

Santiago de Cali, 07 de junio del 2024

Doctor

**Diego Luis Linares Ospina**

Director Maestría en Ciencia de Datos

Facultad de Ingeniería y Ciencias

Pontificia Universidad Javeriana de Cali

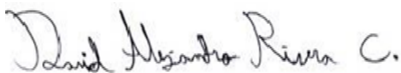
**Asunto:** Presentación para evaluación del proyecto aplicado

Cordial Saludo,

Con el fin de cumplir con los requisitos exigidos por la Universidad para optar por el título de Magíster en Ciencia de Datos, me permito presentar a su consideración el proyecto denominado “Desarrollo de un prototipo de sistema de predicción de riesgo de inseguridad alimentaria ligada al ingreso de los hogares”, el cual fue realizado por el estudiante David Alejandro Rivera Correa con código 8.974.552 perteneciente a la Maestría en Ciencia de Datos, bajo la dirección de Isabel Cristina García Arboleda.

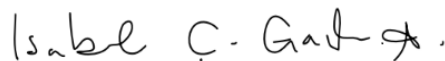
El suscrito director del Proyecto Aplicado autoriza para que se proceda a hacer la evaluación de este proyecto, toda vez que ha revisado cuidadosamente el documento y avala que ya se encuentra listo para ser presentado y sustentado oficialmente.

Atentamente,



---

David Alejandro Rivera Correa



---

Isabel Cristina García Arboleda

C.C. 1.094.974.796 de Armenia (Quindío) C.C. 43.109.746 de Bello (Antioquia)

**Documentación anexa:**

Resumen del Proyecto Aplicado en formato digital (máximo 1 página).

Una copia digital (PDF) del documento del proyecto aplicado

## FICHA RESUMEN

### PROYECTO APLICADO – MAESTRÍA EN CIENCIA DE DATOS

**TÍTULO:** Desarrollo de un prototipo de sistema de predicción de riesgo de inseguridad alimentaria ligada al ingreso de los hogares

1. **ÁREA DE TRABAJO:** Ciencia de Datos
2. **TIPO DE PROYECTO:** Aplicado
3. **ESTUDIANTE(S):** David Alejandro Rivera Correa
4. **CORREO ELECTRÓNICO:** [davidalrc99@javerianacali.edu.co](mailto:davidalrc99@javerianacali.edu.co)
5. **DIRECCIÓN Y TELEFONO:** Calle 7 #22 A01 Barrio Granada - 3145201573
6. **DIRECTOR:** Isabel Cristina García Arboleda
7. **VINCULACIÓN DEL DIRECTOR:** Departamento de Ciencias Naturales y Matemáticas
8. **CORREO ELECTRÓNICO DEL DIRECTOR:** [isabel.garcia@javerianacali.edu.co](mailto:isabel.garcia@javerianacali.edu.co)
9. **PALABRAS CLAVE (al menos 5):** seguridad alimentaria, pronóstico, series de tiempo, datos abiertos, DSS (Decision Support System)
10. **FECHA DE INICIO:** 12 de diciembre de 2022
11. **FECHA DE FINALIZACIÓN:** 07 de junio de 2024
12. **RESUMEN:** La inseguridad alimentaria es un problema multidimensional que desemboca en contextos de hambre o subalimentación, y que hoy se presenta como un reto global reflejado en los Objetivos del Desarrollo Sostenible. La gestión de este problema requiere medidas en varios frentes, no obstante, el monitoreo representa un eje fundamental para poder generar impactos significativos en aquellos que sufren hambre y en quienes tienen riesgo de padecerla, en este sentido el aprovechamiento de datos abiertos es fundamental para poder ejecutar tal seguimiento y tomar decisiones, no obstante en algunos países como Colombia iniciativas ligadas al monitoreo como el Observatorio de Seguridad Alimentaria y Nutricional han perdido relevancia y ejercicios claves como la Encuesta Nacional de la Situación Nutricional no se realizan de forma frecuente. Ante el contexto mencionado este proyecto desarrolla un prototipo de sistema de predicción de riesgo de inseguridad alimentaria ligada al ingreso de los hogares representado en un dashboard que consolida un ejercicio de pronóstico univariado de precios mayoristas para perfilar el precio de una canasta de alimentos y su potencial precio minorista, asociando esto a perfiles representativos de hogares generados a partir de clustering con los cuales se busca cuantificar el riesgo de privación a través de un índice que relaciona el ingreso de los hogares y su perfil socioeconómico; con las variaciones en el valor total de la canasta de alimentos. El ejercicio previamente descrito se desarrolló para las cabeceras municipales de Armenia, Pereira y

Manizales ligando el ejercicio de prototipado a contextos urbanos y de ciudades intermedias; en un marco de ampliación este prototipo sienta las bases para generar sistemas de monitoreo más robustos que aprovechan activamente otras fuentes de datos abiertos y que se pueden nutrir con aportes empíricos más profundos relacionadas a mecanismos de transmisión de precios entre mercados mayoristas y minoristas de alimentos en contextos urbanos. Esto permitiría un seguimiento mucho más oportuno y proactivo por parte de los gobiernos locales al riesgo de inseguridad alimentaria de los hogares con relación a sus ingresos y las fluctuaciones de precios en el mercado de alimentos



Pontificia Universidad  
**JAVERIANA**  
Cali

**DESARROLLO DE UN PROTOTIPO DE SISTEMA DE PREDICCIÓN DE RIESGO DE  
INSEGURIDAD ALIMENTARIA LIGADA AL INGRESO DE LOS HOGARES**

*David Alejandro Rivera Correa*  
*Código 8.974.552*

*Proyecto Aplicado para optar al título de*  
*Magister en Ciencia de Datos*

Director(a)  
Isabel Cristina García Arboleda

FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS  
MAESTRÍA EN CIENCIA DE DATOS  
SANTIAGO DE CALI, JUNIO 7 DE 2024

## TABLA DE CONTENIDO

|  |           |
|--|-----------|
| <b>0. INTRODUCCIÓN</b>   | <b>1</b>  |
| <b>1. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA</b>  | <b>3</b>  |
| 1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA  | 3         |
| 1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA  | 5         |
| <b>2. OBJETIVOS DEL PROYECTO</b>   | <b>6</b>  |
| 2.1 OBJETIVO GENERAL   | 6         |
| 2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS  | 6         |
| <b>3. MARCO TEÓRICO Y ANTECEDENTES</b>   | <b>7</b>  |
| 3.1 MARCO TEÓRICO  | 7         |
| 3.1.1. SEGURIDAD ALIMENTARIA   | 7         |
| 3.1.2. TRANSMISIÓN DE PRECIOS EN MERCADOS DE ALIMENTOS   | 11        |
| 3.1.3. PRONÓSTICO DE SERIES DE TIEMPO  | 13        |
| 3.1.4. METODOS DE CLUSTERIZACIÓN   | 14        |
| 3.1.5. DISEÑO Y CONSTRUCCIÓN DE INDICES E INDICADORES  | 15        |
| 3.2. ANTECEDENTES  | 17        |
| <b>4. DESCRIPCION DEL FLUJO DE DESARROLLO DEL PROYECTO</b>   | <b>21</b> |
| 4.1 PAQUETES Y FRAMEWORKS UTILIZADOS EN EL PROCESO DE ANÁLISIS Y DESARROLLO:                                     | 22        |
| <b>5. RECOLECCION, LIMPIEZA Y TRANSFORMACIÓN DE DATOS</b>  | <b>24</b> |
| 5.1 ENTENDIMIENTO, RECOLECCIÓN Y LIMPIEZA DE DATOS DEL SIPSA PARA LAS CIUDADES DE ARMENIA, PEREIRA Y MANIZALES:  | 24        |
| 5.2 ENTENDIMIENTO, RECOLECCIÓN Y LIMPIEZA DE DATOS DE LA GEIH PARA LAS CIUDADES DE ARMENIA, PEREIRA Y MANIZALES: | 50        |
| <b>6. ANALISIS DE SERIES DE TIEMPO DE PRECIOS MAYORISTAS PARA CONSTRUCCIÓN DE MODELOS DE PRONOSTICO</b>          | <b>53</b> |
| 6.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS:  | 53        |
| 6.2 PROCESO DE MODELACIÓN Y EVALUACIÓN:  | 63        |

|   |           |
|---|-----------|
| <b><u>7. GENERACIÓN DE ARQUETIPOS DE HOGAR A PARTIR DE DATOS DE LA GEIH Y DE OTRAS FUENTES COMPLEMENTARIAS</u></b>  | <b>71</b> |
| <b>7.1 REVISIÓN DEL SET DE DATOS CONSOLIDADO, APLICACIÓN DE CLUSTERING Y GENERACIÓN DE ARQUETIPOS:</b>  | <b>71</b> |
| <b>7.2 REVISIÓN FUENTES ADICIONALES PARA LA OBTENCIÓN DE CIFRA DE REFERENCIA RESPECTO A LA DESTINACIÓN PRESUPUESTAL DE LOS HOGARES A COMPRA DE ALIMENTOS:</b> | <b>76</b> |
| <b><u>8. CONSTRUCCIÓN DE INDICE DE RIESGO DE PRIVACIÓN DEL ACCESO A ALIMENTOS LIGADO A LOS INGRESOS Y A ATRIBUTOS SOCIOECONOMICOS</u></b>                     | <b>77</b> |
| <b><u>9. CONSTRUCCIÓN DE PROTOTIPO DE DASHBOARD</u></b>   | <b>84</b> |
| <b><u>10. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS</u></b>   | <b>94</b> |
| <b>10.1. CONCLUSIONES</b>   | <b>94</b> |
| <b>10.2. TRABAJOS FUTUROS</b>   | <b>94</b> |
| <b><u>11. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS</u></b>  | <b>96</b> |

## TABLA DE ILUSTRACIONES

|   |    |
|---|----|
| <b>ILUSTRACIÓN 1</b> INSEGURIDAD ALIMENTARIA SEGÚN LA ESCALA DE EXPERIENCIA DE INSEGURIDAD ALIMENTARIA DE LA FAO (TOMADA DE <a href="https://www.fao.org/in-action/voices-of-the-hungry/fies/es/">HTTPS://WWW.FAO.ORG/IN-ACTION/VOICES-OF-THE-HUNGRY/FIES/ES/</a> ) .....   | 9  |
| <b>ILUSTRACIÓN 2</b> PETICIÓN AL SERVICIO SIPSAWS A TRAVÉS DE SOAPUI – EN LA IMAGEN SE EJECUTA EL MÉTODO SIPSA CIUDAD CON EL FIN DE VER SUS RESPUESTAS PARA POSTERIORMENTE PROCEDER A HACER PROCESAMIENTO EN PYTHON BUSCANDO VALIDAR LA CALIDAD DE LOS DATOS RESULTANTES.....   | 27 |
| <b>ILUSTRACIÓN 3</b> CÓDIGO UTILIZADO PARA EL CONSUMO DEL SERVICIO TIPO SOAP EXPUESTO POR PARTE DEL DANE A TRAVÉS DEL PAQUETE REQUESTS DE PYTHON. ....  | 27 |
| <b>ILUSTRACIÓN 4</b> CÓDIGO UTILIZADO PARA LA TRANSFORMACIÓN DEL XML RESULTANTE DE LAS PETICIONES AL SERVICIO HACIA UNA ESTRUCTURA TIPO DATAFRAME.....  | 28 |
| <b>ILUSTRACIÓN 5</b> MUESTRA DE UN BOLETÍN SEMANAL DE PRECIOS DEL SIPSA ENTRE 2016 Y MAYO DE 2018, PARA EFECTOS DE ESTE TRABAJO SE LE DENOMINA “BOLETÍN TIPO 1” .....   | 31 |
| <b>ILUSTRACIÓN 6</b> MUESTRA DE UN BOLETÍN SEMANAL DE PRECIOS DEL SIPSA EMITIDO A PARTIR DEL JUNIO DE 2018, PARA EFECTOS DE ESTE TRABAJO SE LE DENOMINA “BOLETÍN TIPO 2” .....  | 31 |
| <b>ILUSTRACIÓN 7</b> GRÁFICA DE VALORES FALTANTES PARA LAS SERIES DE PRECIOS DE LA CIUDAD DE ARMENIA PARA EL PERIODO 2016-2022 .....  | 34 |
| <b>ILUSTRACIÓN 8</b> GRÁFICA DE VALORES FALTANTES PARA LAS SERIES DE PRECIOS DE LA CIUDAD DE PEREIRA PARA EL PERIODO 2016-2022  | 34 |
| <b>ILUSTRACIÓN 9</b> GRÁFICA DE VALORES FALTANTES PARA LAS SERIES DE PRECIOS DE LA CIUDAD DE MANIZALES PARA EL PERIODO 2016-2022 .....  | 35 |
| <b>ILUSTRACIÓN 10</b> GRÁFICA DE VALORES FALTANTES PARA LAS SERIES DE PRECIOS DE LA CIUDAD DE ARMENIA PARA EL PERIODO 2016-2022 DESPUÉS DE APLICAR IMPUTACIÓN A PARTIR DE COINCIDENCIA EN CENTRALES DE ABASTO LOCALES Y APLICACIÓN DE CRITERIO DE CALIDAD DE UN VALOR MENOR O IGUAL AL 10% EN VALORES FALTANTES. .... | 36 |
| <b>ILUSTRACIÓN 11</b> GRÁFICA DE VALORES FALTANTES PARA LAS SERIES DE PRECIOS DE LA CIUDAD DE PEREIRA PARA EL PERIODO 2016-2022 DESPUÉS DE APLICAR IMPUTACIÓN A PARTIR DE COINCIDENCIA EN CENTRALES DE ABASTO LOCALES Y APLICACIÓN DE CRITERIO DE CALIDAD DE UN VALOR MENOR O IGUAL AL 10% EN VALORES FALTANTES. .... | 37 |
| <b>ILUSTRACIÓN 12</b> GRÁFICA DE VALORES FALTANTES PARA LAS SERIES DE PRECIOS DE LA CIUDAD DE PEREIRA PARA EL PERIODO 2016-2022 DESPUÉS DE APLICAR IMPUTACIÓN A PARTIR DE COINCIDENCIA EN CENTRALES DE ABASTO LOCALES Y APLICACIÓN DE CRITERIO DE CALIDAD DE UN VALOR MENOR O IGUAL AL 10% EN VALORES FALTANTES. .... | 37 |
| <b>ILUSTRACIÓN 13</b> PANEL DE GRÁFICAS DE LAS SERIES DE TIEMPO DE PRECIOS MAYORISTAS SIPSA 2016 -2022 SIN IMPUTACIÓN PREVIA. GRÁFICA ELABORADA POR EL AUTOR.....   | 41 |
| <b>ILUSTRACIÓN 14</b> PANEL DE GRÁFICAS DE LAS SERIES DE TIEMPO DE PRECIOS MAYORISTAS SIPSA 2016 -2022 IMPUTADA CON INTERPOLACIÓN LINEAL SIMPLE. GRÁFICA ELABORADA POR EL AUTOR.....  | 42 |
| <b>ILUSTRACIÓN 15</b> PANEL DE GRÁFICAS DE LAS SERIES DE TIEMPO DE PRECIOS MAYORISTAS SIPSA 2016 -2022 IMPUTADA CON INTERPOLACIÓN CON SPLINE 2. GRÁFICA ELABORADA POR EL AUTOR.....   | 43 |
| <b>ILUSTRACIÓN 16</b> PANEL DE GRÁFICAS DE LAS SERIES DE TIEMPO DE PRECIOS MAYORISTAS SIPSA 2016 -2022 IMPUTADA CON INTERPOLACIÓN CON SPLINE 3. GRÁFICA ELABORADA POR EL AUTOR.....   | 43 |
| <b>ILUSTRACIÓN 17</b> PANEL DE GRÁFICAS DE LAS SERIES DE TIEMPO DE PRECIOS MAYORISTAS SIPSA 2016 -2022 IMPUTADA CON INTERPOLACIÓN LINEAL APOYADA CON LOESS. GRÁFICA ELABORADA POR EL AUTOR .....  | 44 |
| <b>ILUSTRACIÓN 18</b> COMPARACIÓN ENTRE SERIES DE TIEMPO DE PRECIOS MAYORISTAS DE LA ZANAHORIA EN LAS CIUDADES DE ARMENIA, PEREIRA Y MANIZALES.....   | 47 |
| <b>ILUSTRACIÓN 19</b> SERIE DE PRECIO MAYORISTA DE LA ZANAHORIA EN MANIZALES IMPUTADA A TRAVÉS DE INTERPOLACIÓN LINEAL APOYADA CON LOESS. ....  | 47 |
| <b>ILUSTRACIÓN 20</b> COMPARACIÓN ENTRE SERIES DE TIEMPO DE PRECIOS MAYORISTAS DE LA ZANAHORIA EN LAS CIUDADES DE ARMENIA, PEREIRA Y LA SERIE IMPUTADA CON LOESS PARA EL CASO MANIZALES.....  | 48 |
| <b>ILUSTRACIÓN 21</b> COMPARACIÓN ENTRE SERIES DE TIEMPO DE PRECIOS MAYORISTAS DE LA ZANAHORIA EN LAS CIUDADES DE ARMENIA, PEREIRA Y LA SERIE IMPUTADA DE MANIZALES A PARTIR DE PRECIOS DE PEREIRA. ....  | 48 |
| <b>ILUSTRACIÓN 22</b> COMPARACIÓN DE SERIES DE TIEMPO DE PRECIO MAYORISTA DE PASTAS ALIMENTICIAS PARA LAS CIUDADES DE ARMENIA, PEREIRA Y MANIZALES.....   | 49 |
| <b>ILUSTRACIÓN 23</b> SERIE DE PRECIO MAYORISTA DE LAS PASTAS ALIMENTICIAS EN MANIZALES IMPUTADA A TRAVÉS DE INTERPOLACIÓN LINEAL   |    |

|  |    |
|--|----|
| APOYADA CON LOESS.....   | 49 |
| <b>ILUSTRACIÓN 24</b> SERIES DE TIEMPO DE PRECIOS DE ALIMENTOS DEL GRUPO DE VERDURAS Y HORTALIZAS PARA LA CIUDAD DE ARMENIA – MEDIAS MÓVILES DE 25,50, 70 Y 150 PERIODOS.....                            | 54 |
| <b>ILUSTRACIÓN 25</b> LAG PLOTS DE UN REZAGO PARA SERIES DE TIEMPO DE PRECIOS DE ALIMENTOS DEL GRUPO DE VERDURAS Y HORTALIZAS PARA LA CIUDAD DE ARMENIA .....  | 55 |
| <b>ILUSTRACIÓN 26</b> GRÁFICAS DE DETECCIÓN DE OUTLIERS APLICANDO EL INDICADOR MAD SOBRE LAS SERIES DE PRECIO MAYORISTA PARA EL MERCADO DE ARMENIA DEL GRUPO DE ALIMENTOS DE VERDURAS Y HORTALIZAS ..... | 57 |
| <b>ILUSTRACIÓN 27</b> GRÁFICAS DE COMPONENTE TENDENCIAL DE LAS SERIES DE PRECIO MAYORISTA PARA EL MERCADO DE ARMENIA DEL GRUPO DE ALIMENTOS DE VERDURAS Y HORTALIZAS .....                               | 58 |
| <b>ILUSTRACIÓN 28</b> GRÁFICAS DE COMPONENTE ESTACIONAL DE LAS SERIES DE PRECIO MAYORISTA PARA EL MERCADO DE ARMENIA DEL GRUPO DE ALIMENTOS DE VERDURAS Y HORTALIZAS .....                               | 58 |
| <b>ILUSTRACIÓN 29</b> GRÁFICAS DE COMPONENTE RESIDUAL DE LAS SERIES DE PRECIO MAYORISTA PARA EL MERCADO DE ARMENIA DEL GRUPO DE ALIMENTOS DE VERDURAS Y HORTALIZAS .....                                 | 59 |
| <b>ILUSTRACIÓN 30</b> GRÁFICA DE ELBOW PARA K-MEANS PARA EL CONJUNTO DE DATOS COMPLETO PARA LA CIUDAD DE ARMENIA. ELABORACIÓN PROPIA DEL AUTOR A PARTIR DE LA LIBRERÍA YELLOWBRICK.....                  | 73 |
| <b>ILUSTRACIÓN 31</b> PORCIÓN DE CÓDIGO DE LA FUNCIÓN CREADA PARA GENERAR ARQUETIPOS PROMEDIO DE ACUERDO CON LA ETIQUETA DEL CLUSTER PRODUCTO DE LA APLICACIÓN DEL ALGORITMO CON MEJORES MÉTRICAS .....  | 74 |
| <b>ILUSTRACIÓN 32</b> VALOR DE ÍNDICE IPALI Y SUS COMPONENTES PARA EL ARQUETIPO 1 DE LA CIUDAD DE ARMENIA.....   | 82 |
| <b>ILUSTRACIÓN 33</b> MOCKUP SECCIÓN DE INTRODUCCIÓN PROTOTIPO DE SISTEMA DE SOPORTE A LA DECISIÓN. ELABORACIÓN DEL AUTOR...   | 88 |
| <b>ILUSTRACIÓN 34</b> MOCKUP SECCIÓN DE PRONÓSTICO DE SISTEMA DE SOPORTE A LA DECISIÓN. ELABORACIÓN DEL AUTOR.....   | 89 |
| <b>ILUSTRACIÓN 35</b> MOCKUP SECCIÓN DE CÁLCULO DE ÍNDICE DE SISTEMA DE SOPORTE A LA DECISIÓN. ELABORACIÓN DEL AUTOR .....   | 90 |
| <b>ILUSTRACIÓN 36</b> DIAGRAMA DE ARQUITECTURA – AMBIENTE LOCAL – PROTOTIPO DE SISTEMA DE PREDICCIÓN DE RIESGO DE INSEGURIDAD ALIMENTARIA LIGADA AL INGRESO .....  | 91 |
| <b>ILUSTRACIÓN 37</b> PROTOTIPO DESPLEGADO EN AMBIENTE LOCAL EN NAVEGADOR EDGE - PAGINA DE INICIO O PRESENTACIÓN DE LA HERRAMIENTA.....  | 92 |
| <b>ILUSTRACIÓN 38</b> PROTOTIPO DESPLEGADO EN AMBIENTE LOCAL EN NAVEGADOR EDGE - PAGINA DE MONITOREO Y PRONÓSTICO.....   | 93 |
| <b>ILUSTRACIÓN 39</b> PROTOTIPO DESPLEGADO EN AMBIENTE LOCAL EN NAVEGADOR EDGE - PAGINA DE ÍNDICE DE PRIVACIÓN DE ALIMENTOS LIGADO AL INGRESO .....  | 93 |

## 0. INTRODUCCIÓN

La seguridad alimentaria es fundamental para sentar bases sólidas en la dinámica de crecimiento y desarrollo dentro de un país, al interior de cada acción que mueve una economía se encuentran las personas, y precisamente la garantía efectiva de un ciclo vital sano fundamenta la base de capital humano que terminará dinamizando al sistema, así las cosas, la persistencia de malnutrición derivada de estados de inseguridad alimentaria puede impactar de forma considerable el futuro de un país.

Hoy la inseguridad alimentaria es un problema que se ha agudizado a nivel global, en 2021 entre 702 y 828 millones de personas fueron afectadas por el hambre [1] , así mismo en Colombia la ENSIN del año 2015 mostraba que un 54% de la población Colombiana presentaba algún grado de inseguridad alimentaria [2] y una encuesta reciente realizada en el 2021 por la Alianza Universitaria por el Derecho Humano a la Alimentación demarca un potencial deterioro mostrando que 1.524 hogares encuestados entre 2021 y 2022 en 11 ciudades del país, el 71,6 % (7 de cada 10) afrontaron inseguridad alimentaria [3].

El contexto del deterioro de la seguridad alimentaria en Colombia se ve fuertemente influido por la desigualdad de ingresos [4], y esta realidad actualmente se agudiza en un medio afectado por la inestabilidad internacional, el aumento de la inflación y el cambio climático. La multiplicidad de inductores que impactan negativamente la posibilidad de acceso a alimentos vía ingreso define una prospectiva de aumento de inseguridad alimentaria que hoy se invisibiliza parcialmente ante la escasez de información y de sistemas que la aprovechen y habiliten un control y monitoreo activo de la seguridad alimentaria a nivel territorial.

A pesar de que los marcos de política pública en Colombia demarcaron en su momento instituciones para soportar el monitoreo de esta materia como el Observatorio Seguridad Alimentaria y Nutricional (OSAN), tal institución tuvo un declive a partir de 2016 y hoy en día no cuenta siquiera con un portal web activo [5], así mismo, ejercicios estadísticos como la ENSIN no se llevan a cabo desde 2015.

La realidad del monitoreo de la seguridad alimentaria en Colombia muestra un panorama de debilidad que debe ser atacado desde el aprovechamiento de los datos disponibles con el fin de habilitar un mecanismo que permita poner a disposición un panorama aproximado de los riesgos de inseguridad alimentaria de los hogares.

Ante la realidad anteriormente expuesta este proyecto aplicado ejecutó la construcción de un prototipo de sistema de predicción de riesgo de inseguridad alimentaria ligada al ingreso de los hogares haciendo uso de datos abiertos con la finalidad de predecir las sendas de crecimiento de precio de los alimentos relacionados a la Canasta Básica de Salud Alimentaria (CABASA)[6] en mercados mayoristas con la finalidad de relacionar su comportamiento con atributos de clústeres de hogares afines socioeconómicamente con el fin de calcular y proyectar un índice que permita

conocer las limitaciones de acceso monetario potenciales relacionadas al incremento de precios en el acceso a una canasta de alimentos básicos, como una aproximación al riesgo de inseguridad alimentaria ligada al ingreso en contextos urbanos abordando en este caso los contextos de las ciudades capitales del Eje Cafetero dentro de un marco temporal 2016-2022.

En el marco del desarrollo de este proyecto se han aplicado modelos de pronóstico con enfoque univariado sobre las series de tiempo semanales de precio de alimentos en mercados mayoristas con el fin de pronosticar el precio de las 8 semanas siguientes, en donde se ha podido evidenciar que los modelos autoregresivos soportados en algoritmos como Gradient Boost y XGboost han presentado un desempeño superior respecto a los modelos clásicos como ARIMA, TBATS, suavizamiento exponencial e inclusive Prophet.

A partir de los pronósticos obtenidos se han asociado los precios a una canasta de referencia, con respecto a la cual se han relacionado cantidades de alimentos a los cuales se les ha supuesto la aplicación de mecanismos de transmisión de precio de diferentes intensidades hacia el mercado minorista; así mismo a partir del hallazgo de perfiles socioeconómicos de hogares representativos por ciudad se ha planteado un índice que relaciona el ingreso de los hogares con el valor de la canasta con el fin de determinar la sensibilidad a diferentes regímenes de precios cruzados con características de riesgo asociadas a la informalidad laboral y de vivienda que pueden incidir negativamente en la estabilidad de los ingresos.

Finalmente, a partir de los insumos de análisis y resultados de pronóstico se plantea un prototipo de sistema de soporte a la decisión con la finalidad de monitorear el riesgo de privación de acceso a una dieta sana y suficiente desde la perspectiva de los ingresos.

## 1. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

### 1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La seguridad alimentaria es un concepto amplio cuya formación tuvo sus inicios en los años 70 en donde se liga su definición al plano de la producción y la disponibilidad suficiente de alimentos [7] , no obstante este concepto va mucho más allá del plano de la oferta, ya que la disponibilidad no implica por sí mismo capacidad para acceder a los alimentos suficientes y necesarios, y así mismo el concepto no se detiene en un marco productivo sino que también termina trastocando aspectos de la salud pública porque un acceso seguro implica inocuidad y también se refuerza en el acto cultural de “alimentarse” en donde entran en juego las preferencias de acuerdo al acervo cultural [8]. Cada uno de los planos demarcados anteriormente han hecho parte de la discusión que ha forjado el concepto de seguridad alimentaria cuya formación más madura se daría hacia los años 90.

El acercamiento conceptual lleva a situarse frente a un concepto complejo, que en su plano de realización pone de manifiesto el problema del hambre y de la malnutrición que finalmente terminan siendo consecuencias de la transgresión de la disponibilidad, acceso, inocuidad y consumo final de alimentos. La relevancia de la seguridad alimentaria como ideal y de la malnutrición como un problema se plantean actualmente como un reto de escala global que se ha visibilizado con mayor intensidad en el último milenio y que hoy por hoy hace parte explícita de los denominados Objetivos del Desarrollo Sostenible (ODS) y de la Agenda 2030 de las Naciones Unidas en donde “Hambre Cero” corresponde al segundo objetivo.

Más allá de la visibilidad del que ha tomado la seguridad alimentaria como un marco conceptual clave dentro de la resolución del hambre y la malnutrición, es preciso resaltar que el reto ha tomado dimensiones considerables que se han incrementado con coyunturas como la pandemia de la COVID-19 y con los efectos ya visibles del cambio climático generando retrocesos que a 2021 se reflejaron entre 702 y 828 millones de personas afectadas por el hambre [1] , dentro tal marco de deterioro América Latina no se ha quedado atrás, de acuerdo a la FAO[9] :

“En 2020, 59,7 millones de personas padecían hambre. Entre 2019 y 2020, la prevalencia del hambre en América Latina y el Caribe aumentó en 2 puntos porcentuales, lo que significa que 13,8 millones de personas más sufrieron hambre que en 2019”

De acuerdo con la misma institución la desmejora en las cifras de seguridad alimentaria representa un retroceso de 15 años que se hace crítico resolver si se pretende cumplir con el ODS número 2 [9] . Dentro de este marco del deterioro hay contextos diversos a nivel territorial,

algunos países tienen amplias dificultades dadas sus limitaciones productivas o de aprovisionamiento, pero en otros casos como el Colombiano más que un problema de disponibilidad, la inseguridad alimentaria se perfila como una problemática fuertemente influenciada por el acceso, en donde los niveles de ingreso se vuelven un elemento clave ya que una mezcla entre la ineficiencia en la distribución de alimentos y de los sistemas agroalimentarios junto a diversos choques externos dan lugar a alza en los precios impiden que los sectores vulnerables y con menores niveles de ingreso puedan tener un acceso efectivo a alimentos suficientes

Actualmente la inseguridad alimentaria en Colombia es un problema latente que ya resonaba desde 2015 en donde la Encuesta Nacional de Seguridad Alimentaria mostraba que un 54% de la población Colombiana presentaba algún grado de inseguridad alimentaria, hoy en día, de acuerdo a estudios y cifras la FAO y del World Food Program [10] Colombia se sitúa como un país con riesgo de hambre aguda o como un *Hunger Hotspot* cuya criticidad se ve marcada por choques externos como los problemas humanitarios por migración, y la inestabilidad de la economía internacional, sumando a su vez problemas internos como el recrudecimiento de la violencia y el desplazamiento, y un contexto de inestabilidad macroeconómica marcada por una fuerte devaluación e inflación elevada, este contexto se traduce en aproximadamente 7,3 millones de colombianos en condición de inseguridad alimentaria.

El panorama actual no es una realidad aislada o inesperada, por el contrario, los rumbos de la ejecución de la política pública y de las estrategias para monitorear y emprender acciones para combatir la inseguridad alimentaria se han visto marcadas por procesos que han diezmado su continuidad y consistencia, uno de estos casos corresponde al Plan Nacional de Seguridad Alimentaria y a su iniciativa de crear el OSAN (Observatorio Nacional de Seguridad Alimentaria) que tendría como finalidad ser un ente dinamizador de los flujos de información y de generación de indicadores, lo cual es un punto de suma importancia dentro de la garantía de la seguridad alimentaria como bien lo resalta la FAO que enfatiza la importancia de “Desarrollar estrategias de análisis y divulgación de los datos” [11]:

“La priorización política de los sistemas de monitoreo de la SAN, deseable y necesaria, ocurrirá en la medida que sus informaciones sean utilizadas por los gestores de las políticas públicas y por la sociedad civil. Esto supone un sistema de divulgación de datos analizados, y no solo de datos “en bruto”, mediante plataformas electrónicas y medios de comunicación más adecuados y pertinentes a cada uno de los usuarios del sistema de monitoreo.”

Los datos en el marco de la lucha contra la inseguridad alimentaria son fundamentales para direccionar acciones focalizadas y pertinentes reflejadas en política pública o en programas y proyectos, no obstante, actualmente el OSAN no se encuentra activo y ha cesado su función facilitadora de información [5], así mismo, ejercicios estadísticos profundos como la ENSIN no se realizan desde 2015 lo cual representa un marco complejo de escasez de información y de sistemas para su consumo.

Si bien la escasez de información para el monitoreo de la seguridad alimentaria no es la única causa del amplio deterioro de esta materia en el país, es preciso resaltar que la efectividad de las acciones a nivel territorial disminuye sin cifras actualizadas o aproximadas respecto al riesgo de la población de entrar en estados de inseguridad alimentaria.

El vacío existente da pie para proponer la construcción del prototipo de un sistema que a partir del uso de datos abiertos del DANE relacionados a precios mayoristas y características socio económicas de los hogares habilite la predicción del riesgo de inseguridad alimentaria desde la perspectiva económica del acceso, a través de la predicción de los precios de una canasta de bienes alimenticios que habilite la generación de un índice que relacione la volatilidad futura de los alimentos con clústeres de hogares representativos y sus niveles de ingreso asumiendo escenarios con diferentes mecanismos de transmisión de precios que permitan aproximar el impacto de la volatilidad de precios de la canasta de alimentos sobre el ingreso disponible.

Llevar a cabo el aprovechamiento antes mencionado es un paso relevante para implementar y promover herramientas que suplan la escasez de información frecuente en materia de seguridad alimentaria que hoy persiste en los diferentes niveles territoriales.

## **1.2.FORMULACIÓN DEL PROBLEMA**

Las falencias en términos de seguimiento a la seguridad alimentaria en el caso colombiano conducen a preguntarse ¿Cómo predecir el riesgo de inseguridad alimentaria de los hogares a través del uso de datos abiertos sobre precios, ingreso de los hogares y sus características socio económicas? Y esta pregunta a la vez desprende las siguientes que se ligan a la comprensión y análisis del fenómeno:

- ¿Cómo consolidar históricamente la base de precios del SIPSA y la Gran Encuesta Integrada de Hogares para facilitar su explotación para fines analíticos?
- ¿Cómo predecir las fluctuaciones futuras de los precios de las series semanales de la canasta básica en horizontes de dos meses?
- ¿Cómo segmentar grupos de hogares con características socioeconómicas y de ingreso afines a partir de la Gran Encuesta Integrada de Hogares?
- ¿Cómo cuantificar el impacto relativo sobre la inseguridad alimentaria teniendo como base el contraste entre fluctuación de precios de una canasta de alimentos y los perfiles socioeconómicos de los hogares?

## **2. OBJETIVOS DEL PROYECTO**

### **2.1 OBJETIVO GENERAL**

Construir un sistema de monitoreo y predicción del riesgo de inseguridad alimentaria desde la perspectiva del poder adquisitivo, que permita conocer la senda de crecimiento futura de los precios mayoristas y su potencial impacto sobre la capacidad de acceso de los hogares de las ciudades capitales del eje cafetero.

### **2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Analizar datos de series de tiempo de precios de alimentos de la canasta básica para el periodo 2016-2022 con el fin de evaluar modelos predictivos que permitan su mejor estimación en horizontes de dos a tres meses.
- Consolidar y analizar datos de Gran Encuesta Integrada de Hogares, Encuesta de Calidad de Vida y cálculo de pobreza monetaria del DANE con el fin de construir arquetipos de hogares a partir de clustering para los contextos locales de la ciudad de Armenia, Manizales y Pereira.
- Construir un índice que permita medir el impacto de las fluctuaciones de precio en el perfil sociodemográfico de diversos perfiles de hogar de las ciudades escogidas.
- Construir un prototipo de sistema de soporte a la decisión que por medio de la visualización y la manipulación de parámetros por parte del usuario final permita monitorear la senda de precios mayoristas de la canasta básica y el comportamiento del riesgo de inseguridad alimentaria ligada al ingreso a partir del índice calculado.

### 3. MARCO TEÓRICO Y ANTECEDENTES

#### 3.1 MARCO TEÓRICO

El presente proyecto tiene una fuerte tendencia interdisciplinaria e involucra temáticas sociales y económicas, pero a su vez también se nutre de elementos técnicos desde el plano del pronóstico y la modelación; con el fin de dar secuencialidad primero se abordarán las temáticas claves desde el plano de la seguridad alimentaria, transmisión de precios en mercados de alimentos y mecanismos de medición de la seguridad alimentaria; seguidamente se abordará la dimensión técnica abordando el pronóstico de series de tiempo, métodos de *clustering* y construcción de indicadores:

##### 3.1.1. SEGURIDAD ALIMENTARIA

El concepto de seguridad alimentaria ha sido un término que ha gozado de diversas transformaciones a lo largo del tiempo, lo cual ha llevado a que su definición tenga cambios con el pasar de las décadas, como bien lo resalta Clay [12] la evolución continua del concepto conduce a dilucidar la amplia gama de aspectos técnicos y de política que se hallan inmersos en él. En el año de 1970 el mundo presentaba un panorama paradójico y es que, en medio de un auge de la productividad agrícola, el mundo se veía abocado a un contexto de crisis en donde las hambrunas representaban un riesgo latente dando lugar así a la instalación de la Conferencia Mundial de la Alimentación en 1974 en donde se daría por primera vez una definición oficial de seguridad alimentaria definiendo la misma como [12]:

“...que haya en todo tiempo existencias mundiales suficientes de alimentos básicos... para mantener una expansión constante del consumo... y contrarrestar las fluctuaciones de la producción y los precios”

Esta definición inicial tuvo un fuerte énfasis en la oferta de alimentos, no obstante el pasar del tiempo y el surgimiento de líneas de pensamiento mucho más profundas respecto al desarrollo humano, la pobreza y el hambre como las de Amartya Sen, llevarían que esta definición inicial incluyera posteriormente aspectos como el acceso a los alimentos, e inclusive la diferenciación entre inseguridad alimentaria crónica y transitoria [12] en donde en la primera convergen elementos como los bajos ingresos y la pobreza estructural y en la segunda se consideran elementos que intensifican o dan lugar a escenarios críticos en el acceso a alimentos como las guerras y las crisis económicas; toda esta serie de aportes llevarían a que en el año 1996 en la Cumbre Mundial sobre la Alimentación se llegaría finalmente a una definición amplia y multidimensional que enuncia que [8]:

“Existe seguridad alimentaria cuando todas las personas tienen en todo momento acceso físico y económico a suficientes alimentos inocuos y nutritivos para satisfacer sus necesidades alimenticias y sus preferencias en cuanto a los alimentos a fin de llevar una vida activa y sana”

En el marco de esta definición se establecen las denominadas dimensiones de la seguridad alimentaria las cuales de acuerdo con la FAO son [13]:

- a. **Disponibilidad de alimentos:** Hace referencia a la existencia de cantidades suficientes de alimentos y en buen estado cuyo suministro se solventa a través de la producción interna, o bien, a través de importaciones.
- b. **Acceso a los alimentos:** Hace referencia a la posibilidad que tienen los individuos para acceder a los recursos necesarios para adquirir alimentos sanos y suficientes, esta dimensión involucra de forma especial factores como el ingreso cuya tenencia resulta crítica para garantizar el acceso, no obstante, también se relacionan otros factores como el acceso a los mercados, y la efectividad de los mecanismos de distribución de los alimentos que pudieran llegar a incrementar su valor final.
- c. **Utilización:** Hace referencia al uso biológico de los alimentos a través de una alimentación adecuada, agua potable, sanidad y atención médica, Carrasco & Palma (2017) añaden que la dimensión se cierra a las necesidades de cada persona de acuerdo con sus preferencias, edad, consumo de energía y se complementa a partir de insumos no alimentarios representados en el saneamiento básico, la inocuidad y la diversidad de factores que impactan la manipulación y consumo final en condiciones óptimas.
- d. **Estabilidad:** La estabilidad enuncia que una población, un hogar o una persona deben tener acceso a alimentos adecuados en todo momento; así las cosas, aun en eventos contingentes como desastres naturales o crisis económicas la disponibilidad y el acceso deberían preservarse.

Las dimensiones de la seguridad alimentaria dan cuenta de su amplitud y multidimensionalidad, no obstante, el foco central de este proyecto recae en la dimensión de acceso desde una visión del ingreso de los hogares, es decir, se aborda el problema de la inseguridad alimentaria como un fenómeno en donde el poder adquisitivo es un factor influyente y cuyo análisis puede conducir a tipificar un riesgo potencial de privaciones en el acceso a alimentos.

Como bien *resalta la FAO [9] en otro de sus documento de referencia* la dimensión de acceso remite a la capacidad de los hogares para acceder a una cantidad suficiente de alimentos de manera regular a través de una combinación de compras, trueque, prestamos, asistencia

alimentaria o donaciones” considerando esta definición complementaria la capacidad de compra es un aspecto clave en especial para suplir la necesidad de alimentos, esta visión por supuesto se relaciona con las condiciones de mercado que están dispuestas para disponer de los alimentos, en este sentido el ingreso se relaciona con los precios y su fluctuación, ya que la volatilidad de estos relacionada con el ingreso base de los individuos generará restricciones finales que tendrán un desenlace reflejado en la sustitución o bien en la privación de ciertos grupos de alimentos, conceptualmente estos desenlaces hacen referencia a inseguridad alimentaria moderada o grave lo cuales se encuentran tipificados en la Escala de Experiencia de Inseguridad Alimentaria que se ilustra en la siguiente imagen:

### INSEGURIDAD ALIMENTARIA SEGÚN LA FIES. ¿QUÉ SIGNIFICA?



*Ilustración 1* Inseguridad alimentaria según la Escala de Experiencia de Inseguridad Alimentaria de la FAO (tomada de <https://www.fao.org/in-action/voices-of-the-hungry/fies/es/>)

En síntesis, desde una perspectiva conceptual el proyecto aplicado aborda la predicción y análisis del riesgo de inseguridad alimentaria desde la dimensión del acceso haciendo énfasis en el factor de ingreso de los hogares y de la dinámica de precios de los alimentos.

Adicionalmente, remitiéndose a los aspectos estructurales asociados a la inseguridad alimentaria, este proyecto también toma en consideración factores que pueden potenciar la incertidumbre respecto al acceso a alimentos desde la dimensión del ingreso, bajo esta premisa se toman los atributos de informalidad laboral y de vivienda como factores riesgo que influyen negativamente en la estabilidad de los ingresos y por ende en la capacidad de acceso ante contextos de fluctuación de precios.

#### 3.1.1.1 MONITOREO DE LA SEGURIDAD ALIMENTARIA DESDE LA DIMENSIÓN DEL ACCESO

El uso de datos para el monitoreo de la seguridad alimentaria ha sido un punto relevante desde el surgimiento del concepto, y la demarcación de su relevancia dentro de los lineamientos de

política para la lucha contra el hambre en los países queda bien definida en el objetivo 2.2 de la Declaración de Roma sobre la Seguridad Alimentaria Mundial [8] en donde se explicita que los gobiernos en colaboración con los actores de la sociedad civil deben:

“Desarrollar y actualizar periódicamente, según sea necesario, un sistema nacional de información y cartografía sobre la inseguridad y la vulnerabilidad alimentarias que indique las zonas y poblaciones, inclusive a nivel local, que padezcan o se hallen en riesgo de padecer hambre y malnutrición y los elementos que contribuyan a la inseguridad alimentaria, utilizando al máximo los datos y otros sistemas de información existentes a fin de evitar la duplicación de esfuerzo”

La directriz enmarca en la declaración es enfática en la importancia de identificar no solo a los grupos ya afectados por la inseguridad alimentaria, sino que también invita a identificar los perfiles de aquellos que se encuentran en riesgo o en estado de vulnerabilidad, esta necesidad de identificación remite a un deber de monitoreo que ha venido consolidándose y fortaleciéndose desde la FAO y desde los diferentes gobiernos y en medio de tal proceso se ha dado una amplia proliferación de métricas e indicadores para el monitoreo que se han visto secundadas por un marco conceptual difuso y de contextos variados en cuanto a la disponibilidad de datos, de acuerdo a Hendriks [14] a inicios de los 2000 ya existían más de 250 definiciones y cerca de 450 indicadores de seguridad alimentaria.

Más allá de la diversidad de indicadores y contextos, la relevancia de monitorear la seguridad alimentaria persiste, y así mismo la FAO [9] es enfática en la necesidad de poner a disposición datos analizados que sean expuestos al público y que sean divulgados, lo cual es plenamente coherente con la vinculación que hace la ONU [11] entre la disponibilidad y explotación de información con el desarrollo. El monitoreo de la seguridad alimentaria actualmente se liga a la generación de métricas ligadas a las dimensiones de disponibilidad, acceso, utilización y estabilidad, para el caso del acceso la FAO [11] resalta que el monitoreo de esta dimensión suele verse alimentado por datos como:

- Información sobre ingresos y distribución de gastos de los hogares.
- Tasas de empleo y subempleo.
- Información demográfica como la composición de los hogares.
- Indicadores relativos a características de la vivienda y factores de vulnerabilidad de su ubicación (riesgo ante desastres naturales).
- Precios de los alimentos y costos de la canasta básica.

A partir del uso de la información anterior se logran indicadores de acceso con un enfoque indirecto que permiten demarcar grupos con diferentes grados de vulnerabilidad, algunos indicadores ligados al acceso son [9], [11] :

- Índice de precios al consumidor de los alimentos
- Costo de la canasta básica con relación al salario mínimo.
- Porcentaje de gastos en alimentos en relación con los gastos totales.
- Densidad de líneas de transporte
- Líneas de pobreza e indigencia

Dentro de este proyecto se han empleado algunas de las bases demarcadas por la FAO para el monitoreo de la dimensión del acceso, no obstante en este caso se ha buscado relacionar la fluctuación de los precios de los alimentos de una canasta, junto a la dinámica de los ingresos de arquetipos de hogares buscando generar un indicador más granular que habilite conocer el impacto de la fluctuación en varios perfiles de hogar motivando un proceso de análisis apoyado en el pronóstico del comportamiento futuro de los precios mayoristas, así las cosas, se preserva la línea de una métrica indirecta para el monitoreo del acceso pero con un carácter más específico de territorio, con mayor granularidad y con una finalidad prospectiva que pretende avizorar la vulnerabilidad futura de los hogares dada la senda de variación de los precios.

### **3.1.2. TRANSMISIÓN DE PRECIOS EN MERCADOS DE ALIMENTOS**

El precio final de los alimentos percibido por los consumidores finales es el resultado de la interacción entre varios agentes e inclusive de la interacción de varios mercados asociados a la cadena productiva del alimento en donde se involucran agentes como el campesino, los transportadores, los comercializadores mayoristas y finalmente los minoristas, dentro de esta dinámica se presentan procesos de transmisión de precios que pueden ser de dos tipos [15] [16]:

- **Transmisión vertical:** Corresponde a la transmisión de precios entre los diferentes eslabones de la cadena de producción y comercialización.
- **Transmisión espacial:** Corresponde a la transmisión de precios entre mercados separados geográficamente.

Los dos tipos de transmisión precios se ven influidos por factores como:

- Transporte y costos de transacción.
- Poder de mercado.
- Incremento en los rendimientos a escala a nivel de producción.
- Homogeneidad del producto y su diferenciación.

- Tipos de cambio.
- Políticas arancelarias y de comercio exterior.

Cada uno de los aspectos anteriores generan efectos en las decisiones de los agentes de la cadena productiva que pueden influir en la fijación de precios de cada momento del eslabón y generar volatilidad que puede extenderse fácilmente a los demás eslabones de la cadena y que puede traer efectos como [16] :

- La reducción de oferta por parte de los productores y la desaceleración de su inversión en factores de producción.
- Incertidumbre de abastecimiento en los eslabones menores de la cadena productiva y cambio en las estrategias de distribución.
- Aumento de los riesgos de inseguridad alimentaria en los consumidores con menores ingresos que dedican un mayor porcentaje a la compra de estos.

Dentro de un contexto de mercado estable y sin distorsiones se esperaría que ante un choque la transmisión de precios entre mercados sea de tipo simétrico, es decir, las proporciones de variación se transmiten de forma uniforme, no obstante, en el plano real los incrementos en los precios mayoristas se transmiten con mayor intensidad hacia los consumidores finales, de acuerdo con Rodríguez & Torres [15] :

“La causa de esa asimetría estaría en que los vendedores minoristas usan su poder de mercado local en la fijación de los precios, el cual se deriva de la mejor información que tienen sobre lo que acontece en los eslabones anteriores de la cadena de comercialización.”

Este comportamiento derivado del poder de mercado de los vendedores minoristas conduce a que, dada su estructura de beneficios, ante un aumento de los precios mayoristas tal incremento se transmita de manera rápida al consumidor con el fin de poder preservar el margen de ganancia, por otro lado, cuando se presenta un descenso el mecanismo de transmisión tiende a presentar un rezago ante una búsqueda del minorista por explotar un margen de ganancia mayor.

Los elementos básicos de la transmisión de precios de los alimentos son relevantes en este proyecto ya que permitan sentar las bases para proponer escenarios de cálculo para el índice que se modelará, en este orden de ideas el mecanismo de transmisión de precios actúa en cierta medida como un multiplicador asociado a los intereses de los comerciantes minoristas, lo cual da pie para plantear varios escenarios que contribuyen a conocer los impactos sobre los hogares partiendo de precios mayoristas, ante lo cual se pueden plantear casos simétricos y asimétricos de transmisión de precios a los consumidores finales.

### 3.1.3. PRONÓSTICO DE SERIES DE TIEMPO

Las series de tiempo son conjuntos de datos que recogen los valores que toma una variable a lo largo del tiempo, es decir, que tienen un orden temporal [17] [18]. Este tipo de datos pueden tener patrones diversos a través del tiempo como tendencias, ciclos, o inclusive evidenciar comportamientos de carácter aleatorio o estocástico. El análisis de este tipo de datos remite en primera estancia a conocer las características y componentes de la serie de tiempo los cuales corresponden a tendencia, ciclo, estacionalidad y su componente aleatorio, la finalidad de entender cada uno de estos componentes es hallar el modelo matemático subyacente que permita reproducir parcialmente tales elementos [19] y habilitar procesos posteriores de pronóstico.

El abordaje del proceso de pronóstico en las series de tiempo puede abordarse desde una perspectiva estadística la cual se fundamenta en modelos clásicos ampliamente abordados por la literatura como los modelos derivados de la metodología Box-Jenkins [20] como los modelos ARIMA y sus variantes, así como otras vertientes como el suavizamiento exponencial, modelos aditivos generalizados (GAM) y otros modelos robustos ante atributos como estacionalidades múltiples como lo son modelos como BATS Y TBATS [21] que combinan atributos; esta serie de modelos cumplen con la particularidad de poder asumir el proceso de pronóstico desde una perspectiva univariante, es decir, el pronóstico generado a partir de este tipo de modelos depende de los atributos estructurales de la serie que permitan en cada caso modelar matemáticamente su comportamiento pasado y aproximarse a su comportamiento futuro.

Sin embargo, el abordaje del pronóstico puede tener una variación y es asumir este como un problema de aprendizaje supervisado de regresión, bajo esta perspectiva se considera una modificación de la perspectiva del problema en donde se consideran una variable dependiente y un conjunto de variables predictoras, desde un enfoque básico este cambio de enfoque implica realizar tareas de ingeniería de características para determinar cuáles serán las variables para ejecutar el proceso de pronóstico, generalmente para el caso de las series de tiempo se tiende a tomar como variables predictoras a los rezagos de la serie principal, no obstante este enfoque también abre la puerta a utilizar atributos de la fecha, atributos estadísticos acumulados, así como otras variables de carácter exógeno que deberán cumplir la condición de poder ser calculadas para poder llevar a cabo un pronóstico  $n$  pasos adelante.

El enfoque de regresión abre la puerta a modelos de regresión simple, regresiones regularizadas, así como regresiones basadas en algoritmos como *Gradient Boost* y *XGBoost* que cuentan con mayor robustez respecto al tratamiento de relaciones de carácter no lineal. En el marco de este proyecto aplicado se han considerado los siguientes modelos:

- Modelos Naive basado en la media global del set de datos [22]
- Modelo Naive de estacionalidad con una ventana de media previamente definida [22]
- Modelo ARIMA [22]
- Modelo Suavizamiento Exponencial [23] [24]
- Modelo Prophet (GAM)
- Modelo TBATS [21]
- Modelo de regresión basado en XGBoost [25] con enfoque autoregresivo
- Modelo de regresión basado en Gradient Boost con enfoque autoregresivo

Los modelos anteriores han sido tenidos en cuenta considerando que la literatura que gira en torno a modelos que involucran precios del SIPSA, son claros respecto al carácter diverso e irregular que presentan las series, en este caso se abordan modelos naive como modelos base, se toma el modelo ARIMA como un referente de modelo clásico, y se toman modelo suavizamiento exponencial, Prophet, TBATS y modelos de regresión basados en algoritmos de machine learning teniendo en cuenta que estos modelos son mucho más robustos y apropiados para capturar estructuras no lineales, tienen mayor robustez ante datos atípicos, y no exigen que la series sean estacionarias para generar buenos resultados.

En lo que respecta a medidas de evaluación se han empleado métricas sugeridas por la literatura en general, pero también basándose en métricas usadas en trabajos que han utilizado series de tiempo del SIPSA [26] [27]:

- MAE (Mean Absolute Error)
- RMSE (Root Mean Square Error)
- MAPE (Error Porcentual Absoluto Medio)

En el marco del proyecto aplicado el pronóstico de series de tiempo juega un papel importante en la medida que permite aproximarse al comportamiento futuro de los precios, y por medio de tales predicciones se sientan las bases para alimentar el índice que relacionará la fluctuación de los precios y el perfil socioeconómico de los hogares.

#### **3.1.4. METODOS DE CLUSTERIZACIÓN**

El *clustering* es una técnica de aprendizaje no supervisado que permite develar estructuras implícitas en datos que no están previamente etiquetados buscando generar agrupaciones naturales a partir de las variables disponibles y su grado de similitud o cercanía entre si[28], en esta línea destacan modelos como:

- **K-means:** Este algoritmo está orientado a descubrir similitudes o puntos de diferencia dentro de un grupo de datos agrupando observaciones de tal forma que en cada grupo creado se encuentren las observaciones con mayor similitud entre sí y que guardan diferencias relevantes respecto a otros clústeres. Para lograr las agrupaciones este algoritmo busca minimizar las distancias medias entre los puntos, para llevar a cabo esta tarea el algoritmo asigna de aleatoria centroides y por medio de tal asignación realiza particiones en “k” grupos los cuales tienen la particularidad de no superponerse entre sí, de acuerdo con Rashcka & Mirjalili [28] este algoritmo tiene mayor eficiencia en la identificación de clústers con forma esférica.
- **Clustering jerárquico:** Los algoritmos de clustering jerárquico son de gran utilidad cuando existen relaciones de tipo jerárquico dentro del set de datos, para el aprovechamiento de este tipo de algoritmos primero debe generarse una matriz de distancias, una vez tal matriz es calculada los tipos de enfoques que pueden abordarse son “single linkage” y “Complete linkage”[28][29], en el primer enfoque la tendencia es de carácter aglomerativo y asume inicialmente que cada punto es un clúster, a partir de esto el algoritmo une los clusters con menores distancias entre sí; en el segundo enfoque se lleva a cabo una operación similar pero comparando los clusters con menor similitud entre sí. Una vez que el proceso termina los resultados pueden ser visualizados en un dendograma a partir del cual es posible identificar los clusters generados.
- **K-Modes:** Es un algoritmo adaptado para la generación de clusters en datos de tipo categórico, esencialmente este algoritmo combina conceptos de densidad y asignación tomando propiedades de k-means y k-medoides, perfilándose, así como un tipo de clustering apto para hallar agrupaciones que no son convexas y que además ofrece un cómputo más veloz que el otorgado por k-means [30].

Dentro del espectro de algoritmos de clustering existen otra gran variedad cuya diferencia radica en el tipo de distancia utilizada, o en la eficiencia que tienen los algoritmos para detectar clústeres con formas específicas algunos de estos algoritmos son DBSCAN y GMM; sin embargo, para efectos de este proyecto se ha hecho énfasis en los anteriormente mencionados.

En el marco de este proyecto aplicado los modelos de clustering han sido utilizados para generar clústeres de hogares con características socioeconómicas afines, a partir de los cuales se han generado arquetipos o perfiles promedio para cada ciudad.

### 3.1.5. DISEÑO Y CONSTRUCCIÓN DE INDICES E INDICADORES

El contexto actual en donde las problemáticas implican un seguimiento y revisión continua demarcan la necesidad de contar con cifras que permitan dar cuenta de la evolución de una problemática y sus componentes, en este orden de ideas los indicadores se presentan como expresiones cualitativas o cuantitativas observables que permiten describir características,

comportamientos o fenómenos de la realidad a través de la evolución de una variable o el establecimiento de una relación entre variables [31] la descripción planteada por el indicador conducirá a la mejora de la toma de decisiones y contribuir a un proceso de monitoreo desde la perspectiva de la cuantificación de cambios.

El planteamiento de un índice o indicador está directamente ligado a la complejidad del problema o fenómeno que pretende medir, para el caso de problemáticas multidimensionales como la seguridad alimentaria o inclusive temas como el desarrollo sostenible se vuelve mucho más pertinente el uso de indicadores compuestos los cuales buscan ser una representación simplificadas de un concepto o problemática multidimensional cuyo resumen desemboca en un índice simple [32].

Una de las grandes ventajas de los indicadores compuestos es la posibilidad de integrar varias dimensiones de un fenómeno logrando así disminuir su complejidad, no obstante tal disminución suele verse marcada por procesos intermedios que implican el cálculo de indicadores para elementos más simples relacionados al fenómeno, como bien resalta la CEPAL [32] el proceso de calcular sub-indicadores es relevante para disminuir la simplificación excesiva en la construcción de un índice, y a su vez la disponibilidad de los datos que alimentan tales indicadores debe garantizar disponibilidad y frecuencias de muestreo similares con el fin de poder garantizar con un buen nivel la comparabilidad y calidad del indicador.

Algunas condiciones o requisitos que deben tenerse en cuenta en la creación de un indicador de tipo compuesto son [32]:

- **Existencia y determinación:** Hace referencia a la forma funcional del indicador o índice la cual debe existir y tener una solución perfectamente determinada.
- **Exhaustividad:** Hace referencia al aprovechamiento que se hace de la información y de las variables en el índice, bajo esta condición técnica se busca que el aprovechamiento sea el máximo posible y esté libre de redundancia que pueda dar lugar a sesgos.
- **Monotonía:** El indicador resultante debe responder positivamente al cambio positivo de las componentes y viceversa.
- **Invariancia:** El indicador debe ser invariante a cambios de origen o de escala de sus componentes.
- **Homogeneidad:** La función matemática que define al indicador compuesto debería ser homogénea de grado 1.
- **Transitividad:** Si para el indicador se plantean tres casos de cálculo distintos  $a, b$  y  $c$  y se tiene que en el primer escenario de cálculo  $a$  es mayor a  $b$ , y  $b$  es mayor a  $c$ , entonces se tendrá que el indicador calculado sobre  $a$  será mayor al indicador calculado sobre  $c$ .

Dentro del marco de este proyecto aplicado el proceso de diseño del índice ha considerado como algunos de los parámetros anteriormente mencionados tomando como referencia que su intención es relacionar la interacción entre la fluctuación entre los precios mayoristas y sus posibles mecanismos de interacción a mercados minoristas con los perfiles de ingreso y sociodemográficos de los hogares, por medio de lo cual la cual se ha buscado demarcar el potencial de privación del consumo de la misma dados los ingresos disponibles y factores de riesgo inherentes al hogar relacionados a su contexto laboral y a las condiciones de la vivienda.

### **3.2. ANTECEDENTES**

Al llevar a cabo una revisión del estado del arte relacionada al proyecto aplicado ha sido posible identificar varias líneas que se relacionan a los componentes del desarrollo del sistema, pero a su vez también es posible identificar dentro de la literatura disponible casos semejantes en lo que respecta a trabajos de construcción de índices, predicción de precios de alimentos y de sistemas de soporte a la decisión.

La proposición o cálculo de índices relacionados a seguridad alimentaria no son una cuestión aislada en la literatura, por el contrario, la intención de condensar datos sobre los precios de los alimentos o información sobre los hogares resulta ser de suma relevancia con el fin de conocer indirectamente en el posible estado de inseguridad alimentaria, por ejemplo Felix Baquedano [33] de la FAO junto al Global Information Early Warning System of the Food and Agriculture Organization (GIEWS) desarrolla un indicador de anomalías de precio basado en el cálculo de una tasa trimestral y anual de crecimientos compuestos definidos como una media geométrica, el cálculo del indicador en mención busca generar alertas respecto a incrementos acelerados en el precio que pueden representar afectaciones en términos de acceso para los hogares, el índice generado es aplicado para productos específicos en Níger y Nicaragua.

El índice calculado por Baquedano [33] representa una base relevante para incluir dentro de la modelación intermedia del índice que se propondrá dentro del proyecto aplicado, esto dado que la finalidad es relacionar los procesos de fluctuación de los precios en el corto plazo con los perfiles de ingreso de los hogares, en el marco de esta finalidad poder condensar la volatilidad de los precios en un índice de crecimiento puede ser un punto de partida para cumplir con el objetivo propuesto, no obstante, se torna relevante explorar modificaciones al índice en mención en aras de incluir ventanas de tiempo mensuales y no de tipo trimestral.

Desde una perspectiva de los indicadores compuestos trabajos como el de Ibok, Osbahr y Srinivasan [34] toman bastante relevancia al proponer un Índice de Vulnerabilidad de Inseguridad Alimentaria que corresponde a un índice multidimensional de la probabilidad de choques externos, acumulación de experiencias de inseguridad alimentaria y capacidad de adaptación de los hogares. El índice desarrollado por los autores toma como base una encuesta de hogares de Nigeria y captura elementos como características de vivienda, composición de ingresos, alfabetización de los miembros del hogar, desempleo, choques agroclimáticos, entre otros

factores.

Los índices mencionados resultan ser insumos valiosos de referencia para el diseño del índice que diseñará como producto de este proyecto aplicado, en una primera estancia se buscaría fusionar las perspectivas de Baquedano e Ibok [33], [34] con el fin de poder capturar las relaciones entre la exposición a variaciones de precio, y los atributos inherentes al hogar de referencia que incrementan su riesgo de inseguridad alimentaria, así las cosas, se buscaría un índice compuesto que considere la sensibilidad a la variación de los precios de grupos relevantes de alimentos, la base de ingreso del hogar como restricción para acceso a una canasta de alimentos y atributos socioeconómicos como inductores de riesgo.

Desde la perspectiva de la predicción hay un amplio despliegue de investigaciones relacionadas a la predicción de precios de productos alimenticios, en donde hay un uso común del pronóstico de series de tiempo, pero abordada desde diferentes técnicas encontrando el uso de métodos tradicionales como la regresión [35], así como el uso de los modelos derivados de la metodología Box-Jenkins [26], [36],[37], [38] sumando a su vez la inclusión de modelos no lineales y relacionados al machine learning como las redes neuronales recurrentes, redes neuronales LSTM [39] e inclusive modelos que integran redes neuronales y lógica difusa [40].

Al aterrizar este contexto de predicción de precios al contexto académico colombiano resaltan por similitud o afinidad los trabajos de Gamarra & Micolta [26] y del Departamento Nacional de Planeación:

- **Estimación de modelos para el pronóstico de precios en el sector agropecuario en el distrito especial de Buenaventura, una aproximación econométrica usando el lenguaje de programación R [26]:** En este trabajo de tesis de maestría el autor busca predecir a partir de datos del SIPSA los precios diarios de la Yuca Chiroso, la Piña Gold y el Banano Criollo. Para llevar a cabo las predicciones el autor prueba modelos tradicionales como Holt Winters de tipo aditivo y multiplicativo, promedios móviles, modelos ARIMA, ARMA y modelos de series de tiempo ensamblados y realiza la evaluación de estos a partir de las métricas ME, RMSE, MAE, MPE y MAPE.

Una vez son evaluados los modelos el autor logra evidenciar que modelo resulta más adecuado para cada producto en el contexto del mercado de Buenaventura:

**Piña Gold** -> Ensamble de mínimos cuadrados ordinarios RMSE = 76.2081 MAPE = 3.0827

**Yuca Chiroso** -> Suavización exponencial simple RMSE = 21.5259 MAPE = 1.8632

**Banano Criollo** -> Ensamble por el método de Newbold y Granger RMSE = 10.3371 MAPE = 0.5373

Para el caso de este trabajo el resultado no se queda únicamente en el pronóstico sino que tiene como resultado la construcción de un dashboard en donde se visualizan los pronósticos de los productos y en donde además se calculan métricas respecto a las variaciones de precio, es importante resaltar que en este caso la finalidad de la visualización se orienta a la toma de decisiones del productor agrícola, su intención no radica en la seguridad alimentaria, sin embargo es una línea base relevante respecto al desempeño de modelos estadísticos clásicos.

- **Big Data para el monitoreo de precios agropecuarios [27]:** Este proyecto corresponde a la Unidad de Científicos de Datos del Departamento Nacional de Planeación, en este caso la finalidad del proyecto se relaciona a la construcción de una herramienta de monitoreo de los precios de los productos agropecuarios comercializados en las centrales de abastos del país y dentro de su alcance compromete la construcción de una base de datos histórica, la predicción de los precios de los productos agrícolas 30 días adelante y visualizar patrones de asociación entre las series de precio a través de mapas de calor comprendiendo un marco temporal de 2013 a 2017.

Para llevar a cabo el proceso de pronóstico los autores prueban los siguientes modelos para cada serie de tiempo disponible:

- TBATS model
- ARIMA
- Error, Trend, Seasonality (ETS)
- Naive
- Generalized Additive Model (GAM)
- Mean Forecast

Para la evaluación de los modelos hacen uso del Error Absoluto Medio (MAE) y emplean índices de aprendizaje que permiten conocer el desempeño de los algoritmos en los diferentes tramos de la serie de tiempo, este proceso de evaluación se itera para cada producto con el fin de conocer que modelo resulta ser más preciso.

Finalmente, los autores proponen un ejercicio de asociación entre precios y centrales mayoristas para lo cual emplean pruebas vectoriales como Euclidean Distance, Manhattan Distance, Minkowski Distance e Infinitive Norm Distance.

Los antecedentes recabados permiten evidenciar que la construcción de indicadores y el pronóstico desde el plano de predicción de precios ha sido un campo con un amplio abordaje en la literatura, no obstante los abordajes y alcances identificados permiten evidenciar que el proyecto aplicado propuesto integra la perspectiva de pronóstico y construcción de un indicador lo cual lo posiciona como una novedad dentro del espectro de proyectos afines especialmente en el caso Colombiano, lo cual se refuerza aún más con el enfoque de la iniciativa que se orienta al monitoreo y predicción de inseguridad alimentaria desde una perspectiva del ingreso bajo un enfoque de contextos urbanos de ciudad capital en Colombia.

#### 4. DESCRIPCION DEL FLUJO DE DESARROLLO DEL PROYECTO

A diferencia de otros enfoques o abordajes que involucran los precios mayoristas de alimentos presentados por el SIPSA que suelen estar centrados en la perspectiva de la oferta, es decir, en el uso de los datos para generar señales a productores que van a las centrales de abasto; este proyecto busca generar una aproximación enlazando el componente de oferta y demanda aprovechando la formación de precios de las centrales de abasto y su potencial relación con los perfiles socioeconómicos de los hogares y sus ingresos, finalmente, aunque el precio mayorista no es el precio final percibido por el consumidor, es preciso reconocer que el precio mayorista corresponde a un eslabón del proceso de formación de precios que tiene el potencial de generar impactos sobre la formación del precio minorista, de hecho la evidencia empírica en estudios como el de Rodríguez & Torres [15] para el caso bogotano muestran que la transmisión de precios del mercado mayorista al minorista no es simétrica e inclusive se traduce en transmisiones amplificadas de los choques hacia el consumidor final en donde la amplitud del choque se asocia al poder del comerciante minorista en su contexto local.

En concordancia a lo anterior, este proyecto toma los precios mayoristas como un vehículo de transmisión de precio hacia los consumidores finales asumiendo mecanismos de transmisión asimétricos en donde se parte de un supuesto en donde el comerciante minorista se abastece directamente del mercado mayorista y derivado de su proceso de compra establece un margen de beneficio, bajo este esquema se tendrá que el precio minorista será igual al precio mayorista sumado a un margen de beneficio definido por el comerciante minorista, partiendo de los hallazgos de Rodríguez & Torres [15] y extrapolándolos al contexto del eje cafetero se define un mecanismo de transmisión fijo ligado a la determinación del margen de beneficios de un comerciante minorista hipotético.

A partir de la dinámica de transmisión de precios antes mencionada, por medio de los productos disponibles en el SIPSA para las ciudades escogidas se ha formado una canasta de alimentos basada en la Canasta Básica de Salud Alimentaria (CABASA)[6] , a partir de la cual se toman cantidades necesarias para una dieta mensual y sus precios de referencia con el fin de determinar el valor futuro que tendrá la canasta en las 8 semanas siguientes, bajo esta dinámica de tratamiento de los datos se tiene un valor de canasta en precios mayoristas y valores de canasta a precios minoristas conformados a través de los mecanismos de transmisión fijos. Posteriormente a partir de la Gran Encuesta Integrada de Hogares se ha generado una consolidación de la encuesta por hogares con el fin de aplicar un ejercicio de clustering cuyo objetivo es generar arquetipos de hogares representativos en donde se incluya un nivel de ingresos promedio junto a características socioeconómicas representativas.

A partir de los resultados de pronóstico y clustering con los perfiles de hogares se ha construido un índice de privación de acceso a alimentos que relaciona el valor total de la canasta con el presupuesto disponible de los arquetipos de hogares a lo cual se adicionan factores de riesgo ligados a la informalidad laboral y de vivienda, teniendo en cuenta que estos aspectos pueden influir negativamente en la estabilidad de los ingresos del hogar a través del tiempo.

A partir de los resultados obtenidos en los procesos de modelación y de diseño del índice se plantea finalmente un prototipo de sistema de soporte a la decisión que consolida los elementos más importantes de este proceso de análisis y pronóstico.

En las siguientes secciones se detalla cada uno de los tramos anteriormente descritos buscando profundizar y detallar los procesos llevados a cabo y los hallazgos que han derivado en el resultado final.

#### **4.1 Paquetes y frameworks utilizados en el proceso de análisis y desarrollo:**

Como se ha podido evidenciar anteriormente este proyecto comprende el uso de varias técnicas de limpieza, modelación e inclusive diseño de interfaz de usuario con orientación analítica. Para materializar esta serie de elementos se ha hecho del lenguaje de programación Python y de diversas librerías, en la siguiente tabla se describen las librerías más relevantes, su función dentro del proyecto y su respectiva referencia de documentación esto con el fin de dar claridad sobre la pila tecnológica utilizada en el desarrollo del proyecto y dar el crédito necesario a los autores de las librerías utilizadas:

**Tabla 1 Paquetes y frameworks utilizados en el desarrollo del proyecto [25], [41], [42], [43], [44], [45], [46], [47], [48], [49], [50]**

| Nombre de la librería                        | Descripción General  | Uso dentro del proyecto   | Guía de referencia  |
|--|--|---|---|
| <b>sktime</b> [25]                           | Sktime es un framework unificado para la implementación de machine learning con series de tiempo que guarda compatibilidad y similitud con el framework sklearn. Este paquete permite tareas de clasificación, regresión, clustering, transformación, detección de outliers e inclusive la implementación de pipelines con cada una de estas tareas, todo basado en datos de series de tiempo.   | Dentro del proyecto sktime juega un papel fundamental para el proceso de caracterización, modelación y evaluación de las series de tiempo, sus formas funcionales similares a sklearn han permitido que la automatización y generalización de las tareas de pronóstico sea mucho más ágil y legible a nivel de código. Adicionalmente esta librería tiene implementados todos los algoritmos de pronóstico considerados para este proyecto. | <a href="https://sktime-backup.readthedocs.io/en/latest/index.html">https://sktime-backup.readthedocs.io/en/latest/index.html</a> |
| <b>statsmodels</b> [41]                      | Statsmodels es un paquete orientado a la estimación de modelos y test estadísticos, así como la exploración de datos a partir de estadísticos básicos e inclusive especializados de acuerdo a los estimadores disponibles. Este paquete busca aproximarse a los resultados brindados por lenguajes especializados en el ámbito estadístico como R.   | Dentro del proyecto Statsmodels es utilizado para realizar test estadísticos de series de tiempo como Dickey Fuller Aumentado (ADF) y Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS), además, también es utilizado para realizar descomposición de series de tiempo y la generación de algunos gráficos para revisiones puntuales como la función de autocorrelación (acf) y función de autocorrelación parcial (pacf).                           | <a href="https://www.statsmodels.org/dev/index.html">https://www.statsmodels.org/dev/index.html</a>                               |
| <b>Scikit Learn</b> [42]                     | Scikit Learn es un paquete orientado al aprendizaje automático basado en Numpy, Scipy y matplotlib el cual aporta diversas herramientas útiles para el proceso de implementación de algoritmos de machine learning comprendiendo herramientas para el preprocesamiento, modelación (aprendizaje supervisado y no supervisado) y selección de modelos.  | Dentro del proyecto sklearn es utilizado para el proceso de pronóstico haciendo aprovechamiento del regresor GradientboostRegressor() el cual es considerado dentro de los modelos probados en el proyecto, adicionalmente es empleado para la prueba de algoritmos de clustering sobre los datos procesados de la GEIH.  | <a href="https://scikit-learn.org/stable/index.html">https://scikit-learn.org/stable/index.html</a>                               |
| <b>XGBoost</b> [43]                          | XGBoost es una librería que ofrece una versión optimizada de modelos implementados bajo la base de GradientBoost habilitando la ejecución de este tipo de algoritmo en ambientes de computo distribuido, permitiendo a su vez el despliegue de la técnica de Gradient Boosting Decision Trees la cual es una técnica de ensamble que ha mostrado resultados positivos en diferentes tareas de aprendizaje supervisado.   | Dentro del proyecto XGBoost es utilizado para el proceso de pronóstico, haciendo uso del regresor XGBoostRegressor() el cual hace parte de los modelos de la línea de machine learning usados dentro de este proyecto.  | <a href="https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/index.html">https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/index.html</a>             |
| <b>optuna</b> [44]                           | Optuna es un framework para la automatización del proceso de optimización de hiperparámetros, el cual sale del marco de los típicos métodos de fuerza bruta o búsqueda exhaustiva, para proveer un marco que involucra estrategias basadas en arboles de decisión y pruning que permiten que a partir de menos iteraciones se logren mejores espacios de búsqueda, dando lugar así a un proceso más eficiente y con menor costo computacional.   | Dentro del proyecto se probaron estrategias como gridsearch y randomsearch sin embargo estas resultaron tomar mucho tiempo de ejecución, o bien terminaron mostrando una optimización poco satisfactoria, ante esta situación se opto por usar optuna con su estructura basada en "estudios" [study] tomando como sampler un TPE (Tree-structured Parzen Estimator).  | <a href="https://optuna.readthedocs.io/en/stable/index.html">https://optuna.readthedocs.io/en/stable/index.html</a>               |
| <b>pandas</b> [45]                           | Pandas es una librería orientada al análisis y manipulación de datos que ofrece una gran variedad de funciones y métodos que facilitan la limpieza, transformación y análisis inicial de conjuntos de datos.   | Dentro del proyecto Pandas juega un papel fundamental ya que es la librería que ha permitido la limpieza y estructuración de los datos utilizados en los diferentes tramos del proyecto, así mismo ha facilitado el manejo de los datos en series de tiempo permitiendo generación de algunas gráficas, cálculo de medias móviles, entre otras tareas realizadas en el marco del desarrollo.  | <a href="https://pandas.pydata.org/">https://pandas.pydata.org/</a>   |
| <b>numpy</b> [46]                            | Numpy es una librería orientada al computo científico a través de Python, esta permite trabajar con vectores, y grandes estructuras matriciales de diferentes ordenes dimensionales de manera rápida y eficiente a través de la interfaz con lenguajes como C y Fortran. Actualmente Numpy es un paquete base para muchas librerías que contemplan temas como computo estadístico, análisis de grados, procesamiento de imágenes, entre otra variedad de campos.   | Dentro del proyecto numpy es usado de manera generalizada de forma implícita ya que varios de los paquetes utilizados toman numpy como dependencia, sin embargo también es utilizado de forma explícita para llevar a cabo algunas tareas de transformación y manipulación de datos.  | <a href="https://numpy.org/">https://numpy.org/</a>   |
| <b>matplotlib</b> [47] y <b>seaborn</b> [48] | Matplotlib es una librería orientada a la creación intuitiva de visualizaciones de datos tanto estáticas como animadas, su amplia gama de funciones permiten un alto grado de personalización permitiendo una amplia gama de posibilidades visuales, adicionalmente es preciso resaltar que de manera similar a numpy matplotlib se ha posicionado como librería base de otras librerías de visualización dentro del ecosistema de Python, una de ellas es seaborn que se especializa en la generación de visualizaciones de tipo estadístico a través de una sintaxis mucho más simple. | Dentro del proyecto matplotlib y seaborn han sido utilizadas para la creación de la mayoría de gráficas, la versatilidad de esta librería ha permitido facilitar el proceso de análisis exploratorio ya que dentro del análisis de series de tiempo la posibilidad de poder visualizar las series y sus patrones resulta fundamental.   | <a href="https://matplotlib.org/">https://matplotlib.org/</a>   |
| <b>plotly</b> [49]                           | Plotly es una librería de visualización de datos orientada a la creación de visualizaciones de tipo interactivo, esta librería ofrece una amplia gama de visualizaciones comprendiendo gráficos estadísticos tradicionales hasta gráficos especializados. Esta librería se encuentra disponible en diferentes lenguajes y entre ellos están R y Python.  | Dentro del proyecto Plotly ha sido utilizado para la creación de gráficas para el prototipo de la estructura de visualización final de este proyecto, estas visualizaciones han sido dispuestas en medio de una interfaz creada a través de Shiny para Python.  | <a href="https://plotly.com/python/">https://plotly.com/python/</a>   |
| <b>Dash</b> [50]                             | Dash es un framework orientado a la creación de aplicaciones web que utilizan machine learning, esta basada en Plotly.js, React y Flask, su sintaxis permite un diseño ágil y lo suficientemente robusto para llevar aplicaciones a ambiente productivo  | Dash es el framework sobre el cual se desarrolla la estructura de visualización que condensa los resultados derivados de este proyecto.   | <a href="https://dash.plotly.com/installation">https://dash.plotly.com/installation</a>   |

## 5. RECOLECCION, LIMPIEZA Y TRANSFORMACIÓN DE DATOS

### 5.1 Entendimiento, recolección y limpieza de datos del SIPSA para las ciudades de Armenia, Pereira y Manizales:

El monitoreo del precio de los alimentos y de variables relacionadas a los mismos como el abastecimiento y precio de los factores o insumos productivos ha sido un tema de interés, para el caso Colombiano de acuerdo a antecedente recopilados por el DANE [51] este proceso de recolección y divulgación de información inicio en el año 1966 y se denominó Servicio Informativo de Precios y Mercados de Colombia (SIMA) operado en su momento por el Instituto de Mercadeo Agropecuario (IDEMA), posteriormente esta labor paso a otras entidades como ACORABASTOS que operaría el sistema entre 1990 y 1995.

Las falencias del sistema durante la década de los 90 sería objeto de investigaciones y consultorías por parte del Centro de Investigaciones para el Desarrollo (CID) de la Universidad Nacional de Colombia, por medio de las cuales se identificarían falencias en cuanto a continuidad, coherencia, confiabilidad, oportunidad y accesibilidad a este tipo de información; a partir de esta serie de estudios le Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural tomaría medidas para la mejora del sistema con el fin de mejorar los puntos débiles identificados por el CID, una parte relevante de este cambio sería la entrega del sistema a la Corporación Colombia Internacional quien operaría el SIPSA desde 1996 hasta 2011; posteriormente en el año 2012 el Ministerio de Agricultura a través de un contrato interadministrativo haría entrega de la operación del SIPSA al DANE quien iniciaría en firma la emisión de boletines a partir de Junio de 2012.

El SIPSA actualmente tiene tres componentes, el primero corresponde a precios mayoristas, el segundo a abastecimiento de alimentos y el tercero a insumos y factores asociados a la producción agrícola y pecuaria.

Dado que el interés principal de este proyecto es el análisis y explotación de los precios mayoristas a continuación se demarcan algunos rasgos principales de este componente como parte del proceso de entendimiento de los datos:

- El objetivo del componente de precios mayoristas es la captura de información durante el proceso de formación de precios en las centrales mayoristas del país.
- El tipo de ejercicio estadístico ligado al SIPSA corresponde a un proceso de encuesta por muestreo no probabilístico en donde se tienen las siguientes consideraciones respecto a la información de precios de ciertos tipos de alimento:

- La recolección de información es diaria en los casos de los alimentos perecederos pues sus precios son los más volátiles.
- Para los productos cárnicos, los lácteos, los granos y los procesados (entre los que se encuentra la panela) la recolección es semanal dado que su volatilidad es menor que la de los productos perecederos.
- En el caso del arroz en molinos se hace captura de la información una vez al mes.
- La canasta de alimentos considerada por el SIPSA considera 8 grupos de alimentos los cuales son:
  - Verduras y hortalizas
  - Frutas
  - Tubérculos, raíces y plátanos
  - Granos y cereales
  - Huevos y lácteos
  - Carnes
  - Pescados
  - Procesados
- En general los precios registrados corresponden a precios de venta por kilogramo, esto puede variar si el producto en cuestión tiene un mecanismo de empacado o presentación distinta.
- La información del componente de precios mayoristas del SIPSA se divulga a través de boletines con diversas frecuencias:
  - **Boletines diarios:** Son un consolidado de los precios de venta en los mercados mayoristas de las ciudades capitales en los que se toma información, cada día se reportan precios para algunos productos de los grupos: verduras y hortalizas, frutas frescas y tubérculos, raíces y plátanos, así como la variación porcentual respecto al día de mercado inmediatamente anterior.
  - **Boletines semanales:** Este boletín es un reporte semanal que se publica el viernes de cada semana, su periodo de referencia va de sábado a viernes. Si el viernes es festivo, se publica el día hábil inmediatamente anterior. En esta publicación se relaciona la información de todos los mercados y de todos los productos que pertenecen a la canasta de alimentos que maneja el SIPSA y que se transan en forma mayorista en los mercados.
  - **Boletines mensuales:** Este tipo de boletín tiene un carácter de agregación mensual en donde se condensan precios promedio mensuales de los alimentos y se comparan con el mes inmediatamente anterior.

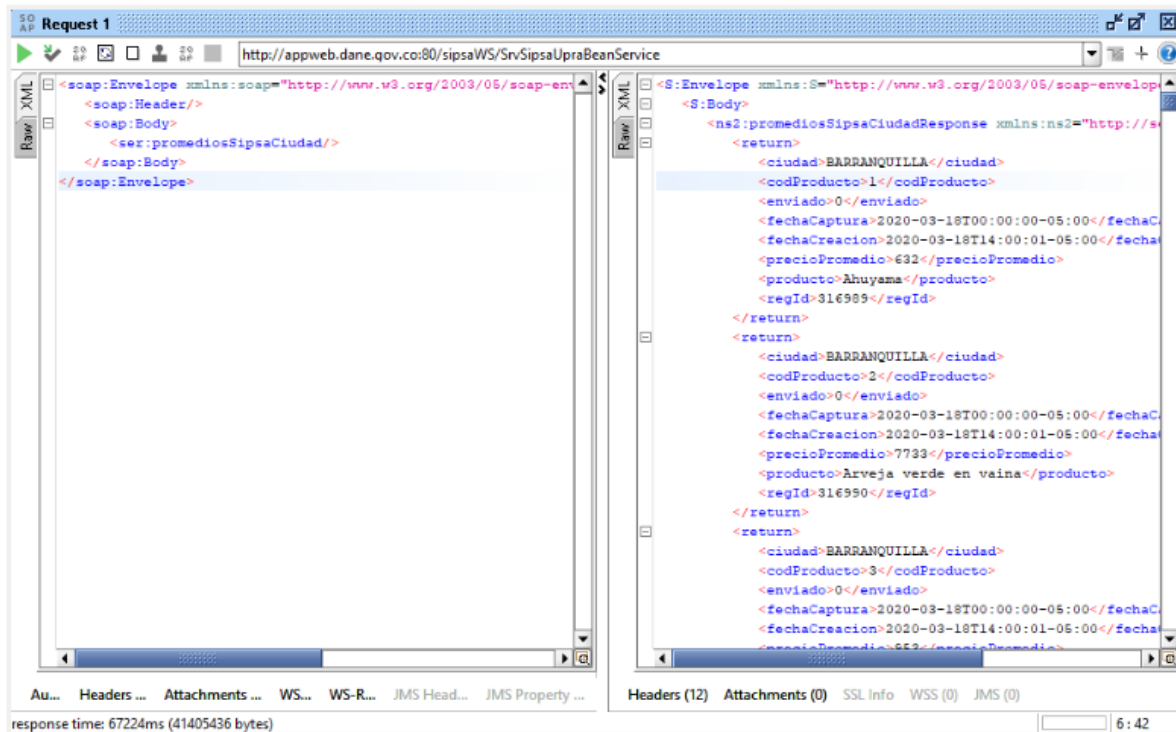
- Las medidas base de los reportes consisten en precios de venta promedio y variaciones porcentuales respecto a un periodo de referencia; tanto las variaciones como los promedios se generan diaria, semanal o mensualmente.

De acuerdo a la información técnica recabada a través de la revisión de fichas y documentos metodológicos que se sintetizaron anteriormente, es posible demarcar que el DANE dispone de dos mecanismos para el consumo de información del SIPSA, el primero corresponde a una sección de su página web en donde se publican los boletines como documentos tipo anexo en formato .xlsx; así mismo en el año 2020 se publicó un servicio web el cual se define como un “mecanismo de consulta a la base de datos del SIPSA”.

Ante la existencia de dos mecanismos para el consumo de estos datos inicialmente se realizó una exploración en el servicio web dispuesto por el DANE, el servicio web publicado esta desarrollado bajo el estándar SOAP versión 1.2 el cual habilita procesos de intercambio a través de protocolo HTTP en formato XML, de acuerdo a lo publicado en la página este servicio provee información de precios mayoristas y de abastecimiento de productos agrícolas, al revisar la documentación fue posible apreciar que el servicio web cuenta con el método *promediosSipsaCiudad*[52] que resulta ser relevante para extraer precios mayoristas promedio de productos por ciudad.

Al revisar la documentación fue posible apreciar que el método *promediosSipsaCiudad* e inclusive los demás que se encuentran expuestos no cuentan con argumentos de entrada. Por lo tanto, el nivel de personalización de las solicitudes es bajo, y además al no tener este tipo de control se esperaría que cada petición traiga la totalidad de datos disponibles en la base de datos con la que se conecta el servicio web. adicionalmente la documentación no es muy clara respecto al tipo de promedio devuelto por el método, por ende, no es claro si la respuesta a la petición devuelve precios de boletín diario y semanal, o únicamente precios de boletín diario.

Con el fin de aclarar que datos que devuelve el método *promediosSipsaCiudad* se llevó a cabo un proceso de prueba inicial con el software libre SoapUI realizando peticiones al servicio utilizando el método antes mencionado, obteniendo lo siguiente:



**Ilustración 2** Petición al servicio sipsaWS a través de SoapUI – en la imagen se ejecuta el método SipsaCiudad con el fin de ver sus respuestas para posteriormente proceder a hacer procesamiento en Python buscando validar la calidad de los datos resultantes.

La petición realizada tardó un total de 1.12 minutos y ha trajo directamente un total de 52 MB de datos en formato XML. Con el fin de conocer la pertinencia de estos datos respecto a la disponible en los boletines semanales se realizó una transformación de formato XML a una estructura tabular, para esto se replicó la petición en Python usando la librería requests y posteriormente se procesó la información usando *BeautifulSoup* y *pandas* creando un dataframe con los campos ciudad, codProducto, enviado, fechaCaptura, fechaCreación, precioPromedio, producto y regid, las siguientes ilustraciones evidencian el proceso antes descrito:

```

1: ## URL para consumir el servicio web
url="http://appweb.dane.gov.co/sipsaWS/SrvSipsaUptraBeanService?WSDL"

## Estructura [Body] de la petición
payload= """
<soap:Envelope xmlns:soap="http://www.w3.org/2003/05/soap-envelope" xmlns:ser="http://servicios.sipsa.co.gov.dane/">
  <soap:Header/>
  <soap:Body>
    <ser:promediosSipsaCiudad/>
  </soap:Body>
</soap:Envelope>
"""

# Encabezado de la petición
headers= {
  "Accept-Encoding": "gzip, deflate",
  "Content-Type": "application/soap+xml; charset=UTF-8",
  "Content-Length": "221",
  "Host": "appweb.dane.gov.co:80",
  "Connection": "Keep-Alive",
  "User-Agent": "Apache-HttpClient/4.5.5 (Java/16.0.1)"
}

# Almacenamiento de la respuesta en formato texto
response= requests.request("POST", url, headers=headers, data=payload).text

```

**Ilustración 3** Código utilizado para el consumo del servicio tipo SOAP expuesto por parte del DANE a través del paquete requests de Python.

```

## formateo del texto de La respuesta
datos_xml= BeautifulSoup(response)

## Generación de una lista de Las etiquetas que contienen Los datos de interés
all_returns=datos_xml.find_all('return')

lista= []

## Generación de dataframe vacio con Los nombres de Las columnas que contendrán Los datos extraidos
## del XML
df_precios_wsSIPSA= pd.DataFrame(columns=["ciudad","codProducto","enviado","fechaCaptura","fechaCreacion",
"precioPromedio","producto","regId"])

posicion_fila=0

## ciclo para iterar sobre Los elementos del objeto all_returns
for respuesta in all_returns:
lista.append(respuesta.find("ciudad").text)   ### Extracción por nombre de etiqueta
lista.append(respuesta.find("codproducto").text)
lista.append(respuesta.find("enviado").text)
lista.append(respuesta.find("fechacaptura").text)
lista.append(respuesta.find("fechacreacion").text)
lista.append(respuesta.find("preciopromedio").text)
lista.append(respuesta.find("producto").text)
lista.append(respuesta.find("regid").text)

df_precios_wsSIPSA.loc[posicion_fila]=lista ## adición registros a La tabla df_precios_wsSIPSA
lista=[]
posicion_fila+=1

```

**Ilustración 4** Código utilizado para la transformación del XML resultante de las peticiones al servicio hacia una estructura tipo dataframe.

Una vez aplicado lo anterior se obtuvo la siguiente estructura:

**Tabla 2** Estructura resultante de la transformación de la estructura XML resultante de la petición al servicio del DANE usando el método promedioSipsaCiudad

|        | ciudad       | codProducto | enviado | fechaCaptura              | fechaCreacion             | precioPromedio | producto                | regld  |
|--------|--------------|-------------|---------|---------------------------|---------------------------|----------------|-------------------------|--------|
| 0      | BARRANQUILLA | 1           | 0       | 2020-03-18T00:00:00-05:00 | 2020-03-18T14:00:01-05:00 | 632            | Ahuyama                 | 316989 |
| 1      | BARRANQUILLA | 2           | 0       | 2020-03-18T00:00:00-05:00 | 2020-03-18T14:00:01-05:00 | 7733           | Arveja verde en vaina   | 316990 |
| 2      | BARRANQUILLA | 3           | 0       | 2020-03-18T00:00:00-05:00 | 2020-03-18T14:00:01-05:00 | 953            | Cebolla cabezona blanca | 316991 |
| 3      | BARRANQUILLA | 5           | 0       | 2020-03-18T00:00:00-05:00 | 2020-03-18T14:00:01-05:00 | 811            | Chócolo mazorca         | 316992 |
| 4      | BARRANQUILLA | 6           | 0       | 2020-03-18T00:00:00-05:00 | 2020-03-18T14:00:01-05:00 | 2006           | Habichuela              | 316993 |
| ...    | ...          | ...         | ...     | ...                       | ...                       | ...            | ...                     | ...    |
| 141867 | CALI         | 21          | 0       | 2023-01-17T00:00:00-05:00 | 2023-01-17T14:00:01-05:00 | 1800           | Mango tommy             | 437146 |
| 141868 | CALI         | 22          | 0       | 2023-01-17T00:00:00-05:00 | 2023-01-17T14:00:01-05:00 | 3400           | Maracuyá                | 437147 |
| 141869 | CALI         | 23          | 0       | 2023-01-17T00:00:00-05:00 | 2023-01-17T14:00:01-05:00 | 5100           | Mora de Castilla        | 437148 |
| 141870 | CALI         | 25          | 0       | 2023-01-17T00:00:00-05:00 | 2023-01-17T14:00:01-05:00 | 2225           | Papaya maradol          | 437149 |
| 141871 | CALI         | 26          | 0       | 2023-01-17T00:00:00-05:00 | 2023-01-17T14:00:01-05:00 | 2000           | Piña *                  | 437150 |

141872 rows × 8 columns

La transformación de formato XML a una estructura tabular permitió evidenciar que el servicio devuelve información para 21 ciudades entre las cuales se encuentran Armenia, Pereira y Manizales; adicionalmente, al revisar la distancia entre las fechas de cada registro, fue posible evidenciar periodicidades diarias con saltos máximos de tres días que coincidían con periodos de fin de semana lo cual da lugar a inferir que el servicio devuelve información relacionada a boletines diarios SIPSA del DANE.

Al realizar exploraciones adicionales a través de la agrupación de los datos por año y ciudad fue posible evidenciar que la información entregada por el servicio solo comprende los años 2020, 2022 y 2023 por lo tanto se omitió el año 2021, y adicionalmente en términos generales se logró establecer que la ventana de tiempo de los datos devueltos por el servicio estaban por debajo de las necesidades del proyecto que comprende un lapso 2016-2022, a continuación se

muestran algunas de las agrupaciones realizadas sobre los datos:

**Tabla 3** Cantidad total de registros por ciudad y año disponibles en la respuesta del servicio del DANE a través del método promedioSipsaCiudad

|                  | Año | 2020  | 2022  | 2023 | Total |
|------------------|-----|-------|-------|------|-------|
| <b>ciudad</b>    |     |       |       |      |       |
| <b>ARMENIA</b>   |     | 3965  | 3905  | 1166 | 9036  |
| <b>MANIZALES</b> |     | 2097  | 2515  | 731  | 5343  |
| <b>PEREIRA</b>   |     | 6295  | 6345  | 1870 | 14510 |
| <b>Total</b>     |     | 12357 | 12765 | 3767 | 28889 |

**Tabla 4** Cantidad total de registros por ciudad y mes disponibles en la respuesta del servicio del DANE a través del método promedioSipsaCiudad

| ciudad         | ARMENIA     | MANIZALES   | PEREIRA      | Total        |
|----------------|-------------|-------------|--------------|--------------|
| <b>Año-Mes</b> |             |             |              |              |
| 2020-02        | 393         | 0           | 580          | 973          |
| 2020-03        | 390         | 0           | 569          | 959          |
| 2020-04        | 382         | 174         | 583          | 1139         |
| 2020-05        | 337         | 230         | 573          | 1140         |
| 2020-06        | 341         | 255         | 542          | 1138         |
| 2020-07        | 367         | 257         | 635          | 1259         |
| 2020-08        | 365         | 257         | 559          | 1181         |
| 2020-09        | 387         | 221         | 610          | 1218         |
| 2020-10        | 328         | 249         | 570          | 1147         |
| 2020-11        | 334         | 254         | 550          | 1138         |
| 2020-12        | 341         | 200         | 524          | 1065         |
| 2022-02        | 323         | 203         | 518          | 1044         |
| 2022-03        | 370         | 231         | 621          | 1222         |
| 2022-04        | 324         | 213         | 530          | 1067         |
| 2022-05        | 401         | 249         | 589          | 1239         |
| 2022-06        | 340         | 231         | 556          | 1127         |
| 2022-07        | 321         | 214         | 577          | 1112         |
| 2022-08        | 381         | 237         | 630          | 1248         |
| 2022-09        | 360         | 241         | 574          | 1175         |
| 2022-10        | 360         | 247         | 571          | 1178         |
| 2022-11        | 330         | 214         | 560          | 1104         |
| 2022-12        | 395         | 235         | 619          | 1249         |
| 2023-01        | 402         | 244         | 583          | 1229         |
| 2023-02        | 358         | 220         | 576          | 1154         |
| 2023-03        | 348         | 240         | 627          | 1215         |
| 2023-04        | 58          | 27          | 84           | 169          |
| <b>Total</b>   | <b>9036</b> | <b>5343</b> | <b>14510</b> | <b>28889</b> |

Al indagar respecto a la composición mensual como se hizo en *Tabla 4* fue posible observar que presuntamente no había registros diarios para Manizales en el mes de Febrero de 2020 y tampoco hay registros para Marzo de 2020, sin embargo, al contrastar con los boletines en formato Excel expuesto en el portal del DANE fue posible apreciar que si había boletines en donde se registraban precios para la ciudad, salvo una leve excepción en el 13 de Marzo de 2020 y días subsiguientes en donde se omitieron ciudades en el boletín (seguramente por la declaratoria de emergencia sanitaria), no obstante este proceso se normalizó en el transcurso del mes en donde al revisar boletines del 19 de Marzo la ciudad de Manizales vuelve a ser registrada.

Esta revisión permitió determinar que la información entregada por el servicio web tiene falencias respecto a la completitud y continuidad de los datos, además la ventana de tiempo que entrega es insuficiente para los requerimientos del proyecto, a lo cual se suma el hecho de que los grupos de alimentos que comprenden los boletines diarios (que corresponden a los entregados por el servicio web) resultan ser insuficientes para conformar una canasta.

En concordancia a lo anterior, para poder soportar las necesidades de información del proyecto es necesario contar preferiblemente con alimentos de todos los grupos, esta revisión condujo a fortalecer la necesidad de usar únicamente los boletines semanales del SIPSA[51] que de acuerdo con la ficha metodológica:

"En esta publicación se relaciona la información de todos los mercados y de todos los productos que pertenecen a la canasta de alimentos que maneja SIPSA\_P y que se transan en forma mayorista en los mercados".

#### **Extracción por vía web:**

Dado que el servicio web expuesto por el DANE no resulta ser suficiente para suplir las necesidades de datos del proyecto, se decide generar un proceso de extracción manual vía web de los boletines semanales publicados en el sitio web del DANE, para esto se realizó la extracción de la información desde la sección de boletines semanales del portal web de la entidad; en total se extrajeron 366 archivos que comprenden datos de precios mayoristas desde el 2016 al 2022, una vez realizada la descarga de esta información se realizó un proceso minucioso de revisión de la estructura de los archivos con el fin de definir estrategias para su limpieza, unificación y procesamiento, a partir de esto se lograron identificar dos tipos de boletines:

- **Boletín Tipo I:** Este tipo de boletín fue emitido desde 2016 hasta el 11 de mayo de 2018. Este tipo de boletín fluctúa entre formatos .xls y .xlsx y corresponde a un documento con una sola hoja que no tiene mayor formateo, no obstante, cuenta con algunas particularidades como la presencia de títulos en tamaños de fuente inusuales dentro del desarrollo de la tabla, y una presentación discontinua del producto dando lugar a una fila intermedia de título que debajo cuenta con los nombres de las centrales de abastos, a continuación, se muestra un ejemplo:

**Cuadro 1. Mercados mayoristas. Precios de venta de verduras y hortalizas**

| Productos y mercados                     | Precio mínimo | Precio máximo | Precio medio | Tendencia |
|--|---------------|---------------|--------------|-----------|
| <b>Acelga</b>                            |               |               |              |           |
| Armenia, Mercar                          | 1.467         | 1.733         | 1.567        | +++       |
| Barranquilla, Barranquillita             | 2.800         | 3.100         | 2.975        | +         |
| Bogotá, D.C., Corabastos                 | 400           | 1.200         | 778          | +++       |
| Bucaramanga, Centroabastos               | 1.500         | 1.500         | 1.500        | =         |
| Chiquinquirá (Boyacá)                    | 1.083         | 1.333         | 1.229        | +         |
| Duitama (Boyacá)                         | 1.000         | 1.000         | 1.000        | =         |
| Ibagué, Plaza La 21                      | 800           | 1.200         | 1.027        | +++       |
| Ipiales (Nariño), Ipiales somos todos    | 700           | 1.000         | 944          | -         |
| Medellín, Central Mayorista de Antioquia | 1.500         | 1.500         | 1.500        | =         |
| Neiva, Surabastos                        | 1.250         | 1.875         | 1.531        | -         |
| Pamplona (Norte de Santander)            | 2.000         | 2.500         | 2.250        | ++        |
| Pasto (Nariño)                           | 1.500         | 2.000         | 1.750        | =         |
| Sogamoso (Boyacá)                        | 1.000         | 1.000         | 1.000        | =         |
| Tunja, Complejo de Servicios del Sur     | 1.000         | 1.100         | 1.050        | +         |
| Ubaté (Cundinamarca)                     | 800           | 800           | 800          | -         |
| Villavicencio, CAV                       | 900           | 1.000         | 986          | -         |
| Yopal (Casanare)                         | 1.300         | 1.500         | 1.400        | =         |
| <b>Ahuyama</b>                           |               |               |              |           |
| Armenia, Mercar                          | 800           | 900           | 875          | +         |
| Barranquilla, Barranquillita             | 1.000         | 1.057         | 1.018        | +         |
| Barranquilla, Granabastos                | 1.000         | 1.429         | 1.241        | -         |
| Bogotá, D.C., Corabastos                 | 950           | 1.000         | 975          | -         |
| Bucaramanga, Centroabastos               | 800           | 900           | 825          | -         |
| Buenaventura (Valle del Cauca)           | 1.000         | 1.000         | 1.000        | =         |
| Cali, Cavasa                             | 700           | 800           | 725          | -         |

**Ilustración 5** Muestra de un boletín semanal de precios del SIPSA entre 2016 y mayo de 2018, para efectos de este trabajo se le denomina “boletín tipo 1”

- **Boletín Tipo II:** Este tipo de boletín inicia su emisión después del 11 de Mayo de 2018 y persiste hasta el día de hoy, este tipo de boletín marca una diferencia importante respecto al tipo I ya que pasa a ser un reporte paginado en donde cada página corresponde a un grupo de alimentos, así mismo en este tipo de boletín se remueve la dinámica de filas intermedias para denotar productos y se crea una columna separada para central mayorista y para producto, a continuación se muestra un ejemplo de esta estructura:



| Producto | Mercado mayorista                        | Pesos por kilogramo |               |              | Tendencia |
|----------|--|---------------------|---------------|--------------|-----------|
|          |  | Precio mínimo       | Precio máximo | Precio medio |           |
| Acelga   | Armenia, Mercar                          | 1.067               | 1.333         | 1.200        | =         |
| Acelga   | Barranquilla, Barranquillita             | 3.000               | 3.000         | 3.000        | =         |
| Acelga   | Bogotá, D.C., Corabastos                 | 500                 | 800           | 642          | +++       |
| Acelga   | Bucaramanga, Centroabastos               | 1.200               | 1.500         | 1.425        | ++        |
| Acelga   | Chiquinquirá (Boyacá)                    | 900                 | 1.000         | 988          | =         |
| Acelga   | Duitama (Boyacá)                         | 1.000               | 1.000         | 1.000        | =         |
| Acelga   | Florencia (Caquetá)                      | 1.600               | 1.800         | 1.700        | =         |
| Acelga   | Ibagué, Plaza La 21                      | 800                 | 1.120         | 993          | -         |
| Acelga   | Ipiales (Nariño), Ipiales somos todos    | 1.000               | 1.500         | 1.167        | -         |
| Acelga   | Medellín, Central Mayorista de Antioquia | 1.000               | 1.000         | 1.000        | =         |
| Acelga   | Neiva, Surabastos                        | 1.250               | 1.500         | 1.365        | -         |
| Acelga   | Pamplona (Norte de Santander)            | 1.500               | 2.000         | 1.750        | =         |
| Acelaa   | Pasto. El Potrerillo                     | 1.000               | 1.500         | 1.292        | +         |

**Ilustración 6** Muestra de un boletín semanal de precios del SIPSA emitido a partir del junio de 2018, para efectos de este trabajo se le denomina “boletín tipo 2”

Este tipo de boletín en esencia conserva su estructura sin embargo entre un año y otro presenta elementos como:

- Cambios en aspectos de combinación de columnas en las secciones de precios.
- Adición de elementos al final de las páginas para demarcar las convenciones de tendencia.
- Adición se secciones extraordinarias de Arroz en Molino y de totales de abastecimiento por central mayorista.

Para lograr la consolidación y unificación del formato de los 366 archivos existentes se llevó a cabo un proceso exploratorio de procesamiento que ha iniciado con archivos de muestra y que a partir de los hallazgos ha dado lugar a la creación de funciones para automatizar el procesamiento y unificación en serie de los archivos de acuerdo a su tipología y atributos, tal proceso fue llevado a cabo en el lenguaje de programación Python haciendo uso de las librerías pandas, numpy, os y openpyxl, el formato único al que se buscó llevar inicialmente los datos comprende las siguientes columnas:

- Mercado mayorista
- Precio mínimo
- Precio máximo
- Precio medio
- Tendencia
- Periodo
- Producto

Una vez se consolidaron los datos en el formato anteriormente mencionado se inició un procesos para normalización de fecha dado que cada boletín naturalmente no traía la fecha integrada a su estructura, sino que la variable periodo correspondió al nombre del archivo en donde se demarcaba el tiempo haciendo mención al primer día de la semana del reporte y luego a su día final, por ejemplo "Sem\_29oct\_04nov\_2016.xls" para poder convertir estos registros en fecha se realizó un trabajo de limpieza y normalización de las expresiones con el fin de regularizar la estructura y lograr llevar la misma a un formato numérico que permitiera extraer los componentes de la fecha inicial de la semana, para esto en la columna periodo:

- Se eliminaron los ceros a la izquierda.
- Se eliminaron las extensiones de archivo y tambien se eliminarán componentes iniciales como las particulas "Sem", "Anex", "Al", "int" con el fin de dejar unicamente fechas y años.
- Se generó temporalmente una variable longitud con el fin de conocer la variabilidad de caracteres y orientar el proceso de limpieza.
- Se cambiaron las iniciales de los meses por su respectivo número.

- Se realizó un Split por medio del símbolo de separación "\_" con el fin de tener listas en la columna periodo que permitan extraer elementos particulares para estructurar fechas.
- Se crearon funciones con elementos condicionales según la longitud del string con el fin de extraer la fecha inicial de la semana.

Después de aplicar las funciones y procedimientos diseñados se logró llegar a estructuras tipo lista a partir de las cuales fue posible extraer la fecha inicial de la semana, que en este caso se convierte en la fecha de referencia para la estructuración de las series de tiempo. Una vez surtido el proceso de normalización de fecha se filtró el conjunto de datos consolidado con el fin de tener únicamente centrales de abasto de Armenia, Pereira y Manizales, para cada una de las ciudades inicialmente se tomaron las siguientes centrales:

- Armenia:
  - Mercar
  - Retiro
  - Frigocafé
- Pereira:
  - Mercasa
  - La 41
- Manizales:
  - Registro genérico de mercado "Caldas"
  - Centro Galerias

Una vez filtrados los registros del set de datos principal se logra un set de datos con el siguiente aspecto:

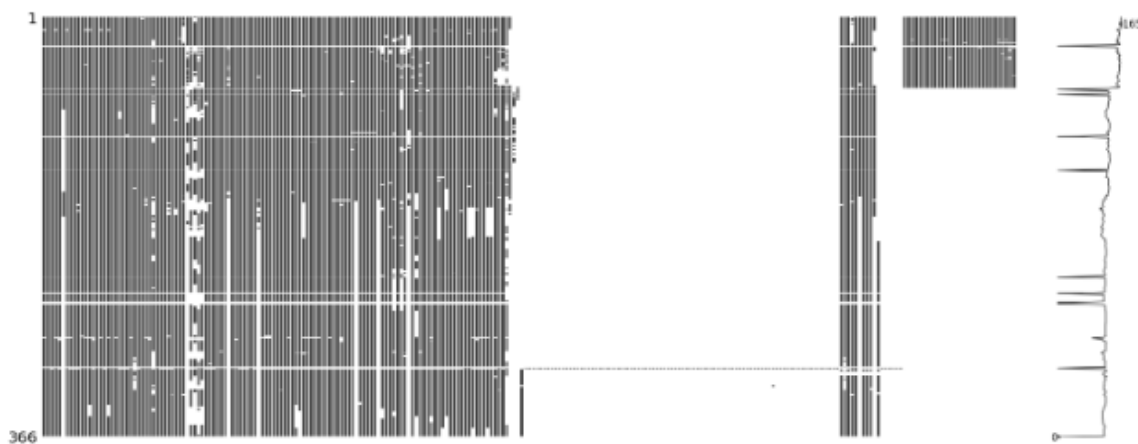
**Tabla 5** Vista general del set de datos principal después del proceso de filtrado y normalización de fechas para el primer día de la semana

|         | Mercado mayorista          | Precio mínimo | Precio máximo | Precio medio | Producto                 | dia_inicio_semana |
|---------|----------------------------|---------------|---------------|--------------|--------------------------|-------------------|
| 0       | Armenia, Mercar            | 1067          | 1200          | 1089         | Acelga                   | 2016-12-10        |
| 19      | Armenia, Mercar            | 500           | 600           | 525          | Ahuyama                  | 2016-12-10        |
| 32      | Manizales (Caldas)         | 800           | 1000          | 875          | Ahuyama                  | 2016-12-10        |
| 37      | Pereira, La 41             | 700           | 800           | 750          | Ahuyama                  | 2016-12-10        |
| 38      | Pereira, Mercasa           | 700           | 700           | 700          | Ahuyama                  | 2016-12-10        |
| ...     | ...                        | ...           | ...           | ...          | ...                      | ...               |
| 1658578 | Pereira, Mercasa           | 7990          | 8578          | 8219         | Salsa de tomate doy pack | 2022-01-29        |
| 1658585 | Armenia, Mercar            | 13216         | 13216         | 13216        | Sardinas en lata         | 2022-01-29        |
| 1658597 | Manizales, Centro Galerias | 12500         | 12941         | 12794        | Sardinas en lata         | 2022-01-29        |
| 1658603 | Pereira, Mercasa           | 12941         | 13922         | 13425        | Sardinas en lata         | 2022-01-29        |
| 1658621 | Pereira, Mercasa           | 4958          | 5472          | 5197         | Vinagre                  | 2022-01-29        |

157188 rows × 6 columns

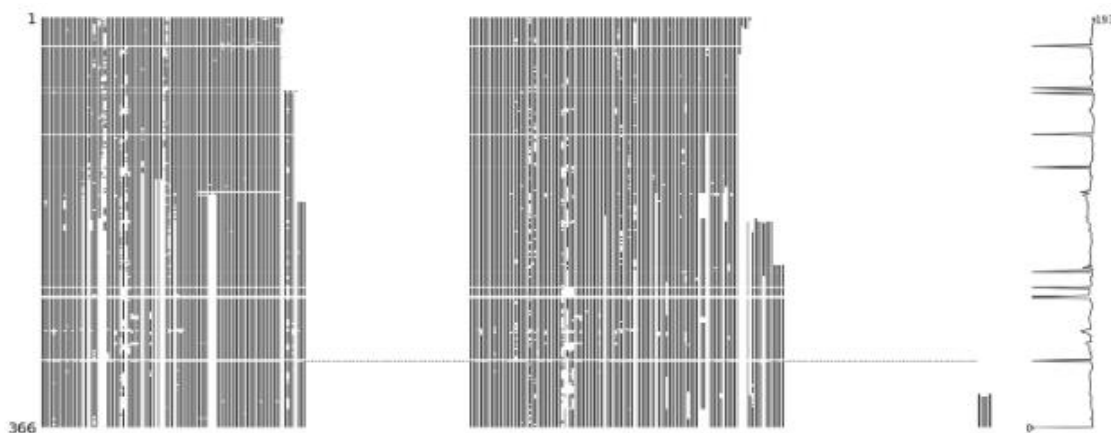
A partir de esta estructura se comienza un proceso de reindexación del conjunto de datos buscando tener un índice único basado en la fecha de inicio de la semana y a su vez buscando un conjunto de datos pivoteado por serie, es decir, en donde cada producto y el precio del mismo sea una columna dentro del set de datos, para llevar a cabo esta transformación se decidió tomar como precio principal el “precio promedio” reportado y se prescinde de los precios máximos y mínimos dejando finalmente un conjunto de datos con central mayorista, precio promedio y fecha de inicio de semana, a partir de esto se realiza la reindexación del conjunto de datos en donde se pasa a una estructura de 366 filas y entre 250 y 260 columnas por ciudad, este tipo de estructura termina facilitando la identificación de la cantidad de valores faltantes permitiendo tener diagramas de datos faltantes para cada ciudad:

- **Diagrama de datos faltantes Armenia:**



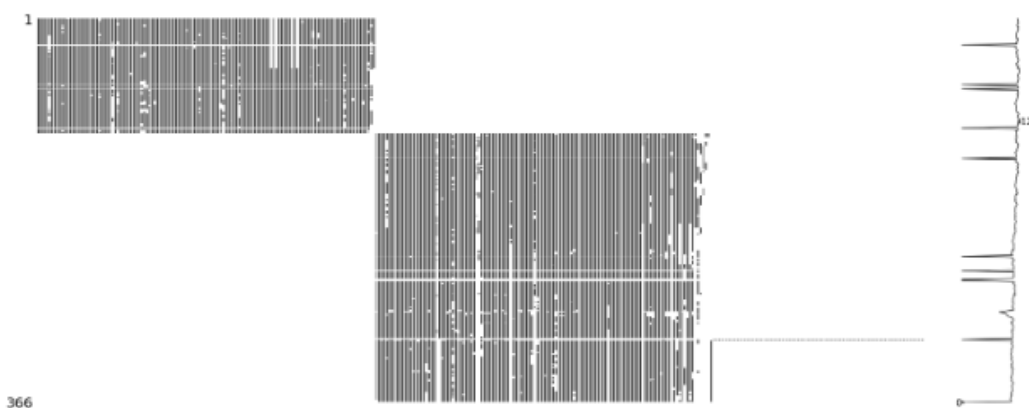
*Ilustración 7* Gráfica de valores faltantes para las series de precios de la ciudad de Armenia para el periodo 2016-2022

- **Diagrama de datos faltantes Pereira:**



*Ilustración 8* Gráfica de valores faltantes para las series de precios de la ciudad de Pereira para el periodo 2016-2022

- **Diagrama de datos faltantes Manizales:**



**Ilustración 9** Gráfica de valores faltantes para las series de precios de la ciudad de Manizales para el periodo 2016-2022

Para cada una de las ciudades de referencia las series consolidadas cuentan con más de una central de abasto, por ende hay productos con precio de referencia en dos centrales distintas, teniendo en cuenta esta particularidad surge la primera estrategia de imputación relacionada a llegar a tener series más completas, para esto se hace un proceso de imputación entre las centrales disponibles para cada ciudad, para esto se lleva a cabo un proceso de intersección entre las centrales disponibles de tal forma que cada vez que se presente un mismo producto en dos centrales si la central 1 cuenta con registros vacíos y la central 2 tiene registros disponibles los campos vacíos se llenen con el precio disponible en la segunda central disponible, una vez se realiza el proceso de imputación se elimina la serie del producto que está en la central complementaria.

Con el proceso anterior se logra:

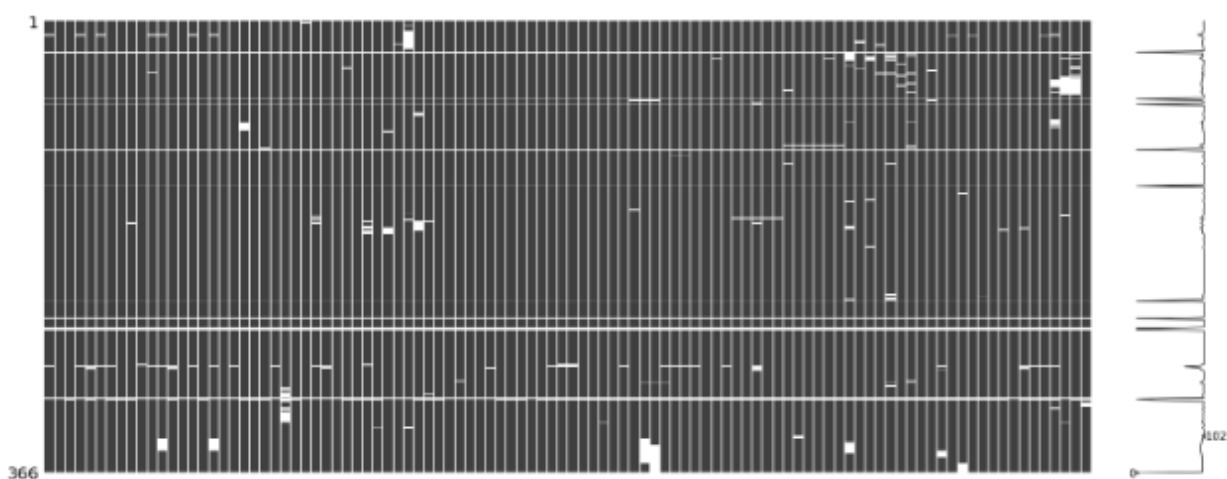
- Lograr mayor completitud de las series de cada alimento.
- Depurar series de un mismo alimento quedando solo con las series de la central de abastos más representativa para el producto involucrado.

Posterior a los procesos de intersección entre centrales se definió un criterio de calidad para las series con el fin de evitar imputaciones de datos de gran magnitud a nivel de cada serie de tiempo, por lo tanto, se establece trabajar únicamente con series con un máximo de 36 valores faltantes, es decir con un valor máximo de 10% en valores ausentes. Al aplicar el criterio el total de series de tiempo de precios por ciudad es el siguiente:

- 102 series para la ciudad de Armenia
- 111 series para la ciudad de Pereira
- 100 series para la ciudad de Manizales

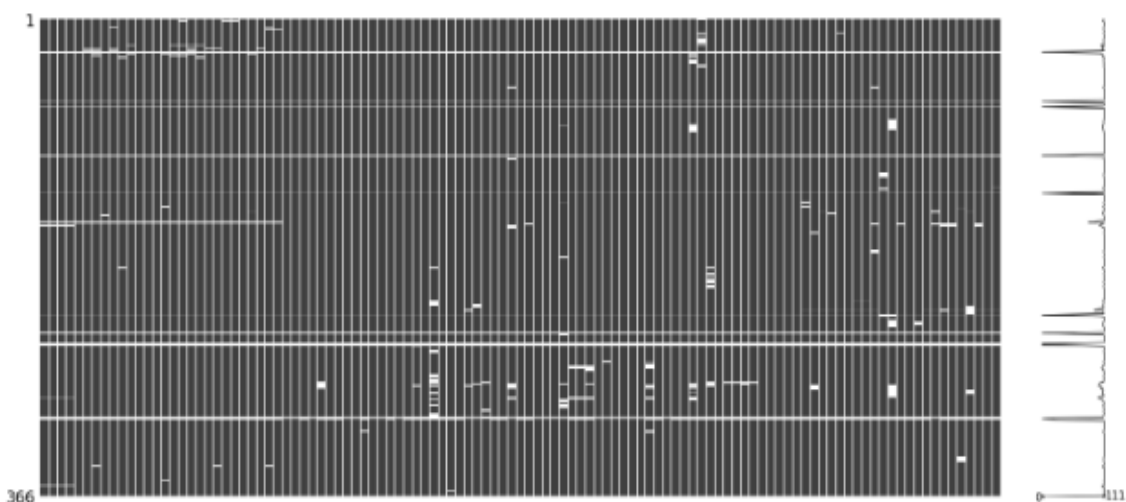
A continuación, se muestran los diagramas de datos faltantes una vez aplicado el proceso de intersección entre centrales de abasto y el criterio de calidad sobre las series disponibles en las tres ciudades:

- **Diagrama de datos faltantes Armenia luego de aplicar imputación por intersección entre centrales locales y criterio de calidad:**



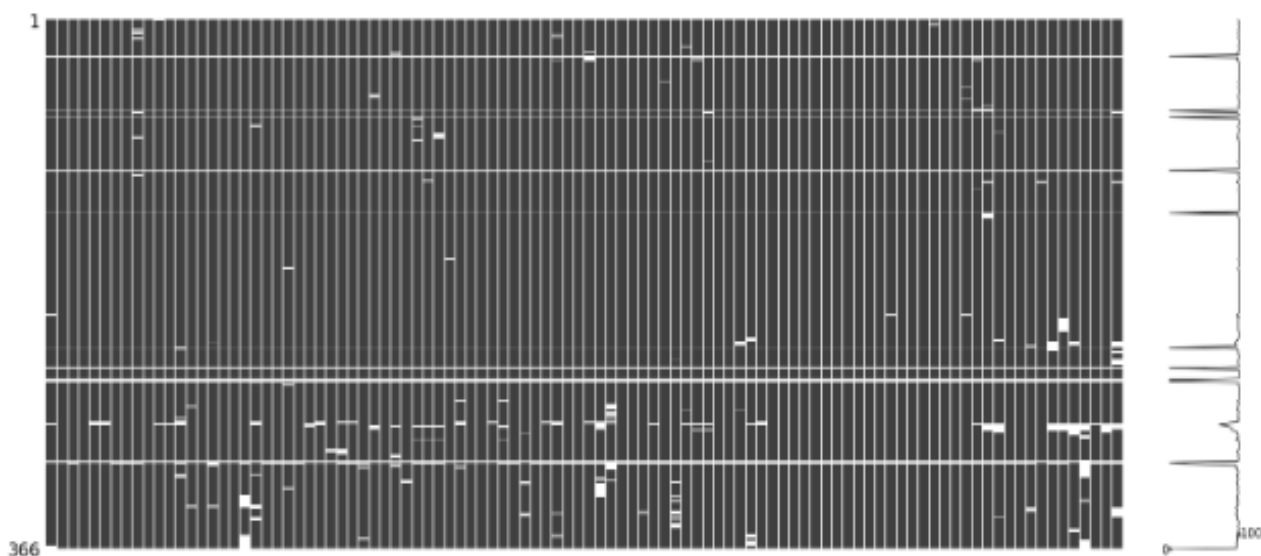
**Ilustración 10** Gráfica de valores faltantes para las series de precios de la ciudad de Armenia para el periodo 2016-2022 después de aplicar imputación a partir de coincidencia en centrales de abasto locales y aplicación de criterio de calidad de un valor menor o igual al 10% en valores faltantes.

- **Diagrama de datos faltantes Pereira luego de aplicar imputación por intersección entre centrales locales y criterio de calidad:**



**Ilustración 11** Gráfica de valores faltantes para las series de precios de la ciudad de Pereira para el periodo 2016-2022 después de aplicar imputación a partir de coincidencia en centrales de abasto locales y aplicación de criterio de calidad de un valor menor o igual al 10% en valores faltantes.

- **Diagrama de datos faltantes Manizales luego de aplicar imputación por intersección entre centrales locales y criterio de calidad:**



**Ilustración 12** Gráfica de valores faltantes para las series de precios de la ciudad de Pereira para el periodo 2016-2022 después de aplicar imputación a partir de coincidencia en centrales de abasto locales y aplicación de criterio de calidad de un valor menor o igual al 10% en valores faltantes.

Los conjuntos de series de tiempo logrados a partir del primer proceso de imputación y de la aplicación del criterio de calidad se toman como base para la definición de las canastas de referencia por ciudad; teniendo en cuenta que uno de los objetivos consiste en el diseño de un índice se hace relevante que las canastas seleccionadas sean comparables, es decir, los productos para cada ciudad deben ser los mismos en aras de poder hacer comparaciones entre ciudades, así

mismo es importante que los productos seleccionados sean coincidentes con la Canasta Básica de Salud Alimentaria (CABASA) ya que esto permitirá relacionar las cantidades y porciones mensuales que ofrece esta canasta de referencia que son los siguientes para un adulto entre los 18 y 59 años:

**Tabla 6** Fragmento de la Tabla 3 del documento “CABASA: Canasta Básica de Salud Alimentaria – Familiar para la Región Andina Colombiana” [6] - Canasta Básica de Salud Alimentaria -CABASA- de la Región Andina propuesta para un hombre de 18 a 59 años, con costos e impuestos por producto – Para la tabla que se muestra se toman únicamente las 4 primeras columnas

| N° | Alimento                                  | Peso (g)<br>Porcion | Factor de correccion | N° de porciones<br>mensuales |
|----|---|---------------------|----------------------|------------------------------|
| 1  | Arroz blanco                              | 80                  | 1                    | 50                           |
| 2  | Pasta larga                               | 64                  | 1                    | 15                           |
| 3  | Cebada perlada                            | 72                  | 1                    | 6                            |
| 4  | Harina de trigo refinada fortificada      | 25                  | 1                    | 20                           |
| 5  | Almidón de maiz                           | 25                  | 1                    | 3                            |
| 6  | Pan blanco                                | 22                  | 1                    | 50                           |
| 7  | Arepa de maiz blanco trillado             | 56                  | 1                    | 30                           |
| 8  | Carne de res                              | 60                  | 1                    | 12                           |
| 9  | Visceras- hígado                          | 60                  | 1                    | 6                            |
| 10 | Carne de cerdo                            | 60                  | 1                    | 4                            |
| 11 | Pechuga de pollo                          | 60                  | 1,3                  | 16                           |
| 12 | Muslo de pollo                            | 60                  | 2                    | 18                           |
| 13 | Trucha arco iris                          | 60                  | 1,2                  | 8                            |
| 14 | Leche de vaca líquida entera pasteurizada | 200                 | 1                    | 90                           |
| 15 | Queso campesino                           | 20                  | 1                    | 45                           |
| 16 | Huevo de gallina                          | 50                  | 1,2                  | 60                           |
| 17 | Kumis                                     | 150                 | 1                    | 15                           |
| 18 | Crema de leche líquida entera             | 20                  | 1                    | 12                           |
| 19 | Aceite de soya                            | 5                   | 1                    | 111                          |
| 20 | Mantequilla                               | 6                   | 1                    | 19                           |
| 21 | Mani sin sal                              | 10                  | 1                    | 8                            |
| 22 | Naranja                                   | 147                 | 1,4                  | 10                           |
| 23 | Banano común                              | 65                  | 1,4                  | 16                           |
| 24 | Tomate de árbol                           | 172                 | 1,7                  | 1                            |
| 25 | Moras de castilla                         | 216                 | 1,1                  | 1                            |
| 26 | Limones                                   | 105                 | 1,4                  | 1                            |
| 27 | Mandarina                                 | 105                 | 1,4                  | 12                           |
| 28 | Manzana                                   | 112                 | 1,2                  | 4                            |
| 29 | Mango                                     | 112                 | 1,7                  | 14                           |
| 30 | Guayaba común                             | 100                 | 1,3                  | 2                            |
| 31 | Maracuya                                  | 97                  | 2                    | 3                            |
| 32 | Lulo                                      | 150                 | 1,7                  | 2                            |
| 33 | Piña                                      | 115                 | 1,8                  | 10                           |
| 34 | Papaya                                    | 128                 | 1,4                  | 10                           |
| 35 | Fresas                                    | 161                 | 1,1                  | 2                            |
| 36 | Aguacate                                  | 30                  | 1,7                  | 8                            |
| 37 | Curuba                                    | 198                 | 2                    | 1                            |
| 38 | Ciruela                                   | 60                  | 5                    | 3                            |
| 39 | Frijol seco                               | 25                  | 1                    | 14                           |
| 40 | Lenteja                                   | 25                  | 1                    | 18                           |
| 41 | Garbanzo                                  | 25                  | 1                    | 16                           |
| 42 | Habas                                     | 20                  | 1,7                  | 4                            |
| 43 | Platano harton maduro                     | 66                  | 1,7                  | 42                           |
| 44 | Papa comun                                | 83                  | 1                    | 40                           |
| 45 | Papa criolla                              | 108                 | 1                    | 15                           |
| 46 | Yuca blanca                               | 62                  | 1,3                  | 19                           |
| 47 | Arracacha                                 | 96                  | 1,2                  | 4                            |
| 48 | Cubios O ullucos                          | 155                 | 1,1                  | 4                            |
| 49 | Tomate rojo                               | 126                 | 1,3                  | 10                           |
| 50 | Cebolla cabezona                          | 54                  | 1,1                  | 4                            |
| 51 | Cebolla larga                             |                     |                      |                              |
| 52 | Zanahoria                                 | 58                  | 1,2                  | 14                           |
| 53 | Ajo                                       |                     |                      |                              |
| 54 | Lechuga                                   | 300                 | 1,8                  | 2                            |
| 55 | Frijol fresco                             | 15                  | 2                    | 4                            |
| 56 | Arveja verde                              | 42                  | 2,5                  | 4                            |
| 57 | Habichuelas                               | 80                  | 1,1                  | 8                            |
| 58 | Mazorca                                   | 60                  | 1,7                  | 2                            |
| 59 | Ahuyama o Zapallo                         | 68                  | 1,5                  | 8                            |
| 60 | Remolacha                                 | 120                 | 1,5                  | 4                            |
| 61 | Azúcar                                    | 23                  | 1                    | 10                           |
| 62 | Panela                                    | 29                  | 1                    | 10                           |
| 63 | Bocadillo de guayaba                      | 30                  | 1                    | 15                           |
| 64 | Sal                                       |                     |                      |                              |
| 65 | Cafe                                      |                     |                      |                              |
| 66 | Chocolate en pasta                        | 20                  | 1                    | 10                           |

La canasta de referencia cuenta con un total de 66 productos de los cuales para la definición de las canastas por ciudad se han tomado inicialmente en cuenta aquellos productos cuyos precios

están disponibles en las tres ciudades, para llevar a cabo este contraste y evitar la excepción de alimentos relevantes se ha buscado relacionar el alimento de la CABASA con su homólogo más cercano o similar dentro de las series de precios disponibles, así mismo en aras de complementar se han considerado algunas adiciones, a continuación se demarcan los caso en los cuales se han aplicado estos criterios:

- Ante la ausencia de cubios (hullucos) se ha integrado la serie del plátano hartón verde que se encuentra disponible en las tres ciudades.
- Ante la referencia a carne de res realizada en la CABASA se ha definido como serie de referencia el corte de cadera de carne de res que cuenta con disponibilidad en dos de las tres ciudades.
- Ante la referencia a carne de res realizada en la CABASA se ha definido como serie de referencia el corte de cadera lomo de cerdo sin hueso que cuenta con disponibilidad en dos de las tres ciudades.
- Dado que no hay uniformidad en el tipo de zanahoria en las centrales se ha considerado para Armenia la serie genérica de la zanahoria, para el caso de Pereira se ha considerado la Zanahoria Bogotana, y para el caso de Manizales hay ausencia de serie que cumpla con los criterios de calidad iniciales por lo cual se requiere estrategia de imputación en este caso.
- Ante la referencia a Aceite de Soya de la CABASA se ha relacionado la serie del “Aceite vegetal (mezcla)” disponible en la ciudad de Armenia, y con ausencia en las otras dos ciudades, por lo tanto, se requiere aplicar estrategia de imputación.
- Ante la referencia a Pasta Larga de la CABASA se ha relacionado la serie “Pastas Alimenticias” disponible en las ciudades de Armenia y Pereira y con necesidad de imputación en Manizales.
- Dado que en el marco del ejercicio del SIPSA para las tres ciudades de interés no se toma precio de “Leche líquida pausterizada” se ha considerado tomar en cuenta la leche en polvo que se encuentra disponible en Armenia y Pereira y requiere imputación para el caso de Manizales.

Al llevar a cabo el contraste entre la canasta de referencia y las series de precio fue posible identificar que de los productos de la canasta de referencia 37 cuentan con registros en las tres ciudades y por los menos 9 productos presentan disponibilidad parcial lo cual indica que no están disponibles en alguna de las centrales, en la siguiente tabla se muestran los productos de la canasta de referencia junto con su homólogo en cada ciudad, los casos en los cuales se presenta ausencia de valores se encuentran resaltados en color amarillo y con el texto “No disponible”:

**Tabla 7** Tabla de Relación entre productos de la CABASA series de precios de alimentos en las ciudades de referencia que cumplen con el criterio de calidad de tener un 10% o menos de registros faltantes. En color amarillo se resalta la indisponibilidad en el conjunto de series de tiempo para la ciudad. Elaboración propia del autor.

| CABASA  | AXM                                     | PER   | MAN   |
|---|---|---|---|
| Aguacate  | 'Aguacate papavillo_axm_merc',          | 'Aguacate papavillo_per_merca',             | 'Aguacate papavillo_man_ceilgal',             |
| Ahuyama o Zapallo   | 'Ahuyama_axm_merc',                     | 'Ahuyama_per_merca',                        | 'Ahuyama_man_ceilgal',                        |
| Ajo   | 'Ajo importado_axm_merc',               | 'Ajo importado_per_merca',                  | 'Ajo importado_man_ceilgal',                  |
| Arracacha   | 'Arracacha blanca_axm_merc',            | 'Arracacha blanca_per_merca',               | 'Arracacha blanca_man_ceilgal',               |
| Arroz blanco  | 'Arroz de primera_axm_merc',            | 'Arroz de primera_per_merca',               | 'Arroz de primera_man_ceilgal',               |
| Arveja verde  | 'Arveja verde seca importada_axm_merc', | 'Arveja verde seca importada_per_merca',    | 'Arveja verde seca importada_man_ceilgal',    |
| Banano común  | 'Banano criollo_axm_merc',              | 'Banano criollo_per_merca',                 | 'Banano criollo_man_ceilgal',                 |
| Cebolla cabezona  | 'Cebolla cabezona blanca_axm_merc',     | 'Cebolla cabezona blanca_per_merca',        | 'Cebolla cabezona blanca_man_ceilgal',        |
| Cebolla larga   | 'Cebolla junca_axm_merc',               | 'Cebolla junca_per_merca',                  | 'Cebolla junca_man_ceilgal',                  |
| Fresas  | 'Fresa_axm_merc',                       | 'Fresa_per_merca',                          | 'Fresa_man_ceilgal',                          |
| Frijol seco   | 'Frijol cargamento rojo_axm_merc',      | 'Frijol cargamento rojo_per_merca',         | 'Frijol cargamento rojo_man_ceilgal',         |
| Frijol fresco   | 'Frijol verde en vaina_axm_merc',       | 'Frijol verde en vaina_per_merca',          | 'Frijol verde en vaina_man_ceilgal',          |
| Guayaba común   | 'Guayaba pera_axm_merc',                | 'Guayaba pera_per_merca',                   | 'Guayaba pera_man_ceilgal',                   |
| Habichuelas   | 'Habichuela_axm_merc',                  | 'Habichuela_per_merca',                     | 'Habichuela_man_ceilgal',                     |
| Harina de trigo refinada fortificada                                  | 'Harina de trigo_axm_merc',             | 'Harina de trigo_per_merca',                | 'Harina de trigo_man_ceilgal',                |
| Huevo de gallina  | 'Huevo rojo AA_axm_merc',               | 'Huevo blanco AA_per_l41',                  | 'Huevo blanco AA_man_ceilgal',                |
| Lechuga   | 'Lechuga Batavia_axm_merc',             | 'Lechuga Batavia_per_merca',                | 'Lechuga Batavia_man_ceilgal',                |
| Lenteja   | 'Lenteja importada_axm_merc',           | 'Lenteja importada_per_merca',              | 'Lenteja importada_man_ceilgal',              |
| Limones   | 'Lindón Tahití_axm_merc',               | 'Lindón Tahití_per_merca',                  | 'Lindón Tahití_man_ceilgal',                  |
| Lulo  | 'Lulo_axm_merc',                        | 'Lulo_per_merca',                           | 'Lulo_man_ceilgal',                           |
| Mandarina   | 'Mandarina Oneco_axm_merc',             | 'Mandarina Oneco_per_merca',                | 'Mandarina Oneco_man_ceilgal',                |
| Manzana   | 'Manzana roja importada_axm_merc',      | 'Manzana roja importada_per_merca',         | 'Manzana roja importada_man_ceilgal',         |
| Maracuyá  | 'Maracuyá_axm_merc',                    | 'Maracuyá_per_merca',                       | 'Maracuyá_man_ceilgal',                       |
| Moras de castilla   | 'Moras de Castilla_axm_merc',           | 'Moras de Castilla_per_merca',              | 'Moras de Castilla_man_ceilgal',              |
| Naranja   | 'Naranja Sweet_axm_merc',               | 'Naranja Sweet_per_merca',                  | 'Naranja Valencia_man_ceilgal',               |
| Panela  | 'Panela redonda morena_axm_merc',       | 'Panela redonda morena_per_merca',          | 'Panela redonda morena_man_ceilgal',          |
| Papa criolla  | 'Papa criolla limpia_axm_merc',         | 'Papa criolla limpia_per_merca',            | 'Papa criolla limpia_man_ceilgal',            |
| Papa común  | 'Papa parda pastusa_axm_merc',          | 'Papa parda pastusa_per_merca',             | 'Papa parda pastusa_man_ceilgal',             |
| Papaya  | 'Papaya Maradol_axm_merc',              | 'Papaya Maradol_per_merca',                 | 'Papaya Maradol_man_ceilgal',                 |
| Piña  | 'Piña gold_axm_merc',                   | 'Piña gold_per_merca',                      | 'Piña gold_man_ceilgal',                      |
| Platano hartón maduro   | 'Platano hartón maduro_axm_merc',       | 'Platano dominico hartón maduro_per_merca', | 'Platano dominico hartón maduro_man_ceilgal', |
| Adición: Platano hartón verde   | 'Platano dominico hartón verde_axm_ret' | 'Platano dominico hartón verde_per_merca',  | 'Platano dominico hartón verde_man_ceilgal',  |
| Sal   | 'Sal yodada_axm_merc',                  | 'Sal yodada_per_merca',                     | 'Sal yodada_man_ceilgal',                     |
| Tomate rojo   | 'Tomate chonto_axm_merc',               | 'Tomate chonto_per_merca',                  | 'Tomate chonto_man_ceilgal',                  |
| Tomate de árbol   | 'Tomate de árbol_axm_merc',             | 'Tomate de árbol_per_merca',                | 'Tomate de árbol_man_ceilgal',                |
| Trucha arco iris  | 'Trucha en corte mariposa_axm_merc',    | 'Trucha en corte mariposa_per_merca',       | 'Trucha en corte mariposa_man_ceilgal',       |
| Yuca blanca   | 'Yuca ICA_axm_merc',                    | 'Yuca ICA_per_merca',                       | 'Yuca ICA_man_ceilgal',                       |
| Zanahoria   | 'Zanahoria_axm_merc',                   | 'Zanahoria bogotana_per_merca',             | No Disponible                                 |
| Pechuga de pollo  | 'Pechuga de pollo_axm_merc',            | No Disponible                               | 'Pechuga de Pollo_man_ceilgal',               |
| Muslo de pollo  | 'Piernas de pollo_axm_merc',            | No Disponible                               | 'Piernas de Pollo_man_ceilgal',               |
| Carne de res  | No Disponible                           | 'Carne de res, cadera_per_l41',             | 'Carne de res, cadera_man_ceilgal',           |
| Carne de cerdo  | No Disponible                           | 'Carne de cerdo, lomo sin hueso_per_l41',   | 'Carne de cerdo, lomo sin hueso_man_ceilgal', |
| Acetate de soya   | 'Acetate vegetal mezcla_axm_merc',      | No Disponible                               | No Disponible                                 |
| Pasta larga   | 'Pastas alimenticias_axm_merc',         | 'Pastas alimenticias_per_merca',            | No Disponible                                 |
| Queso campesino   | 'Queso campesino_axm_merc',             | No Disponible                               | No Disponible                                 |
| Leche de vaca líquida entera pasteurizada (Ajuste con Leche en polvo) | 'Leche en polvo_axm_merc',              | 'Leche en polvo_per_merca',                 | No Disponible                                 |

El contraste anterior ha permitido evidenciar que hay un potencial de emplear al menos 46 series de tiempo relacionadas a la canasta de referencia, lo cual representa un 70% de la canasta lo cual representa un porcentaje razonable y además representativo teniendo en cuenta que dentro de este conjunto hay alimentos de todos los grupos, sin embargo para lograr la integridad de los 46 productos en las 3 ciudades ha sido necesario inicialmente corregir la presencia de valores faltantes y adicionalmente ha sido necesario tomar medidas para superar la indisponibilidad de series en algunas ciudades, para superar tal inconveniente se ha empleado una estrategia distinta para cada caso de series ausentes, sin embargo primero se abordó la imputación de valores faltantes en las series disponibles de cada ciudad.

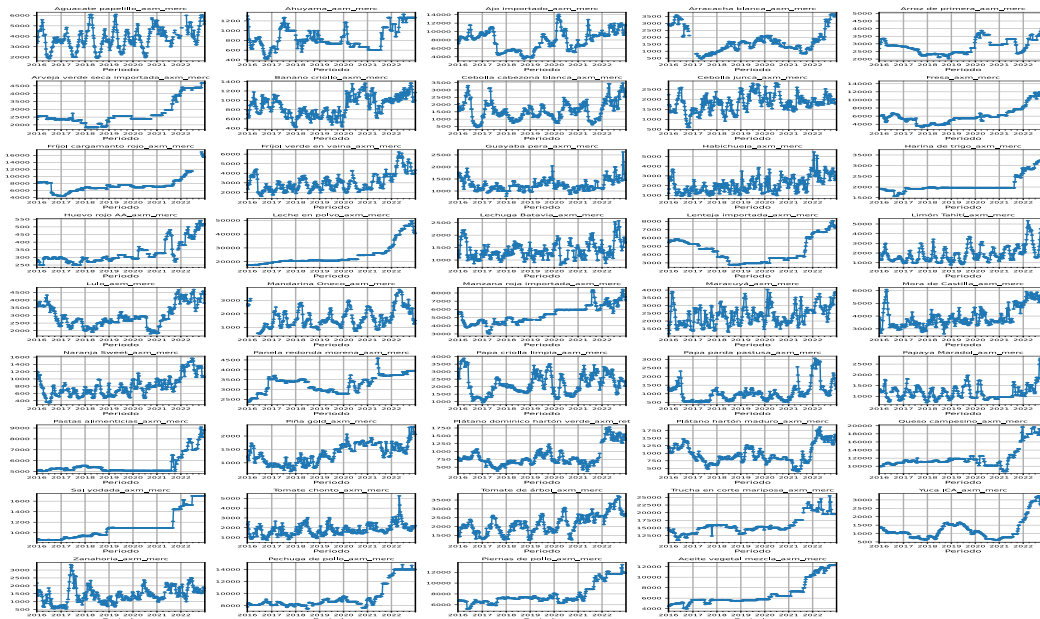
En el marco del proceso de imputación inicial sobre las series disponibles en cada ciudad, fue posible evidenciar que, sin considerar las series no disponibles, la ciudad de Armenia contaba con 44 series disponibles, la ciudad de Pereira con 42 y la ciudad de Manizales con 41, para cada uno de estos conjuntos de series se tuvieron en cuenta los siguientes pasos para llevar a cabo la imputación de valores faltantes:

- Inicialmente se generó una visualización general de las series con el fin de evidenciar la continuidad y persistencia de los valores faltantes en cada producto.
- Con el fin de tener un proceso de imputación mucho más objetivo se tomaron en consideración 3 metodologías de interpolación considerando para una de ellas dos variantes:

- Interpolación lineal
- Interpolación a través de spline de orden 2 y 3
- Interpolación lineal apoyada con descomposición LOEES (STL)<sup>1</sup>
- Una vez aplicada la interpolación se ha procedido a graficar los resultados de cada una con el fin de validar que metodología resulta más conveniente en términos generales, es decir, se ha buscado que la técnica seleccionada sea lo suficientemente robusta y estable para la totalidad de las series por ciudad.
- A partir de la evaluación gráfica y de acuerdo con los atributos de la metodología se escoge el mecanismo definitivo y se procede a aplicarlo sobre las series con el fin de tener series integras sin valores faltantes.

A continuación, se ilustran los pasos realizados para la ciudad de Armenia, para conocer las gráficas para las demás ciudades se sugiere revisar el anexo 1.1:

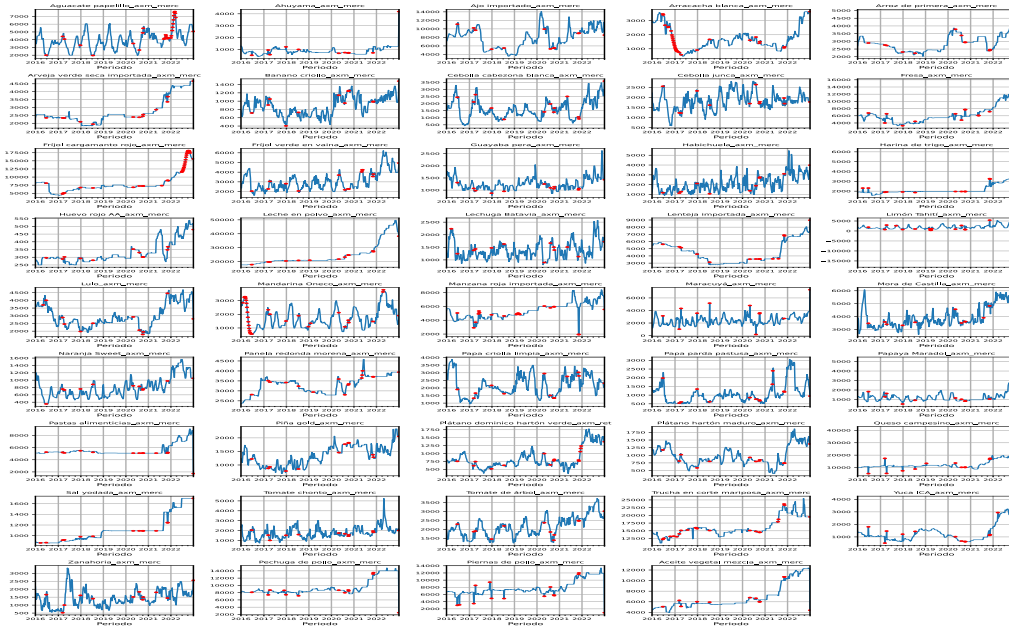
- Al revisar las gráficas de las 44 series disponibles para la ciudad de Armenia sin aplicar ningún tipo de imputación se ha podido observar lo siguiente:



**Ilustración 13** Panel de gráficas de las series de tiempo de precios mayoristas SIPSA 2016 -2022 sin imputación previa. Gráfica elaborada por el autor.

<sup>1</sup> Esta técnica consiste en tomar la serie de tiempo original con los valores faltantes, aplicar interpolación lineal simple sobre esta serie base y sobre la misma aplicar descomposición con LOESS, una vez hecho esto se aísla el componente estacional de la serie base y se resta a la serie con valores faltantes, una vez aplicada la desestacionalización se aplica interpolación lineal a la serie desestacionalizada con valores faltantes y luego se le aplica la suma del componente estacional previamente extraído, de esta forma la interpolación se realiza sobre la serie desestacionalizada y se logra imputar sin distorsionar el componente estacional de la serie de tiempo.





**Ilustración 15** Panel de gráficas de las series de tiempo de precios mayoristas SIPSA 2016 -2022 imputada con interpolación con spline 2. Gráfica elaborada por el autor

### Interpolación con spline cubico o grado 3:



**Ilustración 16** Panel de gráficas de las series de tiempo de precios mayoristas SIPSA 2016 -2022 imputada con interpolación con spline 3. Gráfica elaborada por el autor

## Interpolación lineal apoyada con descomposición LOESS:



**Ilustración 17** Panel de gráficas de las series de tiempo de precios mayoristas SIPSA 2016 -2022 imputada con interpolación lineal apoyada con LOESS. Gráfica elaborada por el autor

Al revisar los resultados de los ejercicios de interpolación se puede concluir lo siguiente:

- Para el caso de la interpolación lineal se puede apreciar que en general los datos imputados siguen de manera consistente la trayectoria o senda de los precios de acuerdo al espacio o momento en el que se encuentran, en términos generales no se aprecian casos en los cuales se sobredimensionen los precios y que esto contribuya a la distorsión de los componentes tendenciales o de estacionalidad de las series de tiempo, esta serie de elementos posicionan este método como un buen candidato para el procesos de imputación.
- La interpolación a través de spline a diferencia de la interpolación de tipo polinómico aproxima curvas entre cada par de puntos contenidos dentro del rango de interpolación y a partir de esto finalmente hace una sumatoria final para definir la curva final de ajuste, el cálculo de subconjuntos de curvas da lugar a un resultado mucho más preciso y con menores rangos de error, sin embargo como se puede apreciar en las interpolaciones realizadas en donde se ha propuesto un orden 2, es decir estimación de splines cuadráticos, se puede apreciar que el método ha distorsionado varias series creando nuevos máximos locales e incluso globales que nos estaban previamente definidos y que se posicionan como nuevos outliers lo

cual es ampliamente nocivo especialmente en series que naturalmente ya cuentan con varianzas elevadas, algunos casos a resaltar corresponden a la ahuyama para la cual la interpolación definió un máximo de \$4000, lo cual también ocurre con la harina de trigo y otras series con claras anomalías como el limón Tahití, la manzana roja importada, maracuyá, papaya, pastas alimenticias; pasar por alto estas novedades puede provocar serias distorsiones sobre posteriores procesos de análisis y modelación, por ende el spline de orden 2 no se posiciona como una buena alternativa de interpolación.

- En el caso de la interpolación con spline de orden 3 se ha podido apreciar que en comparación al spline de orden 2 los resultados muestran mucha más estabilidad, sin embargo en este caso persisten algunos casos en donde se amplifican máximos y mínimos, para este caso del orden 3 resaltan mucho más los casos de amplificación de mínimos que se presentan en productos como la harina de trigo, la mora de castilla, el ajo importado, el lulo, papa pastusa, entre otros, por otro lado la amplificación desbordada de un máximo se puede apreciar en la zanahoria.
- Al apreciar el proceso de interpolación apoyada por LOESS en donde se retira el componente estacional de la serie y luego se realiza interpolación, se puede apreciar que hay un buen comportamiento en donde no se evidencia generación de anomalías en los datos y se respeta la estructura de la serie, comparativamente los resultados son muy similares a los alcanzados con interpolación lineal simple, sin embargo reconociendo que la aplicación de descomposición le da mucha más robustez a la interpolación, por ende este ha sido el método seleccionado para la imputación de las series de precio para el caso de Armenia.

Los pasos anteriormente ilustrados también fueron aplicados a las series de tiempo de las ciudades de Pereira y Manizales [Véase en sección de anexos 1.1], para ambos casos la interpolación lineal apoyada por LOESS resultó ser la que presentó mayor estabilidad en el proceso de imputación de valores faltantes.

Una vez las series de tiempo de las canastas base por municipios fueron imputadas se procedió con el planteamiento de estrategias para superar la indisponibilidad de algunas series de tiempo en las ciudades, a continuación, se sintetizan las estrategias y acciones ejecutadas para superar el inconveniente de indisponibilidad:

**Tabla 8 Consolidado de estrategias para completar series ausentes o con gran amplitud de valores faltantes.**

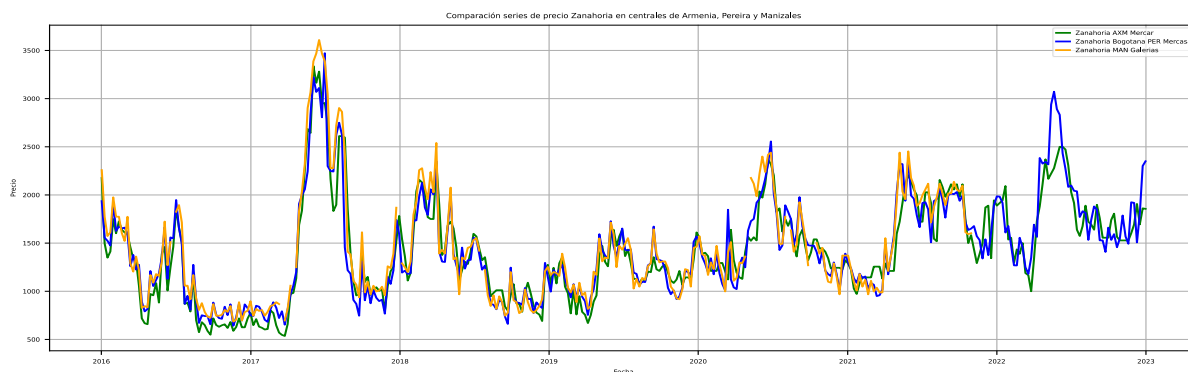
| Nombre del caso   | Estrategia de imputación   | Acciones  | Resultado  | Gráficas de referencia  |
|---|--|---|--|---|
| Ausencia de la serie de precio de la Zanahoria en Manizales             | Se ha identificado que la serie de la zanahoria no está presente dentro de las series en Manizales que cumplieron con el criterio de calidad, sin embargo si se encuentra disponible en el conjunto de series con más de 36 valores faltantes, la serie en particular cuenta con 70 registros faltantes lo que representa un 19% del total de la serie, con el fin de contar con la serie dentro de la ciudad se han revisado la posibilidad de imputación por medio de interpolación y también se ha revisado la posibilidad de completar la serie a través de los valores disponibles en la central de abastos más cercana que en este caso corresponde a Pereira. | Visualización series disponibles incluyendo serie que no cumple con criterio de calidad<br><br>Prueba de imputación por interpolación lineal apoyada en LOESS sobre serie que no cumple con el criterio de calidad<br><br>Prueba de imputación tomando como base serie que no cumple con criterio y completando con serie de central más próxima<br><br>Comparación de alternativas y selección | Se opta por tomar la opción de tomas la serie que no cumple con criterios de calidad e imputar valores faltantes con valores de la central más próxima, esto dado que el comportamiento de las series entre ciudades es muy similar y la interpolación lineal desdibuja la estructura de la serie y reduce de manera significativa el rango de fluctuación de precios. | Ilustración 18 y 19 - Ejemplo 1 de estrategias de imputación para completar series ausentes             |
| Ausencia de serie de precios de la pechuga y pierna de pollo en Pereira | Para este caso se identifica que hay serie disponible para este par de productos en la ciudad de Pereira, por lo cual se opta por aplicar un proceso de imputación por proximidad de central de abastos, es decir para el caso de Pereira este par de productos tomaran como precio de referencia el existente en la ciudad de Armenia.  | Visualización de series disponible en las centrales de Armenia y Manizales<br><br>Imputación por proximidad con la central de Armenia   | Ante la ausencia de series alternativas se opta por imputar los precios de la pechuga y pierna de pollo con los precios disponibles de la ciudad de Armenia dada su proximidad.  | Anexo 1.2 - Caso 2 - Ausencia de series de precios de pechuga y pierna de pollo en la ciudad de Pereira |
| Ausencia de serie de precios de carne de res en Armenia                 | En la ciudad de Armenia Frigocef reporto precios de cárnicos hasta inicios de 2017, posteriormente los precios de estos productos no volveron a ser reportados, con el fin de contar con un precio de referencia para estos productos y evitar una canasta incompleta y que excluya productos cárnicos se ha definido tomar los precios reportados por Frigocef hasta 2017 y para los valores faltantes tomar como valores de referencia los de la ciudad de Pereira.  | Visualización series disponibles en las tres ciudades, incluyendo serie de Frigocef (Armenia) que no cumple con criterios de calidad<br><br>Imputación de valores desde 2017 hacia adelante con valores de la central de abastos más cercana (Pereira)<br><br>Visualización de serie imputada   | Dado que la serie alternativa disponible solo contaba con precios hasta 2017 se procede a imputar hasta 2022 tomando como valor de referencia los precios de la ciudad de Pereira.   | Anexo 1.2 - Caso 3 - Caso de ausencia de serie de precios de carne de res en Armenia                    |
| Ausencia de serie de precios de carne de cerdo en Armenia               | Para este caso de indisponibilidad se ha procedido de igual manera que con la carne de res, es decir, se han tomado los valores disponibles de Frigocef y se han unido con los precios de referencia de Pereira para el resto del periodo de interés.  | Visualización series disponibles en las tres ciudades, incluyendo serie de Frigocef (Armenia) que no cumple con criterios de calidad.<br><br>Imputación de valores desde 2017 hacia adelante con valores de la central de abastos más cercana (Pereira)<br><br>Visualización de serie imputada  | Al igual que en el caso anterior se toma la serie alternativa de Frigocef con valores disponibles hasta 2017 y se imputa el resto de la serie con valores de Pereira.  | Anexo 1.2 - Caso 4 - Caso de ausencia de serie de precios de carne de cerdo en Armenia                  |
| Ausencia de serie de precios de aceite vegetal en Manizales y Pereira   | En este caso ambas ciudades cuentan con series disponibles, pero en el momento de limpieza inicial no cumplieron con el criterio de calidad, para este caso se han tomado las series disponibles y se ha evaluado la posibilidad de aplicar imputación por interpolación, o en su defecto apoyarse a través de imputación con precios de la central más próxima.   | En la serie disponible de Pereira se aplica interpolación lineal clásica sobre la serie disponible y se complementa el resto del tramo con los precios de Armenia.<br><br>Sobre la serie de Manizales dado que la ausencia de valores no es tan fuerte como la de Pereira se aplica imputación utilizando interpolación lineal apoyada en LOESS<br><br>Se visualizan series resultantes         | Se tiene como resultado serie de Pereira imputada en mayor medida con precios de Armenia, y serie de Manizales imputada a través de interpolación lineal apoyada en LOESS  | Anexo 1.2 - Caso 5 - Ausencia de serie de precios de aceite vegetal en Manizales y Pereira              |
| Ausencia de serie de precios de pastas alimenticias en Manizales        | La serie de pastas alimenticias para la ciudad de Manizales no se encuentra disponible dado que no cumplió con el criterio de tener un valor igual o menor a 36 valores faltantes, particularmente esta serie cuenta con 200 valores faltantes, por lo tanto, para tener disponibilidad de esta, se ha validado la posibilidad de aplicar imputación a través de interpolación.  | Se toma la serie que no cumple con los criterios (100 valores faltantes)<br><br>Dado que la mayoría de faltantes están en 2021 hacia adelante se aplica interpolación lineal apoyada en LOESS<br><br>Se visualiza la serie resultante después de la aplicación de la técnica.   | Serie de pastas alimenticias para Manizales imputada a través de interpolación lineal apoyada en LOESS   | Ilustración 20 y 21 - Ejemplo 2 de estrategias de imputación para completar series ausentes             |
| Ausencia de serie de precios de queso campesino en Pereira y Manizales  | Para este caso puntual las series aparecen como no disponibles ya que no cumplieron inicialmente con el criterio de contar con 36 o menos valores faltantes, para este caso puntual se ha evaluado la posibilidad de usar interpolación lineal y complementar con valores de central próxima en caso de que la severidad de la ausencia de datos sea muy pronunciada.  | Se imputa el tramo de la serie disponible para Pereira y dada la ausencia de valores de 2019 en adelante se procede a imputar el resto de valores tomando como precios de referencia los de Armenia.<br><br>Ante la mayor integridad de la serie de Manizales se procede a aplicar interpolación apoyada en LOESS para imputar la serie.  | Se obtiene como resultado una serie parcialmente imputada por interpolación y complementada con precios de Armenia para el caso de Pereira, y en el caso de Manizales se finaliza con un serie imputada por interpolación.   | Anexo 1.2 Caso 7 - Ausencia de serie de precios de queso campesino en Pereira y Manizales               |
| Ausencia de serie de precios de leche en polvo en Manizales             | La serie de leche en polvo no está disponible en la ciudad de Manizales por lo tanto se opta por una imputación tomando como precios de referencia los que se encuentran disponibles en la ciudad de Pereira.  | Se visualizan las series disponibles en las centrales cercanas<br><br>Ante la ausencia de series alternativas se opta por imputar tomando como referencia los precios de Pereira  | Serie imputada por proximidad con la central de abastos de Pereira ante la ausencia de serie para Manizales  | Caso 6 - Ausencia de serie de precios de leche en polvo en Manizales                                    |

A continuación, se detallan a manera de ejemplo algunas de las estrategias empleadas para los casos de la Zanahoria y Pastas alimenticias en Manizales, el detalle de las demás acciones y estrategias utilizadas puede ser revisado en el Anexo 1.2.

### Ejemplo - Caso 1 - Ausencia de serie de precios de la Zanahoria en Manizales:

Como se mencionó con anterioridad la serie de tiempo de la Zanahoria para el caso de Manizales está ausente en el conjunto de series resultado de la limpieza dado que la serie no cumple con el criterio de calidad establecido, no obstante teniendo en cuenta que la serie está disponible en las otras dos ciudades, en este caso se procede a validar si resulta más efectivo realizar una imputación con precios de la central mar cercana (Pereira) o si resulta conveniente realizar imputación utilizando interpolación lineal apoyada con LOESS.

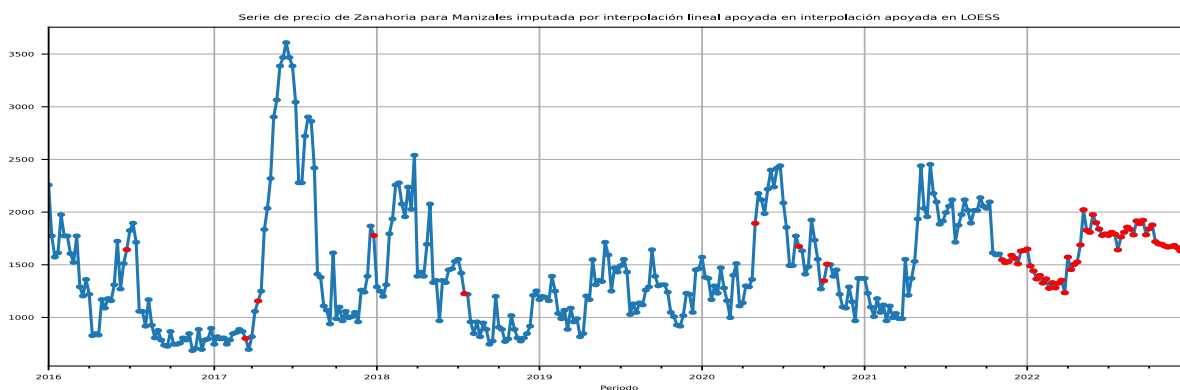
Como primera medida se ha generado una visualización de las series de tiempo:



**Ilustración 18** Comparación entre series de tiempo de precios mayoristas de la zanahoria en las ciudades de Armenia, Pereira y Manizales

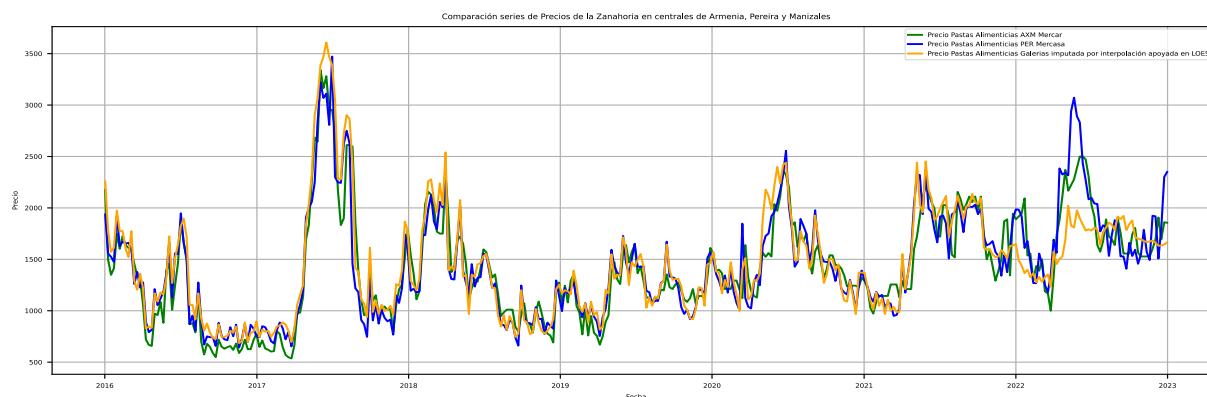
A partir de la gráfica es posible apreciar que las series para este producto entre las ciudades son muy similares, sin embargo, se aprecia con claridad que Manizales solo cuenta con precios hasta finales de 2021, posteriormente no presenta valores disponibles.

Con el fin de completar la serie de tiempo se revisa inicialmente una interpolación lineal apoyada en LOESS de los valores faltantes, al aplicar esta técnica se obtiene el siguiente resultado:



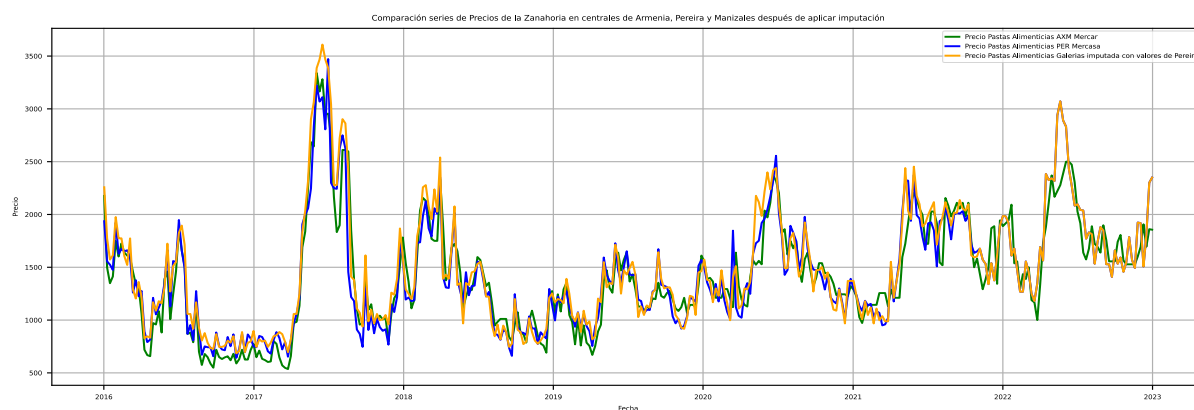
**Ilustración 19** Serie de precio mayorista de la zanahoria en Manizales imputada a través de interpolación lineal apoyada con LOESS.

Al contrastar este resultado con las series de precio iniciales se observa lo siguiente:



**Ilustración 20** Comparación entre series de tiempo de precios mayoristas de la zanahoria en las ciudades de Armenia, Pereira y la serie imputada con LOESS para el caso Manizales.

Aunque la interpolación no se desmarca del comportamiento estructural de la serie, es posible observar que el tramo imputado se desmarca del comportamiento usual de la serie de tiempo respecto a las demás y esto lleva a que a través de interpolación no sea posible identificar un incremento de la volatilidad del precio hacia mediados de 2022 lo cual lleva a que la serie imputada tenga precios muy inferiores a los presentados en las centrales vecinas yendo en contravía de las coincidencias en fluctuación de precios de las series; ante la situación identificada se posiciona como una mejora alternativa optar por una imputación basada en los precios de la central más cercana que en este caso corresponde a la ciudad de Pereira, al aplicar esta operación se ha obtenido lo siguiente:

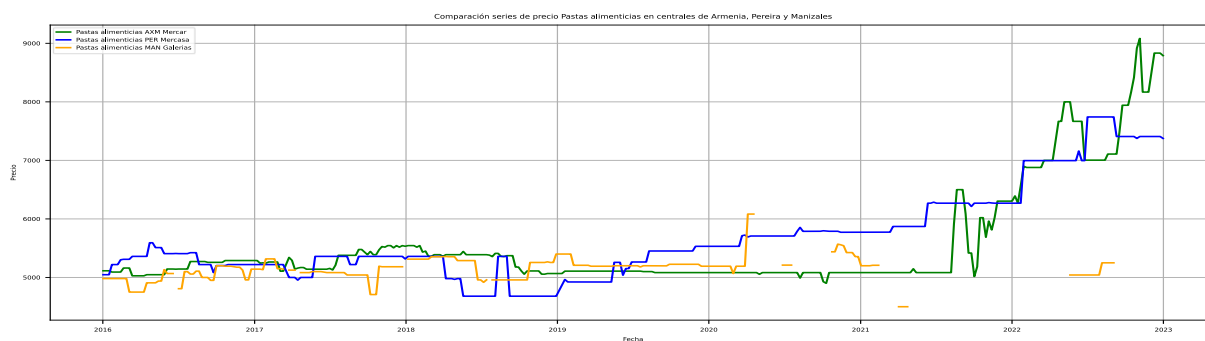


**Ilustración 21** Comparación entre series de tiempo de precios mayoristas de la zanahoria en las ciudades de Armenia, Pereira y la serie imputada de Manizales a partir de precios de Pereira.

A partir de la imputación es posible apreciar un solapamiento a partir de finales de 2022, esto se debe a la operación de imputación basada en los precios de la ciudad de Pereira.

## Ejemplo - Caso 6 - Ausencia de serie de precios de pastas alimenticias en Manizales:

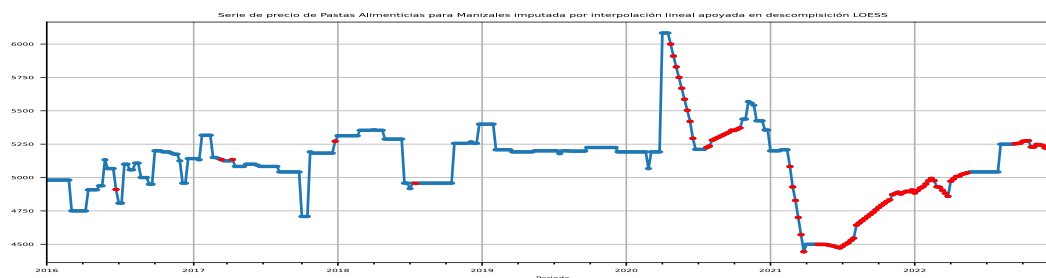
La serie de pastas alimenticias tiene disponibilidad completa en las centrales de Armenia y Pereira, no obstante, la serie tiene un carácter incompleto en la ciudad de Manizales teniendo más de 100 valores faltantes, con el fin de revisar el estado de la serie de tiempo se visualizan las series disponibles:



**Ilustración 22** Comparación de series de tiempo de precio mayorista de Pastas Alimenticias para las ciudades de Armenia, Pereira y Manizales

Se puede apreciar que hay una ausencia de registros después de 2021 por lo tanto es posible que la imputación solo subsane parcialmente la ausencia de datos, es decir en el tramo de finales de 2022 no hay trazas de precios por ende la interpolación apoyada con LOESS solo tomará los patrones de tendencia y estacionalidad disponibles, no obstante en la única traza disponible de 2022 se puede evidenciar que para el periodo de revisión los precios del producto son más bajos en comparación con las demás centrales, por ende la interpolación se presenta como el mecanismo más prudente teniendo en cuenta que conservará el perfil de precio inferior que persiste en la traza de mediados de 2022.

Al imputar la serie de tiempo de Manizales por medio de interpolación apoyada con LOESS se obtiene lo siguiente:



**Ilustración 23** Serie de precio mayorista de las Pastas Alimenticias en Manizales imputada a través de interpolación lineal apoyada con LOESS.

Una vez finalizados los ejercicios de imputación se ha logrado que las tres ciudades cuenten con canastas de 46 productos, lo cual da lugar al conjunto de datos base transformado y limpio sobre el cual se han realizado los análisis y posteriores modelaciones para pronóstico.

## **5.2 Entendimiento, recolección y limpieza de datos de la GEIH para las ciudades de Armenia, Pereira y Manizales:**

La Gran Encuesta Integrada de Hogares es un ejercicio estadístico de gran importancia para la generación de cifras sobre temas como:

- Ingresos, propiedad, ahorro e inversión.
- Empleo
- Desempleo
- Situación económica e indicadores
- Economía Rural
- Formación continua
- Vivienda
- Entre otros temas.

En términos muestrales la GEIH cuenta con un muestreo probabilístico, estratificado, de conglomerados y multietápica. Para este proyecto se han usado los microdatos de esta encuesta los cuales fueron extraídos del Catalogo Central de Datos del DANE<sup>2</sup>, para este caso dado que la finalidad del uso de estos datos es la generación de arquetipos de hogares, es decir, perfiles representativos de hogares, para esto se han tomado como insumos los años 2016 y 2018, se han tomado estos periodos con el fin de contar con una buena cantidad de datos para el ejercicio de clustering que soporta la generación de arquetipos por ciudad.

Dado que la GEIH divide su ejercicio en área metropolitana, cabecera y resto, para este caso, dado que el interés en cuanto a la generación de arquetipos es urbano se ha tomado la división de Cabecera la cual contempla las ciudades capitales de interés del proyecto. En lo que respecta a los módulos de la encuesta se han considerado únicamente Vivienda y hogares, Características generales, Fuerza de trabajo, inactivos, ocupados, desocupados y otros ingresos; con el fin de facilitar el proceso de limpieza se han seleccionado previamente variables de interés buscando abarcar en términos de atributos los siguientes frentes:

- Información de la vivienda que permita identificar si es informal o tiene condiciones precarias como privación de servicios básicos (aseo, energía, agua, alcantarillado, gas natural), materiales de baja calidad, ausencia de electrodomésticos para la cocción y refrigeración, y el tipo de vivienda respecto a su tenencia (propia, arrendada).

---

<sup>2</sup> Catálogo Central de Datos –Sección de Mercado Laboral ([Mercado Laboral. \(dane.gov.co\)](http://mercado.laboral.dane.gov.co))

- Informaciones básicas sobre el sexo y escolaridad de las personas que habitan el hogar.
- Información respecto al estado laboral de las personas que habitan el hogar en aras de conocer el número de desocupados, ocupados e inactivos, y así mismos atributos suficientes que permitan delimitar informalidad laboral desde la perspectiva legalista relacionada al pago de seguridad social (salud y pensión) y tipo de contrato de los individuos.
- Información respecto a los ingresos laborales y otros ingresos percibidos con el hogar en aras de poder definir su nivel de ingreso mensual.

En coherencia a las necesidades anteriores, inicialmente se han consolidado los archivos obtenidos desde el portal del DANE realizando operaciones de emparejamiento de los 12 meses disponibles, en el cual se crearon las llaves primarias “key\_hogar” y “key\_persona” que resultan relevantes para la unión de sección y la consolidación por hogar, seguido a esto se han filtrado los conjuntos de datos buscando tener solo las ciudades de interés y las siguientes variables por sección:

**Tabla 9** Variables consideradas en proceso de limpieza conjuntos de datos GEIH 2016 y 2018. En la columna nombre se encuentra el nombre que reemplaza a nivel de tratamiento del conjunto de datos al código original de la encuesta.

| Variables consideradas limpieza de datos GEIH |             |                                      |             |             |             |  |             |             |             |             |             |  |                |                |             |
|---|-------------|--------------------------------------|-------------|-------------|-------------|--|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|--|----------------|----------------|-------------|
| Hogares                                       |             | Características Generales (Personas) |             |             |             | Fuera de trabajo                       |             | Ocupados    |             | Desocupados |             | Inactivos                              |                | Otros Ingresos |             |
| Nombre  | Código      | Nombre                               | Código      | Nombre      | Código      | Nombre                                 | Código      | Nombre      | Código      | Nombre      | Código      | Nombre                                 | Código         | Nombre         | Código      |
| directorio                                    | directorio  | directorio                           | directorio  | directorio  | directorio  | directorio                             | directorio  | directorio  | directorio  | directorio  | directorio  | directorio                             | directorio     | directorio     | directorio  |
| secuencia_p                                   | secuencia_p | secuencia_p                          | secuencia_p | secuencia_p | secuencia_p | secuencia_p                            | secuencia_p | secuencia_p | secuencia_p | secuencia_p | secuencia_p | secuencia_p                            | secuencia_p    | secuencia_p    | secuencia_p |
| cuartos_habitar                               | p5000       | orden                                | orden       | orden       | orden       | orden                                  | orden       | orden       | orden       | orden       | orden       | orden                                  | orden          | orden          | orden       |
| cuartos_dormir                                | p5010       | hogar                                | hogar       | hogar       | hogar       | hogar                                  | hogar       | hogar       | hogar       | hogar       | hogar       | hogar                                  | hogar          | hogar          | hogar       |
| tipo_servicio_sanitario                       | p5020       | regis                                | regis       | regis       | regis       | regis                                  | regis       | regis       | regis       | regis       | regis       | regis                                  | regis          | regis          | regis       |
| metodo_elim_basura                            | p5040       | sexo                                 | p6020       | clase       | clase       | clase                                  | clase       | clase       | dsi         | dsi         | clase       | clase                                  | valor_arrendos | p7500s1a1*     |             |
| tiempo_agua_consumo                           | p5050       | edad_cumplida                        | p6040       | mes         | mes         | tipo_contrato                          | p6440       | mes         | mes         | mi          | mi          | valor_pensiones_jubilaciones           | p7500s2a1*     |                |             |
| tipo_inverda                                  | p5090       | util_seg_social                      | p6090       | ti          | ti          | contrato_verbal_escrito                | p6450       | dpto        | dpto        | mes         | mes         | valor_pension_alimenticia              | p7500s3a1*     |                |             |
| refrigerador                                  | p5210s      | quien_paga_afiliacion                | p6110       | dpto        | dpto        | contrato_termino                       | p6460       | area        | area        | dpto        | dpto        | valor_dinero_otros_hogares_pais        | p7510s1a1*     |                |             |
| estufa  | p5210s7     | dejo_asistir_medico_falta_pago       | p6125       | area        | area        | conformidad_tipo_contrato              | p6422       | directorio  | directorio  | area        | area        | valor_dinero_otros_hogares_exterior    | p7510s2a1*     |                |             |
| numero_personas                               | p6008       | sabe_Leer_escribir                   | p6160       | anio        | anio        | vacaciones_suslobo_derecho             | p64241      | anio        | anio        | anio        | anio        | valor_ayudas_dinero_instituciones      | p7510s3a1*     |                |             |
| hogar   | hogar       | asist_educ_actual                    | p6170       | key_hogar   | key_hogar   | prima_navidad_derecho                  | p64242      | key_hogar   | key_hogar   | key_hogar   | key_hogar   | valor_entidades_privadas               | p7501a1*       |                |             |
| tipo_habitacion                               | p4000       | litros_max_dbt                       | p6220       | key_persona | key_persona | derecho_cesantia                       | p64243      | key_persona | key_persona | key_persona | key_persona | valor_ayudas_gobierno                  | p7502a1*       |                |             |
| material_paredes                              | p4010       | clase                                | clase       |             |             | cotizacion_fondos_pensiones            | p6820       |             |             |             |             | valor_ingresos_uit12_prest_cdt         | p7510s2a1*     |                |             |
| material_pisos                                | p4020       | mes                                  | mes         |             |             | quien_paga_pension                     | p6840       |             |             |             |             | valor_cesantias_intereses              | p7510s3a1*     |                |             |
| acceso_electricidad                           | p4030s1     | dpto                                 | dpto        |             |             | afiliacion_aseguradora_riesgos         | p6890       |             |             |             |             | valor_ingresos_otros_uit12_ocasionales | p7510s7a1*     |                |             |
| estrato_tarifa_electrica                      | p4030s1a1   | area                                 | area        |             |             | afiliacion_caja_compensacion           | p6950       |             |             |             |             | clase                                  | clase          |                |             |
| acceso_gas_natural                            | p4030s2     | anio                                 |             |             |             | estabilidad_empleo_actual              | p514        |             |             |             |             | mes                                    | mes            |                |             |
| acceso_alcantarillado                         | p4030s3     | key_hogar                            | key_hogar   |             |             | compatibilidad_horario_responsabilidad | p515        |             |             |             |             | dpto                                   | dpto           |                |             |
| servicio_recoleccion_basura                   | p4030s4     | key_persona                          | key_persona |             |             | fuentes_ingresos_sin_trabajo           | p7240       |             |             |             |             | area                                   | area           |                |             |
| acceso_acueducto                              | p4030s5     |                                      |             |             |             | oci                                    | OCI         |             |             |             |             | anio                                   | anio           |                |             |
| continuidad_servicio_agua                     | p4040       |                                      |             |             |             | inglubo                                | INGLABO     |             |             |             |             | key_hogar                              | key_hogar      |                |             |
| regis   | regis       |                                      |             |             |             | mes                                    | mes         |             |             |             |             | key_persona                            | key_persona    |                |             |
| clase   | clase       |                                      |             |             |             | dpto                                   | dpto        |             |             |             |             |  |                |                |             |
| mes   | mes         |                                      |             |             |             | area                                   | area        |             |             |             |             |  |                |                |             |
| dpto  | dpto        |                                      |             |             |             | anio                                   | anio        |             |             |             |             |  |                |                |             |
| area  | area        |                                      |             |             |             | key_hogar                              | key_hogar   |             |             |             |             |  |                |                |             |
| anio  | anio        |                                      |             |             |             | key_persona                            | key_persona |             |             |             |             |  |                |                |             |
| key_hogar                                     | key_hogar   |                                      |             |             |             |  |             |             |             |             |             |  |                |                |             |

Con el fin de facilitar operaciones posteriores y contar con atributos relevantes que no estaban explícitos en el conjunto de datos se crearon las siguientes variables:

**Tabla 10** Variables adicionales creadas con el fin de etiquetar condiciones multifactoriales asociados a la vivienda o al empleo de los integrantes del hogar.

| Sección                   | Nueva variable            | Valores posibles                   | Operación Creación  |
|---------------------------|---------------------------|------------------------------------|---|
| Hogares                   | tag_baja_salubridad       | [0,1]                              | Toma en cuentas las variables tipo_servicio_sanitario, metodo_elim_basura y fuente_agua_consumo si el valor de alguna de las variables es diferente de 1 entonces la variable toma el valor de 1 (baja salubridad) ya que implica ausencia de alcantarillado o bien ausencia de servicio de aseo.                   |
|                           | tag_privacion_servicios   | [0,1]                              | Toma en cuenta las variables acceso_electricidad, acceso_gas_natural, acceso_atcantarillado, servicio_recoleccion_basura y acceso_acueducto, si el valor de alguna de las variables es diferente de 1 entonces la variable toma el valor de 1 to cual implica la privación o ausencia de alguno de estos servicios. |
|                           | tag_vivienda_precaria     | [0,1]                              | Toma en cuenta las variables materiaL_paredes y material pisos, si los materiales son diferentes a los de una vivienda tradicional (bloque, piedra, madera y piso diferente al de tierra) la variable toma valor de 1   |
|                           | tag_hacinamiento          | [0,1]                              | Toma en cuenta las variables numero_personas y cuartos_dormir, en donde si el número de personas es mayor a 3 y los cuartos para dormir son menores al número de personas la variable toma el valor de 1  |
|                           | tag_conservacionycoccion  | [0,1]                              | Toma en cuenta las variables refrigerador y estufa, si alguna de las variables es diferente de 1 (ausencia del electrodomestico) entonces la variable toma el valor de 1  |
|                           | tag_propiedad             | [0,1,2]                            | Tomo en cuenta la variable tipo_vivienda y simplifica sus opciones marcando con 1 el estado de propietario, con 2 el arriendo o posesión de la vivienda y con 0 otras condiciones de propiedad  |
| Características Generales | grupos_edad               | ["menor de edad", "mayor de edad"] | Toma en cuenta la variable edad_cumplida si toma un valor menor a 18 entonces se marca con "menor de edad" y en caso contrario "mayor de edad"  |
| Ocupados                  | trabajador_informal       | [NaN,0,1]                          | Se tomará una postura legalista considerando trabajador formal aquel que cuente con contrato escrito, cotización a fondo de pensiones y cobertura médica<br>Aquel que no cuenta con tales condiciones sera tomado como informal (la variable toma valor de 1)   |
|                           | vulnerable_en_caso_desemp | [NaN,0,1]                          | Se toma en cuenta la variable fuente_ingresos_sin_trabajo, si la fuente es diferente a ahorros, subsidio de desempleo o ayuda familiar, entonces la variable toma el valor de 1, si la variable esta vacia entonces de deja como valor vacio  |

Las operaciones descritas comprenden el plano de "persona" no obstante posterior a estas se procede a realizar un proceso de *one hot encoding* sobre todas las variables categóricas dejando como columnas sus valores posibles, esto se realizó con el fin de tener un proceso de agrupación respecto a *key\_hogar* en donde las columnas de este set de datos son la suma de las variables del componente *key\_persona*, por ende el conjunto de datos transformado es una tabla en donde se condensan los conteos de las respuestas a nivel de hogar logrando así tener los atributos inherentes al mismo que son el insumo para el proceso de clustering y para el componente de factores de riesgo en el cálculo del índice.

## 6. ANALISIS DE SERIES DE TIEMPO DE PRECIOS MAYORISTAS PARA CONSTRUCCIÓN DE MODELOS DE PRONOSTICO

### 6.1 Análisis exploratorio de datos:

El ejercicio de análisis exploratorio planteado para los conjuntos de series de precios de alimentos ha buscado consolidar una mayor comprensión de las propiedades de las series de tiempo desde una perspectiva visual, estadística y de contexto, es relevante resaltar que este proceso toma elementos del análisis de series de tiempo clásico pero no se ciñe estrictamente a este, esto especialmente porque el proceso de pronóstico posterior no está basado en la metodología Box-Jenkins sino que toma el modelo ARIMA como un modelo de referencia o contraste pero no como modelo único o principal, adicionalmente para efectos del proceso realizado los diferentes órdenes del modelo ARIMA son estimados bajo stepwise haciendo uso del algoritmo AutoARIMA.

No obstante, en el marco de este análisis si se ha procurado tener una comprensión de las series de tiempo en términos de su estacionalidad, estacionariedad, nivel de integración, y otros de sus atributos estadísticos con el fin de contar con parámetros de referencia para el entramiento de modelos iniciales de pronóstico (anteriores al proceso de optimización de hiperparámetros), en concordancia a lo mencionado los pasos considerados para el análisis exploratorio por ciudad han sido los siguientes:

- Agrupación de las series de tiempo en las clasificaciones base definidas en los boletines SIPSA.
- Visualización de las series de tiempo por agrupación y revisión de sus medias móviles de 25, 50, 70 y 150 periodos con el fin de identificar posibles patrones sinusoidales o que diesen muestra de estacionalidad regular o irregular.
- Revisión de estadísticos básicos de tendencia central por agrupación de periodos con el fin de identificar variabilidad en las medias teniendo en cuenta hechos coyunturales que repercutieron en la volatilidad o estructura de precios.
- Revisión de lag plot de un rezago para identificar autocorrelación, heterocedasticidad y patrones de estacionalidad fuertes.
- Revisión de componentes de tendencia, estacionalidad y residuos de las series de tiempo haciendo uso de descomposición vía LOESS ante la detección de patrones de estacionalidad compuesta y componentes de tendencia no estrictamente lineales.
- Detección de outliers a través de mecanismo de mediana móvil.
- Caracterización de estacionariedad y nivel de integración de las series haciendo uso de las pruebas Dickey Fuller Aumentado y Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS).

Con el fin de ilustrar cada uno de los pasos mencionados con anterioridad a lo largo de esta sección se detallará el flujo de análisis mostrando algunos de los tramos de análisis para la ciudad

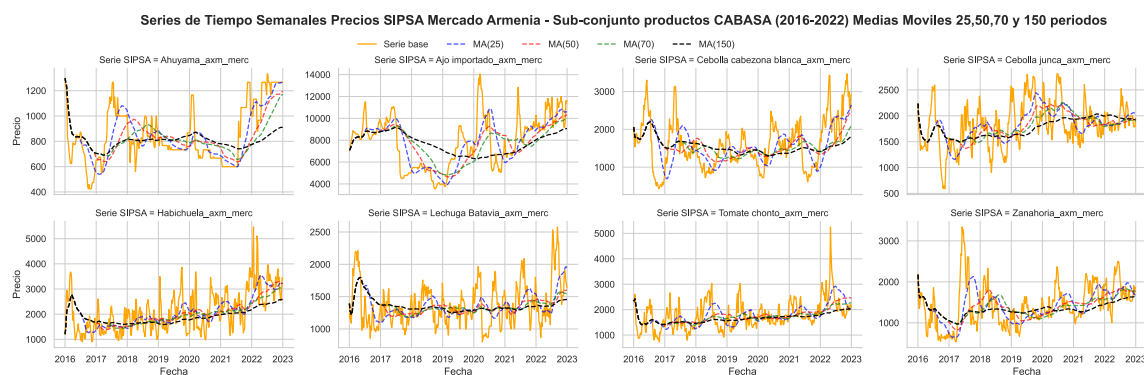
de Armenia, los demás recursos gráficos e informativos relacionados al análisis general asociados a los demás grupos de alimentos en Armenia, así como las gráficas y tablas para las ciudades de Pereira y Manizales estarán en la sección 1.3 de los anexos.

Dado que el análisis exploratorio comprende un total de 138 series de tiempo (46 series por ciudad) con el fin de tener una comprensión mucho más puntual para cada ciudad, se ha procedido a conducir el análisis exploratorio tomando grupos de alimentos, para estas agrupaciones se ha hecho uso de las clasificaciones ya propuestas por el DANE en los boletines de tipo semanal, partiendo de esto se han demarcado los siguientes grupos que contienen los alimentos que se señalan en la siguiente tabla:

**Tabla 11** Agrupaciones de alimentos consideradas para el proceso de análisis exploratorio. Los grupos se construyen teniendo en cuenta los grupos considerados por los boletines semanales del SIPSA, los grupos mostrados en la tabla son considerados para las tres ciudades. Elaboración propia del autor.

| Agrupaciones de alimentos consideradas en análisis exploratorio |                        |                               |                        |                  |                         |                         |
|---|------------------------|-------------------------------|------------------------|------------------|-------------------------|-------------------------|
| Verduras y hortalizas   | Frutas                 | Tubérculos, raíces y plátanos | Granos y Cereales      | Huevos y lácteos | Carnes                  | Procesados              |
| Ahuyama   | Aguacata papelillo     | Arracacha blanca              | Arroz de primera       | Huevo rojo AA    | Trucha corte mariposa   | Harina de trigo         |
| Ajo importado   | Banano criollo         | Papa criolla                  | Arveja verde seca      | Leche en polvo   | Pechuga de pollo        | Panela redonda          |
| Cebolla Cabezona Blanca   | Fresa                  | Papa parda pastusa            | Frijol cargamento rojo | Queso campesino  | Piernas de pollo        | Pastas alimenticias     |
| Cebolla Junca   | Guayaba Pera           | Plátano Hártón Verde          | Frijol verde en vaina  |                  | Carne de res, cadera    | Sal yodada              |
| Habichuela  | Limón Tahiti           | Plátano Hártón Maduro         | Lenteja importada      |                  | Lomo de cerdo sin hueso | Aceite vegetal (Mezcla) |
| Lechuga Batavia   | Lulo                   | Yuca ICA                      |                        |                  |                         |                         |
| Tomate Chonto   | Mandarina Oneco        |                               |                        |                  |                         |                         |
| Zanahoria   | Manzana roja importada |                               |                        |                  |                         |                         |
|   | Maracuyá               |                               |                        |                  |                         |                         |
|   | Mora de Castilla       |                               |                        |                  |                         |                         |
|   | Naranja Sweet          |                               |                        |                  |                         |                         |
|   | Papaya Maradol         |                               |                        |                  |                         |                         |
|   | Piña Gold              |                               |                        |                  |                         |                         |
|   | Tomate de Árbol        |                               |                        |                  |                         |                         |

Para cada uno de los grupos demarcados con anterioridad se han llevado a cabo los pasos mencionados con anterioridad, a continuación, se ejemplifica el ciclo de análisis con el grupo de verduras y hortalizas para la ciudad de Armenia en donde inicialmente se revisa el aspecto de las series del grupo junto a sus medias móviles simples de 25, 50, 70 y 150 periodos:



**Ilustración 24** Series de Tiempo de precios de alimentos del grupo de Verduras y Hortalizas para la ciudad de Armenia – Medias móviles de 25,50, 70 y 150 periodos.

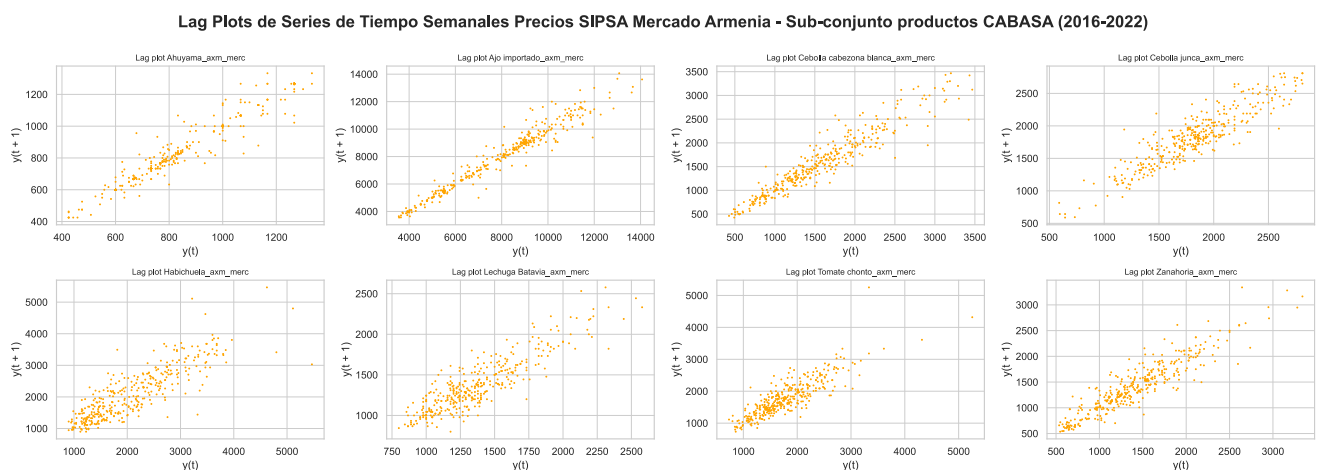
Al visualizar las series y sus medias móviles ha sido posible apreciar que las series en cuestión

presentan un nivel considerable de volatilidad, adicionalmente la dinámica estacional está presente pero no está completamente regular, un ejemplo claro es el de la cebolla cabezona que entre 2017 y finales de 2021 presenta dos momentos de pico en el precio en lapsos de un año, no obstante esta dinámica pierde regularidad durante 2022 en donde el precio presenta un alza evidente superando inclusive los máximos alcanzados entre 2016 y 2017. Otros alimentos como la cebolla junca y la ahuyama no presentan estacionalidades regulares, pero si presentan una alta volatilidad en el precio.

Como elemento común se puede apreciar que el periodo de finales de 2021 hasta 2022 marca en la mayoría de los casos una dinámica creciente en los precios lo cual ilustra con bastante claridad la media móvil de 25 periodos que, para los casos de la ahuyama, la cebolla cabezona y el ajo muestran una senda de crecimiento alcista pronunciada, en general se puede apreciar que cada producto cuenta con atributos muy particulares en su estructura y a simple vista es posible apreciar que la varianza a lo largo del tiempo no es constante, por el contrario tiene variaciones considerables que también se marcan por momentos de alzas muy pronunciadas.

Es relevante mencionar que el precio de los productos alimenticios se ve marcado por múltiples influencias en donde convergen elementos como el precio de los insumos, aumentos en los precios de combustible, coyunturas adversas por dinámicas de paros o inclusive afectaciones viales, todo aquello que impacte el proceso productivo o su proceso de suministro termina generando impactos en el precio final.

Con el fin de develar más características de las series de tiempo para cada agrupación se han generado lagplots los cuales consisten en una visualización en donde se relaciona la serie original con la serie rezagada  $n$  periodos, para este caso se han considerado lagplots con un rezago:



**Ilustración 25** Lag plots de un rezago para Series de Tiempo de precios de alimentos del grupo de Verduras y Hortalizas para la ciudad de Armenia

Este tipo de gráfica permite validar la presencia de valores atípicos, la presencia de correlación

serial e inclusive la presencia de estacionalidad, en este caso la revisión de estos lagplots permite determinar que las series de tiempo de este grupo no tienen un comportamiento aleatorio, por el contrario todas dibujan patrones lineales positivos aunque con diversos grados de claridad y dispersión, por ejemplo el ajo importado demarca un fuerte patrón lineal que demarca en este caso la presencia de correlación serial, otras series como la habichuela, la lechuga y el tomate presentan una amplia concentración de puntos en el extremo izquierdo de la gráfica, si bien el patrón de la zona es lineal se puede apreciar que hay bastante dispersión y varios puntos que se alejan de la nube de puntos principal lo cual demarca la presencia de valores atípicos lo cual es consistente con lo revisado con anterioridad en donde se puede apreciar con claridad que en momentos puntuales de la ventana de revisión entre 2016 y 2022 los precios ha tenido momentos de máximo que se alejan bastante del nivel de precios usual, la habichuela por ejemplo a inicios de 2022 superó la barrera de los 5000 pesos esto cuando entre 2016 y 2021 llevo a lo sumo a estar cerca de los 3800 pesos.

En términos generales los lagplots muestran presencia clara de correlación serial y también en varios casos evidencian la presencia de valores atípicos en las series, adicionalmente los lagplots no presentan o evidencian algún patrón circular o sinusoidal que dé cuenta de un patrón de estacionalidad fuerte.

La revisión de los lag plots ha generado señales respecto a la presencia de outliers, con el fin de confirmar la presencia de estos y teniendo en cuenta que las series revisadas presentan bastante variabilidad se ha determinado usar un mecanismo de mediana móvil de las desviaciones estándar, esto teniendo en cuenta que la media es bastante sensible a valores extremos y por ende puede llevar a que algunos valores atípicos no sean considerados como tales, en concordancia a esto para el cálculo de la mediana se ha partido de la siguiente expresión:

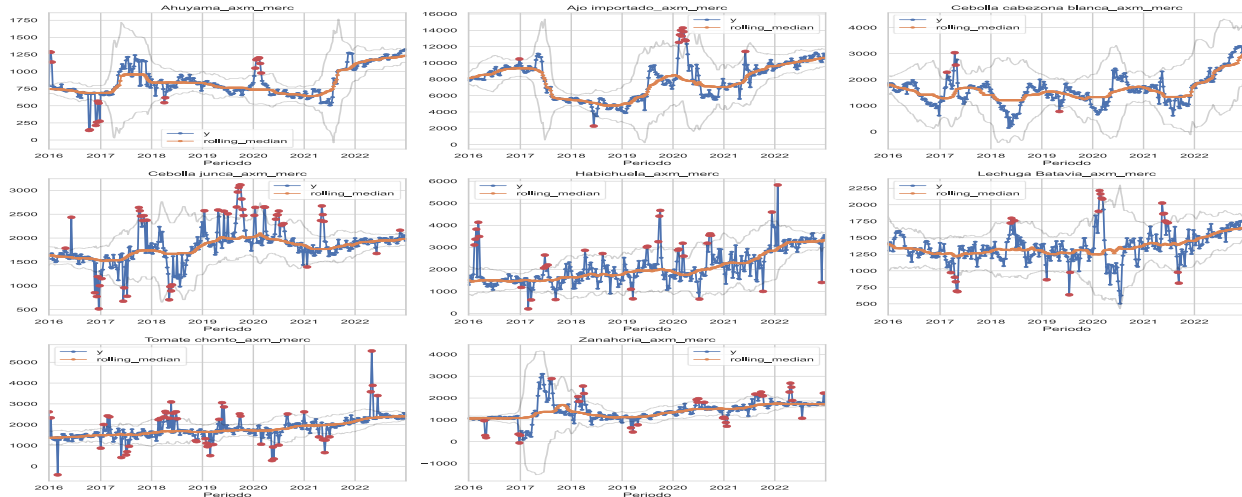
$$\hat{y}_t = \text{mediana}(y_t - T, \dots, y_{t-1}, y_t, y_{t+1}, \dots, y_t + T)$$

Siguiendo lo recomendado por Iglewicz y Hoaglin [53] la ventana definida para el cálculo de la mediana estará definida por la expresión  $2T+1$ , así mismo para el umbral de detección se tendrá la siguiente expresión:

$$\delta_t = \alpha * MAD(y_t - T, \dots, y_{t-1}, y_t, y_{t+1}, \dots, y_t + T)$$

En donde para el caso de  $\alpha$  se considerará un valor de 3.5 desviaciones, adicionalmente para el cálculo de este indicador se han considerado ventanas de 52 periodos, al aplicar lo antes mencionado se obtienen los siguientes resultados:

Identificación de atípicos productos CABASA - subconjunto verduras y hortalizas AXM



**Ilustración 26** Gráficas de detección de outliers aplicando el indicador MAD sobre las series de precio mayorista para el mercado de Armenia del grupo de alimentos de verduras y hortalizas

En la gráfica anterior los valores atípicos están marcados de color rojo, se puede apreciar que en general todas las series cuentan con valores atípicos sin embargo las que cuentan con una mayor cantidad de ellos son la serie de la cebolla junca, la habichuela, el tomate chonto y la zanahoria, así mismo la serie con datos atípicos más desviados de los límites de detección corresponden a la cebolla junca, la habichuela, el tomate chonto y el tomate de árbol.

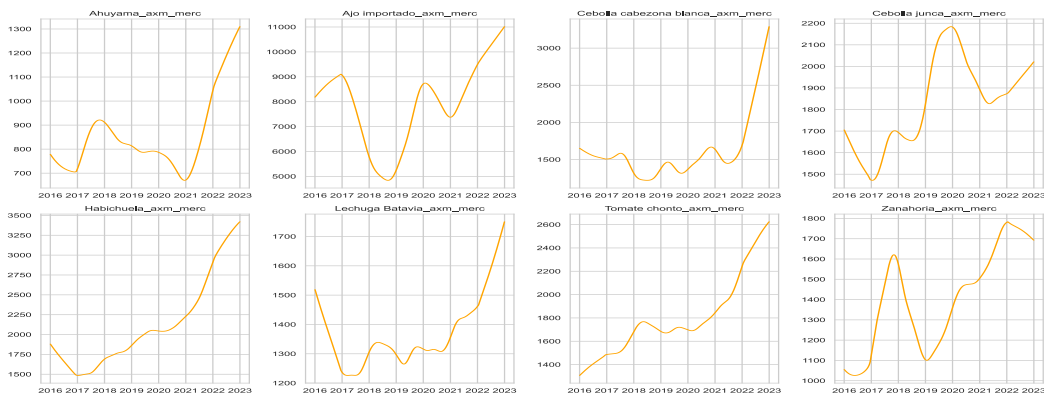
Como bien resaltan Iglewicz y Hoaglin los valores atípicos pueden tener múltiples orígenes entre los cuales se encuentran errores de medición, errores de muestreo o inclusive estos pueden ser parte de dinámicas naturales de la variable en cuestión [53], en este caso los valores atípicos corresponden a la dinámica de la formación de precios; los datos recolectados e inclusive la documentación de la fuente de esta información no da pie para poder determinar que estos sean propiamente errores de registro o de otra naturaleza, así las cosas, no es prudente aplicar imputación o incluso eliminación de los registros, remover estos valores atípicos conduciría a alterar la historia de la dinámica del precio de los alimentos lo cual no solo comunica el precio en sí mismo sino también dinámicas coyunturales propias del producto o inmersas en el contexto.

A pesar de que los outliers identificados no serán manipulados, es preciso resaltar que es importante denotar su presencia ya que su existencia dentro de las series representa implicaciones relevantes en especial para modelos que cuentan con poca robustez frente a los valores atípicos

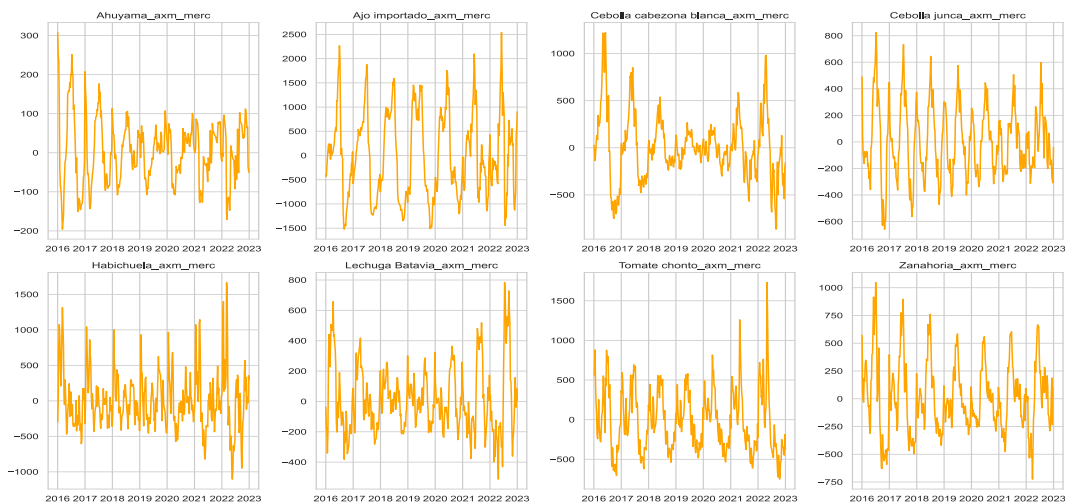
Además de la detección de datos atípicos, dentro del proceso de análisis exploratorio se ha denotado como relevante conocer con más detalle los componentes de las series de tiempo, para esto se ha probado la descomposición de series de tiempo clásica sin embargo esta no ha mostrado resultados satisfactorios en especial porque no logra captura de manera precisa los patrones de estacionalidad de las series, lo cual se debe principalmente a que tal como se ha

revisado con anterioridad las series de tiempo no cuentan con estructuras regulares e inclusive presentan patrones compuestos, partiendo de esta premisa se ha optado por utilizar descomposición de series de tiempo apoyada en LOESS la cual también suele ser conocida como STL (Seasonal and Trend Decomposition using Loess)[54] este tipo de descomposición como bien resalta Hyndman permite que el componente estacional varíe a través del tiempo y además es un tipo de descomposición que tiene mayor robustez frente a los valores atípicos [22].

A continuación, se muestran los diferentes componentes de las series del grupo de verduras y hortalizas para la ciudad de Armenia:



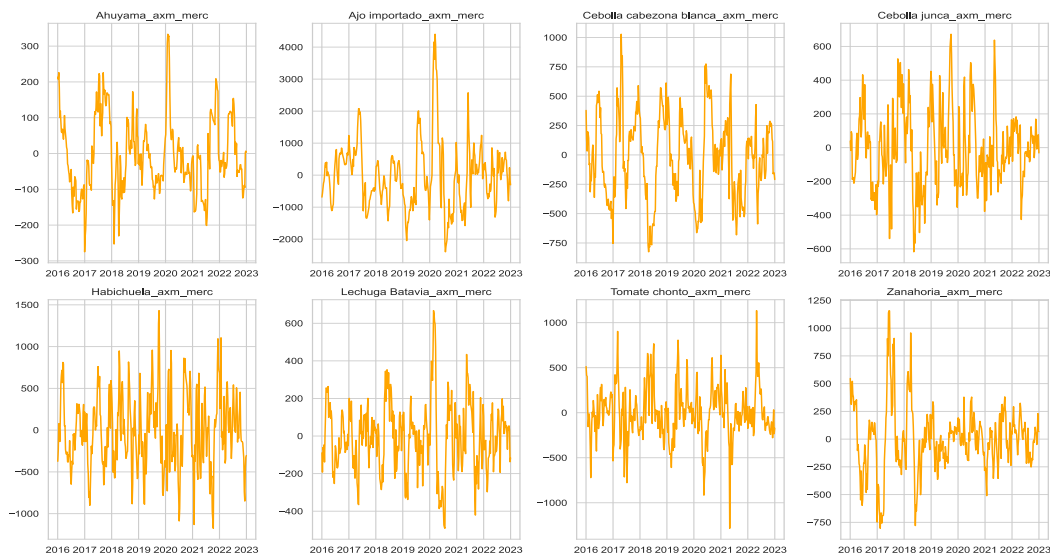
**Ilustración 27** Gráficas de componente tendencial de las series de precio mayorista para el mercado de Armenia del grupo de alimentos de verduras y hortalizas



**Ilustración 28** Gráficas de componente estacional de las series de precio mayorista para el mercado de Armenia del grupo de alimentos de verduras y hortalizas

Al revisar la descomposición de las series de tiempo en sus elementos de tendencia y estacionalidad se puede apreciar con claridad la capacidad que tiene la descomposición STL para demarcar variaciones en la estacionalidad de la serie, se puede apreciar que para series como la

ahuyama, la cebolla y el tomate de árbol los ciclos estacionales tuvieron mayor amplitud en su rango de valores en el pasado mientras que otras series como el tomate chonto y la lechuga Batavia muestran ciclos con mayor amplitud de valores lo cual es consistente con sus componente tendencias alcistas y con su comportamiento proclive a la presencia de valores atípicos. Otro elemento para resaltar es que este tipo de descomposición de abre a componentes tendencias que no son estrictamente lineales lo cual resulta de especial relevancia en series con cambios estructurales como las revisadas.



**Ilustración 29** Gráficas de componente residual de las series de precio mayorista para el mercado de Armenia del grupo de alimentos de verduras y hortalizas

Finalmente, al revisar los residuales se pueden evidenciar una gran variedad de patrones que no necesariamente se perfilan como ruido blanco, es posible apreciar amplias desviaciones que son consistentes con los cambios bruscos de precio y que además son compatibles con los valores atípicos anteriormente revisados, la revisión de los componentes de las series permite evidenciar que las series del grupo tienen estructuras complejas y con alta variabilidad a través del tiempo, en general la revisión da pie para establecer que pocas series presentan un perfil estacionario y por ende requieren diferenciación para alcanzar tal estado.

Cada una de las gráficas y elementos anteriormente presentados dan lugar a generar diversas intuiciones sobre las series de tiempo, no obstante con el fin de confirmar estadísticamente la estacionariedad de las series se ha creado una función para aplicar pruebas de raíz unitaria a las series de tiempo y determinar su nivel de integración, para lograr esto se han utilizado los test Dickey Fuller Aumentado (ADF) y Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin Test (KPSS), estos test han sido integrados a la función usando el paquete *sktime*[41] haciendo uso de las funciones *StationarityADF* y *StationarityKPSS*, para la definición del nivel de integración se han definido controles de flujo condicionales basados en ambas pruebas, la función desarrollada tiene como output el resultado del test para la primera diferencia y el nivel de integración hallado. Los resultados de la aplicación de la función desarrollada sobre las 46 series de la ciudad se consolidan

en la siguiente tabla:

**Tabla 12** Consolidación de pruebas de raíz unitaria y determinación de nivel de integración para las series de precios mayoristas de alimentos para la ciudad de Armenia.

| Serie                                 | ADF estacionario* | ADF_pvalue | KPSS estacionario* | KPSS_pvalue | Tipo serie                 | Nivel de integración          |
|---------------------------------------|-------------------|------------|--------------------|-------------|----------------------------|-------------------------------|
| Aceíte vegetal mezcla_axm_merc        | FALSO             | 0,974      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Aguate papellillo_axm_merc            | FALSO             | 0,053      | FALSO              | 0,01332     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Ahuyama_axm_merc                      | FALSO             | 0,090      | FALSO              | 0,03021     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Ajo importado_axm_merc                | FALSO             | 0,163      | FALSO              | 0,02245     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Arracacha blanca_axm_merc             | FALSO             | 0,442      | VERDADERO          | 0,10000     | Estacionaria con tendencia | I(1)                          |
| Arroz de primera_axm_merc             | FALSO             | 0,705      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Arveja verde seca importada_axm_merc  | FALSO             | 0,991      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Banano criollo_axm_merc               | FALSO             | 0,082      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Carne de red cadera_axm_ref_per       | FALSO             | 0,900      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Cebolla cabezona blanca_axm_merc      | VERDADERO         | 0,000      | VERDADERO          | 0,10000     | Estacionaria               | I(0)                          |
| Cebolla junca_axm_merc                | VERDADERO         | 0,016      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Fresa_axm_merc                        | FALSO             | 0,985      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Frijol cargamanto rojo_axm_merc       | FALSO             | 0,940      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | Nivel de integración superior |
| Frijol verde en vaina_axm_merc        | FALSO             | 0,615      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Guayaba pera_axm_merc                 | VERDADERO         | 0,000      | FALSO              | 0,04810     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Habichuela_axm_merc                   | FALSO             | 0,376      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Harina de trigo_axm_merc              | FALSO             | 0,998      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | Nivel de integración superior |
| Huevo rojo AA_axm_merc                | FALSO             | 0,976      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Leche en polvo_axm_merc               | FALSO             | 0,743      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | Nivel de integración superior |
| Lechuga Batavia_axm_merc              | VERDADERO         | 0,000      | VERDADERO          | 0,09139     | Estacionaria               | I(0)                          |
| Lenteja importada_axm_merc            | FALSO             | 0,863      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | Nivel de integración superior |
| Limón Tahití_axm_merc                 | FALSO             | 0,307      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Lomo de cerdo sin hueso_axm_ref_per   | FALSO             | 0,853      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Lulo_axm_merc                         | FALSO             | 0,318      | FALSO              | 0,01058     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Mandarina Oneco_axm_merc              | VERDADERO         | 0,001      | FALSO              | 0,03602     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Manzana roja importada_axm_merc       | FALSO             | 0,804      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Maracuyá_axm_merc                     | VERDADERO         | 0,005      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Mora de Castilla_axm_merc             | VERDADERO         | 0,033      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Naranja Sweet_axm_merc                | VERDADERO         | 0,022      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Panela redonda morena_axm_merc        | FALSO             | 0,099      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Papa criolla limpia_axm_merc          | VERDADERO         | 0,028      | VERDADERO          | 0,09633     | Estacionaria               | I(0)                          |
| Papa parda pastusa_axm_merc           | FALSO             | 0,087      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Papaya Maradol_axm_merc               | VERDADERO         | 0,000      | VERDADERO          | 0,05409     | Estacionaria               | I(0)                          |
| Pastas alimenticias_axm_merc          | FALSO             | 0,999      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Pechuga de pollo_axm_merc             | FALSO             | 0,949      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Piernas de pollo_axm_merc             | FALSO             | 0,877      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Piña gold_axm_merc                    | FALSO             | 0,450      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Plátano dominico hartón verde_axm_ret | FALSO             | 0,230      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Plátano hartón maduro_axm_merc        | FALSO             | 0,167      | VERDADERO          | 0,10000     | Estacionaria con tendencia | I(1)                          |
| Queso campesino_axm_merc              | FALSO             | 0,655      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Sal yodada_axm_merc                   | FALSO             | 0,971      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Tomate chonto_axm_merc                | VERDADERO         | 0,000      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Tomate de árbol_axm_merc              | FALSO             | 0,057      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Trucha en corte mariposa_axm_merc     | FALSO             | 0,658      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Yuca ICA_axm_merc                     | FALSO             | 0,449      | FALSO              | 0,01137     | No estacionaria            | I(1)                          |
| Zanahoria_axm_merc                    | VERDADERO         | 0,002      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                          |

\*Las variables ADF estacionario y KPSS estacionario indican si la prueba estadística ha indicado si la serie es estacionaria o no, las pruebas se llevan a cabo sobre la serie sin diferenciar.

La realización de pruebas de raíz unitaria ha permitido confirmar varios de los hallazgos realizados sobre las series del grupo de verduras y hortalizas, pero de manera complementaria permite develar atributos de los demás grupos de alimentos, en este caso es posible apreciar que 38 de las 46 series tienen un nivel de integración 1 lo cual significa que cuentan con un componente de tendencia marcado dando lugar a que solo logren ser estacionarias cuando se aplica una primera diferenciación sobre ellas, también es posible evidenciar que solo 4 de las series son estacionarias y tres de ellas se encuentran en el grupo de verduras y hortalizas y una en el grupo de frutas.

Así mismo 4 de las series presentan un nivel de integración superior lo cual indica según la función diseñada para iterar las pruebas sobre las series que requieren más de dos diferenciaciones para llegar a ser estacionarias dentro de este espectro se encuentran alimentos como la leche en polvo y la lenteja importada las cuales presentan en términos estructurales alzas de precio muy marcadas y abundante presencia de valores atípicos, es relevante resaltar que todas las series de orden superior se encuentran en el grupo de alimentos procesados y de granos y cereales.

La revisión de las series de este grupo representa una muestra del ejercicio realizado con cada uno de los grupos de alimentos de la ciudad [Para ver las gráficas relacionadas a los demás grupos diríjase a la sección de anexos 1.2], sin embargo para tener una visión general respecto a los atributos generales de las series y también de sus puntos de cambio más relevantes, a continuación se muestra un consolidados de estadísticos básicos por grupo de alimentos comparados entre los periodos 2016-2019 y 2020-2022 para la ciudad de Armenia [Para la ver la tabla relacionada a las ciudades de Pereira y Manizales diríjase a la sección de anexos 1.3].

Se ha propuesto la comparación entre tramos temporales teniendo en cuenta que el periodo 2020-2022 estuvo marcado por hechos coyunturales que marcan hitos no solo en lo que respecta al alza de precios en los alimentos, sino también en el nivel de precios general de la economía, en concordancia a esto resaltan hechos como los siguientes:

- Pandemia COVID-19 y declaración de emergencia sanitaria
- Paro Nacional y Estallido Social en Colombia
- Crisis Internacional de las cadenas logísticas

Esta serie de sucesos marcaron choques tanto a nivel de los hogares como de las empresas generando en el marco de la pandemia una desaceleración de la demanda, seguida por una dinámica posterior de dificultades por parte de la oferta para responder a la normalización de los patrones de consumo lo cual converge con el estallido social y eventos subyacentes que impactan la dinámica de los precios a nivel país llevando inclusive a que la inflación superase los umbrales establecidos por el Banco de la República.

**Tabla 13** Estadísticos básicos consolidados comparados para los periodos 2016-2019 y 2020-2022, en el extremo izquierdo de la tabla se muestra la variación del valor promedio y la diferencia entre los rangos de los periodos con el fin de generar una noción respecto a la magnitud de cambio en los precios. Se marcan en verde productos con variación relativa más alta.

| Grupo                         | Serie                                  | 2016-2019 |         |       |       |       | 2020-2022 |         |       |        |        | Variación absoluta medias | Variación relativa medias | Diferencia rangos |
|-------------------------------|--|-----------|---------|-------|-------|-------|-----------|---------|-------|--------|--------|---------------------------|---------------------------|-------------------|
|                               |  | Media     | Dev.est | Rango | Max   | Min   | Media     | Dev.est | Rango | Máximo | Mínimo |                           |                           |                   |
| Verduras y Hortalizas         | Ahuyamo axm_merc                       | 805       | 174     | 875   | 1300  | 425   | 918       | 205     | 713   | 1333   | 600    | 114                       | 14%                       | -142,0            |
|                               | Ajo importado_axm_merc                 | 7038      | 2126    | 2914  | 11500 | 3556  | 9054      | 2306    | 9000  | 14067  | 5067   | 2005                      | 28%                       | 1056,0            |
|                               | Cebolla cabezona blanca_axm_merc       | 1465      | 576     | 2873  | 1300  | 427   | 1773      | 699     | 2854  | 3467   | 613    | 308                       | 21%                       | -15,0             |
|                               | Cebolla junca_axm_merc                 | 1740      | 484     | 2213  | 2802  | 589   | 1939      | 310     | 1429  | 2810   | 1381   | 199                       | 11%                       | -784,0            |
|                               | Habichuela_axm_merc                    | 1756      | 512     | 2958  | 3958  | 900   | 2579      | 840     | 4880  | 5467   | 987    | 923                       | 47%                       | 1322,0            |
|                               | Lechuga batavia_axm_merc               | 1112      | 267     | 1355  | 2211  | 856   | 1481      | 381     | 1778  | 2578   | 800    | 149                       | 11%                       | -423,0            |
|                               | Tomate chonto_axm_merc                 | 1606      | 507     | 2297  | 3030  | 733   | 2025      | 550     | 3859  | 5253   | 1394   | 419                       | 26%                       | 1562,0            |
|                               | Zanahoria_axm_merc                     | 1258      | 351     | 2894  | 3940  | 526   | 1695      | 364     | 3528  | 2500   | 972    | 377                       | 30%                       | 1276,0            |
|                               | Aguacate paquilla_axm_merc             | 3539      | 1006    | 6234  | 6092  | 1858  | 4284      | 938     | 6033  | 6000   | 1967   | 738                       | 21%                       | -203,0            |
|                               | Banano criollo_axm_merc                | 755       | 160     | 761   | 1178  | 417   | 1045      | 168     | 750   | 1367   | 617    | 289                       | 38%                       | -11,0             |
| Frutas                        | Fresa_axm_merc                         | 4960      | 908     | 3540  | 6740  | 3200  | 7994      | 2465    | 9404  | 14204  | 4800   | 3094                      | 63%                       | 5863,0            |
|                               | Guayaba pera_axm_merc                  | 1232      | 216     | 1261  | 2014  | 783   | 1288      | 261     | 1755  | 2622   | 867    | 56                        | 3%                        | 695,0             |
|                               | Lindo Tabal_axm_merc                   | 1636      | 647     | 2933  | 3700  | 767   | 2292      | 891     | 4300  | 5333   | 1033   | 653                       | 40%                       | 1367,0            |
|                               | Lulo_axm_merc                          | 2761      | 517     | 2414  | 4325  | 1911  | 3260      | 853     | 2889  | 4689   | 1800   | 500                       | 18%                       | 475,0             |
|                               | Mandarina Directo_axm_merc             | 1496      | 591     | 2603  | 3125  | 527   | 1484      | 781     | 3136  | 3853   | 717    | 688                       | 33%                       | 532,0             |
|                               | Mandarina roja importada_axm_merc      | 4583      | 945     | 2693  | 5762  | 3009  | 6430      | 670     | 3017  | 8421   | 5404   | 1847                      | 40%                       | 323,0             |
|                               | Maracujá_axm_merc                      | 2211      | 565     | 2725  | 8900  | 1175  | 2604      | 619     | 2544  | 4033   | 1489   | 393                       | 18%                       | -181,0            |
|                               | Mora de Castilla_axm_merc              | 3589      | 560     | 3467  | 6078  | 2611  | 4471      | 823     | 2667  | 5911   | 3244   | 882                       | 25%                       | -800,0            |
|                               | Naranja Sweet_axm_merc                 | 649       | 164     | 895   | 1405  | 350   | 990       | 261     | 3100  | 3507   | 407    | 342                       | 53%                       | 245,0             |
|                               | Papaya Maradol_axm_merc                | 1155      | 265     | 1259  | 1967  | 708   | 1281      | 459     | 1934  | 2767   | 833    | 127                       | 11%                       | 675,0             |
| Tuberculos, raíces y plátanos | Piña gold_axm_merc                     | 1111      | 245     | 1050  | 1733  | 683   | 1670      | 233     | 1133  | 2333   | 1200   | 559                       | 50%                       | 83,0              |
|                               | Tomate de árbol_axm_merc               | 1876      | 355     | 1496  | 2729  | 1223  | 2563      | 520     | 2480  | 3733   | 1253   | 667                       | 36%                       | 984,0             |
|                               | Arracacha blanca_axm_merc              | 1627      | 821     | 3125  | 3590  | 465   | 1814      | 789     | 2889  | 3706   | 817    | 187                       | 11%                       | -236,0            |
|                               | Papa criolla limpia_axm_merc           | 2134      | 737     | 2948  | 3887  | 939   | 2257      | 611     | 2288  | 3444   | 1156   | 123                       | 6%                        | -660,0            |
|                               | Papa papa pastosa_axm_merc             | 905       | 331     | 1825  | 2313  | 488   | 1266      | 660     | 2556  | 3060   | 504    | 301                       | 40%                       | 791,0             |
|                               | Plátano dominico hartón verde_axm_merc | 735       | 165     | 857   | 1233  | 376   | 974       | 396     | 1431  | 1778   | 367    | 238                       | 32%                       | 56,0              |
|                               | Plátano hartón maduro_axm_merc         | 948       | 222     | 992   | 1475  | 483   | 1008      | 390     | 1467  | 1867   | 400    | 60                        | 6%                        | 475,0             |
|                               | Vaca ICA_axm_merc                      | 1118      | 307     | 1058  | 1667  | 609   | 1515      | 929     | 2631  | 3240   | 609    | 397                       | 36%                       | 1573,0            |
|                               | Ajona de primera_axm_merc              | 2572      | 301     | 1313  | 3340  | 2027  | 3270      | 498     | 2962  | 4933   | 2371   | 698                       | 27%                       | 1249,0            |
|                               | Ajonjolí verde seco importada_axm_merc | 2305      | 251     | 904   | 2740  | 1836  | 3335      | 867     | 2292  | 4671   | 2378   | 1030                      | 45%                       | 1388,0            |
| Granos y Cereales             | Frijol cargamento rojo_axm_merc        | 6642      | 1349    | 4101  | 8453  | 4352  | 9211      | 2964    | 10110 | 16928  | 6818   | 2569                      | 39%                       | 6009,0            |
|                               | Frijol verde en vaina_axm_merc         | 2723      | 601     | 2913  | 4433  | 1600  | 2522      | 1049    | 4249  | 5422   | 1971   | 793                       | 29%                       | 1326,0            |
|                               | Lentaja importada_axm_merc             | 4158      | 1127    | 3145  | 5891  | 2746  | 4947      | 1664    | 6096  | 8062   | 2966   | 789                       | 19%                       | 1965,0            |
|                               | Huevo rojo AA_axm_merc                 | 286       | 18      | 66    | 316   | 350   | 382       | 75      | 270   | 540    | 270    | 96                        | 34%                       | 204,0             |
|                               | Leche en polvo_axm_merc                | 20015     | 1183    | 3897  | 23483 | 17286 | 30486     | 8959    | 28932 | 49737  | 24205  | 10471                     | 52%                       | 24039,0           |
| Huevos y Lácteos              | Queso campesino_axm_merc               | 11381     | 527     | 2950  | 12900 | 9950  | 13835     | 3711    | 10934 | 19667  | 8731   | 2054                      | 24%                       | 8184,0            |
|                               | Harina de trigo_axm_merc               | 1905      | 98      | 426   | 1995  | 1569  | 2405      | 533     | 1680  | 3640   | 1960   | 500                       | 26%                       | 1254,0            |
|                               | Danella redonda morena_axm_merc        | 3103      | 346     | 1373  | 3713  | 2340  | 3568      | 361     | 1791  | 4583   | 2792   | 465                       | 15%                       | 418,0             |
|                               | Pastas alimenticias_axm_merc           | 3225      | 140     | 516   | 2949  | 1028  | 6417      | 1395    | 4181  | 9081   | 4901   | 793                       | 24%                       | 1326,0            |
|                               | Sal yodada_axm_merc                    | 959       | 88      | 238   | 1098  | 860   | 1307      | 253     | 610   | 1700   | 1090   | 348                       | 36%                       | 371,0             |
| Procesados                    | Aceite vegetal mezcla_axm_merc         | 5583      | 482     | 1825  | 5767  | 3942  | 8712      | 2388    | 6625  | 12392  | 5767   | 3829                      | 62%                       | 4800,0            |
|                               | Trucha en corte mariposa_axm_merc      | 14992     | 1301    | 5081  | 16481 | 11000 | 18175     | 2889    | 11139 | 25500  | 14361  | 3783                      | 26%                       | 6057,0            |
|                               | Buchuga de pollo_axm_merc              | 8172      | 356     | 2068  | 9531  | 7467  | 10918     | 2459    | 7133  | 14800  | 7667   | 2545                      | 30%                       | 5067,0            |
|                               | Buchuga de pollo_axm_merc              | 6858      | 555     | 2850  | 8083  | 5233  | 9259      | 2149    | 7090  | 13400  | 6310   | 2401                      | 35%                       | 4240,0            |
|                               | Carne de res cadera_axm_ref_per        | 15295     | 936     | 4667  | 14667 | 13000 | 22050     | 4050    | 10889 | 27667  | 16278  | 6225                      | 39%                       | 6223,0            |
| Carnes                        | Lomo de cerdo sin hueso_axm_ref_per    | 15400     | 844     | 4700  | 17500 | 12800 | 18574     | 2544    | 9686  | 24019  | 14331  | 3172                      | 21%                       | 4985,0            |

A partir de la tabla anterior es posible evidenciar que para el caso de la ciudad de Armenia todos los productos que hacen parte de la CABASA presentaron incrementos notables en sus precios promedio entre los periodos de análisis, si se agrupan la magnitud de variación relativa de los precios promedio se evidencia que:

- 16 productos tuvieron un incremento de precio mayorista promedio menor o igual al 20% respecto al promedio presentado entre 2016 y 2019.
- 26 productos presentaron un incremento de precio mayorista promedio entre el 21% y el 40% respecto al promedio presentado entre 2016 y 2019.
- 7 productos presentaron un incremento de precio mayorista mayor al 40% respecto al promedio presentado entre 2016 y 2019.

Lo anteriormente mencionado da cuenta de las dinámicas alcistas particularmente fuertes evidenciadas en varias de las series de tiempo de los alimentos, el lapso entre 2020 y 2022 se presenta como un tramo de mayor volatilidad y de incremento en los precios mayoristas, este caso no es único de la ciudad de Armenia, al revisar el comportamiento en las demás ciudades es posible evidenciar que se presentan como comunes las dinámicas de alza durante el tramo mencionado, así mismo aspectos como la presencia de valores atípicos y series que no son naturalmente estacionarias

En general el análisis exploratorio llevado a cabo ha permitido concluir que:

- Las series de tiempo para las ciudades de Armenia, Pereira y Manizales no son series con comportamientos estables, sino que cuentan con atributos como:
  - Estacionalidad irregular e inclusive compuesta que presenta variaciones a través del tiempo.
  - Series en su mayoría no estacionarias con componentes tendenciales marcados y en su mayoría no lineales.
  - Marcada presencia de valores atípicos que para la mayoría de los casos se concentran en la ventana de 2020-2022.
- La marcada volatilidad de las series permite plantear que modelos con supuestos estrictos y que suponen linealidad y normalidad no serán los más eficientes para el pronóstico de estas series.
- En un ambiente de pronóstico reiterado será necesario tener un monitoreo constante de los modelos estimados ya que los cambios estructurales propios de estas series inducen mayor incertidumbre y por ende menor efectividad de pronóstico en ventanas de tiempo muy amplias.

## 6.2 Proceso de modelación y evaluación:

El proceso de pronóstico que se ha enmarcado para el diseño de este prototipo contempla la predicción del valor futuro de cada alimento 8 semanas adelante (2 meses), la finalidad de este pronóstico es contar con un posible precio futuro que tendrá como finalidad constituir también el precio futuro de la CABASA a precios mayoristas lo cual servirá como insumo para el cálculo del índice que se propone en secciones siguientes y que permitirá definir el posible nivel de privación de acceso a alimentos para un arquetipo de hogar.

Partiendo de lo planteado con anterioridad el problema de pronóstico que se ha definido se enmarca en un pronóstico de múltiples pasos adelante o lo que bien se conoce en la literatura como multistep forecasting, adicionalmente es preciso resaltar que el enfoque respecto al problema de pronóstico es de carácter univariado por ende no se han considerado series exógenas para la predicción de las series principales, en el único caso en el que se ha considerado el uso de variables regresoras ha sido en el caso de los algoritmos *xgboost* y *gdbost* en los cuales se han considerado como regresoras ventanas de rezagos de la serie de interés.

Para afrontar el problema de pronóstico se tomarán en cuenta los siguientes modelos:

- Modelo Naive basado en una media general (modelo de base)
- Modelo Naive basado en una ventana de 52 registros (1 año) y componente estacional
- Modelo ARIMA con posibilidad de contemplar componente estacional (SARIMA) dada la estimación a partir del algoritmo autoARIMA disponible en el paquete *sktime*.
- Modelo de Suavizamiento exponencial a partir de la función `ExponentialSmoothing()` de *sktime* que abre la posibilidad de estimar las tres variante de este algoritmo de acuerdo a los hiperparámetros introducidos.
- Modelo Prophet
- Modelo TBATS (Trigonometric seaonality, Box-Cox transformation, ARMA errors, Trend ans Seasonal components)
- Modelo XGBoost
- Modelo GradientBoost Regressor

Para cada una de las series de tiempo de cada ciudad estos 8 modelos han sido probados en aras de conocer cuales presentan mayor robustez y mejores métricas para cada alimento, en este proceso se han seguido los siguientes pasos para la evaluación y selección del modelo para cada caso:

- Se han seleccionado para la evaluación de los modelos las métricas MAE (Median Absolute Error), MAPE (Mean Absolute Percentage Error) y RMSE (Root Mean Squared Error) a partir de estas se define que al final del proceso de evaluación se considerará

como el mejor modelo para cada producto aquel que presente para cada caso particular las menores métricas, siendo la métrica principal el MAPE que define la desviación media respecto a los valores reales.

- Se ha realizado una estimación inicial considerando un horizonte de pronóstico de 8 pasos adelante contemplando como set de entrenamiento el 97% del conjunto de dato y como set de prueba el 3%, esto buscando tener un acercamiento inicial al desempeño frente al escenario real de pronóstico. Adicionalmente para este primer ejercicio solo se han modificado hiperparámetros básicos de cada modelo, los parámetros intervenidos en cada caso se demarcan de forma general en la siguiente tabla, las configuraciones demarcadas en la tabla han sido aplicadas de igual manera para cada ciudad:

**Tabla 14** Configuración inicial modelos para proceso de selección y evaluación. Los hiperparámetros están basados en la librería *sktime* [41]. Elaboración propia

| Configuración inicial de modelos   |   |  |
|--|---|--|
| Modelo   | Hiperparámetro                                    | Valor  |
| Naive basado en media generat  | strategy  | "mean"   |
|  | strategy  | "mean"   |
| Naive basado en media de 52 periodos y estacionalidad  | window_length                                     | 52   |
|  | sp  | Resultado de aplicar <code>SeasonalityPeriodogram()</code> y tomar la periodicidad con mayor significancia   |
| Suavizamiento exponencial  | sp  | Resultado de aplicar <code>SeasonalityPeriodogram()</code> y tomar la periodicidad con mayor significancia   |
|  | trend   | Escogido según el nivel de integración, si el nivel es 0 el parámetro toma valor None, si el nivel de integración es superior toma el valor "additive" por defecto   |
| Prophet  | Se estima usando todos sus parámetros por defecto |  |
| ARIMA estimado con AutoARIMA   | sp  | Resultado de aplicar <code>SeasonalityPeriodogram()</code> y tomar la periodicidad con mayor significancia, si sp es superior a 52 se limita a 52 ante las dificultades del algoritmo para manejar estacionalidades de largo plazo |
|  | start_p   | p  |
|  | start_q   | q  |
|  | D   | Escogido según el nivel de integración, si el sp es mayor que 0 entonces se toma el valor como 1   |
| TBATS  | Max_order   | None   |
|  | sp  | Resultado de aplicar <code>SeasonalityPeriodogram()</code> y tomar la periodicidad con mayor significancia   |
| GradientBoost [Para ejecutarlo se usa <code>make_reduction</code> que permite convertir el problema tradicional de series univariantes a un problema de regresión definiendo una ventana de rezagos] | use_trend   | Se define según el nivel de integración, si este es mayor que 0 se toma como True  |
|  | window_length                                     | 52   |
| XGBoost [Para ejecutarlo se usa <code>make_reduction</code> que permite convertir el problema tradicional de series univariantes a un problema de regresión definiendo una ventana de rezagos]       | strategy  | "recursive"  |
|  | strategy  | "recursive"  |
| XGBoost [Para ejecutarlo se usa <code>make_reduction</code> que permite convertir el problema tradicional de series univariantes a un problema de regresión definiendo una ventana de rezagos]       | window_length                                     | 52   |
|  | strategy  | "recursive"  |

Para lograr la configuración particular para los parámetros relacionados a estacionalidad y tendencia se ha creado una función que integra estos elementos y permite configurar el modelo base para cada producto en particular.

- Posteriormente para cada caso se ha ejecutado un proceso de validación cruzada basado en una ventana expansiva partiendo de una ventana base compuesta por el 50% del conjunto de datos (183 registros) a partir de la cual se han planteado 5 folds para los cuales se ha ejecutado un pronóstico 8 pasos adelante, y a partir de esto se han calculado los promedios de las métricas seleccionadas (MAPE, MAE, RMSE). Los modelos aquí evaluados son los mismos construidos en el paso anterior.

- Como paso final se ha realizado una optimización de hiperparámetros haciendo uso del framework optuna [44] el cual ejecuta un proceso de búsqueda a través de muestreo basado en el algoritmo TPE (Tree-structured Parzen Estimator) el cual es una variante de la optimización bayesiana que conforma sus espacios de búsqueda a través de estructuras de árbol con parámetros condicionales [55] para cada algoritmo se han considerado distribuciones de parámetros acordes a cada caso que se condensan a continuación:

**Tabla 15** Distribuciones consideradas para la optimización de hiperparámetros a través del uso de Optuna usando un sampler tipo TPE

| Algoritmo de pronóstico   | Hiperparámetro  | Tipo                       | Distribución                   |
|---------------------------|---|----------------------------|--------------------------------|
| Prophet                   | growth  | categorico                 | ["Linear"]                     |
|                           | seasonality_mode  | categorico                 | ["additive", "multiplicative"] |
|                           | seasonality_prior_scale   | integer                    | [10 a 100]                     |
|                           | changepoint_range   | continuo                   | [0.1 a 1]                      |
|                           | n_changepoints  | integer                    | [25 a 100]                     |
| TBATS                     | use_box_cox   | categorico                 | ["True", "False"]              |
|                           | use_trend   | categorico                 | ["True", "False"]              |
|                           | use_damped_trend  | categorico                 | ["True", "False"]              |
|                           | sp  | integer                    | [1,92]                         |
|                           | use_arma_errors   | categorico                 | ["True", "False"]              |
| Suavizamiento Exponencial | trend   | categorico                 | ["add", "mul"]                 |
|                           | damped_trend  | categorico                 | ["True", "False"]              |
|                           | seasonal  | categorico                 | ["add", "mul"]                 |
|                           | sp  | integer                    | [1,92]                         |
|                           | optimized   | categorico                 | ["True", "False"]              |
|                           | use_brute   | categorico                 | ["True", "False"]              |
|                           | remove_bias   | categorico                 | ["True", "False"]              |
| initialization_method     | categorico  | ["estimated", "heuristic"] |                                |
| GDBoost                   | window_length   | integer                    | [1 a 100]                      |
|                           | learning_rate   | continuo                   | [0.01 a 1]                     |
|                           | n_estimators  | integer                    | [100 a 2000]                   |
|                           | subsample   | continuo                   | [0.1 a 1]                      |
|                           | max_depth   | integer                    | [3 a 50]                       |
| XGBoost                   | window_length   | integer                    | [1 a 100]                      |
|                           | eta   | continuo                   | [0.01 a 1]                     |
|                           | gamma   | continuo                   | [0 a 20]                       |
|                           | max_depth   | integer                    | [3 a 50]                       |
|                           | subsample   | continuo                   | [0.1 a 1]                      |
|                           | grow_policy   | categorico                 | ["depthwise", "lossguide"]     |
| ARIMA                     | No aplica - La función autoARIMA ya realiza un proceso de optimización de hiperparámetros |                            |                                |
| Modelos Naive             | Son modelos baseline  |                            |                                |

Para cada uno de los intentos del proceso de optimización se ha tomado en cuenta el mismo esquema de validación cruzada y partir de él se ha establecido la métrica a minimizar que en este caso ha sido MAPE.

La aplicación de los pasos anteriormente mencionados ha dado lugar a los siguientes resultados para las series de precios mayoristas de la ciudad de Armenia [Para ver las demás tablas de resultados e hiperparámetros de los mejores modelos diríjase a la sección de anexos 1.4]:

**Tabla 16** Comparativo entre modelos iniciales y optimizados para cada producto del CABASA en la ciudad de Armenia y demarcación de mejor modelo de acuerdo con MAPE más bajo.

| Serie                                | Modelo                        | MAPE Modelo Inicial | MAPE Cross Validation (5 Folds) | Promedio de MAPE Hyperparameter Tuning | Modelo con mejor Ajuste |
|--------------------------------------|-------------------------------|---------------------|---------------------------------|--|-------------------------|
| Aceite vegetal mezcla_axm_merc       | ARIMA (0, 1, 0)-(0, 1, 2, 26) | 0,57%               | 2,76%                           | 2,76%                                  | XGBoost                 |
|                                      | Exp-Smoothing-S26             | 2,06%               | 4,27%                           | 1,17%                                  |                         |
|                                      | GradientBoost                 | 0,27%               | 1,51%                           | 1,17%                                  |                         |
|                                      | NM                            | 45,70%              | 22,76%                          | 22,76%                                 |                         |
|                                      | NM + Seasonality              | 11,13%              | 13,13%                          | 13,13%                                 |                         |
|                                      | Prophet                       | 9,09%               | 6,42%                           | 4,74%                                  |                         |
|                                      | TBATS                         | 0,96%               | 2,33%                           | 1,20%                                  |                         |
|                                      | <b>XGBoost</b>                | <b>0,23%</b>        | <b>1,26%</b>                    | <b>1,05%</b>                           |                         |
| Aguacate papelillo_axm_merc          | ARIMA (1, 1, 0)-(1, 1, 2, 26) | 4,22%               | 12,56%                          | 12,56%                                 | TBATS                   |
|                                      | Exp-Smoothing-S26             | 5,84%               | 13,63%                          | 17,83%                                 |                         |
|                                      | GradientBoost                 | 15,35%              | 14,20%                          | 12,09%                                 |                         |
|                                      | NM                            | 32,60%              | 20,84%                          | 20,84%                                 |                         |
|                                      | NM + Seasonality              | 22,57%              | 11,68%                          | 11,68%                                 |                         |
|                                      | Prophet                       | 14,12%              | 16,39%                          | 14,78%                                 |                         |
|                                      | TBATS                         | <b>13,44%</b>       | <b>8,16%</b>                    | <b>8,55%</b>                           |                         |
|                                      | XGBoost                       | 3,88%               | 15,98%                          | 10,82%                                 |                         |
| Ahuyama_axm_merc                     | ARIMA (0, 1, 1)-(0, 1, 2, 4)  | 1,44%               | 11,32%                          | 11,32%                                 | GDBost                  |
|                                      | Exp-Smoothing-S4              | 1,50%               | 10,19%                          | 7,93%                                  |                         |
|                                      | GradientBoost                 | <b>1,12%</b>        | <b>11,92%</b>                   | <b>7,03%</b>                           |                         |
|                                      | NM                            | 33,32%              | 25,10%                          | 25,10%                                 |                         |
|                                      | NM + Seasonality              | 7,16%               | 20,89%                          | 20,89%                                 |                         |
|                                      | Prophet                       | 3,74%               | 22,15%                          | 20,85%                                 |                         |
|                                      | TBATS                         | 0,09%               | 8,42%                           | 8,26%                                  |                         |
|                                      | XGBoost                       | 0,13%               | 13,77%                          | 10,22%                                 |                         |
| Ajo importado_axm_merc               | ARIMA (2, 1, 5)-(0, 1, 1, 17) | 12,44%              | 13,72%                          | 13,72%                                 | TBATS                   |
|                                      | Exp-Smoothing-S17             | 15,39%              | 12,39%                          | 12,96%                                 |                         |
|                                      | GradientBoost                 | 9,76%               | 14,74%                          | 12,60%                                 |                         |
|                                      | NM                            | 23,44%              | 24,51%                          | 24,51%                                 |                         |
|                                      | NM + Seasonality              | 7,12%               | 31,66%                          | 31,66%                                 |                         |
|                                      | Prophet                       | 8,11%               | 27,25%                          | 24,77%                                 |                         |
|                                      | TBATS                         | <b>16,24%</b>       | <b>12,17%</b>                   | <b>10,91%</b>                          |                         |
|                                      | XGBoost                       | 21,88%              | 18,24%                          | 11,78%                                 |                         |
| Arracacha blanca_axm_merc            | ARIMA (1, 1, 4)-(1, 1, 2, 7)  | 2,13%               | 8,20%                           | 8,20%                                  | TBATS                   |
|                                      | Exp-Smoothing-S7              | 5,84%               | 9,95%                           | 7,37%                                  |                         |
|                                      | GradientBoost                 | 5,61%               | 7,26%                           | 7,78%                                  |                         |
|                                      | NM                            | 54,00%              | 23,24%                          | 23,24%                                 |                         |
|                                      | NM + Seasonality              | 37,92%              | 19,72%                          | 19,72%                                 |                         |
|                                      | Prophet                       | 25,95%              | 28,62%                          | 26,06%                                 |                         |
|                                      | TBATS                         | <b>1,59%</b>        | <b>8,50%</b>                    | <b>6,98%</b>                           |                         |
|                                      | XGBoost                       | 2,05%               | 8,96%                           | 7,04%                                  |                         |
| Arroz de primera_axm_merc            | ARIMA (3, 1, 0)-(2, 1, 0, 52) | 20,88%              | 5,17%                           | 5,17%                                  | TBATS                   |
|                                      | Exp-Smoothing-S61             | 30,42%              | 10,19%                          | 4,21%                                  |                         |
|                                      | GradientBoost                 | 11,37%              | 6,18%                           | 4,28%                                  |                         |
|                                      | NM                            | 31,72%              | 14,29%                          | 14,29%                                 |                         |
|                                      | NM + Seasonality              | 39,65%              | 16,82%                          | 16,82%                                 |                         |
|                                      | Prophet                       | 21,10%              | 13,58%                          | 11,98%                                 |                         |
|                                      | TBATS                         | <b>23,58%</b>       | <b>5,45%</b>                    | <b>3,91%</b>                           |                         |
|                                      | XGBoost                       | 18,26%              | 6,00%                           | 4,36%                                  |                         |
| Arveja verde seca importada_axm_merc | ARIMA (0, 1, 1)-(0, 1, 2, 5)  | 5,01%               | 2,81%                           | 2,81%                                  | TBATS                   |
|                                      | Exp-Smoothing-S5              | 4,74%               | 2,98%                           | 2,43%                                  |                         |
|                                      | GradientBoost                 | 6,51%               | 2,54%                           | 2,04%                                  |                         |
|                                      | NM                            | 42,10%              | 18,77%                          | 18,77%                                 |                         |
|                                      | NM + Seasonality              | 8,04%               | 11,25%                          | 11,25%                                 |                         |
|                                      | Prophet                       | 5,78%               | 7,44%                           | 5,99%                                  |                         |
|                                      | TBATS                         | <b>5,70%</b>        | <b>2,86%</b>                    | <b>2,03%</b>                           |                         |
|                                      | XGBoost                       | 6,12%               | 2,84%                           | 2,33%                                  |                         |
| Banano criollo_axm_merc              | ARIMA (0, 1, 2)-(0, 1, 2, 7)  | 26,56%              | 17,54%                          | 17,54%                                 | XGBoost                 |
|                                      | Exp-Smoothing-S7              | 30,44%              | 18,04%                          | 15,33%                                 |                         |
|                                      | GradientBoost                 | 15,78%              | 15,64%                          | 12,54%                                 |                         |
|                                      | NM                            | 16,92%              | 22,70%                          | 22,70%                                 |                         |
|                                      | NM + Seasonality              | 11,07%              | 19,26%                          | 19,26%                                 |                         |
|                                      | Prophet                       | 9,33%               | 20,28%                          | 19,96%                                 |                         |
|                                      | TBATS                         | 18,21%              | 15,65%                          | 15,20%                                 |                         |
|                                      | <b>XGBoost</b>                | <b>11,12%</b>       | <b>17,67%</b>                   | <b>12,50%</b>                          |                         |
| Carne de red cadera_axm_ref_pe       | ARIMA (0, 1, 1)-(0, 1, 1, 30) | 1,92%               | 3,93%                           | 3,93%                                  | GDBost                  |
|                                      | Exp-Smoothing-S30             | 0,74%               | 3,92%                           | 3,57%                                  |                         |
|                                      | GradientBoost                 | <b>0,73%</b>        | <b>4,47%</b>                    | <b>3,25%</b>                           |                         |
|                                      | NM                            | 33,66%              | 18,81%                          | 18,81%                                 |                         |
|                                      | NM + Seasonality              | 2,69%               | 8,12%                           | 8,12%                                  |                         |
|                                      | Prophet                       | 5,39%               | 3,71%                           | 3,27%                                  |                         |
|                                      | TBATS                         | 0,37%               | 3,81%                           | 3,42%                                  |                         |
|                                      | XGBoost                       | 0,72%               | 4,95%                           | 4,04%                                  |                         |

|                                  |                                 |                               |               |               |              |
|----------------------------------|---------------------------------|-------------------------------|---------------|---------------|--------------|
| Cebolla cabezona blanca_axm_merc | ARIMA (2, 0, 0)-(2, 1, 0, 52)   | 6,89%                         | 18,13%        | 18,13%        |              |
|                                  | Exp-Smoothing-S92               | 12,13%                        | 26,25%        | 10,61%        |              |
|                                  | GradientBoost                   | 10,48%                        | 14,48%        | 12,35%        |              |
|                                  | NM                              | 45,81%                        | 31,55%        | 31,55%        |              |
|                                  | NM + Seasonality                | 34,37%                        | 19,15%        | 19,15%        |              |
|                                  | Prophet                         | 33,72%                        | 28,50%        | 25,61%        |              |
|                                  | TBATS                           | 12,25%                        | 17,49%        | 14,20%        |              |
|                                  | <b>XGBoost</b>                  | <b>12,23%</b>                 | <b>12,15%</b> | <b>12,02%</b> |              |
|                                  | Cebolla junca_axm_merc          | ARIMA (1, 1, 1)-(0, 1, 2, 5)  | 8,54%         | 17,04%        | 17,04%       |
|                                  |                                 | Exp-Smoothing-S5              | 3,95%         | 16,41%        | 15,30%       |
| GradientBoost                    |                                 | 4,41%                         | 22,84%        | 13,71%        |              |
| NM                               |                                 | 5,12%                         | 13,77%        | 13,77%        |              |
| NM + Seasonality                 |                                 | 4,71%                         | 18,16%        | 18,16%        |              |
| Prophet                          |                                 | 11,65%                        | 16,29%        | 14,47%        |              |
| <b>TBATS</b>                     |                                 | <b>4,62%</b>                  | <b>13,12%</b> | <b>11,57%</b> |              |
| XGBoost                          |                                 | 5,42%                         | 21,57%        | 13,05%        |              |
| Fresa_axm_merc                   |                                 | ARIMA (1, 1, 0)-(0, 1, 1, 8)  | 21,09%        | 2,81%         | 2,81%        |
|                                  |                                 | <b>Exp-Smoothing-S8</b>       | <b>20,93%</b> | <b>2,79%</b>  | <b>2,03%</b> |
|                                  | GradientBoost                   | 16,81%                        | 3,27%         | 2,09%         |              |
|                                  | NM                              | 56,57%                        | 22,83%        | 22,83%        |              |
|                                  | NM + Seasonality                | 27,55%                        | 11,76%        | 11,76%        |              |
|                                  | Prophet                         | 14,25%                        | 6,40%         | 4,84%         |              |
|                                  | TBATS                           | 20,71%                        | 2,17%         | 2,19%         |              |
|                                  | XGBoost                         | 21,49%                        | 2,98%         | 2,45%         |              |
|                                  | Frijol cargamanto rojo_axm_merc | ARIMA (0, 1, 0)-(0, 1, 1, 52) | 6,79%         | 1,50%         | 1,50%        |
|                                  |                                 | <b>Exp-Smoothing-S91</b>      | <b>14,09%</b> | <b>4,45%</b>  | <b>0,68%</b> |
| GradientBoost                    |                                 | 5,13%                         | 1,15%         | 1,19%         |              |
| NM                               |                                 | 52,41%                        | 15,38%        | 15,38%        |              |
| NM + Seasonality                 |                                 | 55,45%                        | 15,02%        | 15,02%        |              |
| Prophet                          |                                 | 5,54%                         | 7,66%         | 6,92%         |              |
| TBATS                            |                                 | 10,93%                        | 1,41%         | 0,95%         |              |
| XGBoost                          |                                 | 4,04%                         | 1,48%         | 1,38%         |              |
| Frijol verde en vaina_axm_merc   |                                 | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 2, 26) | 8,04%         | 8,44%         | 8,44%        |
|                                  |                                 | Exp-Smoothing-S26             | 15,24%        | 9,68%         | 11,20%       |
|                                  | GradientBoost                   | 3,82%                         | 12,45%        | 10,08%        |              |
|                                  | NM                              | 24,40%                        | 27,76%        | 27,76%        |              |
|                                  | NM + Seasonality                | 16,67%                        | 21,60%        | 21,60%        |              |
|                                  | Prophet                         | 30,52%                        | 20,40%        | 19,55%        |              |
|                                  | TBATS                           | 7,24%                         | 12,03%        | 9,00%         |              |
|                                  | <b>XGBoost</b>                  | <b>5,84%</b>                  | <b>10,95%</b> | <b>8,79%</b>  |              |
|                                  | Guayaba pera_axm_merc           | ARIMA (0, 1, 0)-(0, 1, 1, 5)  | 16,97%        | 12,22%        | 12,22%       |
|                                  |                                 | Exp-Smoothing-S5              | 17,89%        | 13,10%        | 11,14%       |
| GradientBoost                    |                                 | 19,16%                        | 13,22%        | 10,66%        |              |
| NM                               |                                 | 28,16%                        | 13,93%        | 13,93%        |              |
| NM + Seasonality                 |                                 | 16,81%                        | 15,19%        | 15,19%        |              |
| Prophet                          |                                 | 15,90%                        | 14,29%        | 11,85%        |              |
| <b>TBATS</b>                     |                                 | <b>21,61%</b>                 | <b>10,72%</b> | <b>9,93%</b>  |              |
| XGBoost                          |                                 | 13,03%                        | 13,46%        | 11,21%        |              |
| Habichuela_axm_merc              |                                 | ARIMA (0, 1, 0)-(0, 1, 1, 6)  | 22,60%        | 39,69%        | 39,69%       |
|                                  |                                 | Exp-Smoothing-S6              | 24,10%        | 37,78%        | 28,23%       |
|                                  | GradientBoost                   | 26,19%                        | 34,23%        | 28,39%        |              |
|                                  | NM                              | 31,82%                        | 30,01%        | 30,01%        |              |
|                                  | NM + Seasonality                | 10,00%                        | 25,85%        | 25,85%        |              |
|                                  | Prophet                         | 12,34%                        | 27,39%        | 25,27%        |              |
|                                  | TBATS                           | 11,88%                        | 31,47%        | 30,99%        |              |
|                                  | <b>XGBoost</b>                  | <b>18,27%</b>                 | <b>35,97%</b> | <b>23,83%</b> |              |
|                                  | Harina de trigo_axm_merc        | ARIMA (0, 1, 5)-(0, 1, 1, 15) | 7,13%         | 1,06%         | 1,06%        |
|                                  |                                 | Exp-Smoothing-S15             | 7,14%         | 1,70%         | 0,97%        |
| GradientBoost                    |                                 | 8,32%                         | 1,06%         | 0,77%         |              |
| NM                               |                                 | 40,87%                        | 10,96%        | 10,96%        |              |
| NM + Seasonality                 |                                 | 16,53%                        | 6,15%         | 6,15%         |              |
| Prophet                          |                                 | 1,99%                         | 3,87%         | 1,99%         |              |
| TBATS                            |                                 | 8,23%                         | 1,15%         | 0,77%         |              |
| <b>XGBoost</b>                   |                                 | <b>8,69%</b>                  | <b>1,01%</b>  | <b>0,69%</b>  |              |
| Huevo rojo AA_axm_merc           |                                 | ARIMA (1, 1, 0)-(2, 1, 2, 26) | 5,20%         | 4,59%         | 4,59%        |
|                                  |                                 | Exp-Smoothing-S26             | 3,51%         | 4,81%         | 4,30%        |
|                                  | GradientBoost                   | 1,42%                         | 6,15%         | 4,44%         |              |
|                                  | NM                              | 37,12%                        | 11,94%        | 11,94%        |              |
|                                  | NM + Seasonality                | 21,21%                        | 6,44%         | 6,44%         |              |
|                                  | Prophet                         | 6,03%                         | 6,76%         | 5,97%         |              |
|                                  | <b>TBATS</b>                    | <b>1,77%</b>                  | <b>4,91%</b>  | <b>4,21%</b>  |              |
|                                  | XGBoost                         | 5,08%                         | 6,26%         | 4,73%         |              |
|                                  | Leche en polvo_axm_merc         | ARIMA (0, 1, 0)-(0, 1, 1, 52) | 17,97%        | 1,57%         | 1,57%        |
|                                  |                                 | <b>Exp-Smoothing-S91</b>      | <b>18,81%</b> | <b>1,85%</b>  | <b>1,51%</b> |
| GradientBoost                    |                                 | 14,64%                        | 3,00%         | 1,77%         |              |
| NM                               |                                 | 44,56%                        | 20,33%        | 20,33%        |              |
| NM + Seasonality                 |                                 | 42,73%                        | 17,95%        | 17,95%        |              |
| Prophet                          |                                 | 16,10%                        | 5,18%         | 2,83%         |              |
| TBATS                            |                                 | 19,25%                        | 2,08%         | 1,66%         |              |
| XGBoost                          |                                 | 15,08%                        | 2,75%         | 1,83%         |              |
| Lechuga Batavia_axm_merc         |                                 | ARIMA (1, 0, 1)-(2, 1, 0, 52) | 9,41%         | 14,92%        | 14,92%       |
|                                  |                                 | Exp-Smoothing-S61             | 5,60%         | 12,82%        | 12,48%       |
|                                  | GradientBoost                   | 12,93%                        | 14,80%        | 11,99%        |              |
|                                  | NM                              | 18,95%                        | 16,36%        | 16,36%        |              |
|                                  | NM + Seasonality                | 23,97%                        | 26,03%        | 26,03%        |              |
|                                  | Prophet                         | 10,79%                        | 17,46%        | 17,15%        |              |
|                                  | TBATS                           | 10,04%                        | 13,22%        | 12,10%        |              |
|                                  | <b>XGBoost</b>                  | <b>15,91%</b>                 | <b>13,59%</b> | <b>10,64%</b> |              |
|                                  | Lenteja importada_axm_merc      | ARIMA (0, 1, 5)-(0, 1, 1, 13) | 12,08%        | 2,98%         | 2,98%        |
|                                  |                                 | Exp-Smoothing-S13             | 12,42%        | 4,67%         | 3,16%        |
| GradientBoost                    |                                 | 7,34%                         | 2,33%         | 1,59%         |              |
| NM                               |                                 | 39,88%                        | 29,42%        | 29,42%        |              |
| NM + Seasonality                 |                                 | 9,15%                         | 12,68%        | 12,68%        |              |
| Prophet                          |                                 | 13,33%                        | 8,88%         | 7,31%         |              |
| TBATS                            |                                 | 11,08%                        | 2,24%         | 1,62%         |              |
| <b>XGBoost</b>                   |                                 | <b>6,23%</b>                  | <b>2,21%</b>  | <b>1,35%</b>  |              |

|                               |                               |               |               |                           |                           |          |
|-------------------------------|-------------------------------|---------------|---------------|---------------------------|---------------------------|----------|
| Limón Tahit_axm_merc          | ARIMA (6, 1, 6)-(0, 1, 1, 26) | 32,22%        | 30,82%        | 30,82%                    | XGBoost                   |          |
|                               | Exp-Smoothing-S26             | 42,66%        | 27,17%        | 19,26%                    |                           |          |
|                               | GradientBoost                 | 52,82%        | 23,80%        | 24,01%                    |                           |          |
|                               | NM                            | 13,94%        | 25,59%        | 25,59%                    |                           |          |
|                               | NM + Seasonality              | 33,85%        | 20,76%        | 20,76%                    |                           |          |
|                               | Prophet                       | 47,00%        | 18,76%        | 15,46%                    |                           |          |
|                               | TBATS                         | 28,27%        | 17,76%        | 27,72%                    |                           |          |
|                               | <b>XGBoost</b>                | <b>45,08%</b> | <b>23,05%</b> | <b>13,76%</b>             |                           |          |
|                               | ARIMA (1, 1, 1)-(0, 1, 2, 4)  | 5,76%         | 3,18%         | 3,18%                     |                           | GDBBoost |
|                               | Exp-Smoothing-S4              | 5,18%         | 2,97%         | 3,00%                     |                           |          |
| GradientBoost                 | 14,13%                        | 3,00%         | 2,09%         |                           |                           |          |
| NM                            | 30,45%                        | 10,13%        | 10,13%        |                           |                           |          |
| NM + Seasonality              | 14,20%                        | 5,11%         | 5,11%         |                           |                           |          |
| Prophet                       | 5,51%                         | 3,85%         | 3,20%         |                           |                           |          |
| TBATS                         | 5,46%                         | 2,99%         | 2,52%         |                           |                           |          |
| <b>XGBoost</b>                | <b>7,50%</b>                  | <b>4,30%</b>  | <b>3,51%</b>  |                           |                           |          |
| ARIMA (1, 1, 3)-(0, 1, 2, 4)  | 6,24%                         | 6,30%         | 6,30%         | TBATS                     |                           |          |
| Exp-Smoothing-S4              | 5,09%                         | 6,26%         | 6,16%         |                           |                           |          |
| GradientBoost                 | 5,70%                         | 7,65%         | 6,22%         |                           |                           |          |
| NM                            | 31,24%                        | 20,76%        | 20,76%        |                           |                           |          |
| NM + Seasonality              | 7,78%                         | 19,91%        | 19,91%        |                           |                           |          |
| Prophet                       | 5,64%                         | 22,63%        | 20,38%        |                           |                           |          |
| <b>TBATS</b>                  | <b>4,45%</b>                  | <b>6,21%</b>  | <b>5,71%</b>  |                           |                           |          |
| <b>XGBoost</b>                | <b>7,95%</b>                  | <b>8,71%</b>  | <b>7,08%</b>  |                           |                           |          |
| ARIMA (3, 1, 3)-(0, 1, 1, 17) | 58,40%                        | 28,77%        | 28,77%        |                           | GDBBoost                  |          |
| Exp-Smoothing-S17             | 58,73%                        | 26,35%        | 26,49%        |                           |                           |          |
| GradientBoost                 | 60,49%                        | 26,06%        | 15,02%        |                           |                           |          |
| NM                            | 22,86%                        | 24,19%        | 24,19%        |                           |                           |          |
| NM + Seasonality              | 65,27%                        | 28,49%        | 28,49%        |                           |                           |          |
| Prophet                       | 62,03%                        | 23,52%        | 22,93%        |                           |                           |          |
| TBATS                         | 55,99%                        | 29,86%        | 23,05%        |                           |                           |          |
| <b>XGBoost</b>                | <b>55,95%</b>                 | <b>29,49%</b> | <b>17,00%</b> |                           |                           |          |
| ARIMA (1, 1, 3)-(0, 1, 1, 30) | 4,23%                         | 3,24%         | 3,24%         | Suavizamiento Exponencial |                           |          |
| Exp-Smoothing-S30             | 4,18%                         | 3,86%         | 2,69%         |                           |                           |          |
| GradientBoost                 | 9,71%                         | 3,88%         | 2,75%         |                           |                           |          |
| NM                            | 30,53%                        | 17,71%        | 17,71%        |                           |                           |          |
| NM + Seasonality              | 16,17%                        | 5,24%         | 5,24%         |                           |                           |          |
| Prophet                       | 7,71%                         | 7,26%         | 6,44%         |                           |                           |          |
| TBATS                         | 4,01%                         | 3,31%         | 2,79%         |                           |                           |          |
| <b>XGBoost</b>                | <b>14,94%</b>                 | <b>3,40%</b>  | <b>3,40%</b>  |                           |                           |          |
| ARIMA (0, 1, 4)-(0, 1, 1, 13) | 6,51%                         | 17,07%        | 17,07%        |                           | TBATS                     |          |
| Exp-Smoothing-S13             | 12,93%                        | 17,47%        | 12,98%        |                           |                           |          |
| GradientBoost                 | 11,64%                        | 14,07%        | 12,90%        |                           |                           |          |
| NM                            | 35,65%                        | 18,44%        | 18,44%        |                           |                           |          |
| NM + Seasonality              | 21,91%                        | 18,83%        | 18,83%        |                           |                           |          |
| Prophet                       | 25,96%                        | 16,69%        | 15,89%        |                           |                           |          |
| <b>TBATS</b>                  | <b>17,15%</b>                 | <b>12,64%</b> | <b>12,11%</b> |                           |                           |          |
| <b>XGBoost</b>                | <b>8,96%</b>                  | <b>16,58%</b> | <b>14,12%</b> |                           |                           |          |
| ARIMA (1, 1, 4)-(0, 1, 1, 6)  | 9,72%                         | 6,89%         | 6,89%         | XGBoost                   |                           |          |
| Exp-Smoothing-S6              | 10,44%                        | 8,36%         | 6,73%         |                           |                           |          |
| GradientBoost                 | 5,00%                         | 6,59%         | 5,54%         |                           |                           |          |
| NM                            | 22,56%                        | 12,85%        | 12,85%        |                           |                           |          |
| NM + Seasonality              | 5,18%                         | 9,95%         | 9,95%         |                           |                           |          |
| Prophet                       | 14,33%                        | 10,04%        | 9,28%         |                           |                           |          |
| TBATS                         | 7,55%                         | 6,16%         | 6,06%         |                           |                           |          |
| <b>XGBoost</b>                | <b>5,02%</b>                  | <b>5,21%</b>  | <b>5,65%</b>  |                           |                           |          |
| ARIMA (0, 1, 3)-(0, 1, 1, 10) | 28,46%                        | 11,25%        | 11,25%        |                           | TBATS                     |          |
| Exp-Smoothing-S10             | 23,80%                        | 13,94%        | 9,96%         |                           |                           |          |
| GradientBoost                 | 24,88%                        | 15,60%        | 12,48%        |                           |                           |          |
| NM                            | 27,00%                        | 23,47%        | 23,47%        |                           |                           |          |
| NM + Seasonality              | 19,51%                        | 14,88%        | 14,88%        |                           |                           |          |
| Prophet                       | 29,63%                        | 17,03%        | 16,60%        |                           |                           |          |
| <b>TBATS</b>                  | <b>25,92%</b>                 | <b>12,77%</b> | <b>8,24%</b>  |                           |                           |          |
| <b>XGBoost</b>                | <b>22,62%</b>                 | <b>15,89%</b> | <b>9,79%</b>  |                           |                           |          |
| ARIMA (3, 1, 6)-(0, 1, 2, 10) | 2,03%                         | 2,65%         | 2,65%         | GDBBoost                  |                           |          |
| Exp-Smoothing-S10             | 0,58%                         | 2,60%         | 2,27%         |                           |                           |          |
| GradientBoost                 | 0,20%                         | 3,17%         | 1,66%         |                           |                           |          |
| NM                            | 16,48%                        | 10,68%        | 10,68%        |                           |                           |          |
| NM + Seasonality              | 3,71%                         | 4,89%         | 4,89%         |                           |                           |          |
| Prophet                       | 0,42%                         | 6,15%         | 4,94%         |                           |                           |          |
| TBATS                         | 0,09%                         | 2,44%         | 1,95%         |                           |                           |          |
| <b>XGBoost</b>                | <b>1,23%</b>                  | <b>3,23%</b>  | <b>1,92%</b>  |                           |                           |          |
| ARIMA (2, 0, 6)-(0, 1, 1, 52) | 7,41%                         | 33,22%        | 33,22%        |                           | XGBoost                   |          |
| Exp-Smoothing-S92             | 16,47%                        | 17,30%        | 17,36%        |                           |                           |          |
| GradientBoost                 | 6,77%                         | 18,78%        | 10,97%        |                           |                           |          |
| NM                            | 6,40%                         | 32,12%        | 32,12%        |                           |                           |          |
| NM + Seasonality              | 24,00%                        | 34,80%        | 34,80%        |                           |                           |          |
| Prophet                       | 5,84%                         | 40,60%        | 36,35%        |                           |                           |          |
| TBATS                         | 5,42%                         | 19,79%        | 14,27%        |                           |                           |          |
| <b>XGBoost</b>                | <b>7,92%</b>                  | <b>17,47%</b> | <b>10,82%</b> |                           |                           |          |
| ARIMA (3, 1, 0)-(0, 1, 1, 46) | 40,84%                        | 25,49%        | 25,49%        | XGBoost                   |                           |          |
| Exp-Smoothing-S46             | 26,04%                        | 30,03%        | 17,09%        |                           |                           |          |
| GradientBoost                 | 65,07%                        | 28,28%        | 18,09%        |                           |                           |          |
| NM                            | 35,90%                        | 28,92%        | 28,92%        |                           |                           |          |
| NM + Seasonality              | 67,05%                        | 40,82%        | 40,82%        |                           |                           |          |
| Prophet                       | 26,65%                        | 39,58%        | 26,46%        |                           |                           |          |
| TBATS                         | 16,96%                        | 21,15%        | 17,32%        |                           |                           |          |
| <b>XGBoost</b>                | <b>22,26%</b>                 | <b>20,24%</b> | <b>16,27%</b> |                           |                           |          |
| ARIMA (2, 0, 4)-(0, 1, 1, 26) | 5,53%                         | 12,52%        | 12,52%        |                           | XGBoost                   |          |
| Exp-Smoothing-S26             | 24,86%                        | 17,89%        | 14,38%        |                           |                           |          |
| GradientBoost                 | 27,67%                        | 13,52%        | 10,19%        |                           |                           |          |
| NM                            | 38,31%                        | 18,45%        | 18,45%        |                           |                           |          |
| NM + Seasonality              | 38,00%                        | 25,29%        | 25,29%        |                           |                           |          |
| Prophet                       | 12,38%                        | 21,51%        | 19,02%        |                           |                           |          |
| TBATS                         | 20,33%                        | 15,51%        | 11,78%        |                           |                           |          |
| <b>XGBoost</b>                | <b>24,87%</b>                 | <b>11,80%</b> | <b>8,08%</b>  |                           |                           |          |
| ARIMA (0, 1, 1)-(0, 1, 1, 7)  | 8,54%                         | 2,67%         | 2,67%         | XGBoost                   |                           |          |
| Exp-Smoothing-S7              | 10,32%                        | 2,68%         | 1,96%         |                           |                           |          |
| GradientBoost                 | 4,81%                         | 2,81%         | 1,69%         |                           |                           |          |
| NM                            | 35,53%                        | 8,82%         | 8,82%         |                           |                           |          |
| NM + Seasonality              | 15,94%                        | 5,59%         | 5,59%         |                           |                           |          |
| Prophet                       | 2,81%                         | 3,57%         | 2,80%         |                           |                           |          |
| TBATS                         | 4,41%                         | 2,47%         | 1,66%         |                           |                           |          |
| <b>XGBoost</b>                | <b>4,34%</b>                  | <b>2,30%</b>  | <b>1,60%</b>  |                           |                           |          |
| ARIMA (0, 1, 4)-(0, 1, 1, 17) | 6,93%                         | 3,78%         | 3,78%         |                           | Suavizamiento Exponencial |          |
| Exp-Smoothing-S17             | 6,99%                         | 3,43%         | 2,74%         |                           |                           |          |
| GradientBoost                 | 4,01%                         | 5,32%         | 3,37%         |                           |                           |          |
| NM                            | 33,11%                        | 14,47%        | 14,47%        |                           |                           |          |
| NM + Seasonality              | 2,55%                         | 11,21%        | 11,21%        |                           |                           |          |
| Prophet                       | 14,04%                        | 7,16%         | 4,93%         |                           |                           |          |
| TBATS                         | 7,49%                         | 3,44%         | 3,38%         |                           |                           |          |
| <b>XGBoost</b>                | <b>4,80%</b>                  | <b>5,50%</b>  | <b>3,27%</b>  |                           |                           |          |
| ARIMA (2, 1, 3)-(0, 1, 1, 15) | 14,63%                        | 7,21%         | 7,21%         | GDBBoost                  |                           |          |
| Exp-Smoothing-S15             | 16,52%                        | 8,06%         | 6,86%         |                           |                           |          |
| GradientBoost                 | 2,44%                         | 7,68%         | 4,22%         |                           |                           |          |
| NM                            | 34,43%                        | 16,53%        | 16,53%        |                           |                           |          |
| NM + Seasonality              | 4,43%                         | 10,33%        | 10,33%        |                           |                           |          |
| Prophet                       | 13,66%                        | 7,62%         | 7,53%         |                           |                           |          |
| TBATS                         | 12,88%                        | 7,18%         | 6,33%         |                           |                           |          |
| <b>XGBoost</b>                | <b>1,59%</b>                  | <b>8,46%</b>  | <b>5,85%</b>  |                           |                           |          |

|                                       |                               |               |               |               |                             |
|---------------------------------------|-------------------------------|---------------|---------------|---------------|-----------------------------|
| Piña gold_axm_merc                    | ARIMA (0, 1, 4)-(0, 1, 2, 6)  | 7,23%         | 9,20%         | 9,20%         | XGBoost                     |
|                                       | Exp-Smoothing-S6              | 11,56%        | 11,57%        | 9,07%         |                             |
|                                       | GradientBoost                 | 14,29%        | 11,13%        | 9,17%         |                             |
|                                       | NM                            | 39,14%        | 21,31%        | 21,31%        |                             |
|                                       | NM + Seasonality              | 27,10%        | 12,71%        | 12,71%        |                             |
|                                       | Prophet                       | 30,29%        | 10,18%        | 9,29%         |                             |
|                                       | TBATS                         | 3,08%         | 10,02%        | 9,61%         |                             |
|                                       | <b>XGBoost</b>                | <b>13,86%</b> | <b>11,48%</b> | <b>9,02%</b>  |                             |
| Plátano dominico hartón verde_axm_ret | ARIMA (0, 1, 1)-(0, 1, 2, 4)  | 10,10%        | 17,97%        | 17,97%        | XGBoost                     |
|                                       | Exp-Smoothing-S4              | 12,91%        | 16,45%        | 15,70%        |                             |
|                                       | GradientBoost                 | 6,53%         | 16,04%        | 12,85%        |                             |
|                                       | NM                            | 43,09%        | 20,31%        | 20,31%        |                             |
|                                       | NM + Seasonality              | 5,40%         | 21,18%        | 21,18%        |                             |
|                                       | Prophet                       | 15,82%        | 19,53%        | 17,27%        |                             |
|                                       | TBATS                         | 11,47%        | 14,42%        | 13,56%        |                             |
|                                       | <b>XGBoost</b>                | <b>16,58%</b> | <b>14,24%</b> | <b>12,23%</b> |                             |
| Plátano hartón maduro_axm_merc        | ARIMA (0, 1, 5)-(0, 1, 1, 26) | 10,03%        | 16,75%        | 16,75%        | GDBoost                     |
|                                       | Exp-Smoothing-S26             | 14,74%        | 20,97%        | 15,67%        |                             |
|                                       | <b>GradientBoost</b>          | <b>11,53%</b> | <b>17,15%</b> | <b>9,76%</b>  |                             |
|                                       | NM                            | 33,62%        | 33,85%        | 33,85%        |                             |
|                                       | NM + Seasonality              | 12,82%        | 31,18%        | 31,18%        |                             |
|                                       | Prophet                       | 18,41%        | 30,10%        | 25,26%        |                             |
|                                       | TBATS                         | 15,15%        | 13,99%        | 13,75%        |                             |
|                                       | <b>XGBoost</b>                | <b>32,06%</b> | <b>14,58%</b> | <b>13,30%</b> |                             |
| Queso campesino_axm_merc              | ARIMA (0, 1, 1)-(0, 1, 2, 4)  | 3,47%         | 5,49%         | 5,49%         | GDBoost                     |
|                                       | Exp-Smoothing-S4              | 2,15%         | 5,08%         | 4,67%         |                             |
|                                       | <b>GradientBoost</b>          | <b>1,55%</b>  | <b>7,09%</b>  | <b>4,57%</b>  |                             |
|                                       | NM                            | 36,45%        | 17,77%        | 17,77%        |                             |
|                                       | NM + Seasonality              | 5,89%         | 14,40%        | 14,40%        |                             |
|                                       | Prophet                       | 13,63%        | 8,78%         | 6,07%         |                             |
|                                       | TBATS                         | 3,08%         | 5,67%         | 4,73%         |                             |
|                                       | <b>XGBoost</b>                | <b>4,24%</b>  | <b>5,85%</b>  | <b>5,25%</b>  |                             |
| Sal yodada_axm_merc                   | ARIMA (0, 1, 3)-(0, 1, 1, 10) | 1,34%         | 1,67%         | 1,67%         | GDBoost                     |
|                                       | Exp-Smoothing-S10             | 0,74%         | 1,83%         | 0,69%         |                             |
|                                       | <b>GradientBoost</b>          | <b>0,25%</b>  | <b>0,63%</b>  | <b>0,63%</b>  |                             |
|                                       | NM                            | 35,52%        | 18,19%        | 18,19%        |                             |
|                                       | NM + Seasonality              | 6,27%         | 6,65%         | 6,65%         |                             |
|                                       | Prophet                       | 8,71%         | 4,50%         | 1,65%         |                             |
|                                       | TBATS                         | 1,31%         | 0,87%         | 0,64%         |                             |
|                                       | <b>XGBoost</b>                | <b>0,07%</b>  | <b>0,64%</b>  | <b>0,65%</b>  |                             |
| Tomate chonto_axm_merc                | ARIMA (2, 1, 0)-(1, 1, 1, 6)  | 18,45%        | 28,92%        | 28,92%        | Naive Mean + Estacionalidad |
|                                       | Exp-Smoothing-S6              | 17,74%        | 27,64%        | 14,46%        |                             |
|                                       | GradientBoost                 | 13,04%        | 22,57%        | 19,34%        |                             |
|                                       | NM                            | 16,19%        | 16,83%        | 16,83%        |                             |
|                                       | <b>NM + Seasonality</b>       | <b>15,10%</b> | <b>11,88%</b> | <b>11,88%</b> |                             |
|                                       | Prophet                       | 7,97%         | 16,10%        | 14,12%        |                             |
|                                       | TBATS                         | 7,16%         | 14,44%        | 14,77%        |                             |
|                                       | <b>XGBoost</b>                | <b>13,45%</b> | <b>23,91%</b> | <b>12,22%</b> |                             |
| Tomate de árbol_axm_merc              | ARIMA (0, 1, 2)-(0, 1, 2, 4)  | 9,04%         | 13,71%        | 13,71%        | GDBoost                     |
|                                       | Exp-Smoothing-S4              | 5,70%         | 14,72%        | 9,27%         |                             |
|                                       | <b>GradientBoost</b>          | <b>4,69%</b>  | <b>10,15%</b> | <b>8,25%</b>  |                             |
|                                       | NM                            | 19,45%        | 22,98%        | 22,98%        |                             |
|                                       | NM + Seasonality              | 11,72%        | 17,12%        | 17,12%        |                             |
|                                       | Prophet                       | 12,89%        | 14,18%        | 13,94%        |                             |
|                                       | TBATS                         | 8,55%         | 9,96%         | 9,52%         |                             |
|                                       | <b>XGBoost</b>                | <b>9,50%</b>  | <b>10,41%</b> | <b>9,01%</b>  |                             |
| Trucha en corte mariposa_axm_merc     | ARIMA (1, 1, 0)-(0, 1, 1, 4)  | 1,14%         | 4,78%         | 4,78%         | XGBoost                     |
|                                       | Exp-Smoothing-S4              | 0,88%         | 4,89%         | 4,11%         |                             |
|                                       | GradientBoost                 | 0,66%         | 4,59%         | 3,04%         |                             |
|                                       | NM                            | 18,25%        | 13,09%        | 13,09%        |                             |
|                                       | NM + Seasonality              | 8,15%         | 8,34%         | 8,34%         |                             |
|                                       | Prophet                       | 18,10%        | 9,25%         | 7,09%         |                             |
|                                       | TBATS                         | 0,50%         | 4,42%         | 4,12%         |                             |
|                                       | <b>XGBoost</b>                | <b>1,65%</b>  | <b>3,89%</b>  | <b>2,72%</b>  |                             |
| Yuca ICA_axm_merc                     | ARIMA (0, 1, 1)-(0, 1, 1, 52) | 5,99%         | 10,16%        | 10,16%        | XGBoost                     |
|                                       | Exp-Smoothing-S91             | 10,58%        | 9,97%         | 5,95%         |                             |
|                                       | GradientBoost                 | 8,55%         | 5,67%         | 4,03%         |                             |
|                                       | NM                            | 59,01%        | 37,99%        | 37,99%        |                             |
|                                       | NM + Seasonality              | 74,76%        | 69,08%        | 69,08%        |                             |
|                                       | Prophet                       | 15,58%        | 25,34%        | 21,09%        |                             |
|                                       | TBATS                         | 10,21%        | 5,96%         | 6,04%         |                             |
|                                       | <b>XGBoost</b>                | <b>8,89%</b>  | <b>6,77%</b>  | <b>3,52%</b>  |                             |
| Zanahoria_axm_merc                    | ARIMA (0, 1, 3)-(0, 1, 2, 6)  | 9,44%         | 19,29%        | 19,29%        | XGBoost                     |
|                                       | Exp-Smoothing-S6              | 11,44%        | 17,35%        | 14,32%        |                             |
|                                       | GradientBoost                 | 3,95%         | 22,30%        | 15,07%        |                             |
|                                       | NM                            | 16,72%        | 16,10%        | 16,10%        |                             |
|                                       | NM + Seasonality              | 8,48%         | 13,04%        | 13,04%        |                             |
|                                       | Prophet                       | 6,38%         | 12,89%        | 12,57%        |                             |
|                                       | TBATS                         | 9,73%         | 12,26%        | 12,26%        |                             |
|                                       | <b>XGBoost</b>                | <b>4,16%</b>  | <b>13,06%</b> | <b>11,28%</b> |                             |

La tabla anterior permite evidenciar que en general los modelos robustos ante patrones no lineales como los modelos de machine learning xgboost y gdboost mostraron un buen desempeño para la mayoría de los casos, otros modelos como TBATS que contemplan estacionalidad trigonométrica también evidencian un buen desempeño para varios de los productos, al revisar la generalidad respecto a los modelos con mejor desempeño a nivel de las tres ciudades se tiene lo siguiente:

**Tabla 17** Tabla consolidada de desempeño de modelos en las 3 ciudades de referencia. Elaboración propia del autor a partir de resultados obtenidos con los procesos de prueba y optimización de hiperparámetros.

| Modelo                    | Número de productos en los que el modelo presentó el mejor desempeño |         |           | Total veces mejor desempeño | Participación relativa |
|---------------------------|--|---------|-----------|-----------------------------|------------------------|
|                           | Ciudad   |         |           |                             |                        |
|                           | Armenia  | Pereira | Manizales |                             |                        |
| ARIMA                     | 0  | 1       | 1         | 2                           | 1%                     |
| Suavizamiento Exponencial | 5  | 0       | 2         | 7                           | 5%                     |
| GradientBoost             | 10   | 11      | 22        | 43                          | 31%                    |
| NM                        | 0  | 0       | 0         | 0                           | 0%                     |
| NM + Seasonality          | 1  | 0       | 0         | 1                           | 1%                     |
| Prophet                   | 0  | 2       | 2         | 4                           | 3%                     |
| TBATS                     | 11   | 9       | 6         | 26                          | 19%                    |
| XGBoost                   | 19   | 23      | 13        | 55                          | 40%                    |
| Total modelos finalistas  | 46   | 46      | 46        | 138                         | 100%                   |
| Total modelos candidatos  | 322  | 322     | 322       |                             |                        |

La tabla anterior ratifica lo mencionado con anterioridad respecto al desempeño superior mostrado por los modelos de machine learning utilizados bajo enfoque autoregresivo (utilizando los rezagos como variables predictoras) la robustez de este tipo de modelos que para el caso de los algoritmos seleccionados están basados en modelos de ensamble de árboles de decisión, permiten una robustez mucho mayor ante patrones no lineales y que no se ciñen de forma estricta a los supuestos de los modelos clásicos de series de tiempo. Este resultado representa un aporte relevante respecto a trabajos que han utilizado series del SIPSA en los cuales mayoritariamente se ha hecho uso de modelos estadísticos clásicos [26], [27] en este caso se evidencia que modelos como gdboost y xgboost cuentan con un potencial relevante para el pronóstico univariado de este tipo de series que cuentan con alta volatilidad y continuos cambios estructurales.

## 7. GENERACIÓN DE ARQUETIPOS DE HOGAR A PARTIR DE DATOS DE LA GEIH Y DE OTRAS FUENTES COMPLEMENTARIAS

### 7.1 Revisión del set de datos consolidado, aplicación de clustering y generación de arquetipos:

A partir de la consolidación de la información de la GEIH en estructuras agregadas por hogares para los años 2016 y 2018 se logró tener información de un total de 54.533 hogares los cuales comprenden los ejercicios realizados en la totalidad de los dos años, dentro de este total 18.932 corresponden a Manizales, 18.147 a Armenia y 17.454 a Pereira.

Es relevante resaltar que la cantidad de hogares representado en los datos corresponden a una muestra de la totalidad de los hogares de las zonas objeto de análisis, así mismo es preciso aclarar que la finalidad del uso de estos datos no tiene una intención inferencial en aras de realizar generalizaciones, sino que busca utilizarlos como un medio para extraer arquetipos o modelos relevantes de hogar acordes a cada territorio en aras de calcular un índice que considera factores de ingreso y factores socioeconómicos.

Para la generación de arquetipos se ha contemplado la unión de los conjuntos de datos de 2016 y 2018, con el fin de evitar sesgos respecto al ingreso base se ha procedido a deflactar los ingresos de 2018 a precios de 2016 haciendo uso de las variaciones del IPC, al revisar atributos generales de los hogares, relacionadas a atributos de la vivienda, formalidad laboral, ingresos y cantidad de personas en promedio por hogar se tiene lo siguiente para cada ciudad:

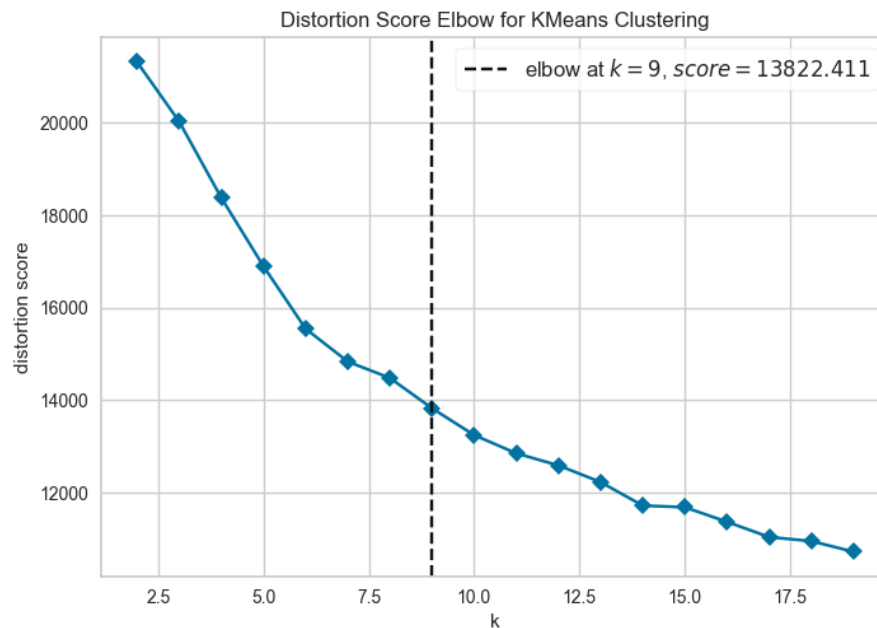
**Tabla 18** Consolidado de atributos generales de la muestra de hogares de la GEIH para los años 2016 y 2018.

| Categoria                               | Atributo                                   | Ciudad       |              |              |
|---|--|--------------|--------------|--------------|
|   |  | Armenia      | Pereira      | Manizales    |
| Vivienda                                | Hogares baja salubridad                    | 984          | 997          | 924          |
|   | Hogares salubridad normal                  | 17163        | 16547        | 18008        |
|   | Hogares privación servicios                | 3497         | 3451         | 3998         |
|   | Hogares sin privacion                      | 14650        | 14003        | 14934        |
|   | Hogares vivienda precaria                  | 597          | 407          | 1494         |
|   | Hogares vivienda normal                    | 17550        | 17047        | 17438        |
|   | Hogares con hacinamiento                   | 5576         | 5460         | 5759         |
|   | Hogares sin hacinamiento                   | 12571        | 11994        | 13173        |
|   | Limitaciones conservación y cocción        | 2562         | 2140         | 2385         |
| Sin Limitaciones conservación y cocción | 15585                                      | 15314        | 16547        |              |
| Empleo e informalidad                   | Integrantes formales (sentido legalista)   | 8070         | 9192         | 10299        |
|   | Integrantes informales (sentido legalista) | 16470        | 15998        | 15244        |
|   | Total Número de ocupados                   | 24614        | 25694        | 25127        |
|   | Total Número de desocupados                | 4423         | 2806         | 3110         |
|   | Total Número de inactivos                  | 17287        | 16157        | 20527        |
| Ingresos totales mensuales              | Ingreso promedio estrato 1                 | \$ 1.040.939 | \$ 1.081.234 | \$ 1.027.708 |
|   | Ingreso promedio estrato 2                 | \$ 1.276.767 | \$ 1.396.587 | \$ 1.412.082 |
|   | Ingreso promedio estrato 3                 | \$ 1.803.603 | \$ 1.823.634 | \$ 2.071.721 |
|   | Ingreso promedio estrato 4                 | \$ 2.881.014 | \$ 2.441.931 | \$ 3.192.022 |
|   | Ingreso promedio estrato 5                 | \$ 4.106.014 | \$ 3.088.239 | \$ 3.903.737 |
|   | Ingreso promedio estrato 6                 | \$ 5.154.895 | \$ 5.937.718 | \$ 6.263.305 |

A partir de la revisión de los atributos generales de los hogares es posible apreciar que las tres ciudades de referencia tienen similitud respecto a su composición, en las tres ciudades los casos de baja salubridad son bajos representando en las tres ciudades menos del 6%, en términos de privación participaciones inferiores al 14% y en términos de vivienda precaria valores de menos del 2% en Armenia y Pereira, y del 4,28% en Manizales. A su vez en lo que respecta a aspectos laborales la ciudad con mayor presencia de desocupados en su muestra es Armenia, y en términos de formalidad respecto a condiciones laborales la ciudad con mayor cantidad de integrantes formales es Manizales, la de menor proporción es la ciudad de Armenia.

Si bien la consolidación de atributos anterior de una noción respecto a los atributos de los hogares de cada ciudad es preciso resaltar que lo anterior solo corresponde a sumarizaciones, en este caso se requiere un perfil mucho más granular del hogar y que además concentre una mayor cantidad de atributos puntuales que faciliten cálculos posteriores a nivel de índice. Con el fin de tener un ejercicio más robusto se ha aplicado clustering sobre el conjunto de datos, para ello se han llevado a cabo los siguientes pasos:

- Con el fin de reducir los efectos de la maldición de la dimensionalidad que suele afectar la calidad de los procesos de clustering se ha llevado a cabo una segunda depuración de variables con el fin de tener un conjunto de datos únicamente con los atributos más relevantes el resultado de esta depuración da lugar al “set de datos completo” seguidamente se ha revisado tal conjunto de datos y se ha realizado una segunda depuración dejando únicamente variables de escolaridad, laborales y etiquetas de calidad de vivienda; este segundo conjunto de datos se referencia como “set de datos reducido”.
- Se realizaron operaciones de pre-procesamiento dividiendo el conjunto de datos principal por ciudad, generando posteriormente dos copias de cada set de datos por ciudad, en donde la primera copia corresponde a un set de datos sin normalizar, y el segundo a un conjunto de datos normalizado a partir de *MinMaxScaler*.
- A partir de los conjuntos de datos se llevó a cabo un proceso de modelación de clustering involucrando los algoritmos *K-means ++*, *K-Modes* y *Clustering Aglomerativo*. Con el fin de obtener modelos óptimos se ha usado el método de Elbow tomando como métrica la distorsión la cual se define como la diferencia de los cuadrados de las distancias entre los centroides de los clusters resultantes, para la visualización del resultado se ha usado la librería *yellowbrick* a partir de la cual se obtiene una visualización como la siguiente:



**Ilustración 30** Gráfica de Elbow para K-Means para el conjunto de datos completo para la ciudad de Armenia. Elaboración propia del autor a partir de la librería yellowbrick

A partir del análisis por ciudad para cada modelo óptimo y tipo de conjunto de datos abordado se ha estimado el modelo para cada caso y posterior a esto se ha calculado el coeficiente Silhouette obteniendo los siguientes resultados:

**Tabla 19** Tabla consolidada de resultados de modelos de clustering aplicados sobre los conjuntos de datos de Armenia, Pereira y Manizales. Se señalan en verde el tipo de set de datos, el mejor puntaje silhouette y el k óptimo para cada ciudad.

| Comparación de modelos de clustering para generación de arquetipos a partir de datos de la GEIH |                 |                                  |                        |                                |                        |   |                        |
|---|-----------------|----------------------------------|------------------------|--------------------------------|------------------------|---|------------------------|
| Ciudad  | Version dataset | K-Means ++<br>[Silhouette score] | Número óptimo clusters | K- Modes<br>[Silhouette score] | Número óptimo clusters | Clustering Aglomerativo<br>[Silhouette score] | Número óptimo clusters |
| Armenia   | Completa        | 0,17662                          | 9                      | 0,092                          | 5                      | 0,2037  | 8                      |
|   | Reducida        | 0,2451                           | 8                      | 0,07                           | 9                      | 0,2545  | 5                      |
|   | Completa        | 0,1899                           | 10                     | 0,096                          | 8                      | 0,1894  | 7                      |
| Pereira   | Reducida        | 0,2684                           | 10                     | 0,086                          | 8                      | 0,2249  | 5                      |
|   | Completa        | 0,1553                           | 7                      | 0,1206                         | 7                      | 0,1877  | 7                      |
| Manizales   | Reducida        | 0,2477                           | 7                      | 0,0712                         | 5                      | 0,2014  | 7                      |

Los resultados del clustering permiten apreciar que en la mayoría de los casos los modelos han tenido un mejor desempeño sobre los conjuntos de datos reducidos, así mismo para dos de las tres ciudades el algoritmo K-Means++ ha presentado mejores métricas respecto a K-Modes y Clustering Aglomerativo, no obstante, este último supero a K-Means ++ en el caso de la ciudad de Armenia.

A partir de los resultados obtenidos los algoritmos con sus K óptimos han sido aplicados y se ha realizado el etiquetado del conjunto principal, posteriormente se creó una función para generar arquetipos promedio en función de la etiqueta del clúster, para esto la función extrae la media de las variables numéricas y la moda de las variables categóricas o tipos string, a continuación,

se muestra la porción de código de la función:

```
def arquetipos_promedio(df, cluster_col):
    # Se obtiene la lista de etiquetas de los clusters
    etiquetas_cluster = df[cluster_col].unique()

    ## Se crea un diccionario vacío para almacenar los arquetipos
    arquetipos = {}

    # Para cada etiqueta de cluster, se calcula el arquetipo
    for etiqueta in etiquetas_cluster:
        datos_cluster = df[df[cluster_col] == etiqueta]

        # Cálculo de media de las variables cuantitativas
        numerical_cols = datos_cluster.select_dtypes(include=[np.number]).columns
        mean_values = round(datos_cluster[numerical_cols].mean(), 2)

        # Cálculo de la moda de las variables categóricas
        categorical_cols = datos_cluster.select_dtypes(include=['object', 'category']).columns
        mode_values = datos_cluster[categorical_cols].mode().loc[0]

        # se combinan los atributos de media y moda para obtener el arquetipo
        arquetipo = pd.concat([mean_values, mode_values])

        # se agregan los arquetipos al diccionario
        arquetipos[etiqueta] = arquetipo

    return arquetipos
```

*Ilustración 31* Porción de código de la función creada para generar arquetipos promedio de acuerdo con la etiqueta del cluster producto de la aplicación del algoritmo con mejores métricas

A partir de la función se genera un diccionario que posteriormente puede ser convertido a un dataframe y que da como resultado el valor promedio o modal para cada atributo según el clúster, la tabla resultante para cada caso contiene la totalidad de las variables del conjunto de datos, para ver estos arquetipos extendidos diríjase al anexo 1.5, en este caso se muestran los arquetipos simplificados los cuales concentran las variables y atributos más relevantes para el índice:

*Tabla 20* Arquetipos simplificados de hogar para la ciudad de Armenia partiendo de un proceso de clustering con k=5 a partir de técnica de clustering aglomerativo.

| Arquetipos simplificados Armenia |              |              |              |              |              |
|----------------------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| Atributo/ Arquetipo              | 0            | 1            | 2            | 3            | 4            |
| Número de personas               | 3            | 3            | 2            | 3            | 3            |
| Analfabetos                      | 0            | 0            | 0            | 0            | 0            |
| mayores de edad                  | 2            | 2            | 2            | 2            | 2            |
| menores de edad                  | 1            | 1            | 0            | 1            | 1            |
| trabajadores formales            | 0            | 0            | 0            | 1            | 0            |
| trabajadores informales          | 1            | 1            | 1            | 1            | 1            |
| ocupados                         | 1            | 1            | 1            | 2            | 1            |
| desocupados                      | 0            | 0            | 0            | 0            | 0            |
| inactivos                        | 1            | 1            | 1            | 0            | 1            |
| Ingreso total                    | \$ 1.033.927 | \$ 1.817.483 | \$ 3.351.713 | \$ 1.306.195 | \$ 1.662.714 |
| cuartos totales                  | 3            | 4            | 4            | 4            | 4            |
| baja salubridad                  | No           | No           | No           | No           | Si           |
| privación servicios              | No           | No           | No           | No           | No           |
| vivienda precaria                | No           | No           | No           | No           | No           |
| hacinamiento                     | No           | No           | No           | No           | No           |
| problemas conservacion y cocción | No           | No           | No           | No           | Si           |
| Propietario                      | No           | No           | No           | No           | No           |
| Estrato tarifa eléctrica         | 1            | 2            | 4            | 2            | 2            |

**Tabla 21** Arquetipos simplificados de hogar para la ciudad de Pereira partiendo de un proceso de clustering con  $k=10$  a partir de técnica de clustering via K-means ++.

| Arquetipos simplificados Pereira |                 |                 |              |              |              |                 |              |                 |                 |                 |
|----------------------------------|-----------------|-----------------|--------------|--------------|--------------|-----------------|--------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| Atributo/ Arquetipo              | 0               | 1               | 2            | 3            | 4            | 5               | 6            | 7               | 8               | 9               |
| Número de personas               | 4               | 2               | 3            | 5            | 2            | 2               | 2            | 3               | 2               | 3               |
| Analfabetos                      | 0               | 0               | 0            | 1            | 0            | 0               | 0            | 0               | 0               | 0               |
| mayores de edad                  | 3               | 2               | 2            | 3            | 2            | 2               | 2            | 2               | 2               | 2               |
| menores de edad                  | 1               | 0               | 1            | 2            | 0            | 0               | 0            | 1               | 0               | 1               |
| trabajadores formales            | 1               | 0               | 1            | 1            | 0            | 0               | 0            | 0               | 1               | 0               |
| trabajadores informales          | 1               | 1               | 1            | 2            | 1            | 1               | 1            | 1               | 1               | 1               |
| ocupados                         | 2               | 1               | 2            | 2            | 1            | 1               | 1            | 1               | 2               | 1               |
| desocupados                      | 0               | 0               | 0            | 0            | 0            | 0               | 0            | 0               | 0               | 0               |
| inactivos                        | 1               | 1               | 0            | 1            | 1            | 1               | 1            | 1               | 0               | 1               |
| Ingreso total                    | \$ 2.428.846,06 | \$ 1.591.282,05 | \$ 1.345.025 | \$ 1.412.041 | \$ 2.781.386 | \$ 3.030.058,84 | \$ 898.263,0 | \$ 1.478.013,80 | \$ 2.236.896,47 | \$ 1.560.951,78 |
| cuartos totales                  | 4               | 3               | 3            | 3            | 4            | 4               | 2            | 3               | 3               | 4               |
| baja salubridad                  | No              | No              | No           | No           | No           | No              | No           | No              | No              | No              |
| privación servicios              | No              | No              | No           | No           | No           | No              | No           | Si              | No              | No              |
| vivienda precaria                | No              | No              | No           | No           | No           | No              | No           | No              | No              | No              |
| hacinamiento                     | Si              | No              | No           | Si           | No           | No              | No           | No              | No              | No              |
| problemas conservacion y cocción | No              | No              | No           | No           | No           | No              | No           | No              | No              | No              |
| Propietario                      | No              | No              | No           | No           | Si           | No              | No           | No              | No              | Si              |
| Estrato tarifa eléctrica         | 4               | 3               | 2            | 1            | 3            | 5               | 1            | 2               | 4               | 2               |

**Tabla 22** Arquetipos simplificados de hogar para la ciudad de Pereira partiendo de un proceso de clustering con  $k=7$  a partir de técnica de clustering via K-means ++.

| Arquetipos simplificados Manizales |              |              |              |              |              |              |              |
|------------------------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| Atributo/ Arquetipo                | 0            | 1            | 2            | 3            | 4            | 5            | 6            |
| Número de personas                 | 5            | 5            | 3            | 2            | 2            | 2            | 2            |
| Analfabetos                        | 0            | 0            | 0            | 0            | 0            | 0            | 0            |
| mayores de edad                    | 4            | 3            | 2            | 2            | 2            | 2            | 2            |
| menores de edad                    | 1            | 2            | 1            | 0            | 0            | 0            | 0            |
| trabajadores formales              | 1            | 1            | 0            | 0            | 0            | 0            | 0            |
| trabajadores informales            | 1            | 1            | 1            | 1            | 1            | 1            | 1            |
| ocupados                           | 2            | 2            | 1            | 1            | 1            | 1            | 1            |
| desocupados                        | 0            | 0            | 0            | 0            | 0            | 0            | 0            |
| inactivos                          | 1            | 1            | 1            | 1            | 1            | 1            | 1            |
| Ingreso total mes                  | \$ 3.074.503 | \$ 1.811.935 | \$ 1.027.175 | \$ 2.414.289 | \$ 1.675.160 | \$ 3.709.637 | \$ 1.497.680 |
| cuartos totales                    | 4            | 4            | 3            | 4            | 3            | 4            | 3            |
| baja salubridad                    | No           | No           | No           | No           | No           | No           | No           |
| privación servicios                | No           | No           | Si           | No           | No           | No           | No           |
| vivienda precaria                  | No           | No           | No           | No           | No           | No           | No           |
| hacinamiento                       | Si           | Si           | No           | No           | No           | No           | No           |
| problemas conservacion y cocción   | No           | No           | No           | No           | No           | No           | No           |
| Propietario                        | No           | No           | No           | Si           | No           | Si           | No           |
| Estrato tarifa eléctrica           | 3            | 2            | 1            | 3            | 2            | 4            | 3            |

Como se puede apreciar los arquetipos dan una visión mucho más completa y discriminada de los tipos de hogares presentes en la ciudad dando cuenta de su número de personas, ingresos totales e inclusive de sus proporciones precisas de trabajadores formales e informales, para efectos de cálculo posterior del índice y del uso a nivel de aplicación, de cada ciudad se han escogido tres arquetipos uno de ingresos bajos y con alguna condición adversa de vivienda, uno de ingresos medios sin condición adversa de vivienda, y uno de ingresos altos sin condición adversa, siguiendo estas condiciones los arquetipos considerados para secciones posteriores han sido los siguientes:

- **Armenia:** Arquetipo 4, Arquetipo 1 y Arquetipo 2.
- **Pereira:** Arquetipo 3, Arquetipo 1 y Arquetipo 5.
- **Manizales:** Arquetipo 2, Arquetipo 3 y Arquetipo 5.

## **7.2 Revisión fuentes adicionales para la obtención de cifra de referencia respecto a la destinación presupuestal de los hogares a compra de alimentos:**

La totalidad de la renta de los hogares no está destinada a la compra de alimentos, por el contrario, otros gastos como el arrendamiento, los servicios públicos y demás gastos están incluidos dentro del presupuesto de los hogares. Con el fin de evitar arbitrariedades respecto a la definición de esta proporción se ha revisado la Encuesta Nacional de Presupuesto de los Hogares la cual fue realizada entre los años 2016 y 2017 [56] de acuerdo con los resultados de esta encuesta dentro del total nacional los hogares destinan un 15% al gasto en alimentos y bebidas no alcohólicas, a nivel de cabeza esta proporción disminuye a un 14%.

Otros análisis como los realizados por el observatorio económico de la Alcaldía de Armenia de lo que esta entidad denomina el Costo Ciudad Básico [57] el cual calcula para la RAP Eje Cafetero en 2023 demarca que dentro de un marco de gasto de un salario mínimo un 48,28% es dedicado en promedio para la ciudad de Armenia, Manizales y Pereira.

Las cifras mostradas por las entidades distan entre sí, no obstante, ambas perspectivas dan cuenta de una participación baja del grupo de alimentos y otra predominante, esto se torna conveniente en especial para comparar perspectivas de gasto distintas lo cual resulta funcional para los cálculos posteriores asociados al índice.

El ejercicio de arquetipos a través de clustering y la búsqueda de la proporción de gasto constituyen la base para realizar la construcción y modelación del índice de la sección siguiente.

## 8. CONSTRUCCIÓN DE INDICE DE RIESGO DE PRIVACIÓN DEL ACCESO A ALIMENTOS LIGADO A LOS INGRESOS Y A ATRIBUTOS SOCIOECONOMICOS

Para el planteamiento del índice se ha partido de la definición de algunos supuestos y claridades que son relevantes para conducir a una correcta interpretación, y a una correcta delimitación del alcance del indicador, con el fin de dar la mayor claridad se muestran a continuación las consideraciones por componente:

**Mecanismo de transmisión de precios:** Este elemento resulta fundamental en el planteamiento del índice, para la definición teórica de este componente se consideran algunos puntos del trabajo de Rodríguez & Torres[15] , como primer elemento se parte de un hipotético minorista bajo un esquema de transmisión vertical simplificada en donde se asume que el minorista surte su negocio directamente en la central de abasto, así mismo se asume que el minorista cuenta con poder de mercado y que de acuerdo a este establece un margen de beneficio sobre el producto comercializado, de acuerdo al estado de la oferta en su zona el margen de beneficios puede ser mayor o menor, partiendo de la teoría microeconómica se esperaría que un agente en un mercado de competencia perfecta sea precio-aceptante y por ende opte por un “margen estándar” para mantener su vigencia en el mercado, así mismo un mercado con competencia imperfecta y baja concentración de competidores convierte al agente en precio-determinante, partiendo de esto se plantean tres escenarios de margen fijo sobre los productos comercializados:

Asumiendo que el minorista fija los precios de acuerdo con el precio mayorista  $P_M$  sumando a un margen de beneficios porcentual ( $\alpha$ ) entre 0 y 1, se tiene que  $P_f$  (Precio final):

$$P_f = P_M \times (1 + \alpha)$$

Los márgenes fijos que se plantean son los siguientes:

**Margen de mercado competitivo:** 0.30

**Margen de mercado con pocos competidores cercanos:** 0.40

**Margen de mercado sin competencia:** 0.60

Bajo este modelo de fijación de precios se tiene entonces que un consumidor podría verse enfrentado a un escenario  $P_{fi}$  en donde  $i = \{1,2,3\}$  corresponde a los escenarios que se plantean en donde para cada uno hay un valor de  $\alpha$  previamente definido. Al revisar los posibles  $P_{fi}$  para el caso planteado se tiene:

$$P_{f1} = P_M \times (1 + 0.30)$$

$$P_{f2} = P_M \times (1 + 0.40)$$

$$P_{f3} = P_M x (1 + 0.60)$$

Cada escenario de fijación de precios representa un esquema distinto de presión sobre el presupuesto del consumidor final quien absorberá el movimiento del precio mayorista más el margen fijo.

Extrapolando esto a la canasta de alimentos se tiene que cada producto estará sometido a este mecanismo, por tanto, una canasta es un conjunto de  $P_{Mj}$  en donde j es un producto cualquier de la canasta, por ende, una canasta a precio mayorista (CM) será equivalente a:

$$CM = \sum_{j=1}^n P_{Mj}$$

Por ende, una canasta minorista será:

$$Cm = \sum_{j=1}^n (P_{Mj} x (1 + \alpha_i))$$

Partiendo del rango de i de la variable  $\alpha$  se tendrán tantos escenarios de canasta como escenarios se consideren en i, para este caso ante tres márgenes se tendrán tres precios de canasta minorista.

**Arquetipo de hogar:** Se entenderá como arquetipo de hogar a una unidad representativa o relevante producto de un proceso de clustering a partir del cual se consolidan características socioeconómicas y de ingresos de un hogar real que deriva del análisis de la Gran Encuesta Integrada de Hogares (GEIH), este arquetipo cuenta con los atributos ya vistos en las tablas 19, 20 y 21, dentro del marco de interés del cálculo de este índice se tornan relevantes atributos no monetarios como la cifras de número de informales, inactivos, desocupados y los atributos que demarquen signos de precariedad en la vivienda; en lo que respecta a atributos monetarios resultan de interés la variable de ingresos que de acuerdo al tratamiento dado a los datos es la sumatoria de ingresos laborales e ingresos adicionales percibidos por el hogar.

Los atributos no monetarios del hogar constituirán un vector de características al cual se le asignarán pesos que darán lugar a un subíndice de factores de riesgo asociados a la estabilidad de los ingresos, seguidamente los atributos monetarios constituirán la base de ingreso mensual del arquetipo de hogar, el componente de atributos monetarios se regirá por los siguientes supuestos:

- La base de ingresos del hogar (IT) se asume como constante en términos reales a través del tiempo, solo se percibirán incrementos nominales anuales equivalentes a la inflación acumulada para el año.

- Cada arquetipo tendrá un parámetro D que demarcará la razón porcentual del total de ingresos que se destina para el consumo de alimentos, finalmente el Presupuesto Destinado a Alimentos (PDA) estará definido por:

$$PDA = IT * D \quad (D \leq 1)$$

El valor D representa la fracción del presupuesto destinada a alimentación del hogar y que se define formalmente de acuerdo con las cifras de referencia definidas en el capítulo 7. La definición de un PDA es fundamental dado que el 100% del ingreso percibido por el hogar no se consume en alimentos, hay otra variedad de necesidades que deben ser atendidas, para efectos de este índice el PDA representa la base de ingreso que tendrá una dedicación exclusiva a compra de alimentos.

En lo que respecta al componente de atributos no monetarios, este componente dará lugar al FRH (Factor Riesgo Hogar) que demarca atributos característicos que potencian la vulnerabilidad y la exposición a la variabilidad del ingreso, para el cálculo de este componente se ha tenido en cuenta lo siguiente:

- Se ha delimitado un conjunto de características asociadas a la informalidad laboral y de vivienda, y a cada uno de los atributos se les asigna un valor de 0 o 1 los cuales denotan ausencia o presencia de la condición, al final se tendrá un vector con “n” elementos binarios a partir del cual se calcula un promedio simple respecto al total de atributos considerados, de esta manera el valor final del FRH estará entre 0 y 1, formalmente este componente funcionará como un factor constante en donde un valor cercano a 1 representa mayor vulnerabilidad inherente a los atributos del hogar.

A continuación, se definen las características tenidas en cuenta y las condiciones para tomar el valor de 1 o 0:

**Tabla 23** Atributos considerados para el cálculo del Factor Riesgo Hogar (FRH)

| Factor   | Condición para tomar el valor de 1  |
|--|---|
| Presencia de informales                            | Si el hogar cuenta con 1 o más trabajadores informales en el sentido legalista (sin seguridad social y contrato diferente a escrito) el factor será tomado como 1 dado que un trabajador informal presenta mayor vulnerabilidad e inestabilidad potencial en el ingreso.  |
| Presencia de desocupados                           | Si el hogar cuenta con 1 o más desocupados el factor será tomado como 1 dado que el desocupado representa un ingreso potencial no percibido y se traduce en el corto plazo como una carga sobre los ocupados del hogar y el ingreso que aportan.  |
| Presencia de inactivos                             | Si el hogar cuenta con 1 o más inactivos el factor será tomado como 1 dado que el inactivo genera presión sobre el recurso disponible, y representa mayor demanda alimentaria que no se refleja en un aporte monetario al hogar.  |
| Baja salubridad                                    | Estos factores son de índole categorico por ende cada vez que sean marcados con "Si" dentro de los atributos del arquetipo serán considerados como 1. La presencia de estos factores en los hogares demarca vulnerabilidad en la vivienda lo cual representa dificultades para estar en mejores condiciones habitacionales lo cual se relaciona a limitaciones en el ingreso que pueden incidir en el presente o en el futuro en relación a la adquisición de una dieta suficiente y saludable para el hogar. |
| Privación de servicios                             |   |
| Hacinamiento                                       |   |
| Vivienda precaria                                  |   |
| Problemas para conservación y cocción de alimentos | Si el arquetipo esta marcado con "No" se marcará con 1, el hecho de tener que pagar arrendamiento representa una mayor presión sobre los ingresos respecto a un hogar propietario.  |
| Arrendatario                                       |   |
| <b>Total de factores</b>                           | <b>9</b>  |

Matemáticamente se tendrá un vector  $fr$  con  $i$  hasta “ $n$ ” elementos definidos sobre los cuales se aplicará la siguiente operación:

$$FRH = \frac{\sum_i^n fr_i}{n}$$

**Constitución del Índice de Privación de Alimentos Ligada al Ingreso:** El índice final estará definido por la interacción de los componentes de riesgo del hogar y de la sensibilidad respecto a los precios mayoristas sometidos a los diferentes mecanismos de transmisión, para lograr tal interacción se plantea lo siguiente:

- Cada hogar cuenta con un Valor Monetario de Canasta (VMC) el cual es equivalente al valor de canasta minorista unitario para un  $i$  mecanismo de transmisión multiplicado por el número de integrantes del hogar (NI):

$$VMC_i = Cm_i * NI$$

Para cada Valor monetario de Canasta se plantean Factores de Sensibilidad a los Precios asociados a cada  $i$  mecanismo de transmisión de los cuales se extrae el promedio ponderado, asumiendo tres mecanismos de transmisión se tendrá el Factor de Sensibilidad de Precios Ponderado (FSPP):

$$FSPP = \frac{VMC_1}{PDA} * w_1 + \frac{VMC_2}{PDA} * w_2 + \frac{VMC_3}{PDA} * w_3$$

$$\text{Sujeto a } w_1 + w_2 + w_3 = 1$$

En donde  $w$  son pesos previamente seleccionados

Teniendo en cuenta el FRH anteriormente mencionado se tendrá que el Índice de Privación de Alimentos Ligada al Ingreso se define como:

$$IPALI = \left( \frac{VMC_1}{PDA} * w_1 + \frac{VMC_2}{PDA} * w_2 + \frac{VMC_3}{PDA} * w_3 \right) + \frac{\sum_i^n fr_i}{n}$$

Lo cual equivale a la siguiente definición simplificada:

$$IPALI = FSPP + FRH$$

El valor del IPALI está comprendido entre 0 y su cota superior tiende a infinito, sin embargo, la mayoría de sus valores están entre 0 y 10, esto depende directamente de la cantidad de integrantes del hogar, si el VMC excede a PDA el valor límite usual será igual al número de integrantes, si VMC excede a PDA por en una razón con valores superiores a NI entonces el IPALI indica que la renta disponible para alimentos no permite que ni siquiera uno de los integrantes pueda acceder a una dieta suficiente y saludable.

En síntesis:

- Si  $IPALI \leq 1$  indica que PDA es suficiente para cubrir una canasta suficiente y saludable para todos los integrantes del hogar, dentro de este mismo rango un valor cercano a 1 indica que el PDA es suficiente pero está cercano a manifestar algún nivel de privación para los integrantes.
- Si  $IPALI > 1$  y  $IPALI \leq NI$  Valores superiores a 1 comenzarán a indicar riesgo de privación, por ejemplo si el valor es 1.5 significa que dentro de los miembros del hogar al menos uno verá afectado en un 50% el acceso a una dieta suficiente y saludable, valores superiores indicaran cuantos integrantes del hogar estarían privados de acceder a la canasta, si dentro de los valores se tiene que  $IPALI = NI$  entonces la privación de acceso en términos monetarios es total, valores superiores solo acentúan la realidad de privación del hogar.

Con el fin de ilustrar el cálculo del índice a continuación se muestra un ejemplo de cálculo para el arquetipo 1 de Armenia considerando un factor D del 48%:

- Inicialmente se calcula del FRH a partir de los atributos del arquetipo, para el arquetipo 1 de Armenia se tiene que:

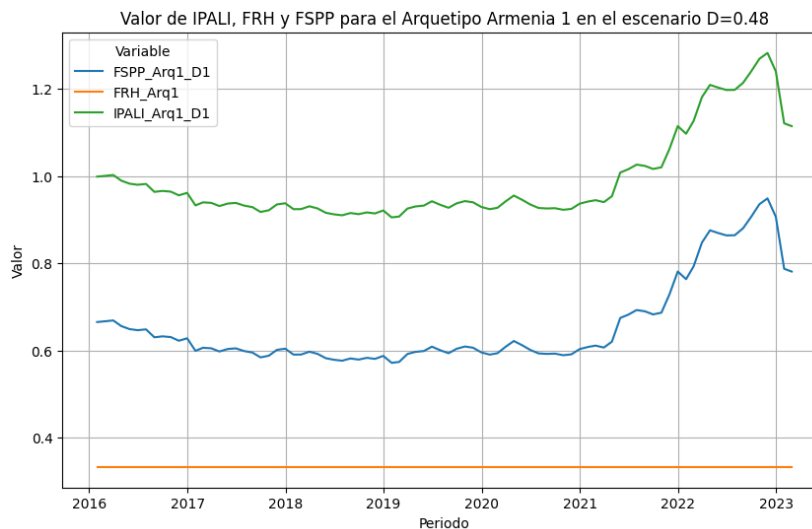
*Tabla 24 Cálculo de FRH para Arquetipo 1 de Armenia*

| Factor   | Arquetipo 1 - Armenia |
|--|-----------------------|
| Presencia de informales                            | 1                     |
| Presencia de desocupados                           | 0                     |
| Presencia de inactivos                             | 1                     |
| Baja salubridad                                    | 0                     |
| Privación de servicios                             | 0                     |
| Hacinamiento                                       | 0                     |
| Vivienda precaria                                  | 0                     |
| Problemas para conservación y cocción de alimentos | 0                     |
| Arrendatario                                       | 1                     |
| <b>Total de factores</b>                           | <b>9</b>              |
| <b>Valor FRH</b>                                   | <b>0,333333333</b>    |

- A partir de las series de tiempo mayoristas disponibles se realiza una mensualización de estas tomando únicamente los valores multiplicados por los mecanismos de transmisión; se realiza una mensualización con el fin de equiparar el ingreso mensual con un costo mensual promedio de canasta, sobre estos valores se realizan los cálculos como se muestra en la siguiente tabla, en donde las columnas demarcan los cálculos realizados para el periodo 2016 y el arquetipo de interés:

| Periodo    | MT1    | MT2    | MT3    | ITAq1   | NI | D    | VMC1 - MT1*NI | VMC1 - MT2*NI | VMC1 - MT3*NI | PDA    | FS1 - VMC1/PDA | FS1 - VMC2/PDA | FS1 - VMC3/PDA | FSSP - FSn/N | FRH_Arq1 | IPALI - FSSP + FRH |
|------------|--------|--------|--------|---------|----|------|---------------|---------------|---------------|--------|----------------|----------------|----------------|--------------|----------|--------------------|
| 31/01/2016 | 175444 | 188939 | 215931 | 1817483 | 3  | 0,48 | 526331        | 566818        | 647792        | 872392 | 0,603          | 0,650          | 0,743          | 0,665        | 0,333    | 0,999              |
| 29/02/2016 | 175888 | 189418 | 216478 | 1817483 | 3  | 0,48 | 527865        | 568255        | 649434        | 872392 | 0,605          | 0,651          | 0,744          | 0,667        | 0,333    | 1,000              |
| 31/03/2016 | 176400 | 189969 | 217107 | 1817483 | 3  | 0,48 | 529199        | 569906        | 651322        | 872392 | 0,607          | 0,653          | 0,747          | 0,669        | 0,333    | 1,002              |
| 30/04/2016 | 172984 | 186290 | 212903 | 1817483 | 3  | 0,48 | 518951        | 558871        | 638709        | 872392 | 0,595          | 0,641          | 0,732          | 0,656        | 0,333    | 0,989              |
| 31/05/2016 | 171149 | 184314 | 210644 | 1817483 | 3  | 0,48 | 513446        | 552942        | 631933        | 872392 | 0,589          | 0,634          | 0,724          | 0,649        | 0,333    | 0,982              |
| 30/06/2016 | 170512 | 183629 | 209861 | 1817483 | 3  | 0,48 | 511537        | 550886        | 629584        | 872392 | 0,586          | 0,631          | 0,722          | 0,647        | 0,333    | 0,980              |
| 31/07/2016 | 171014 | 184169 | 210479 | 1817483 | 3  | 0,48 | 513042        | 552507        | 631437        | 872392 | 0,588          | 0,633          | 0,724          | 0,648        | 0,333    | 0,982              |
| 31/08/2016 | 166209 | 178994 | 204564 | 1817483 | 3  | 0,48 | 498626        | 536981        | 613693        | 872392 | 0,572          | 0,616          | 0,703          | 0,630        | 0,333    | 0,964              |
| 30/09/2016 | 166787 | 179617 | 205276 | 1817483 | 3  | 0,48 | 500361        | 538851        | 615829        | 872392 | 0,574          | 0,618          | 0,706          | 0,632        | 0,333    | 0,966              |
| 31/10/2016 | 166358 | 179154 | 204748 | 1817483 | 3  | 0,48 | 499073        | 537463        | 614244        | 872392 | 0,572          | 0,616          | 0,704          | 0,631        | 0,333    | 0,964              |
| 30/11/2016 | 164127 | 176753 | 202003 | 1817483 | 3  | 0,48 | 492382        | 530258        | 606009        | 872392 | 0,564          | 0,608          | 0,695          | 0,622        | 0,333    | 0,956              |
| 31/12/2016 | 165607 | 178346 | 203824 | 1817483 | 3  | 0,48 | 496822        | 535039        | 611473        | 872392 | 0,569          | 0,613          | 0,701          | 0,628        | 0,333    | 0,961              |

- Al visualizar los dos componentes del índice y su valor final en el tiempo se tiene lo siguiente:



**Ilustración 32** Valor de Índice IPALI y sus componentes para el arquetipo 1 de la ciudad de Armenia

Para el caso previamente ilustrado se tiene que el hogar tiene presencia de informales, inactivos y además es un hogar arrendatario que cuenta con tres integrantes, para el año 2016 el valor de la canasta total para todos los integrantes bajo un mecanismo de transmisión de mercado competitivo era de \$526.331 (VMC1) contando con una renta disponible para alimentos (PDA) de \$872.392, al revisar la sensibilidad de este arquetipo se tiene que hacia mediados de 2021 dado su perfil estaría saliendo de su zona de cubrimiento pleno de la canasta presentando persistencia

del deterioro en 2022, a partir de las proyecciones realizadas de los precios mayoristas se puede apreciar que para 2023 el IPALI presenta un descenso lo cual indica una reducción del potencial de deterioro de la capacidad para acceder a una canasta saludable y suficiente. [Para conocer el valor del IPALI y sus componentes para los tres arquetipos seleccionados por ciudad diríjase al anexo 1.6]

El IPALI es un indicador que permite tener una visión más granular del riesgo de privación de acceso a alimentos en función del presupuesto de los hogares, su estructura base es fácilmente extensible a incorporar otros elementos del presupuesto, y su enfoque en hogares permite inclusive escalar ejercicios de arquetipado a nivel espacial si se considerase realizar cruce con el Censo Nacional de Población y Vivienda lo cual puede tornarse sumamente relevante a nivel de toma de decisiones y a lo cual se suma la posibilidad de generar este indicador a partir de datos abiertos.

## 9. CONSTRUCCIÓN DE PROTOTIPO DE DASHBOARD

Todo el proceso de análisis y modelación sustentado en las secciones anteriores tiene como finalidad dar lugar al prototipo de un sistema de soporte a la decisión, que en este caso corresponde a una estructura de visualización que tiene como objetivo dar cuenta de la perspectiva de inseguridad alimentaria en las ciudades de Armenia, Pereira y Manizales a través del pronóstico del precio de la canasta de referencia y sus grupos de alimentos, complementado con el resultado del IPALI para arquetipos de hogares representativos con lo cual se busca:

- Que un tomador de decisiones este en capacidad de conocer el comportamiento del precio de una canasta básica, saludable y suficiente y de los grupos de alimentos que la conforman partiendo de precios mayoristas influidos por diversos mecanismos de transmisión, de tal manera que sea posible tener una noción de posibles escenarios de precio minorista a los que está expuesta la ciudadanía.
- Que pueda visualizarse el comportamiento histórico del IPALI para diferentes arquetipos de hogar para las ciudades de referencia con el fin de conocer el grado de privación al que están expuestas familias con diferentes perfiles sociodemográficos representativos en el entorno urbano que pueden ser insumo para el direccionamiento de política pública o acciones que conduzcan a mitigar la exposición ante la fluctuación de precios.
- Contar con el prototipo de una herramienta que se basa en datos públicos y accesibles que a través del enfoque propuesto permite relacionar la fluctuación de los precios con perfiles socioeconómicos relevantes que dan cuenta del grado de exposición.

Partiendo de lo anterior, a través del desarrollo de cada uno de los tramos de análisis es posible evidenciar que los resultados obtenidos son densos dado que contemplan el uso de varias técnicas, y además en lo que respecta los asuntos de pronóstico el hecho de haber generado un modelo para cada uno de los productos en las centrales seleccionadas para cada ciudad llevan a que mostrar este tipo de resultados se complejice en especial si se pretendiera mostrar el resultado de los 138 pronósticos, si bien estos pronósticos resultan ser relevantes, la visualización de datos debe tender a la claridad y debe buscar la comunicación de un mensaje lo suficientemente claro, partiendo de esta premisa y teniendo en cuenta que el índice calculado gira en torno a una canasta de alimentos, se tomara la canasta como un elemento de referencia dentro de prototipado del sistema, esto teniendo en cuenta que:

- La canasta de alimentos aglutina los productos abordados durante el proceso de análisis, y tal aglutinación se ve reflejado en un precio final que resulta ser la sumatoria de los precios de referencia influidos por los diversos mecanismos de transmisión, en este sentido es totalmente factible tomar los precios pronosticados para generar precios proyectados de la canasta 8 pasos adelante.

- Adicionalmente, dado que dentro de la canasta convergen varios tipos de alimentos, con el fin de dar mayor granularidad y profundidad para el usuario final, es posible segmentar la canasta por grupos de alimentos mostrando inclusive el valor proyectado que tendrá cada componente logrando así visualizar los grupos de alimentos con mayor proyección de crecimiento nominal en el futuro.

Al direccionar la muestra de los resultados de pronóstico ligándolos al valor global de la canasta se logra resumir los resultados de los 138 pronósticos en una gráfica principal y gráficas secundarias relacionadas a los grupos de alimentos.

En lo que respecta a la visualización de los resultados del índice se hace posible mostrar comportamientos históricos para cada arquetipo en forma de serie de tiempo y complementar estos elementos con tablas que detalles los arquetipos seleccionados para ciudad. Es relevante resaltar que la visualización del índice relaciona el componente de hogar con el componente de precios, no obstante, con el fin de no saturar al usuario final con una sola vista, y con el fin de tener la suficiente claridad, se ha propuesto que la estructura de visualización tenga la siguiente estructura:

- **Sección de introducción o presentación de la aplicación:** Esta sección tendrá como objetivo introducir al usuario respecto a la motivación del sistema de soporte a la decisión, su funcionamiento y algunas generalidades respecto al índice que se calcula adicionalmente contará con información del autor, y tendrá en su ala izquierda el menú de navegación que permitirá al usuario trasladarse a las demás secciones.
- **Sección de monitoreo y pronóstico de precio de canasta:** Esta sección en términos de visualización contará con lo siguiente:
  - Gráfica de líneas principal en donde se mostrará el comportamiento histórico del precio de referencia de la canasta mostrando para ciudad el precio mayorista de referencia, y bajo cada uno de los 3 mecanismos de transmisión.
  - Visualización tipo card a la derecha de la gráfica principal que mostrará el valor actual de la canasta (ultimo valor antes de los valores proyectados).
  - Dos visualizaciones tipo card secundarias ubicadas debajo de la primera visualización de este tipo mostrando el valor promedio de los dos meses siguientes, es decir una de las tarjetas contendrá el promedio de los 4 primeros puntos de pronóstico que corresponden a un mes de precio de la canasta, y la segunda tarjeta mostrará el precio de los 4 puntos siguientes.
  - 6 gráficas de línea secundarias que segmentan el valor del precio de la canasta principal, los segmentos serán los siguientes:
    - Verduras y hortalizas
    - Frutas
    - Tubérculos, raíces y plátanos

- Granos y Cereales
- Huevos y Lácteos
- Carnes
- Procesados

Cada una de estas gráficas mostrará el precio mayorista de referencia del componente de la canasta, y el valor bajo los tres mecanismos de transmisión para las 3 ciudades incluyendo el pronóstico 8 pasos adelante.

- 6 visualizaciones tipo card contiguas a las gráficas de líneas inferiores que demarquen la participación del grupo de alimentos sobre el total del valor de la canasta.

Seguidamente con el fin de dar interactividad a la sección se conservará el menú lateral el cual contará con filtros tipo dropdown para los siguientes atributos:

- **Ciudad:** El cual permitirá seleccionar la totalidad de ciudades o solo las que el usuario considere visualizar.
- **Año:** El cual permitirá seleccionar un año de referencia, no obstante, para periodos anteriores este filtro solo funcionará como histórico, ya que el pronóstico solo estará habilitado para el último tramo de la serie de tiempo.

Finalmente, el menú contará en la parte inferior con los siguientes botones:

- **Descargar pronósticos detallados:** Al presionar este botón el usuario tendrá acceso a los resultados de pronóstico para cada ciudad de manera detallada por alimento, así mismo contará con el detalle del modelo e hiperparámetros definitivos para cada serie de tiempo.
  - **Índice Privación de Acceso a Alimentos Ligada al Ingreso:** Este botón redirecciona a la última sección de la estructura de visualización en donde se encuentra el índice calculado y los arquetipos base.
  - **Volver al inicio:** Este botón permitirá redirección a la primera sección de la estructura de visualización.
- 
- **Sección índice de Privación de Alimentos Ligado al Ingreso:** En esta sección se busca mostrar el comportamiento histórico del índice calculado para cada uno de los arquetipos, con el fin de ilustrar esto visualmente se mostrará lo siguiente:
    - Tres gráficas de líneas con cada uno de los componentes del índice calculado, y la serie del índice completo para los arquetipos disponibles, cada una de estas gráficas estará definida por ciudad.

- Debajo de cada gráfica de líneas se ubicará una tabla con atributos generales de los arquetipos de hogar incluyendo su índice relacionado al último mes disponible, y a los dos meses siguientes proyectados.

En este caso la interactividad de la sección estará supeditada a los siguientes elementos:

- Filtro tipo dropdown de año en donde se podrá ajustar las gráficas generales al periodo que el usuario defina.
- Filtro de factor de destinación presupuestal, con este filtro el usuario podrá modificar el factor D que se usa para el cálculo del PDA que define la renta destinada alimentos, será posible seleccionar el valor de la ENPH o el establecido por el observatorio de la ciudad de Armenia.

Finalmente, en lo que respecta a navegación esta sección contará con lo siguiente:

- **Botón Monitoreo y Pronóstico de Precio de Canasta de Alimentos:** Este botón permitirá al usuario dirigirse nuevamente a la sección de pronóstico.
- **Botón Volver al Inicio:** Este botón permitirá al usuario regresar a la sección inicial de la estructura de visualización.

A partir de los elementos anteriormente descritos se diseñaron mockups para cada una de las secciones de la aplicación, esto con el fin de contar con un esquema claro en el momento de la estructuración del primer prototipo de la aplicación:

## Mockup Sección Introducción o Presentación de la Aplicación:



**Predicción de Inseguridad Alimentaria Ligada al Ingreso**

Inicio

Monitoreo y Pronóstico de Precio Canasta Alimentaria

Índice de Privación de Alimentos Ligado al Ingreso



### Colombia - Un Hotspot de Inseguridad Alimentaria y el monitoreo como un primer paso para controlarla



Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Nulla quam velit, vulputate eu pharetra nec, mattis ac neque. Duis vulputate commodo lectus, ac blandit elit tincidunt id. Sed rhoncus, tortor sed eleifend tristique, tortor mauris molestie elit, et lacinia ipsum quam nec dui. Quisque nec mauris sit amet elit iaculis pretium sit amet quis magna. Aenean velit odio, elementum in tempus ut, vehicula eu diam. Pellentesque rhoncus aliquam mattis. Ut vulputate eros sed felis sodales nec vulputate justo hendrerit. Vivamus varius pretium ligula, a aliquam odio euismod sit amet. Quisque laoreet sem sit amet orci ullamcorper at ultricies metus viverra. Pellentesque arcu mauris, malesuada quis ornare accumsan, blandit sed diam.

#### Formulación índice

$$IPALI = \left( \frac{VMC_1}{PDA} * W_1 + \frac{VMC_2}{PDA} * W_2 + \frac{VMC_3}{PDA} * W_3 \right) + \frac{\sum FR_i}{n}$$

Lo cual equivale a

$$IPALI = FSPP + FRH$$

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Nulla quam velit, vulputate eu pharetra nec, mattis ac neque. Duis vulputate commodo lectus, ac blandit elit tincidunt id. Sed rhoncus, tortor sed eleifend tristique, tortor mauris molestie elit, et lacinia ipsum quam nec dui. Quisque nec mauris sit amet elit iaculis pretium sit amet quis magna. Aenean velit odio, elementum in tempus ut, vehicula eu diam. Pellentesque rhoncus aliquam mattis. Ut vulputate eros sed felis sodales nec vulputate justo hendrerit. Vivamus varius pretium ligula, a aliquam odio euismod sit amet.

#### Fuentes de información utilizadas

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Nulla quam velit, vulputate eu pharetra nec, mattis ac neque. Duis vulputate commodo lectus, ac blandit elit tincidunt id. Sed rhoncus, tortor sed eleifend tristique, tortor mauris molestie elit, et lacinia ipsum quam nec dui. Quisque nec mauris sit amet elit iaculis pretium sit amet quis magna. Aenean velit odio, elementum in tempus ut, vehicula eu diam. Pellentesque rhoncus aliquam mattis. Ut vulputate eros sed felis sodales nec vulputate justo hendrerit. Vivamus varius pretium ligula, a aliquam odio euismod sit amet. Quisque laoreet sem sit amet orci ullamcorper at ultricies metus viverra. Pellentesque

#### Información del autor



Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Nulla quam velit, vulputate eu pharetra nec, mattis ac neque. Duis vulputate commodo lectus, ac blandit elit tincidunt id. Sed rhoncus, tortor sed eleifend tristique, tortor mauris molestie elit, et lacinia ipsum quam nec dui. Quisque nec

Ilustración 33 Mockup sección de introducción prototipo de sistema de soporte a la decisión. Elaboración del autor

## Mockup Sección Monitoreo y Pronóstico de Precios de Canasta de Alimentos:

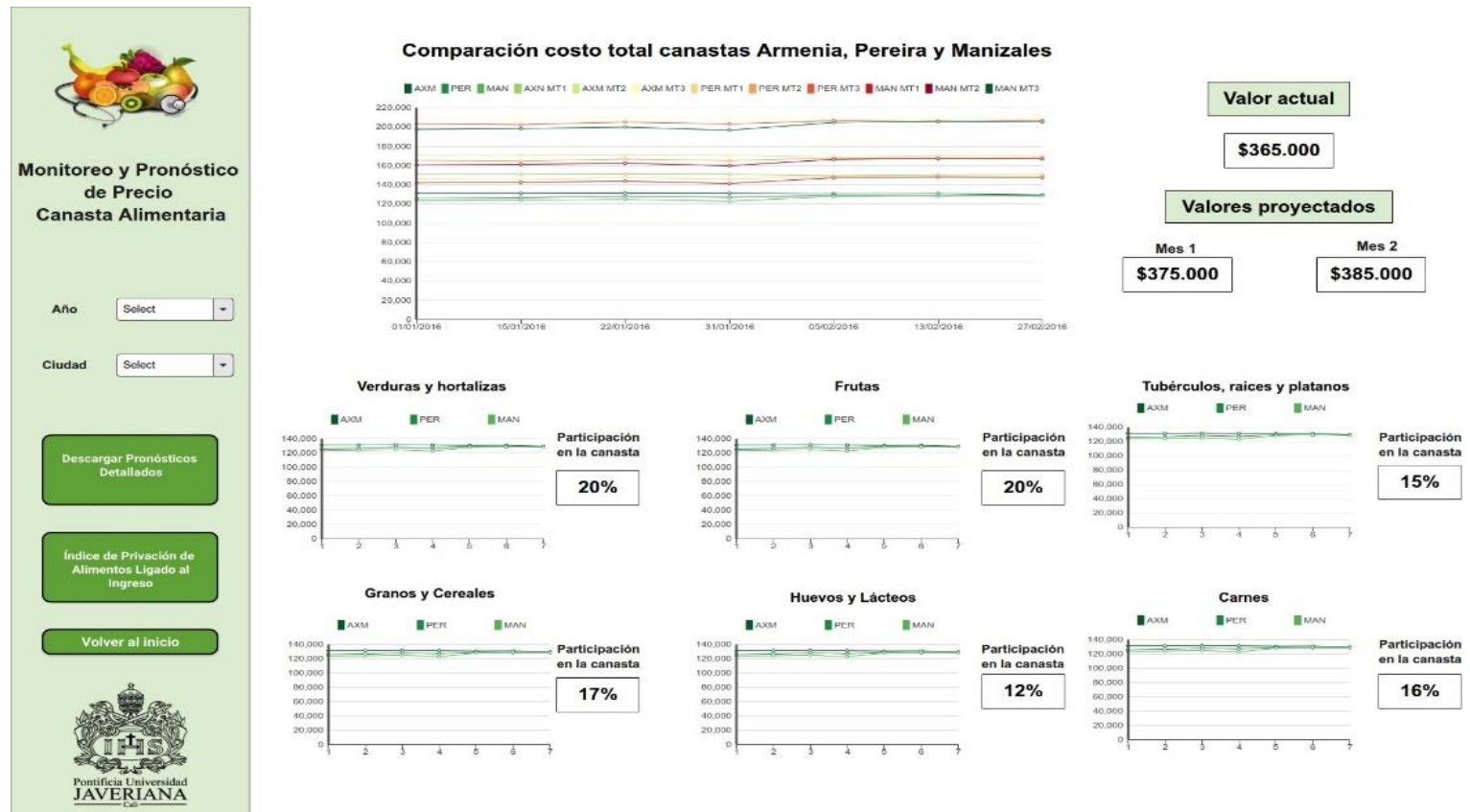


Ilustración 34 Mockup sección de pronóstico de sistema de soporte a la decisión. Elaboración del autor

## Mockup Sección Índice de Privación de Alimentos Ligado al Ingreso:



**Índice de Privación de Alimentos Ligado al Ingreso**

Año

Numero de Arquetipos

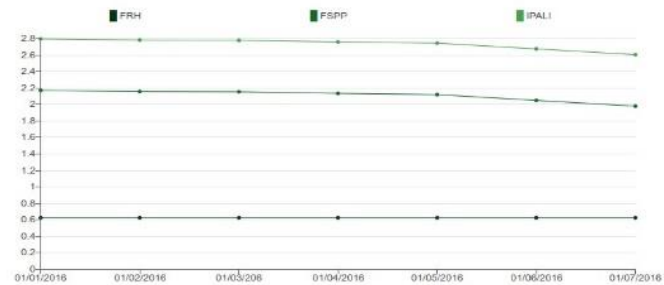
**Monitoreo y Pronóstico de Precio Canasta Alimentaria**

**Volver al Inicio**



Pontificia Universidad  
**JAVERIANA**  
Cali

### Comportamiento componentes IPALI para arquetipos de hogares



### IPALI

$$IPALI = \left( \frac{VMC_1}{PDA} * w_1 + \frac{VMC_2}{PDA} * w_2 + \frac{VMC_3}{PDA} * w_3 \right) + \frac{\sum^n f_i}{n}$$

Lo cual equivale a

$$IPALI = FSPP + FRH$$

### Arquetipos Armenia

| Atributo         | Arquetipo 1 | Arquetipo 2 | Arquetipo 3 |
|------------------|-------------|-------------|-------------|
| Integrantes      | 2           | 4           | 5           |
| Desocupados      | 1           | 2           | 2           |
| Ocupados         | 1           | 2           | 2           |
| Inactivos        | 0           | 0           | 1           |
| Informales       | 1           | 1           | 2           |
| Ing laborales    | \$ 800.000  | \$1'900.000 | \$1'750.000 |
| IPALI Ultimo mes | 3,1         | 2,5         | 3,6         |
| IPALI Proyectado | 3,5         | 2,8         | 4           |

### Arquetipos Pereira

| Atributo         | Arquetipo 1 | Arquetipo 2 | Arquetipo 3 |
|------------------|-------------|-------------|-------------|
| Integrantes      | 2           | 4           | 5           |
| Desocupados      | 1           | 2           | 2           |
| Ocupados         | 1           | 2           | 2           |
| Inactivos        | 0           | 0           | 1           |
| Informales       | 1           | 1           | 2           |
| Ing laborales    | \$ 800.000  | \$1'900.000 | \$1'750.000 |
| IPALI Ultimo mes | 3,1         | 2,5         | 3,6         |
| IPALI Proyectado | 3,5         | 2,8         | 4           |

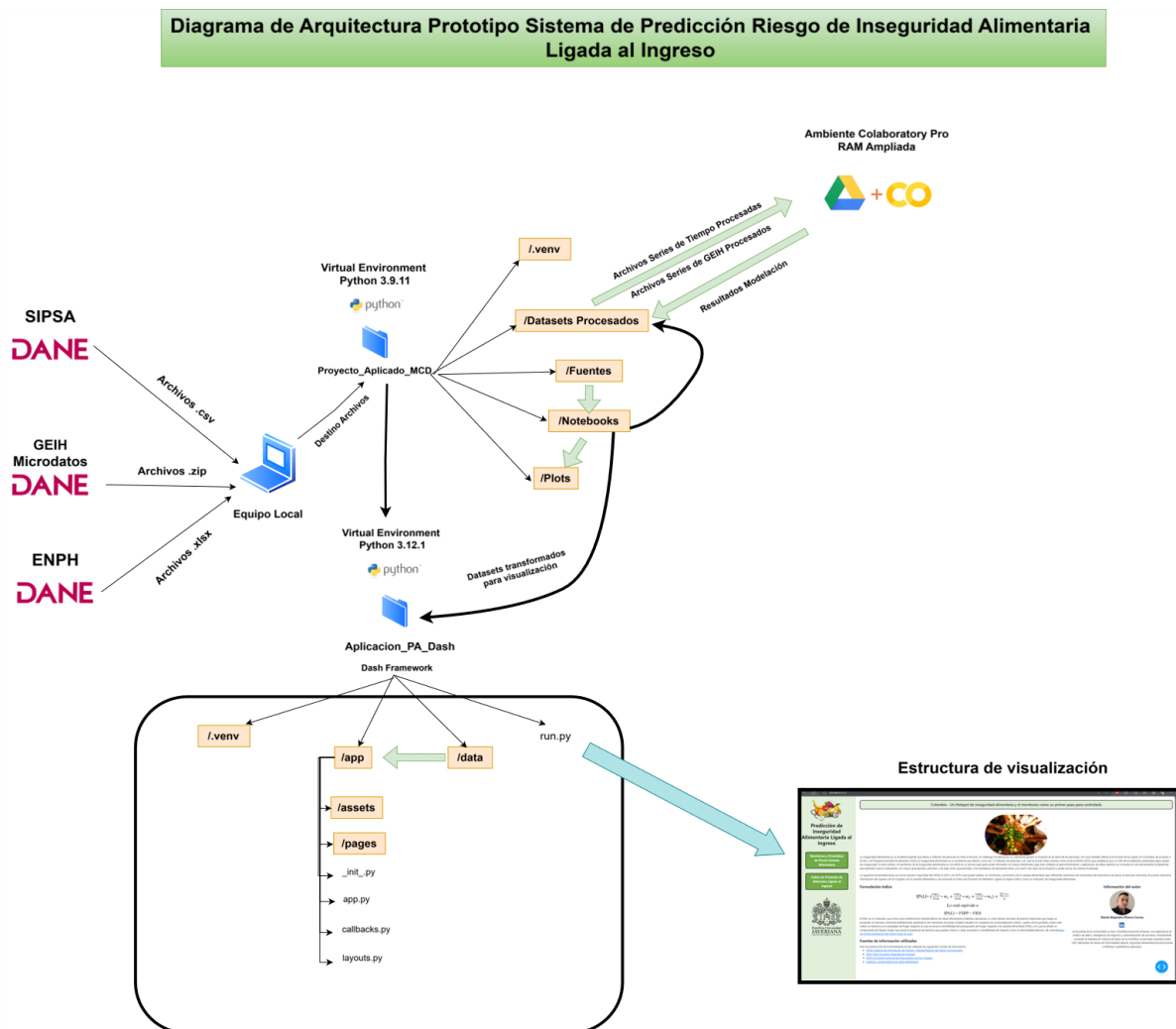
### Arquetipos Manizales

| Atributo         | Arquetipo 1 | Arquetipo 2 | Arquetipo 3 |
|------------------|-------------|-------------|-------------|
| Integrantes      | 2           | 4           | 5           |
| Desocupados      | 1           | 2           | 2           |
| Ocupados         | 1           | 2           | 2           |
| Inactivos        | 0           | 0           | 1           |
| Informales       | 1           | 1           | 2           |
| Ing laborales    | \$ 800.000  | \$1'900.000 | \$1'750.000 |
| IPALI Ultimo mes | 3,1         | 2,5         | 3,6         |
| IPALI Proyectado | 3,5         | 2,8         | 4           |

Ilustración 35 Mockup sección de cálculo de índice de sistema de soporte a la decisión. Elaboración del autor

A partir de la propuesta anterior se ha llevado a cabo un proceso de desarrollo tomando como base el framework Dash a partir del cual se ha desarrollado el front-end de la aplicación haciendo uso de componentes de Bootstrap y de Plotly (para la parte de visualización de datos), adicionalmente para el montaje del back-end se ha hecho uso de callbacks que habilita Dash y que permiten la generación de interactividad dentro de la aplicación.

Dado que el alcance de este aplicativo es a nivel de prototipo no se ha realizado un despliegue en producción y el modelo final no implica o incluye el despliegue de los modelos, el proceso se ha llevado a cabo en entorno local en el cual se esboza la siguiente arquitectura que condensa no solo la aplicación sino todo el proceso de procesamiento y modelado previo:

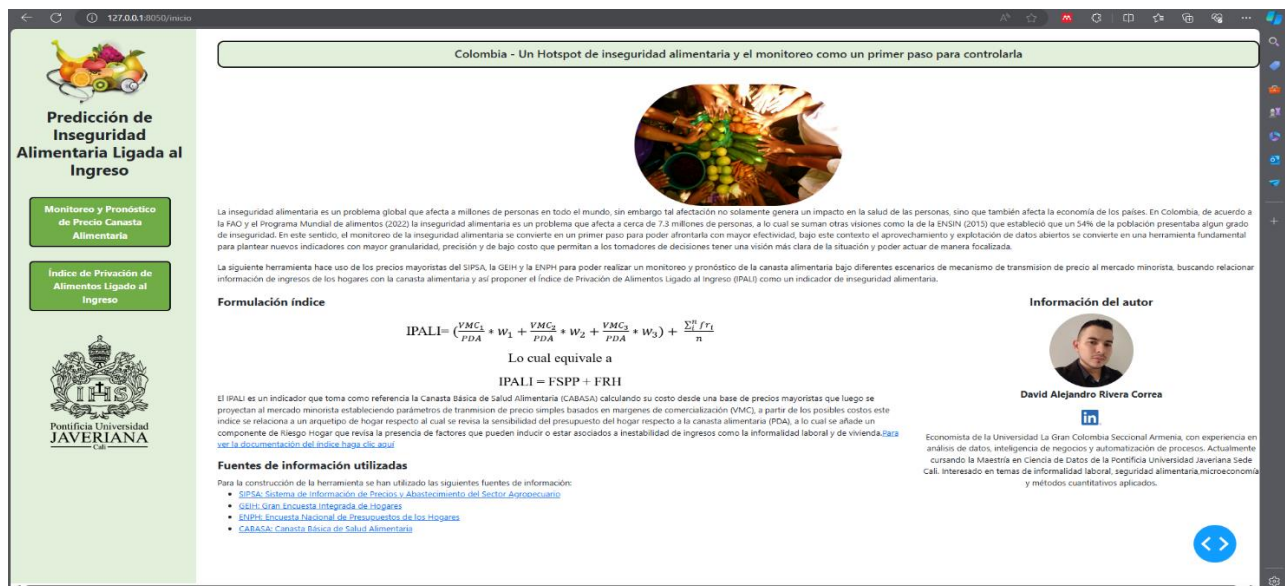


**Ilustración 36** Diagrama de arquitectura - Ambiente Local - Prototipo de Sistema de Predicción de Riesgo de Inseguridad Alimentaria Ligada al Ingreso

A partir de lo anterior se ha logrado el despliegue del prototipo en el navegador, para la versión final lograda se ha prescindido de algunos elementos de la propuesta inicial:

- Se ha prescindido de las tarjetas con el valor de “Participación en la canasta” buscando mejorar la legibilidad de las gráficas, así mismo se ha pasado de un esquema de 3 gráficas por fila a 2 gráficas por fila con el fin de dar mayor visibilidad y mejor aspecto.
- Se prescindió del dropdown de la sección del Índice dado que no aportaba de manera relevante a la comprensión de la información, por ende, se ha dejado únicamente un filtro con corte de tiempo.

A continuación, se muestra el prototipo desplegado en el navegador:



Colombia - Un Hotspot de inseguridad alimentaria y el monitoreo como un primer paso para controlarla

**Predicción de Inseguridad Alimentaria Ligada al Ingreso**

Monitoreo y Pronóstico de Precio Canasta Alimentaria

Índice de Privación de Alimentos Ligado al Ingreso

**La inseguridad alimentaria es un problema global que afecta a millones de personas en todo el mundo, sin embargo tal afectación no solamente genera un impacto en la salud de las personas, sino que también afecta la economía de los países. En Colombia, de acuerdo a la FAO y el Programa Mundial de Alimentos (2022) la inseguridad alimentaria es un problema que afecta a cerca de 7.3 millones de personas, a lo cual se suman otras visiones como la de la ENSIN (2015) que estableció que un 54% de la población presentaba algún grado de inseguridad. En este sentido, el monitoreo de la inseguridad alimentaria se convierte en un primer paso para poder afrontarla con mayor efectividad. Bajo este contexto el aprovechamiento y explotación de datos abiertos se convierte en una herramienta fundamental para plantear nuevos indicadores con mayor granularidad, precisión y de bajo costo que permitan a los tomadores de decisiones tener una visión más clara de la situación y poder actuar de manera focalizada.**

La siguiente herramienta hace uso de los precios mayoristas del SIPSA, la GEIH y la ENPH para poder realizar un monitoreo y pronóstico de la canasta alimentaria bajo diferentes escenarios de mecanismo de transmisión de precio al mercado minorista, buscando relacionar información de ingresos de los hogares con la canasta alimentaria y así proponer el Índice de Privación de Alimentos Ligado al Ingreso (IPALI) como un indicador de inseguridad alimentaria.

**Formulación índice**

$$IPALI = \left( \frac{VMC_1}{PDA} + W_1 + \frac{VMC_2}{PDA} + W_2 + \frac{VMC_3}{PDA} + W_3 \right) + \frac{\sum r_i}{n}$$

Lo cual equivale a

$$IPALI = FSPP + FRH$$


El IPALI es un indicador que toma como referencia la Canasta básica de salud alimentaria (CABASA) calculando su costo desde una base de precios mayoristas que luego se proyectan al mercado minorista estableciendo parámetros de transmisión de precio simples basados en márgenes de comercialización (VMC), a partir de los posibles costos este índice se relaciona a un arquetipo de hogar respecto al cual se revisa la sensibilidad del presupuesto del hogar respecto a la canasta alimentaria (PDA), a lo cual se añade un componente de riesgo Hogar que revisa la presencia de factores que pueden inducir o estar asociados a inestabilidad de ingresos como la informalidad laboral y de vivienda. [Ver la documentación del índice haga clic aquí](#)

**Fuentes de información utilizadas**

Para la construcción de la herramienta se han utilizado las siguientes fuentes de información:

- SIPSA, Sistema de Información de Precios y Abastecimiento del Sector Agropecuario
- GEIH, Cereales Encuesta Integral de Hogares
- ENPH, Encuesta Nacional de Presupuestos de los Hogares
- CARASA, Canasta Básica de Salud Alimentaria

**Información del autor**

  
David Alejandro Rivera Correa

[in](#)

Economista de la Universidad La Gran Colombia Seccional Armenia, con experiencia en análisis de datos, inteligencia de negocios y automatización de procesos. Actualmente cursando la Maestría en Ciencia de Datos de la Pontificia Universidad Javeriana sede Cali. Interesado en temas de informalidad laboral, seguridad alimentaria, microeconomía y métodos cuantitativos aplicados.

Ilustración 37 Prototipo desplegado en ambiente local en navegador EDGE - Pagina de Inicio o presentación de la herramienta

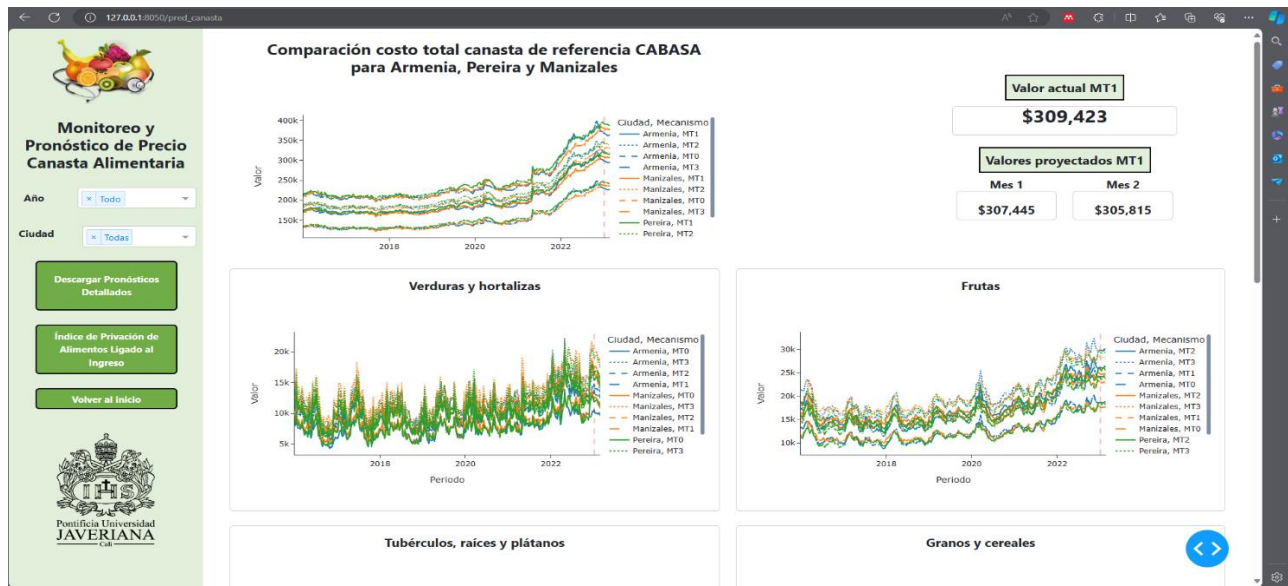


Ilustración 38 Prototipo desplegado en ambiente local en navegador EDGE - Pagina de Monitoreo y Pronóstico

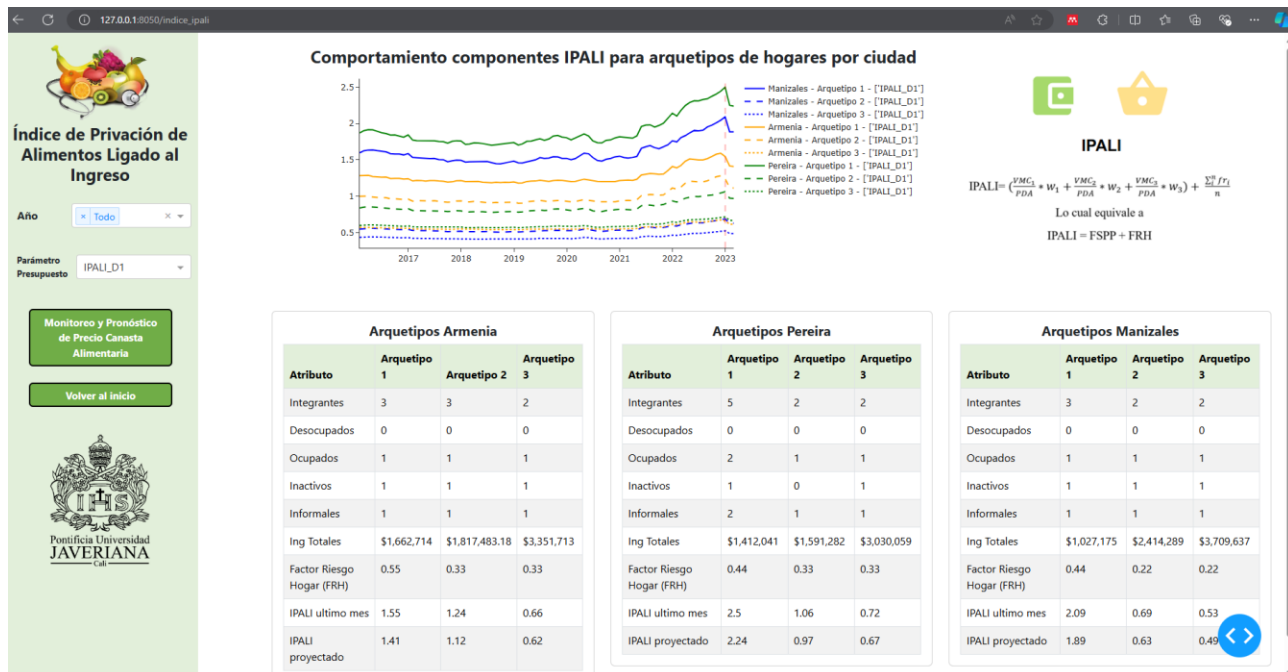


Ilustración 39 Prototipo desplegado en ambiente local en navegador EDGE - Pagina de Índice de Privación de Alimentos Ligado al Ingreso

## 10. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

### 10.1. CONCLUSIONES

- Más allá de los vacíos e inconvenientes que se presentan en términos de monitoreo de seguridad alimentaria, es necesario ver más allá de las limitaciones y aprovechar al máximo los recursos disponibles en términos de información, a partir de este trabajo se demuestra la posibilidad de hacer un uso recursivo de información abierta como la que brinda el DANE con el fin de robustecer el monitoreo de la seguridad alimentaria desde su perspectiva del acceso con un enfoque local.
- Ante series de tiempo altamente volátiles y con presencia de múltiples cambios estructurales como las series del SIPSA, modelos como Gradient Boost y XGBoost bajo un enfoque auto-regresivo han mostrado un desempeño superior respecto a modelos estadísticos clásicos, para este caso en donde se consideraron series de 46 productos en 3 ciudades este par de modelos tuvieron el mejor desempeño el 71% de las veces para un contexto de pronóstico de 8 pasos hacia adelante.
- El IPALI como indicador abre la puerta a indicadores de un índole mucho más microeconómico que permiten generar asociaciones entre los hogares y el ciclo de formación de precios de los alimentos, si bien, hoy existen indicadores macro como el IPC del componente de alimentos, este tipo de indicadores solo monitorean la fluctuación de precios pero no consideran la diversidad de los perfiles de hogar en los contextos territoriales y el impacto potencial sobre el acceso final respecto a sus recursos disponibles.

### 10.2. TRABAJOS FUTUROS

- En una fase siguiente de este proyecto valdría la pena explorar enfoques multivariantes que involucren otros elementos como el abastecimiento, la proximidad con otras centrales de abasto e inclusive variables relacionadas con el clima. Adicionalmente, valdría la pena aumentar el alcance del sistema habilitando un mecanismo para el reporte de precios minoristas tomando como piloto tiendas de barrio y revuelterías, contar con estas señales permitiría monitorear la brecha real entre precios mayoristas y minoristas que enfrentan los diferentes perfiles de hogares.
- En términos de módulos del sistema valdría la pena considerar un módulo con componente de geolocalización que extrapole los arquetipos a manzanas urbanas con

atributos similares y que permita relacionar el índice de privación con locaciones particulares de las ciudades de interés.

- En lo que respecta al IPALI valdría la pena generar un indicador auxiliar que relacione las necesidades nutricionales con la canasta definida, y que permita plantear un problema de utilidad y restricción presupuestal de tal forma que sea posible simular las redistribuciones del ingreso del arquetipo de hogar y como su dieta reconfigurada de acuerdo con su ingreso disponible desmejora o lo priva de ciertos grupos de nutrientes.

## 11. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] FAO, FIDA, OMS, PMA, and UNICEF, “El estado de la seguridad alimentaria y la nutrición en el mundo. Versión resumida de El Estado de la seguridad alimentaria y la nutrición en el mundo 2022. Adaptación de las políticas alimentarias y agrícolas para hacer las dietas saludables más asequibl,” ROMA, 2022.
- [2] U. N. de Colombia, I. N. de Salud, and ICBF, *Encuesta Nacional de Situación Nutricional 2015*. 2020.
- [3] Nataly Garzón Orjuela and Sara Eloísa del Castillo Matamoros, “La pandemia empeoró crisis alimentaria de los colombianos,” *Periódico UNAL*, Aug. 19, 2022.
- [4] FAO, “Colombia en una mirada-Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura: Colombia en una mirada | FAO en Colombia | Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura.” Accessed: Dec. 06, 2022. [Online]. Available: <https://www.fao.org/colombia/fao-en-colombia/colombia-en-una-mirada/es/>
- [5] Felipe Roa-Clavijo, “Sin observatorio de seguridad alimentaria, Colombia camina a tientas y a ciegas,” *La Silla Vacía - Red Rural*, Apr. 21, 2022.
- [6] E. R. Orjuela Agudelo, M. Ávila Cerón, E. Cerón Villaquirán, and D. E. Bucheli Fuentes, “CABASA - Canasta Básica de Salud Alimentaria - Familiar Para la Región Andina Colombiana - Investigación para la acción política,” Bogotá, 2020.
- [7] ONU, “Report of the World Food Conference , Rome 5-16 November 1974,” New York, 1975.
- [8] C. M. de la Alimentación, “Declaración de Roma sobre la Seguridad Alimentaria Mundial.” Accessed: Dec. 09, 2022. [Online]. Available: <https://www.fao.org/3/w3613s/w3613s00.htm>
- [9] FAO, FIDA, OPS, WPF, and UNICEF, *América Latina y el Caribe - Panorama regional de la seguridad alimentaria y nutricional 2021*. Santiago de Chile, 2021.
- [10] FAO and WPF, *Hunger Hotspots FAO-WPF early warnings on acute food insecurity - February to May 2022 Outlook*. Rome, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.4060/cb8376en>
- [11] FAO, *Monitoreo de la seguridad alimentaria y nutricional como apoyo a políticas públicas en América Latina y el Caribe*. 2016.
- [12] E. Clay, “Chapter 2. Food security: concepts and measurement,” in *Trade reforms and food security*, Rome, 2003, ch. Chapter 2. [Online]. Available: <https://www.fao.org/3/y4671e/y4671e06.htm#:~:text=Food security%3A concepts and measurement %5B21%5D 1 2.1,... 4 2.4 Conclusion%3A a multi-dimensional phenomenon>
- [13] FAO, “Food Security Policy Brief - June 2006 Issue 2,” 2006. [Online]. Available: <https://reliefweb.int/report/world/policy-brief-food-security-issue-2-june-2006>
- [14] S. Hendriks, “The challenges facing empirical estimation of household food (in)security in South Africa,” *Dev South Afr*, vol. 22, no. 1, pp. 103–223, 2005.
- [15] A. Rodríguez-Romero and M. A. Torres-Ortiz, “Transmisión entre precios de los alimentos

- en Bogotá, 2000-2017,” *Revista Finanzas y Política Económica*, vol. 12, no. 2, pp. 589–624, Aug. 2020, doi: 10.14718/REVFINANZPOLITECON.V12.N2.2020.3079.
- [16] P. Conforti, *Price Transmission in Selected Agricultural Markets* FAO Commodity and Trade Policy Research Working Paper No. 7. Rome, 2004.
- [17] J. M. Wooldridge, *Introducción a la econometría*, 5th ed. Ciudad de México: Cengage Learning, 2018.
- [18] A. V. Metcalfe and P. S. P. Cowpertwait, “Introductory Time Series with R,” *Introductory Time Series with R*, 2009, doi: 10.1007/978-0-387-88698-5.
- [19] R. H. Shumway and D. S. Stoffer, “Time Series Analysis and Its Applications,” 2017, doi: 10.1007/978-3-319-52452-8.
- [20] G. E. P. Box and G. M. Jenkins, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, Revised Ed. San Francisco, 1976.
- [21] A. M. De Livera, R. J. Hyndman, and R. D. Snyder, “Forecasting Time Series With Complex Seasonal Patterns Using Exponential Smoothing,” *J Am Stat Assoc*, vol. 106, no. 496, pp. 1513–1527, Dec. 2011, doi: 10.1198/jasa.2011.tm09771.
- [22] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice (2nd ed)*. Melbourne, Australia: OTexts, 2018. Accessed: Dec. 10, 2022. [Online]. Available: <https://otexts.com/fpp2/>
- [23] C. C. Holt, “Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages,” *Int J Forecast*, vol. 20, no. 1, pp. 5–10, Jan. 2004, doi: 10.1016/j.ijforecast.2003.09.015.
- [24] P. R. Winters, “Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages,” *Manage Sci*, vol. 6, no. 3, pp. 324–342, Apr. 1960, doi: 10.1287/mnsc.6.3.324.
- [25] T. Chen and C. Guestrin, “XGBoost,” in *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, New York, NY, USA: ACM, Aug. 2016, pp. 785–794. doi: 10.1145/2939672.2939785.
- [26] J. L. Gamarra Palacios and J. M. Micolta Garzón, “Estimación de modelos para el pronóstico de precios en el sector agropecuario en el distrito especial de Buenaventura, una aproximación econométrica usando el lenguaje de programación R,” ICESI, 2021. [Online]. Available: [https://repository.icesi.edu.co/biblioteca\\_digital/handle/10906/89009](https://repository.icesi.edu.co/biblioteca_digital/handle/10906/89009)
- [27] DNP and Unidad de Científicos de Datos, *Big Data para el monitoreo de precios agropecuarios*. 2017. [Online]. Available: [https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Desarrollo Digital/Big Data/2017/05\\_Agro/Precios\\_agro\\_Informe.pdf](https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/DesarrolloDigital/BigData/2017/05_Agro/Precios_agro_Informe.pdf)
- [28] S. Raschka and Vahid Mirjalili, *Python Machine Learning - Machine Learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow*, 2nd ed. Birmingham: Packt, 2017.
- [29] G. S. Collins, *Data Science from Scratch*. 2020.
- [30] M. Á. Carreira-Perpiñán and W. Wang, “The K-modes algorithm for clustering,” Apr. 2013.
- [31] Departamento Administrativo Nacional de Estadística - DANE, *Guía para diseño, construcción e interpretación de indicadores - Estrategia para el fortalecimiento estadístico territorial*. Bogotá, 2005.
- [32] A. Schuschny and H. Soto, *Guía metodológica Diseño de indicadores compuestos de desarrollo sostenible*. Naciones Unidas, 2009.
- [33] F. G. Baquedano, “Developing an indicator of price anomalies as an early warning tool: A compound growth approach,” Rome, 2015. [Online]. Available:

- <https://www.fao.org/documents/card/fr/c/48975838-3001-4937-a671-770c899040aa/>
- [34] O. W. Ibok, H. Osbahr, and C. Srinivasan, “Advancing a new index for measuring household vulnerability to food insecurity,” *Food Policy*, vol. 84, pp. 10–20, Apr. 2019, doi: 10.1016/J.FOODPOL.2019.01.011.
- [35] W. Hidayat, M. Ardiansyah, and K. Kusriani, “Decision Support System for Selection of Staples Food and Food Commodity Price Prediction Post-COVID-19 Using Simple Additive Weighting and Multiple Linear Regression Methods,” *2020 3rd International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2020*, pp. 45–50, Nov. 2020, doi: 10.1109/ICOIACT50329.2020.9332095.
- [36] P. K. Mishra, “Predicting agri-food prices with time-series and data-mining based methods,” *Proceedings - 5th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, ICICCS 2021*, pp. 1127–1134, May 2021, doi: 10.1109/ICICCS51141.2021.9432090.
- [37] Y. Wang, Y. Huo, and X. Y. Ye, “Prediction of household food retail prices based on ARIMA model,” *2011 International Conference on Multimedia Technology, ICMT 2011*, pp. 2301–2305, 2011, doi: 10.1109/ICMT.2011.6002376.
- [38] O. C. Luna, “Modelo de predicción de precios de productos agropecuarios como base para la priorización de Proyectos Integrales de Desarrollo Agropecuario y Rural con enfoque territorial en Colombia en el marco de los impactos producidos por la COVID-19,” Universidad de Bogotá Jorge Tadeo Lozano, 2020. [Online]. Available: <https://expeditiorepositorio.utadeo.edu.co/handle/20.500.12010/17247>
- [39] Q. Chen, X. Lin, Y. Zhong, and Z. Xie, “Price prediction of agricultural products based on wavelet analysis-lstm,” *Proceedings - 2019 IEEE Intl Conf on Parallel and Distributed Processing with Applications, Big Data and Cloud Computing, Sustainable Computing and Communications, Social Computing and Networking, ISPA/BDCLOUD/SustainCom/SocialCom 2019*, pp. 984–990, Dec. 2019, doi: 10.1109/ISPA-BDCLOUD-SUSTAINCOM-SOCIALCOM48970.2019.00142.
- [40] S. A. Almufarida, R. Batari, A. Hidayat, and A. A. Pravitasari, “Indonesian Food Price Prediction with Adaptive Neuro Fuzzy Inference System,” *2021 International Conference on Artificial Intelligence and Big Data Analytics, ICAIBDA 2021*, pp. 33–37, 2021, doi: 10.1109/ICAIBDA53487.2021.9689734.
- [41] M. Löning, A. Bagnall, S. Ganesh, V. Kazakov, J. Lines, and F. J. Király, “sktime: A Unified Interface for Machine Learning with Time Series,” *33rd Conference on Neural Information Processing Systems*, 2019.
- [42] S. Seabold and J. Perktold, “statsmodels: Econometric and statistical modeling with python.,” in *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*, 2010.
- [43] Sklearn, “Time-related feature engineering.” [Online]. Available: [https://scikit-learn.org/stable/auto\\_examples/applications/plot\\_cyclical\\_feature\\_engineering.html](https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/applications/plot_cyclical_feature_engineering.html)
- [44] T. Akiba, S. Sano, T. Yanase, T. Ohta, and M. Koyama, “Optuna,” in *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, New York, NY, USA: ACM, Jul. 2019, pp. 2623–2631. doi: 10.1145/3292500.3330701.
- [45] The pandas development team, “pandas-dev/pandas: Pandas,” 2020, *Zenodo*: 2.2.2.
- [46] C. R. Harris *et al.*, “Array programming with NumPy,” *Nature*, vol. 585, no. 7825, pp. 357–362, Sep. 2020, doi: 10.1038/s41586-020-2649-2.
- [47] J. D. Hunter, “Matplotlib: A 2D Graphics Environment,” *Comput Sci Eng*, vol. 9, no. 3, pp.

- 90–95, 2007, doi: 10.1109/MCSE.2007.55.
- [48] M. Waskom, “seaborn: statistical data visualization,” *J Open Source Softw*, vol. 6, no. 60, p. 3021, Apr. 2021, doi: 10.21105/joss.03021.
- [49] Plotly Technologies Inc., “Dash Layout,” 2024, *Plotly Technologies Inc.*
- [50] Plotly Technologies Inc., “Collaborative data science Publisher: Plotly Technologies Inc.,” 2015. Accessed: Apr. 13, 2024. [Online]. Available: <https://plot.ly>
- [51] DANE, “Ficha Metodológica Sistema de Información de Precios y Abastecimiento del Sector Agropecuario Componente de Precios Mayoristas SIPSA\_P,” Jun. 2022.
- [52] Oficina de Sistemas DANE, “Documentación webservice SIPSA,” 2020, *DANE, Bogotá*. [Online]. Available: <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/agropecuario/sistema-de-informacion-de-precios-sipsa/servicio-web-para-consulta-de-la-base-de-datos-de-sipsa>
- [53] B. Iglewicz and D. Hoaglin, “Volume 16: How to Detect and Handle Outliers,” in *The ASQC Basic References in Quality Control: Statistical Techniques*, E. F. Mykytka, Ed.
- [54] R. B. Cleveland, W. S. Cleveland, J. E. McRae, and I. Terpenning, “STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess,” *Journal of Official Statistics*, vol. 6, no. 1, 1990.
- [55] S. Watanabe, “Tree-Structured Parzen Estimator: A Tutorial Tree-Structured Parzen Estimator: Understanding Its Algorithm Components and Their Roles for Better Empirical Performance”, Accessed: Apr. 14, 2024. [Online]. Available: <https://github.com/nabenabe0928/tpe/tree/single-opt>.
- [56] DANE, “Boletín Técnico - Encuesta Nacional de Presupuestos de los Hogares (ENPH) 2016-2017,” Bogotá, 2018.
- [57] Proyecto Armenia - Observatorio Económico de Armenia, “Observatorio Económico: el costo ciudad básico en la RAP Eje Cafetero muestra que Armenia es tercero, Ibagué cuarto, Manizales primero y Pereira segundo.” Accessed: May 19, 2024. [Online]. Available: <https://observatorioarmenia.org/site/uncategorized/observatorio-economico-el-costo-ciudad-basico-en-la-rap-eje-cafetero-muestra-que-armenia-es-tercero-ibague-cuarto-manizales-primero-y-pereira-segundo/>

## 1. Anexos

### Anexo 1.1 - Gráficas de aplicación de métodos de interpolación lineal, spline, y apoyada con LOESS en las series de las ciudades de Pereira y Manizales:

- **Pereira:**

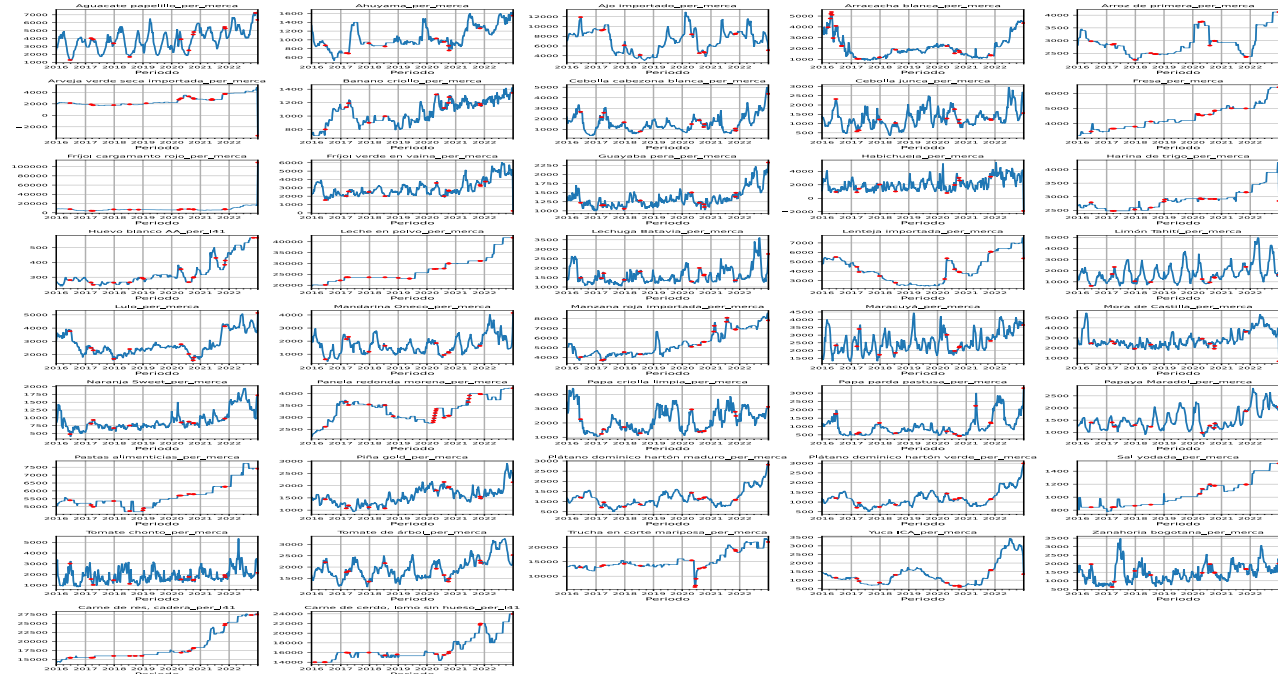
- **Aplicación de interpolación lineal simple para imputación de datos faltantes:**



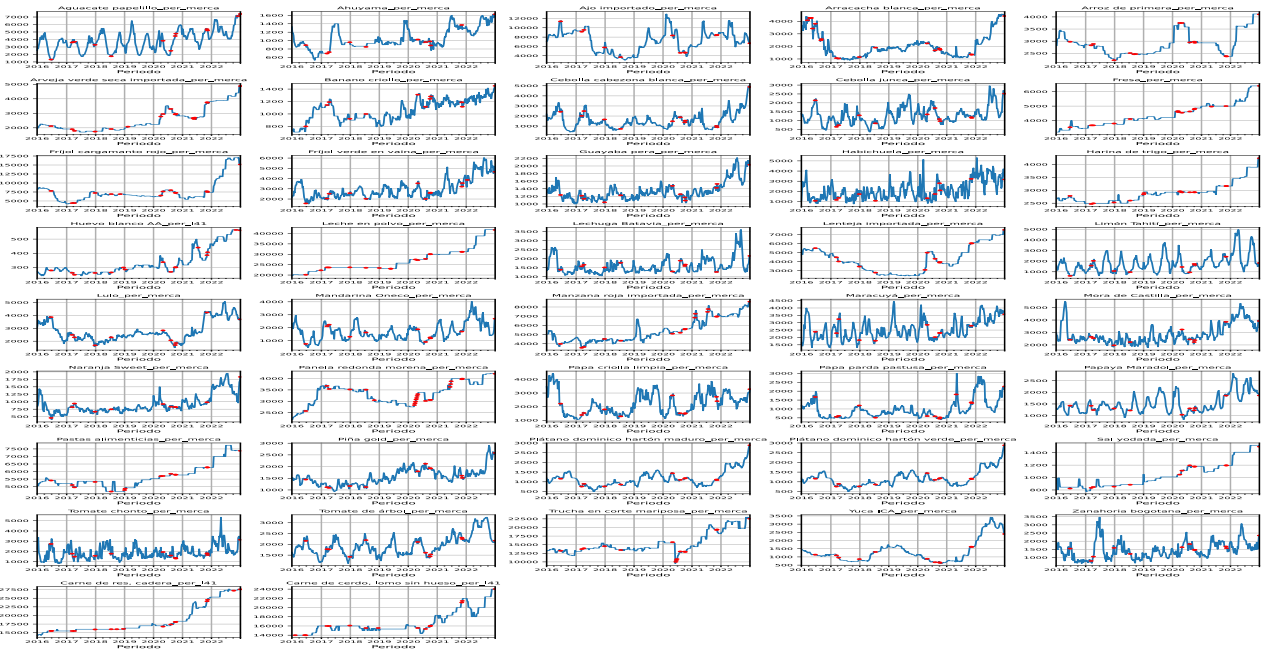
- **Aplicación de spline de orden 2 para imputación de datos faltantes:**



○ **Aplicación de spline de orden 3 para imputación de datos faltantes:**

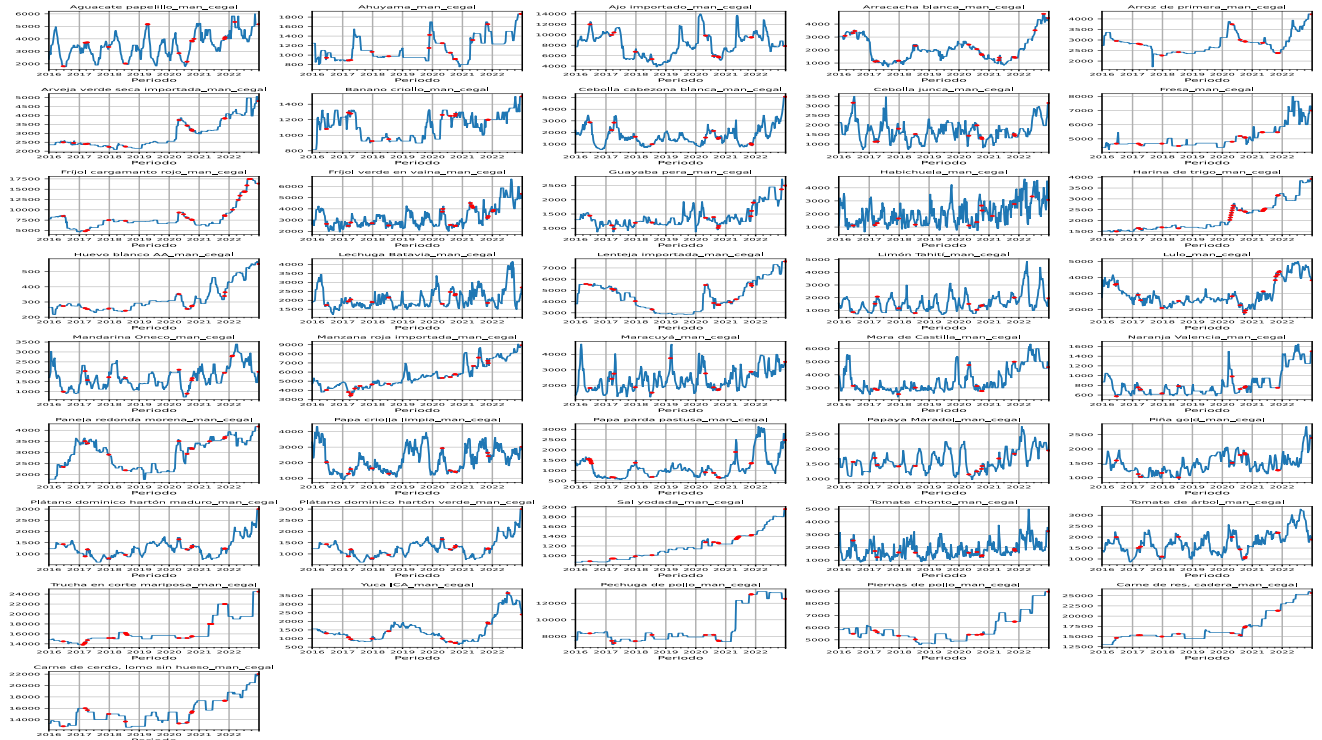


○ **Aplicación de interpolación lineal apoyada en LOESS para imputación de datos faltantes:**

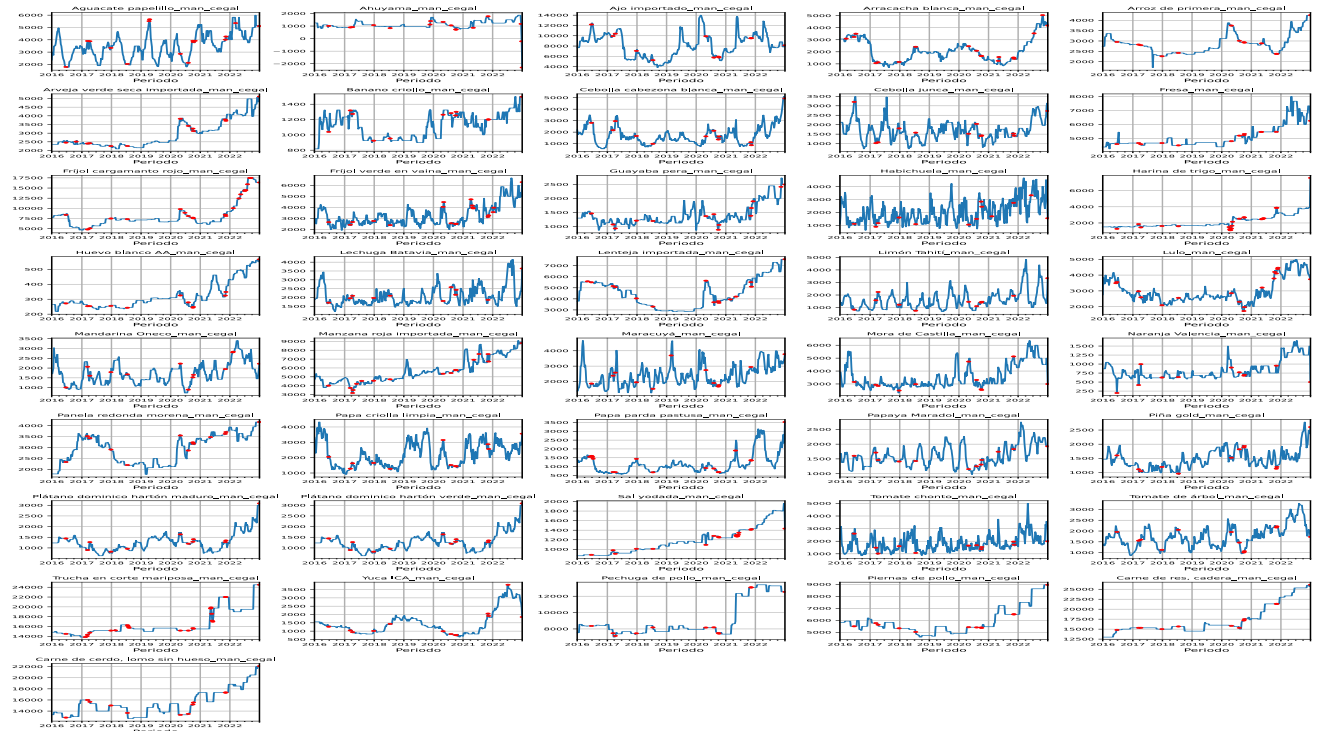


- **Manizales:**

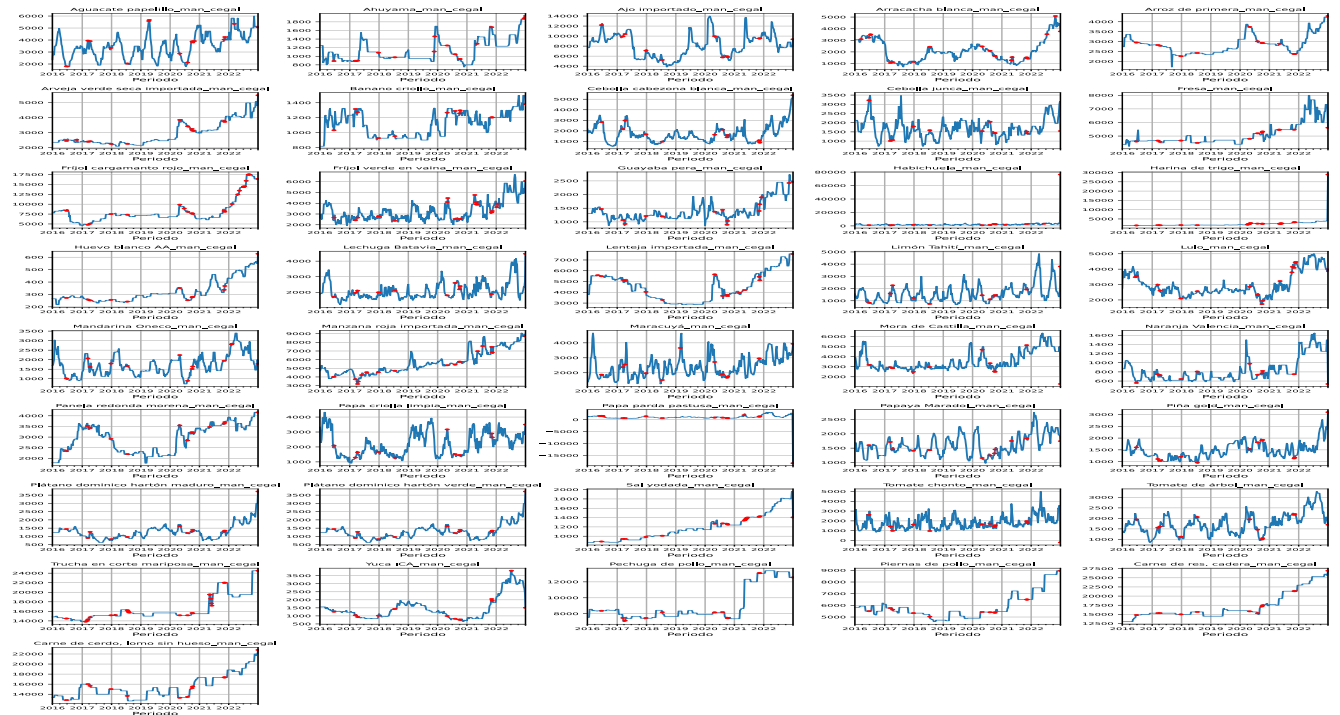
- **Aplicación de interpolación lineal simple para imputación de datos faltantes:**



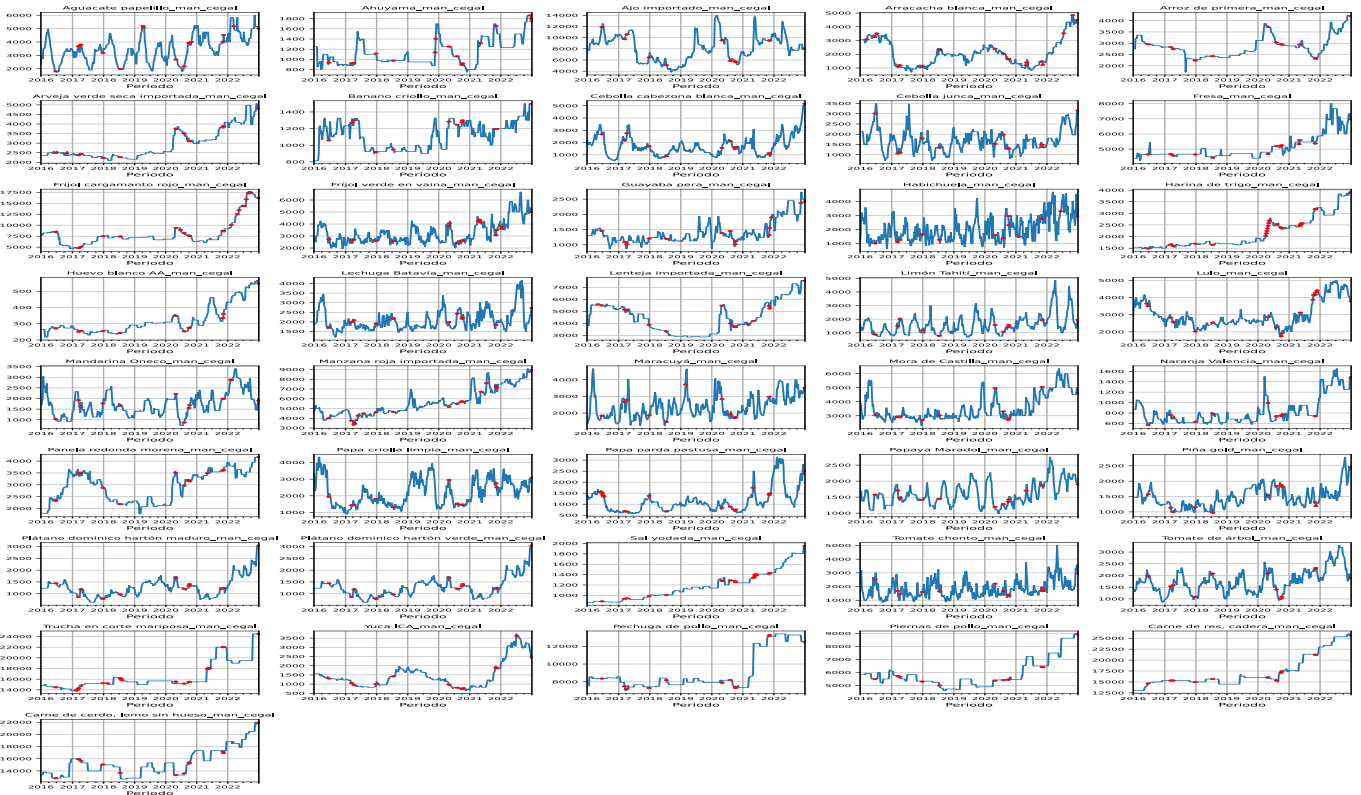
○ Aplicación de spline de orden 2 para imputación de datos faltantes:



○ Aplicación de spline de orden 3 para imputación de datos faltantes:



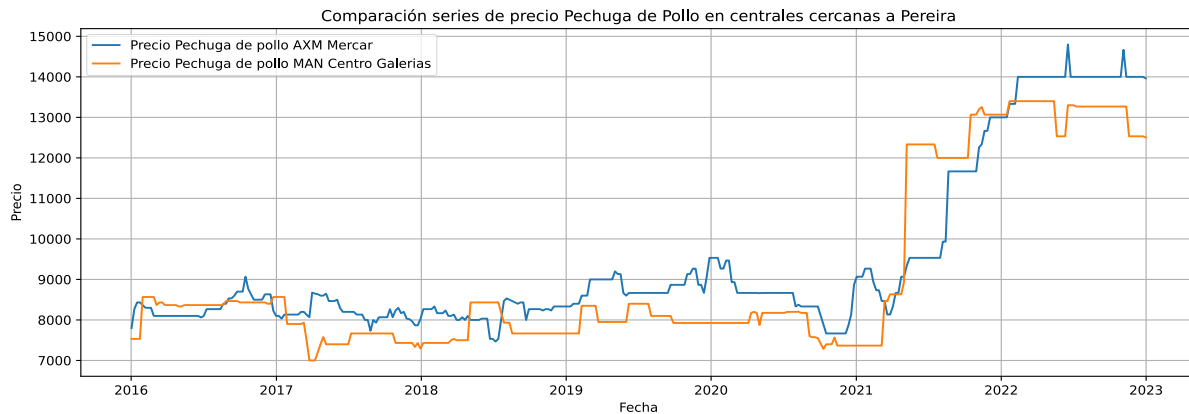
- Aplicación de interpolación lineal apoyada en LOESS para imputación de datos faltantes:



## Anexo 1.2 - Soporte gráfico y de análisis de casos de imputación para completar series ausentes en la conformación de canastas por ciudad:

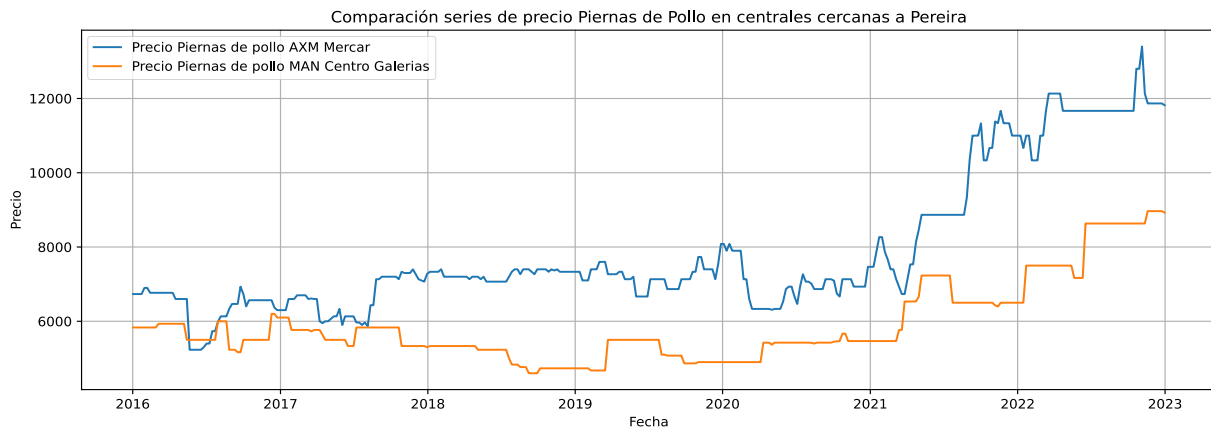
### Caso 2 - Ausencia de series de precios de pechuga y pierna de pollo en la ciudad de Pereira:

Al revisar la totalidad de series para Pereira incluyendo aquellas que no cumplieron el criterio de calidad, se puede evidenciar que no hay ningún registro histórico disponible para partes del pollo o inclusive para pollo entero, ante esto se procede a comparar los precios para las ciudades de Armenia y Manizales, en términos de proximidad Armenia se encuentra a 45 kilómetros de Pereira y entre Pereira y Manizales hay aproximadamente 53 kilómetros, siguiendo un enfoque similar al usado por Micolta y Gamarra se considerará como precio de referencia aquel de la central más cercana en distancia en este caso Armenia, no obstante antes de proceder a esto se comparan gráficamente las series de las dos centrales cercanas para ambos productos:



Como se puede apreciar en algunos momentos los precios mayoristas para la pechuga en Manizales son más bajos que para el caso de Armenia no obstante al patrón no es constante, sin embargo, es relevante resaltar que la diferencia entre los precios no es la más elevada, al realizar la diferencia para todos los periodos y calcular el promedio de la diferencia es posible identificar que en promedio hay una diferencia de 353,25 pesos para todo el periodo observado. ciñéndose a lo mencionado con anterioridad el precio para la pechuga en Pereira será referenciado a partir del precio disponible en Armenia.

A continuación, se procede a hacer la revisión para el caso de las piernas de pollo para las dos ciudades de referencia:

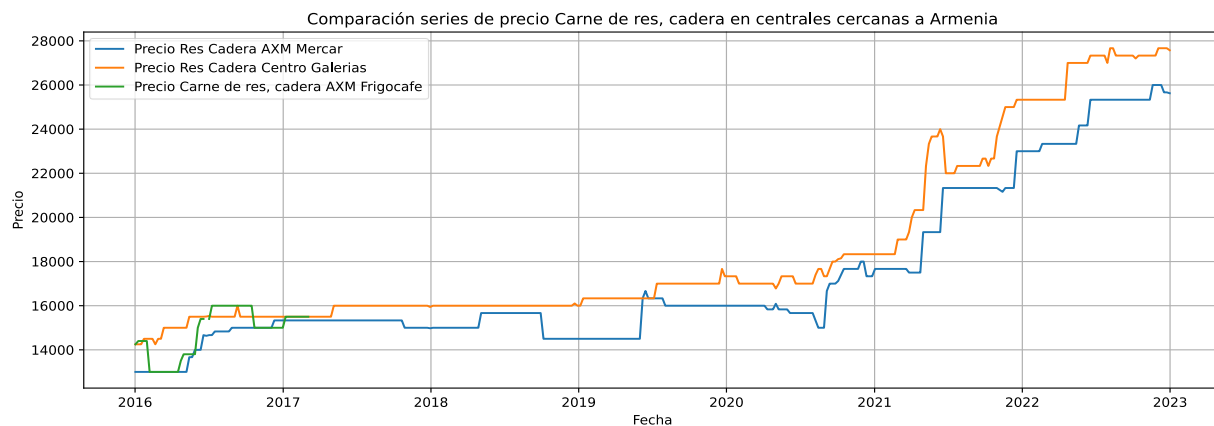


Al observar las series de tiempo se puede apreciar que con el paso del tiempo la brecha de precios entre las dos ciudades se vuelve mucho más significativa, a diferencia de la pechuga de pollo en este caso la brecha promedio entre las series es de 1982 pesos, sin embargo, siguiendo el criterio de proximidad el precio de referencia que será usado para Pereira será el de la ciudad de Armenia también para el caso de este producto.

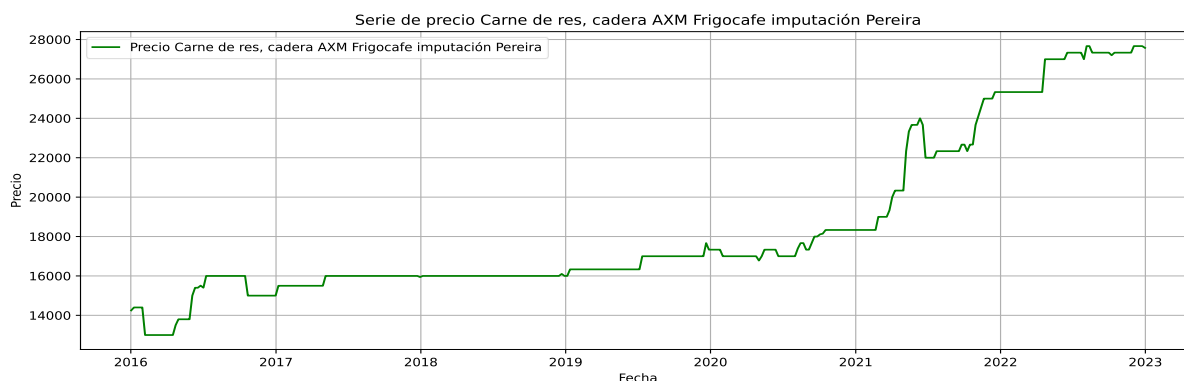
### Caso 3 - Caso de ausencia de serie de precios de carne de res en Armenia:

Para este caso puntual la central de abastos Frigocafe cuenta con registros disponibles para Carne de Res-Cadera solo hasta el año 2017, hacia adelante no hay ningún registro disponible para esta serie, pero si hay precios disponibles en Pereira y Manizales, para este caso la central con mayor proximidad es Pereira, a diferencia del caso anterior en esta ocasión se han tomado los precios disponibles para Armenia hasta 2017 y se ha tomado información de Pereira para imputar como precio de referencia en este caso.

Con el fin de poner en contexto la operación a continuación se comparan los valores disponibles para las ciudades incluyendo los valores disponibles para Armenia en la central de Frigocafe:



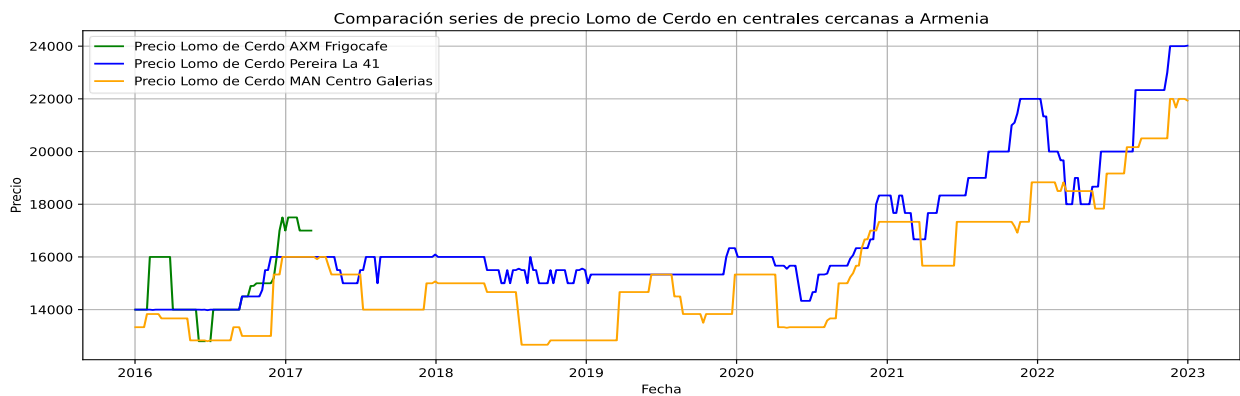
A partir de la gráfica anterior se observa con claridad la poca disponibilidad de datos para Armenia, al imputar los datos del resto del periodo basándose en los precios disponibles de Pereira se busca conservar los valores disponibles de Frigocafe con el fin de unirlos con los demás precios de la ciudad de Pereira para el resto de periodo observado, al hacer esto el resultado es el siguiente:



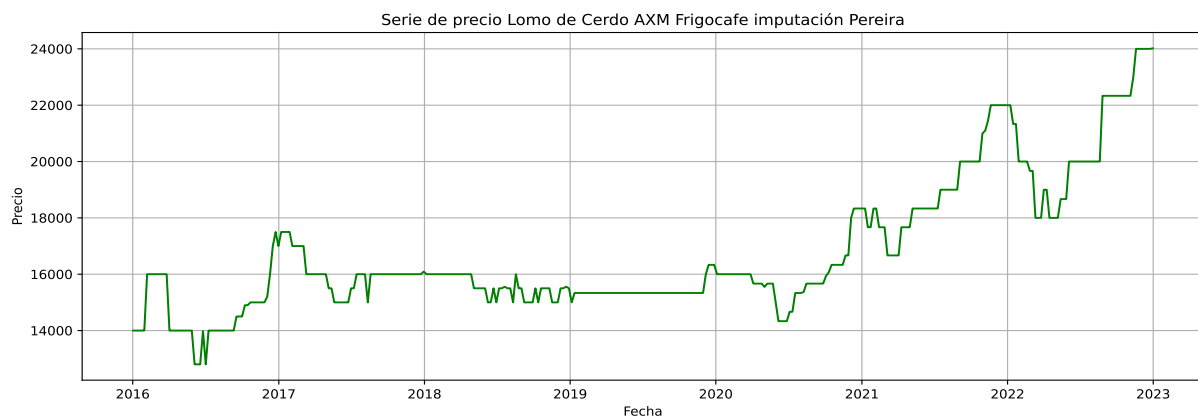
#### Caso 4 - Caso de ausencia de serie de precios de carne de cerdo en Armenia:

Este caso es igual al presentado para la carne de res, se tienen registros en Frigocafe hasta inicios de 2017 y hacia adelante no hay precios disponibles, en este caso también se han comparado precios con las centrales cercanas y se han tomado como precios de referencia los precios de la ciudad de Pereira con el fin de complementarlos con los valores disponibles de Frigocafe.

Al igual que en el caso anterior, a continuación, se visualizan las series de las tres ciudades incluyendo el segmento disponible para Armenia correspondiente a Frigocafe:

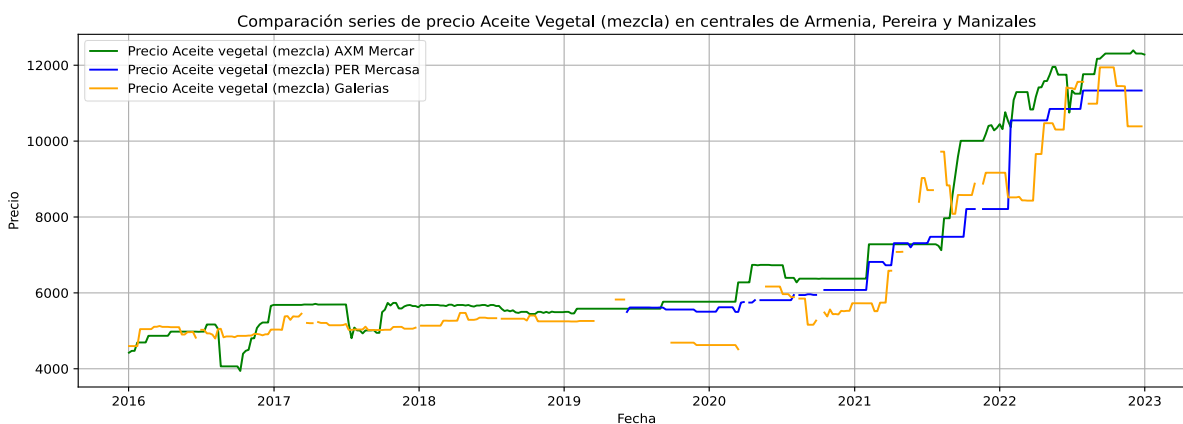


Al aplicar imputación con datos de la central más próxima a Armenia se obtiene lo siguiente:



## Caso 5 - Ausencia de serie de precios de aceite vegetal en Manizales y Pereira:

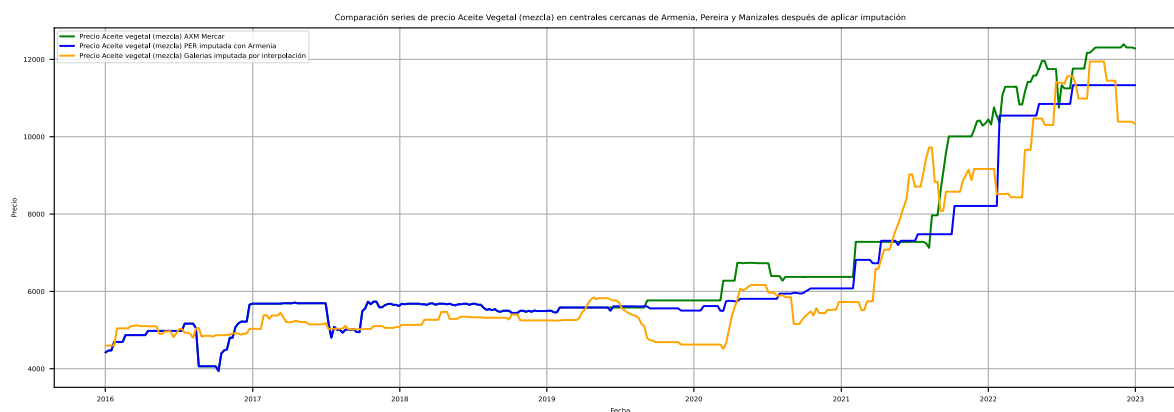
En este caso puntual la ausencia de una serie corresponde a la ciudad de Pereira en donde la serie de aceite vegetal tiene una importante cantidad de valores faltantes especialmente entre 2016 y 2019 llevando a que el umbral de valores faltantes sea superior a 36 registros, esta misma situación se presenta con la serie del aceite vegetal en la ciudad de Manizales. A continuación, se revisa el comportamiento comparado de los precios y a su vez se revisa la magnitud de los valores faltantes para cada serie:



Se puede evidenciar que la serie con mayor cantidad de valores faltantes corresponde a Pereira que para el lapso entre 2016 y mediados de 2019 no cuenta con ningún dato para la serie del aceite vegetal, para el caso de Manizales el caso no resulta ser tan grave, sin embargo, si cuenta con una cantidad relevante de valores faltantes entre 2019 y 2020, algunos meses de 2020 y algunos otros casos durante 2021 y 2022; dadas estas diferencias se ha procedido de la siguiente manera:

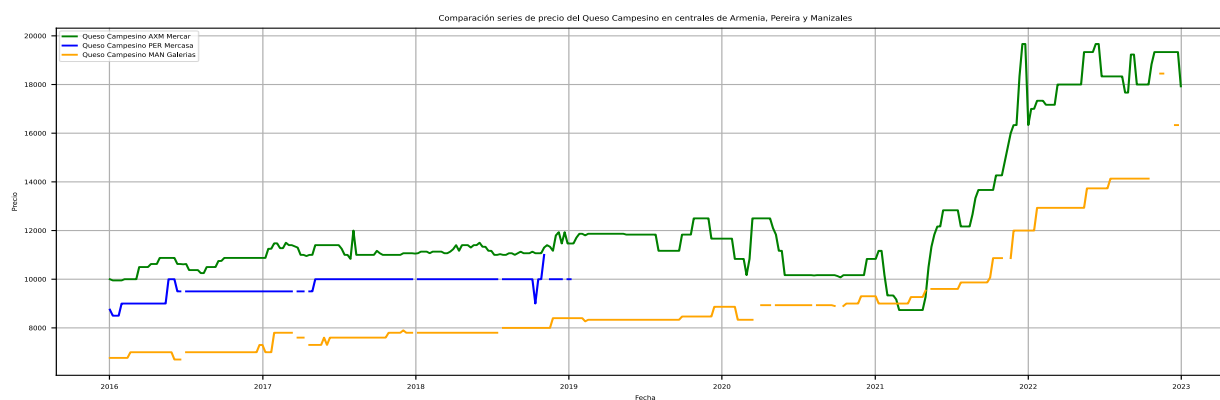
- Para el caso de la serie en Pereira se realizará una interpolación lineal clásica sobre el tramo de datos disponible, adicionalmente, luego de aplicar esta interpolación se procederá a completar la serie con los precios de Armenia considerando el lapso de 2016 hasta mediados de 2019.
- Para el caso de Manizales, teniendo en cuenta que en varios casos los precios son menores a los reportados en Armenia y esto afectaría la dinámica de estacionalidad de la serie se procederá a hacer una interpolación lineal apoya con descomposición LOESS, es decir, se tomará la serie principal, se ejecutará una descomposición, en este caso puntual no se hará uso de precios de la central más próxima.

Al aplicar las medidas anteriormente mencionadas se ha evidenciado el siguiente resultado:



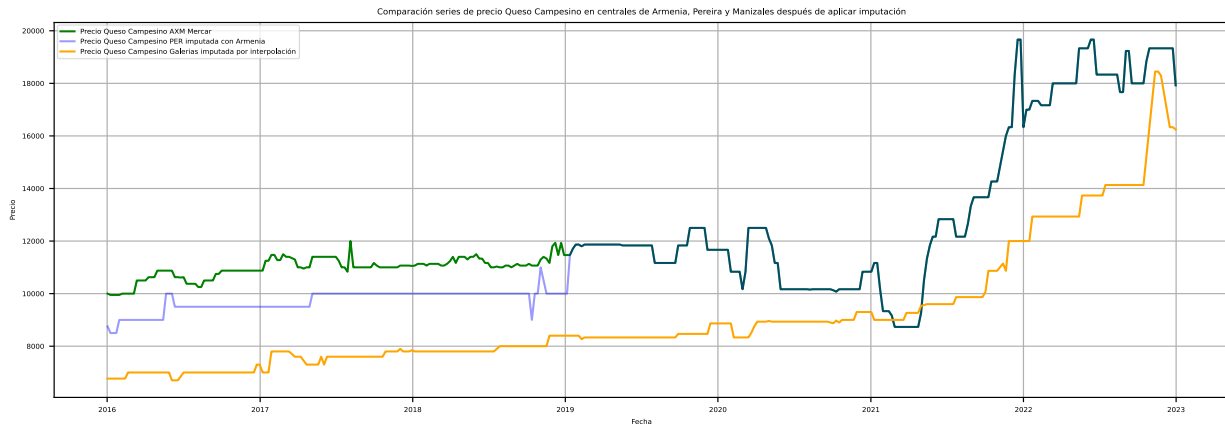
### Caso 7- Ausencia de serie de precios de queso campesino en Pereira y Manizales:

Dentro de las series faltantes para tener suficiente variedad de alimentos dentro de la canasta parcial basada en el CABASA se tiene el queso campesino, el cual en este caso cuenta con una serie de tiempo completa desde 2016 a 2022 en Armenia, pero que para los casos de Pereira y Manizales no cuenta con esta condición, el caso más relevante corresponde a Pereira en donde solo hay registros hasta inicios de 2019, para el caso de Manizales la serie cuenta con mayor disponibilidad sin embargo no cumple a cabalidad con los criterios de tener una cantidad menor o igual a 36 valores faltantes, a continuación se visualizan las series:



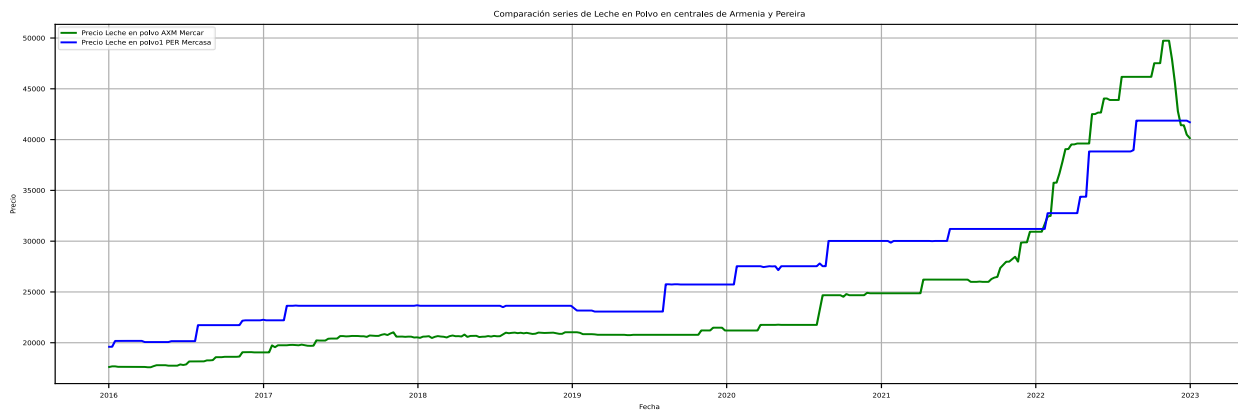
Para abordar este caso se procederá de igual manera a lo realizado con la carne de res, en este caso para Pereira se realizará una interpolación lineal sobre los valores faltantes lo cual es factible ante el aspecto plano de la serie, posteriormente se complementará la serie tomando como precios de referencia lo reportado en Armenia desde 2019 hasta 2022; para el caso de Manizales teniendo en cuenta que la cantidad de valores faltante no es tan amplia se aplicará un proceso de

imputación apoyada en descomposición por LOESS realizando inicialmente una desestacionalización sobre la cual se aplicará interpolación para posteriormente incluir nuevamente el componente estacional de la serie. Al aplicar las medidas mencionadas se obtiene lo siguiente:



### Caso 8 - Ausencia de serie de precios de leche en polvo en Manizales:

El producto leche en polvo solo se encuentra disponible en Armenia y Pereira, siguiendo con el proceso de imputación, dada la ausencia absoluta de precios en Manizales se utilizarán los precios de leche en polvo de Pereira como precios de referencia para Manizales, previamente se hace una revisión de las series disponibles para Armenia y Pereira:



**Ilustración 40** Comparación de series de tiempo de precio mayorista de Queso Campesino para las ciudades de Armenia y Pereira.

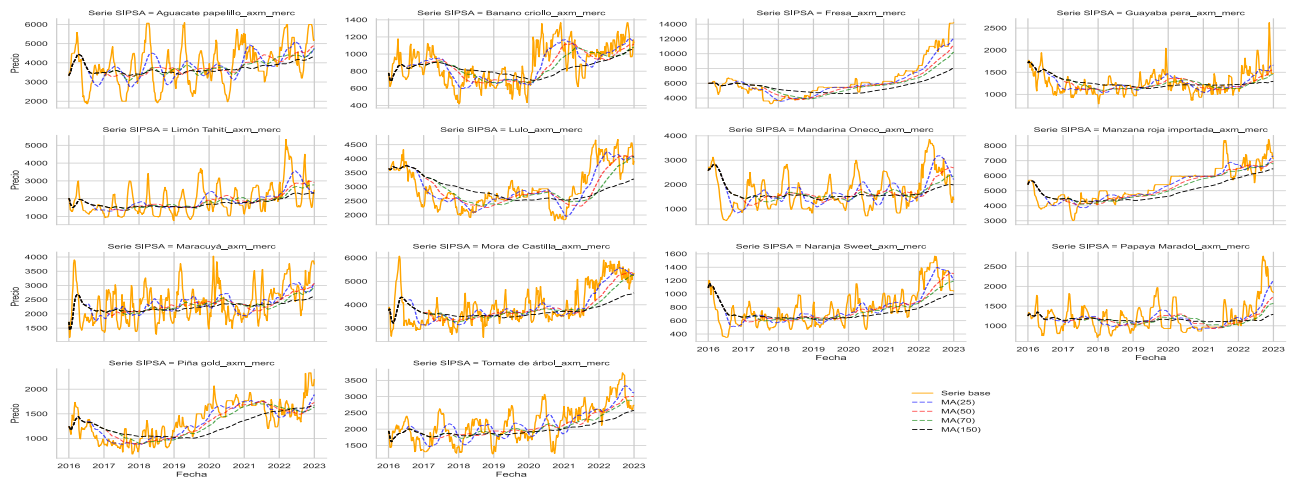
Dada la ausencia de valores en este caso el precio de Pereira pasa a Manizales como un precio de referencia, esto con la finalidad de contar con el producto y lograr canastas simétricas.

## Anexo 1.3 – Gráficas y tablas de proceso de análisis exploratorio por ciudad y grupos de alimentos:

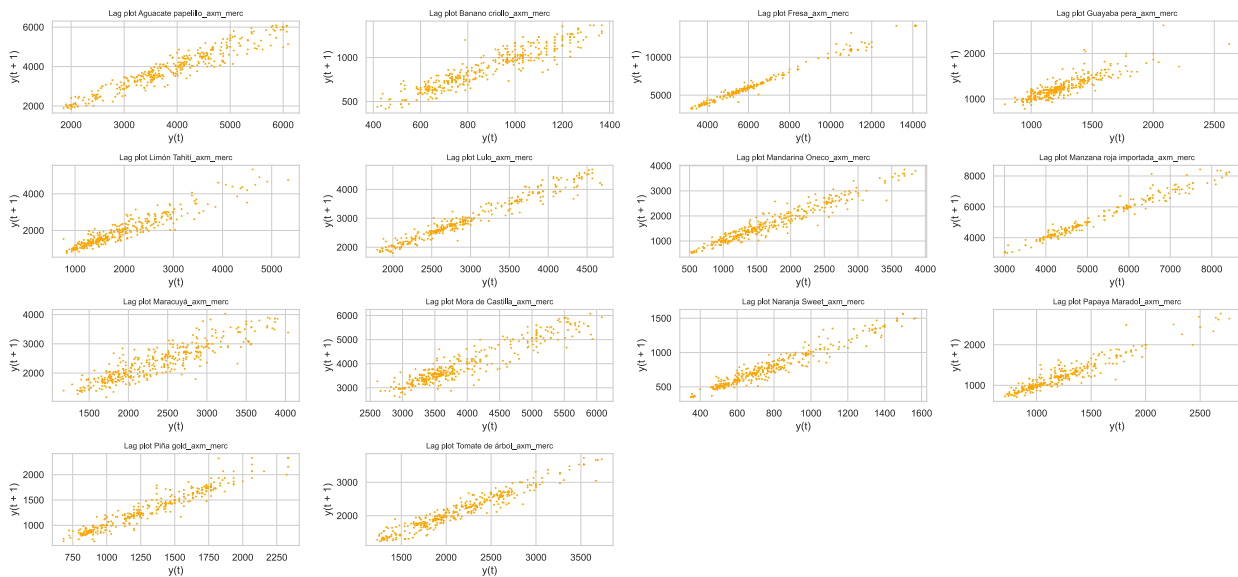
- **Armenia – Grupos de alimentos restantes:**

- **Frutas:**

- **Medias móviles:**



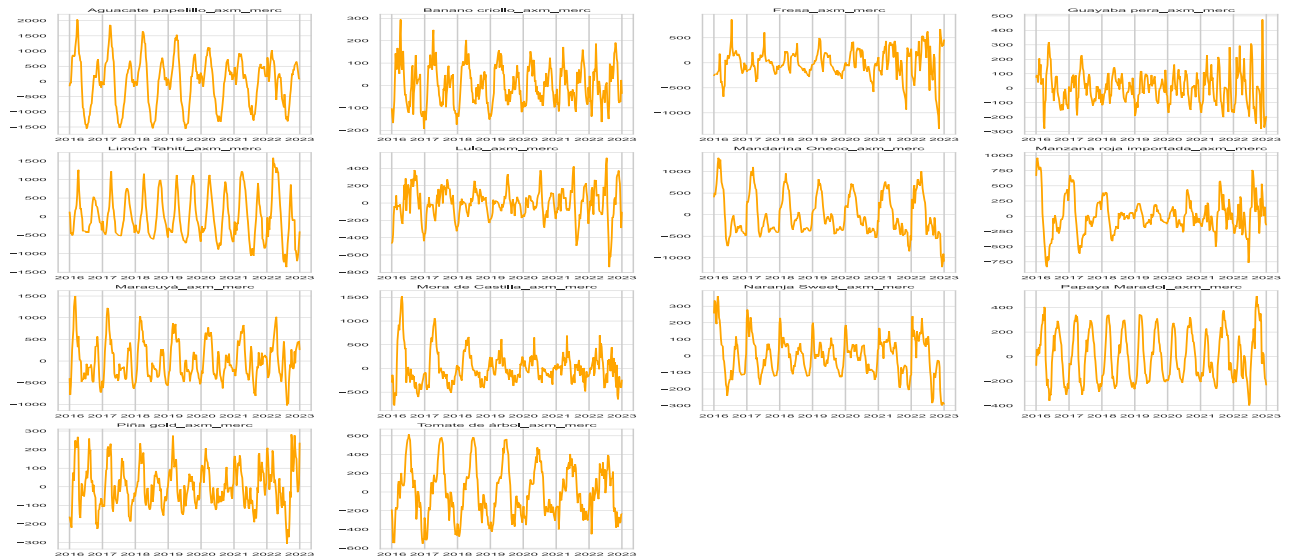
- **Lag plots:**



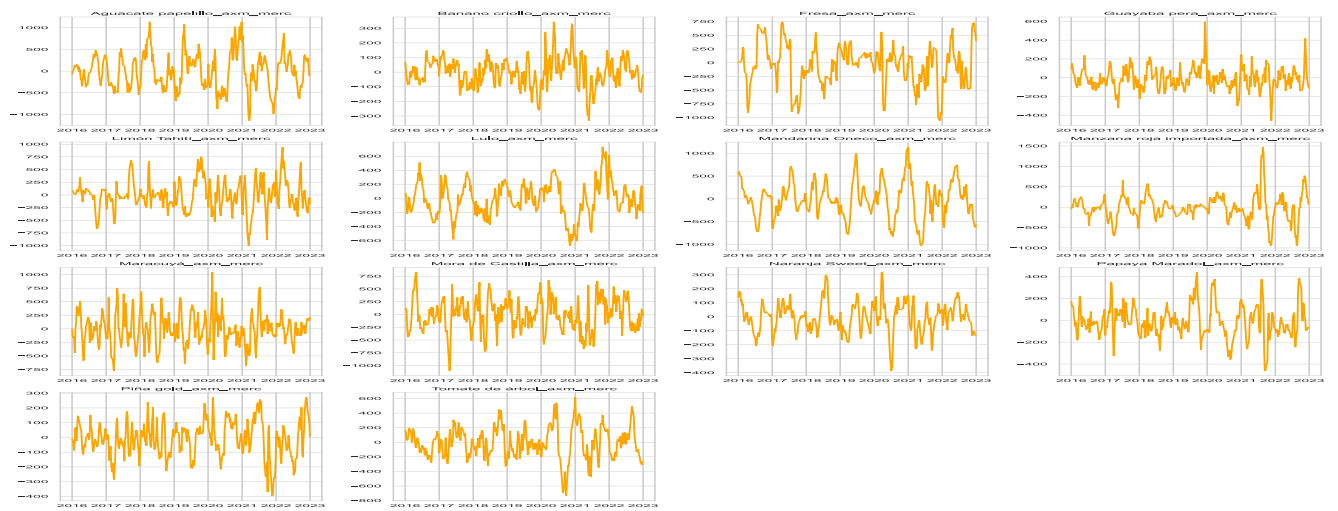
- **Componente tendencia:**



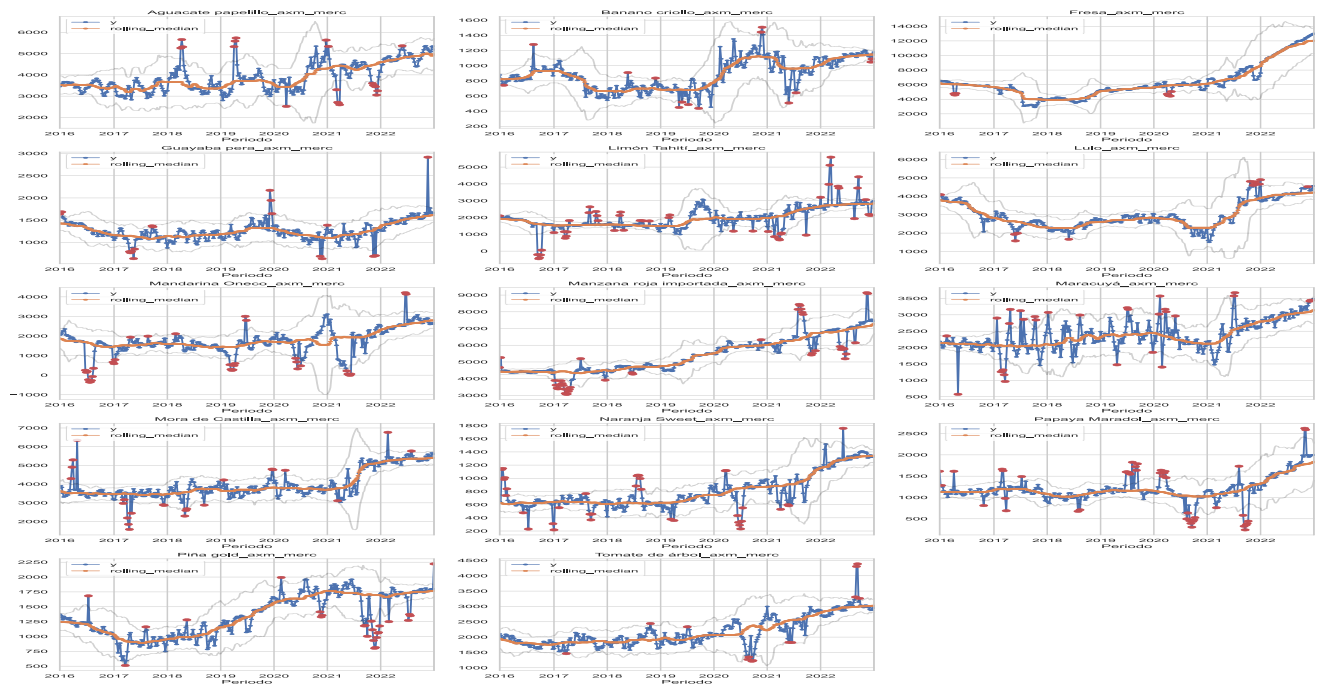
■ **Componente estacional:**



■ **Componente residual:**

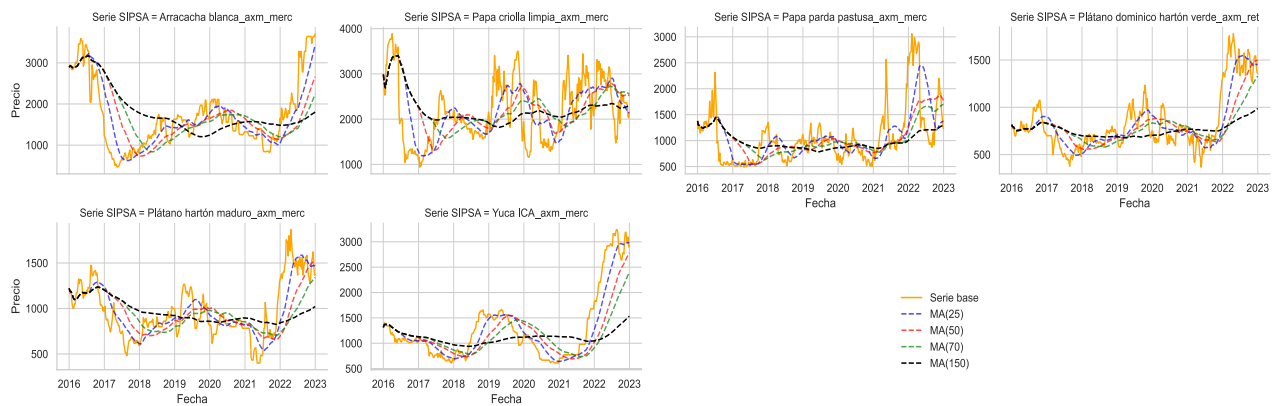


■ **Outliers (aplicación MAD):**

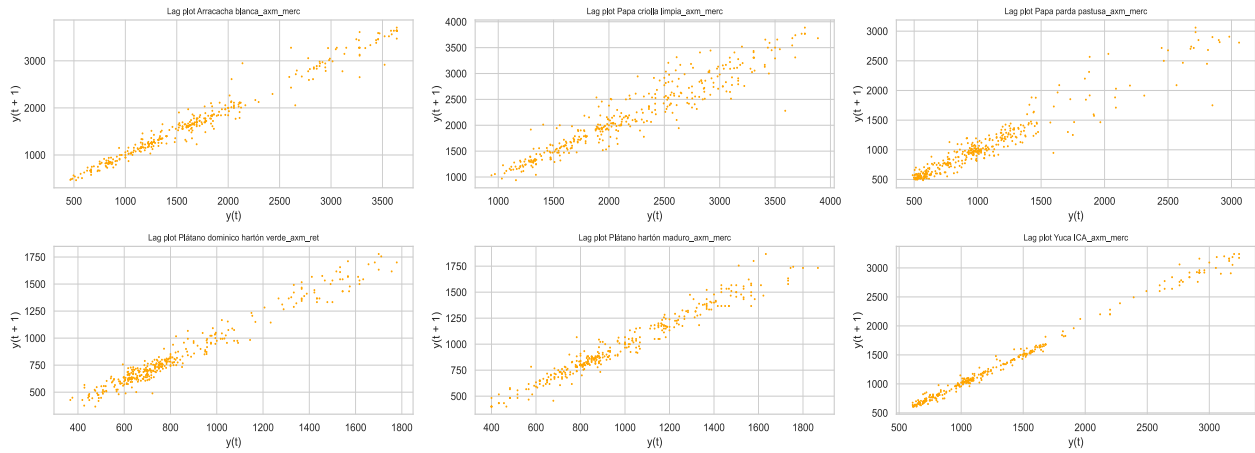


○ **Tubérculos, raíces y plátanos:**

■ **Medias móviles:**



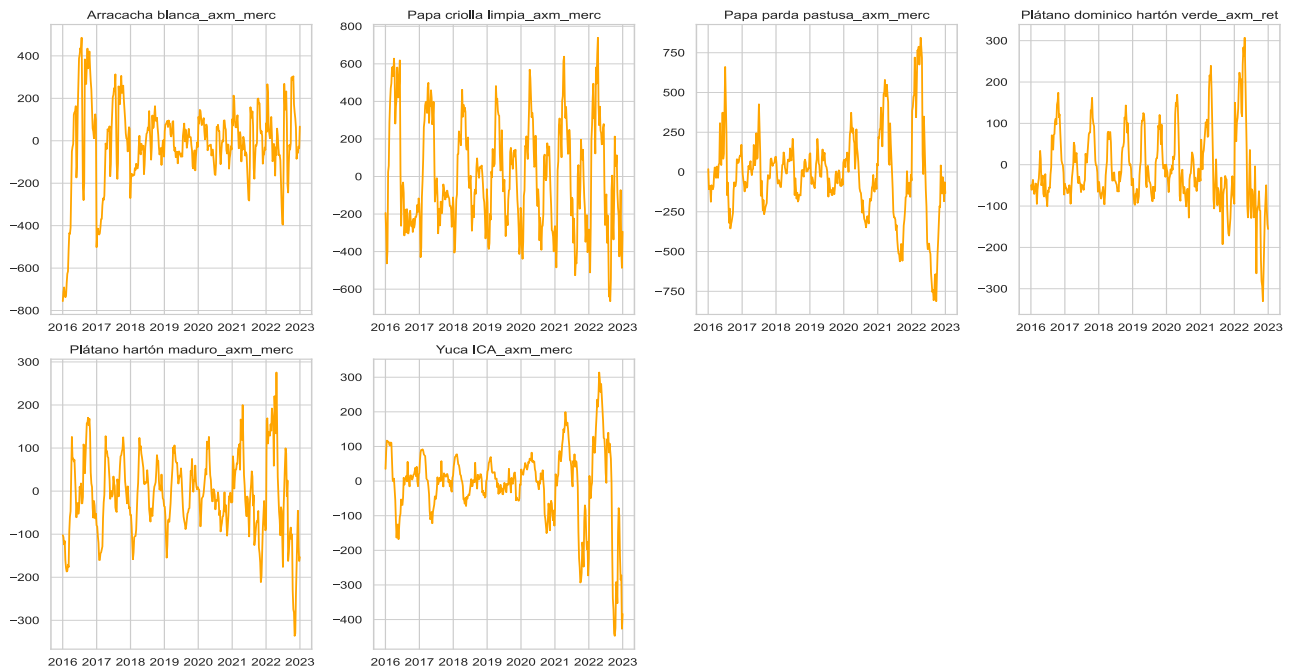
■ **Lag plots:**



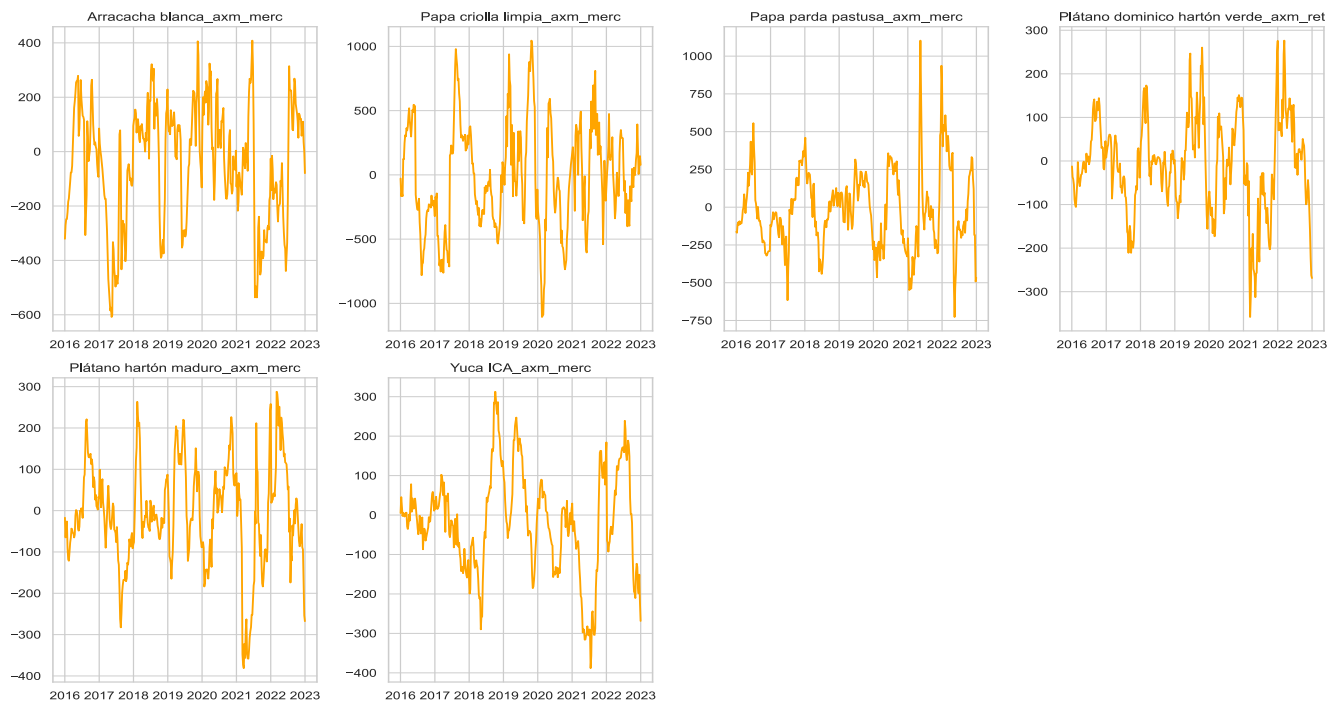
■ **Componente tendencia:**



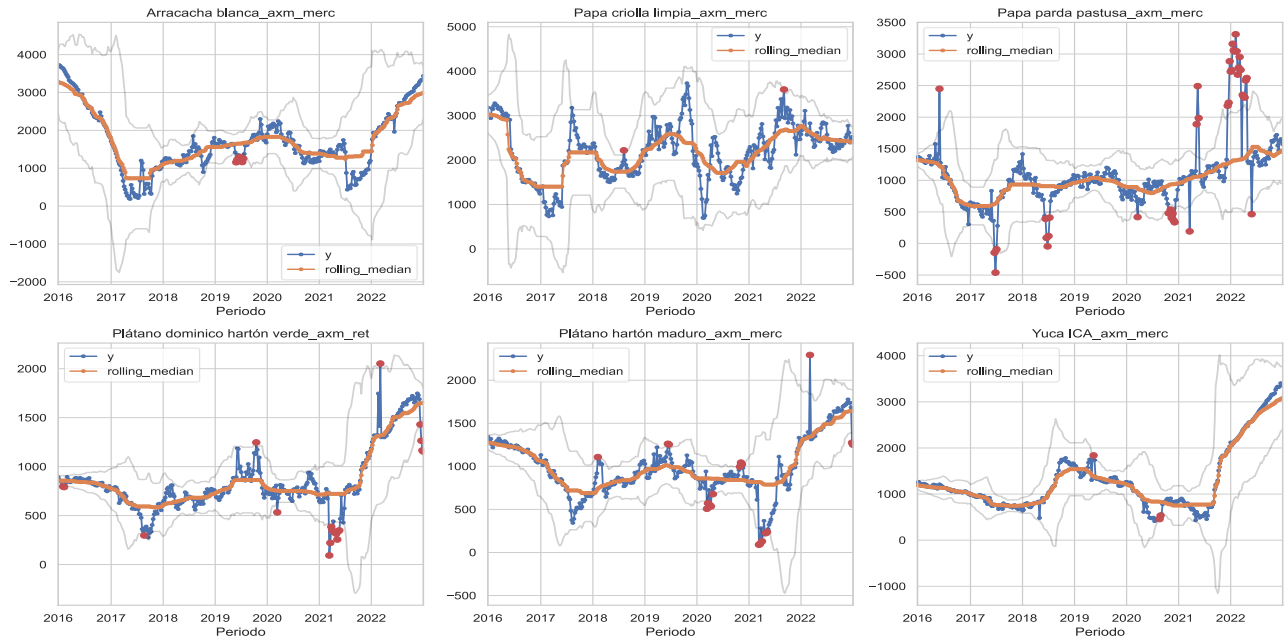
■ **Componente estacional:**



■ **Componente residual:**

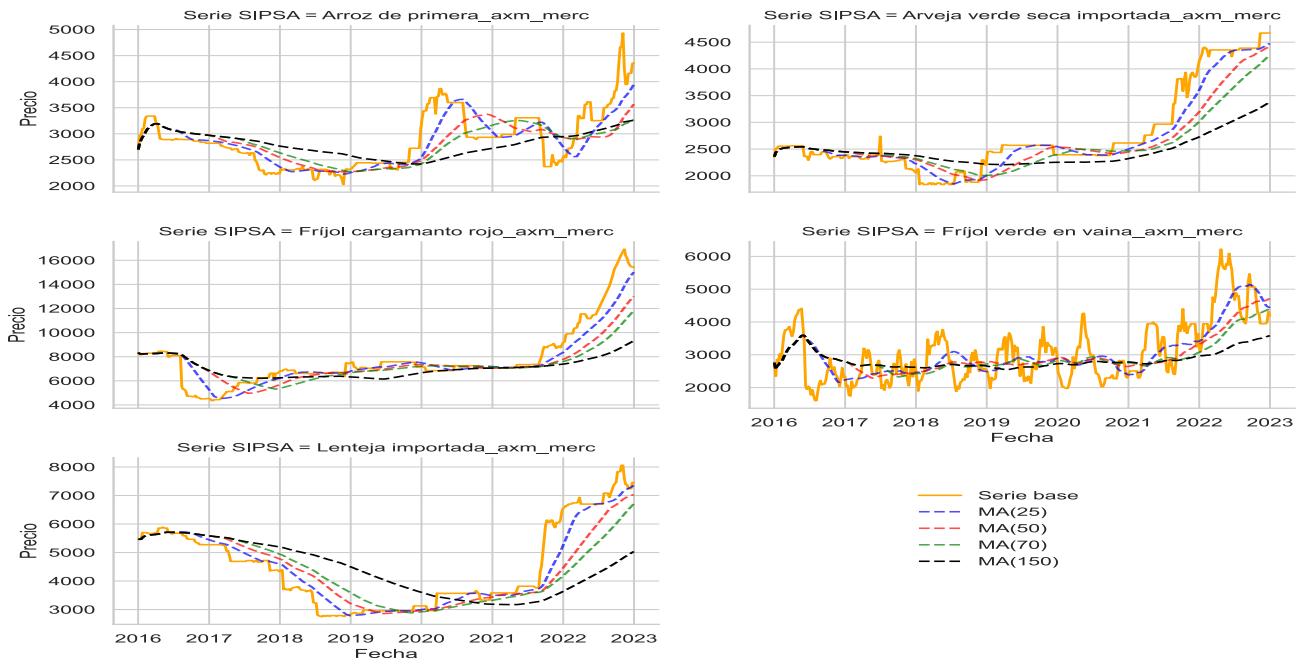


▪ **Outliers (aplicación MAD):**

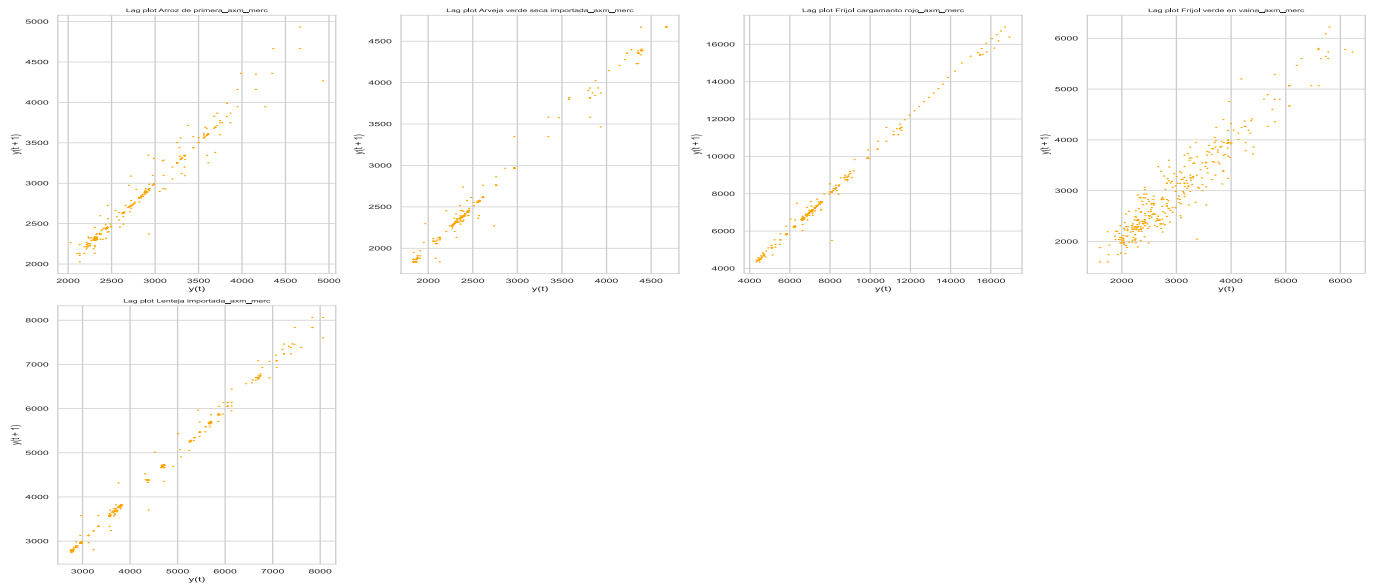


○ **Granos y Cereales:**

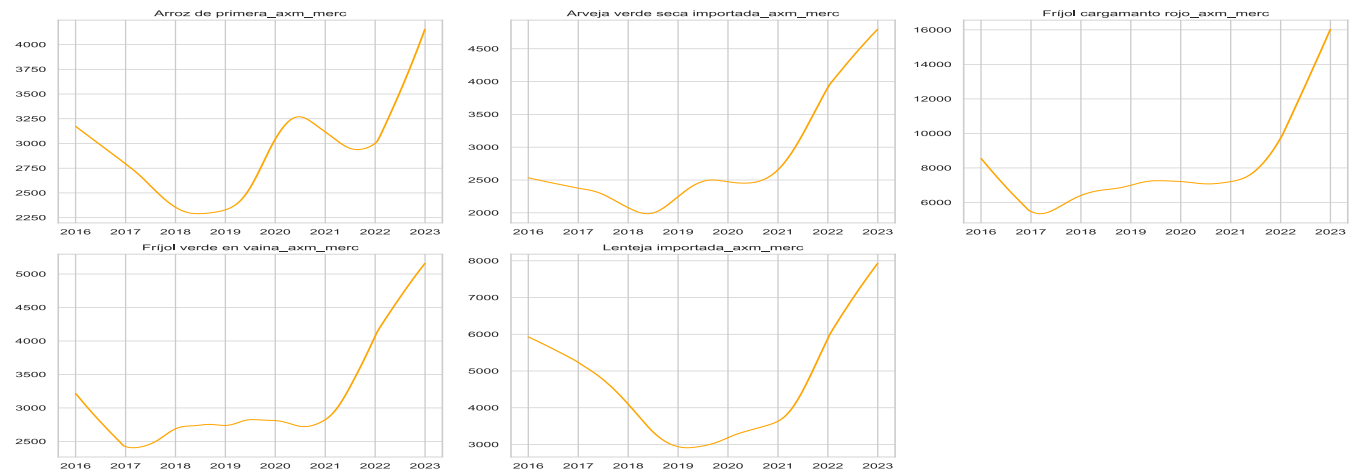
▪ **Medias móviles:**



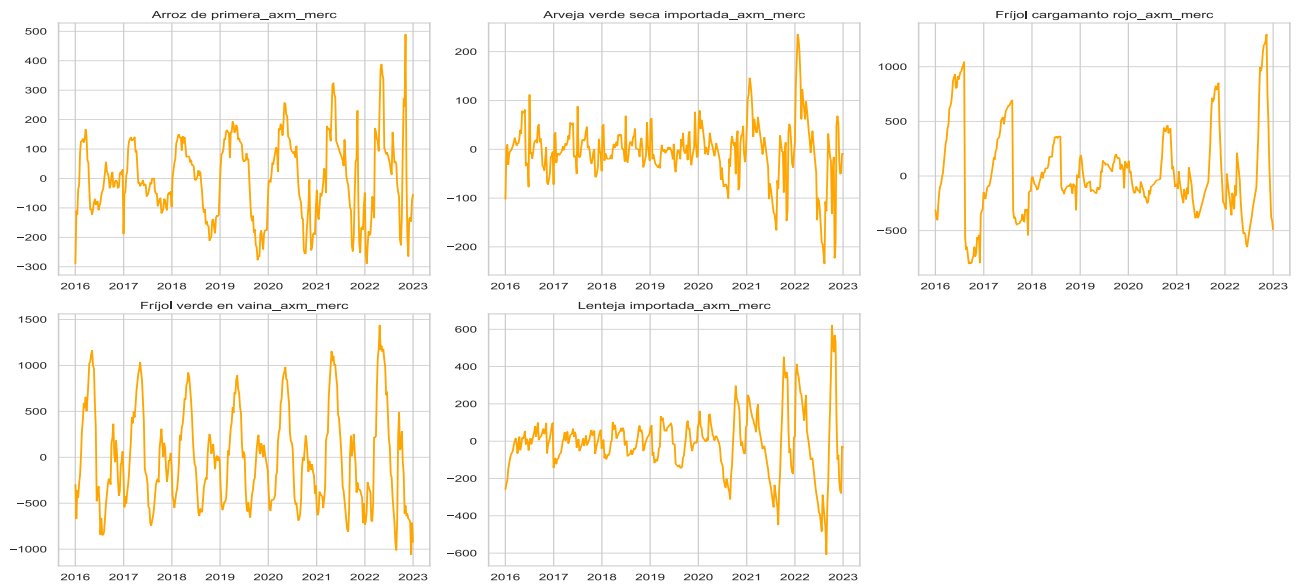
▪ **Lag plots:**



■ **Componente tendencia:**



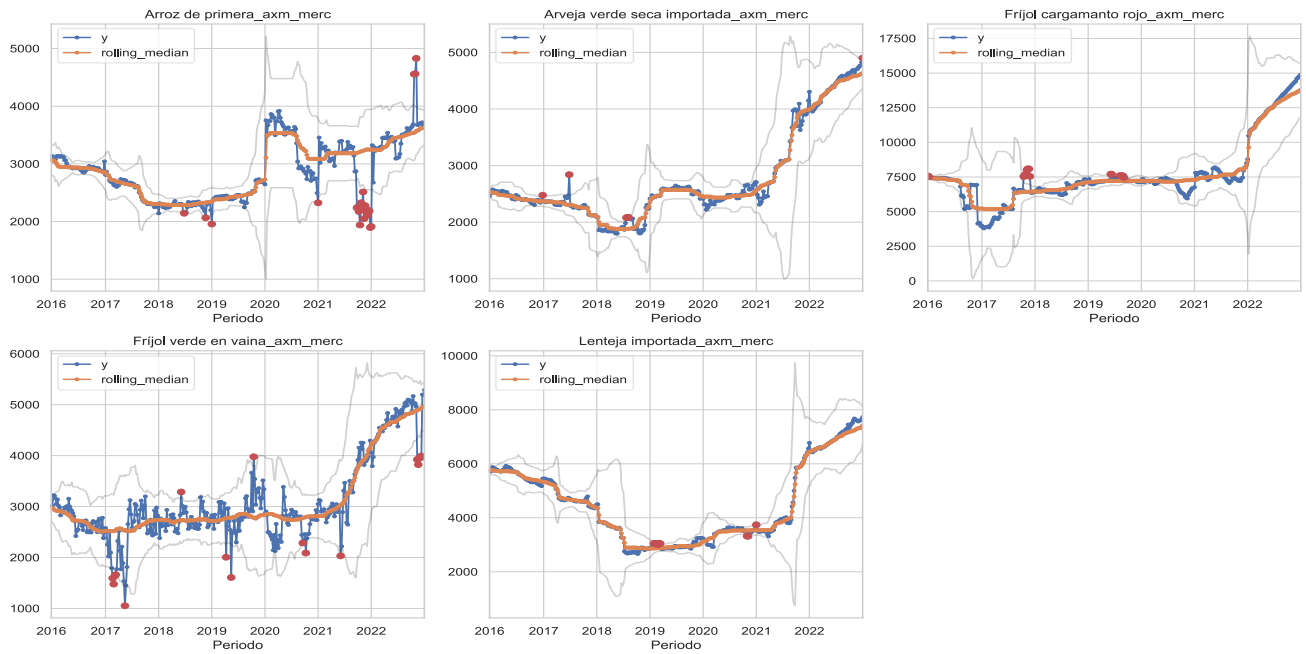
■ **Componente estacional:**



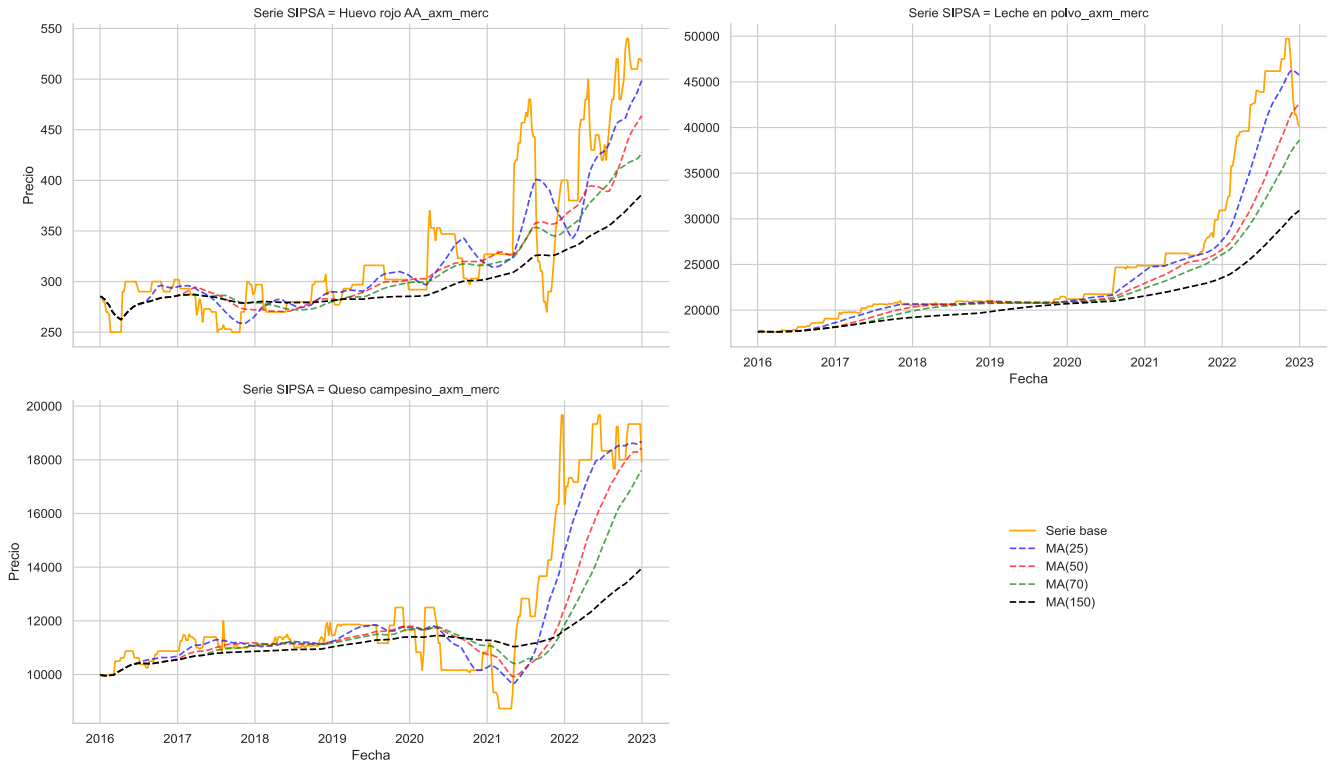
■ **Componente residual:**



■ **Outliers (aplicación MAD):**

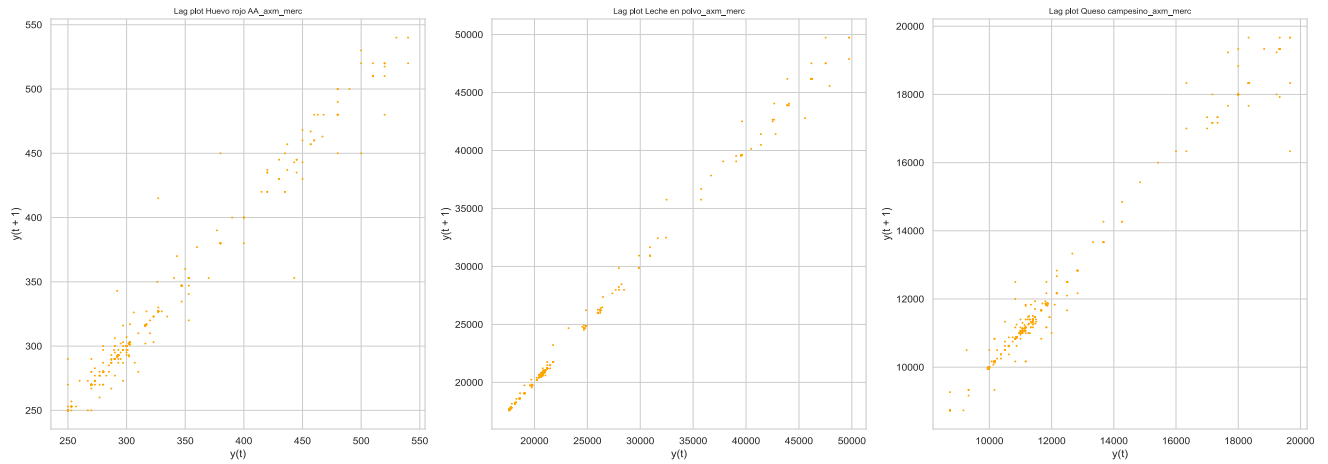


○ **Huevos y lácteos:**  
 ■ **Medias móviles:**

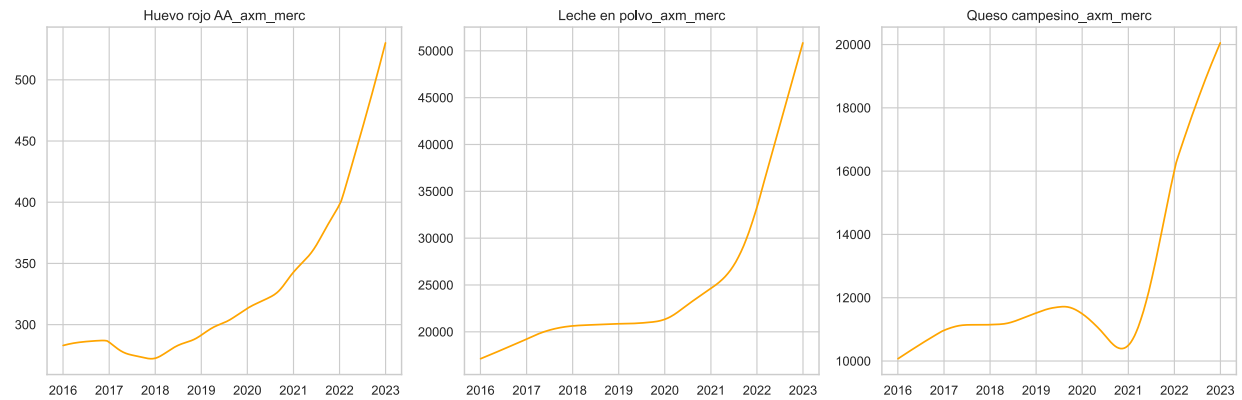


▪ **Lag plots:**

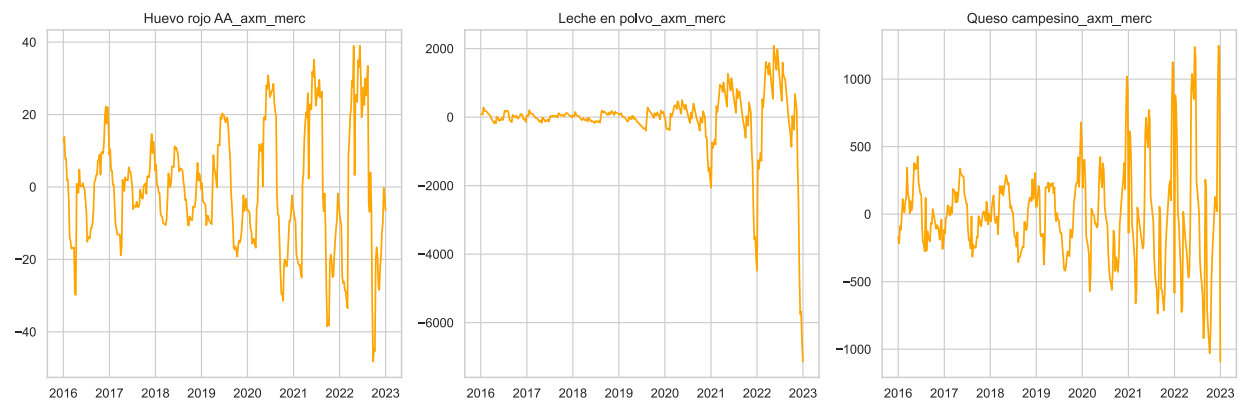
**Lag Plots de Series de Tiempo Semanales Precios SIPSA Mercado Armenia - Sub-conjunto productos CABASA (2016-2022)**



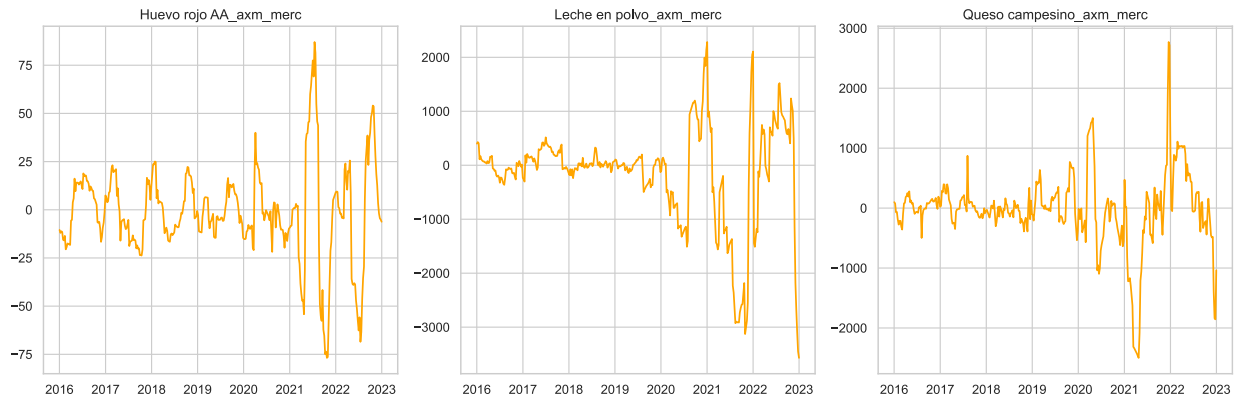
▪ **Componente tendencia:**



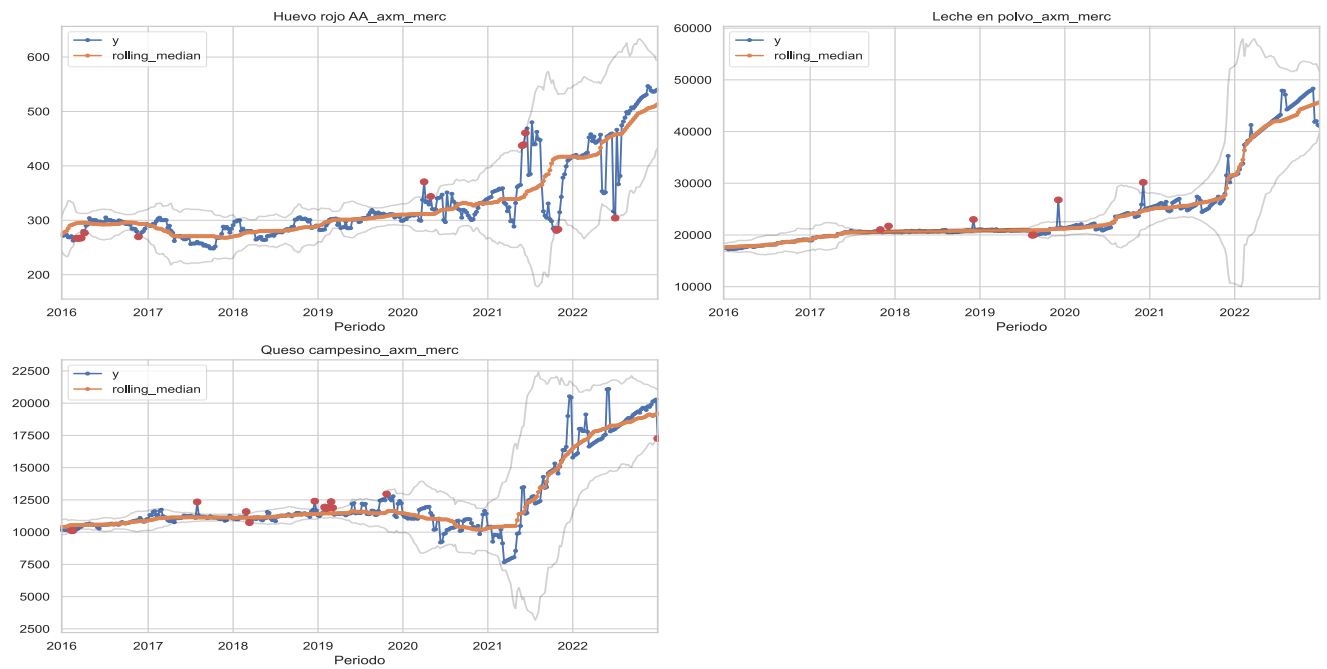
▪ **Componente estacional:**



▪ **Componente residual:**

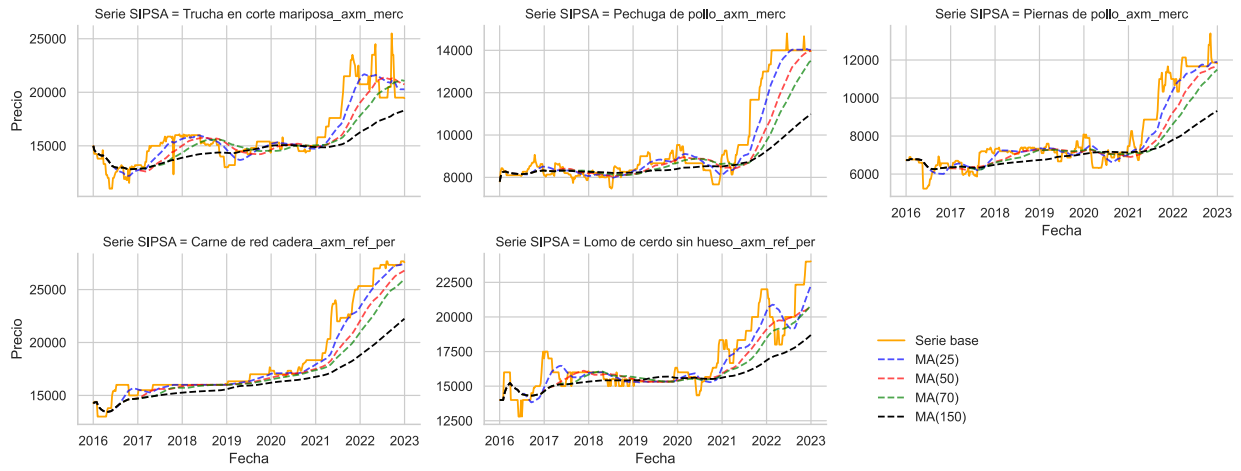


▪ **Outliers (aplicación MAD):**

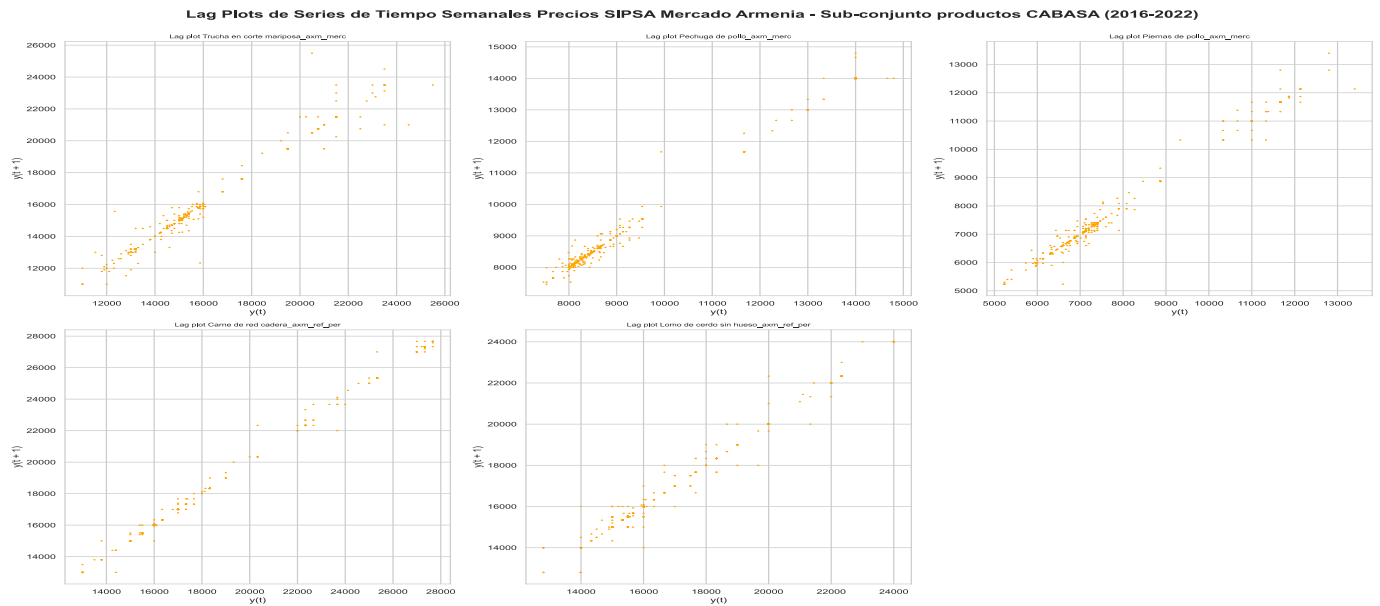


○ **Carnes:**

▪ **Medias móviles:**



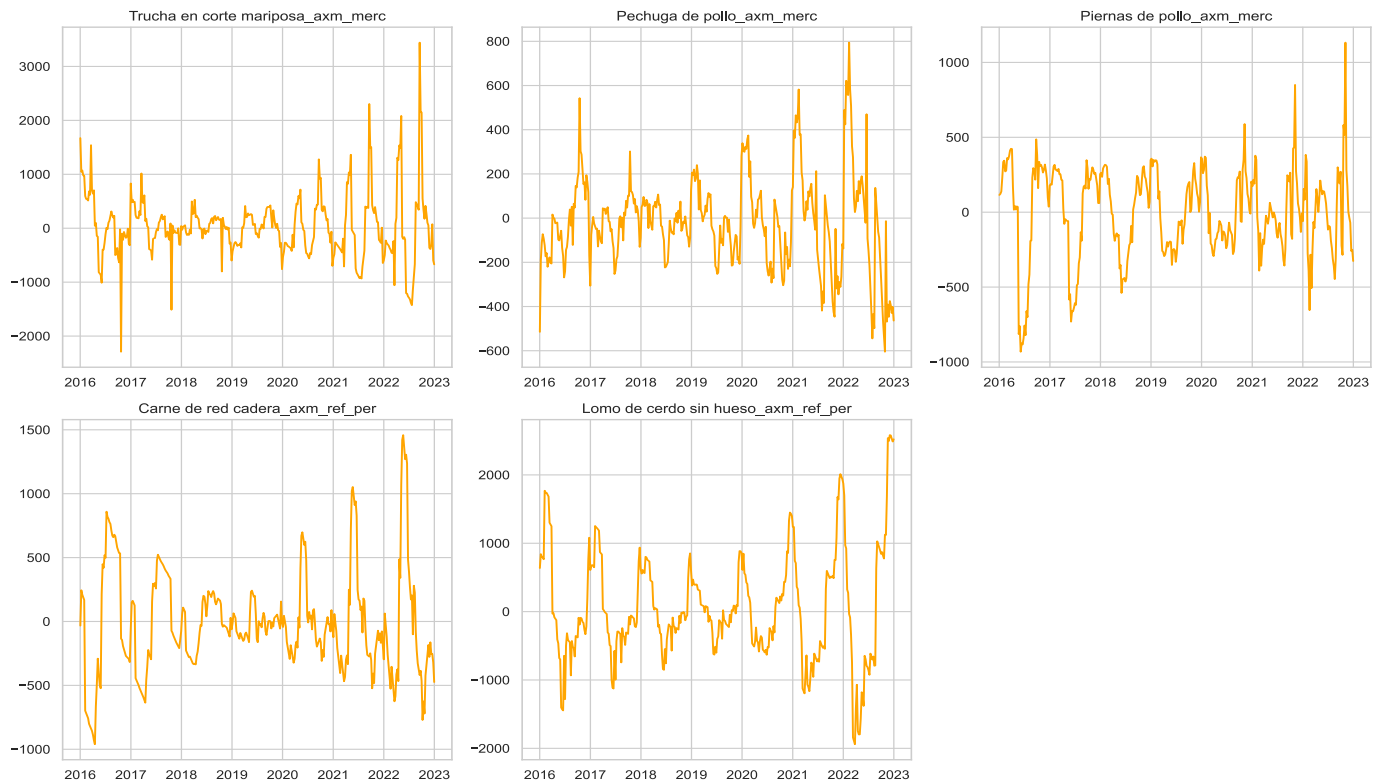
▪ **Lag plots:**



▪ **Componente tendencia:**



■ **Componente estacional:**

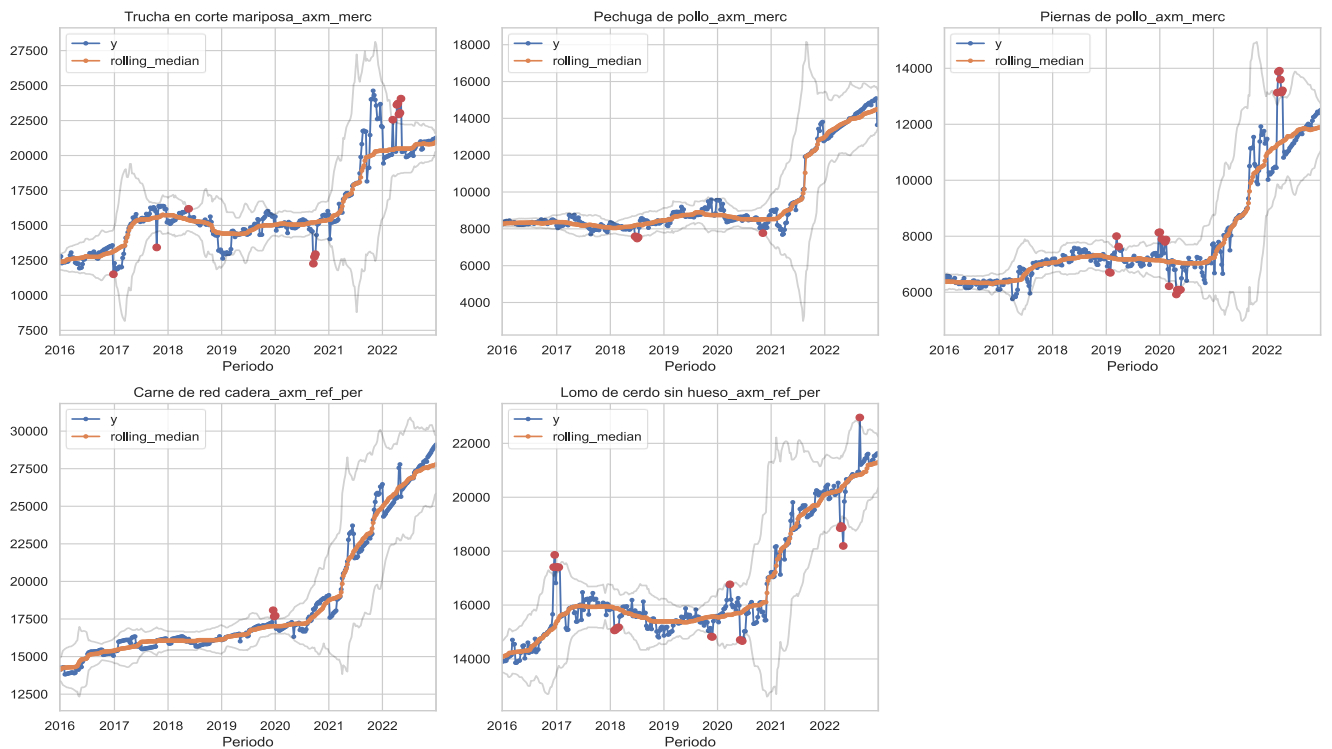


■ **Componente residual:**



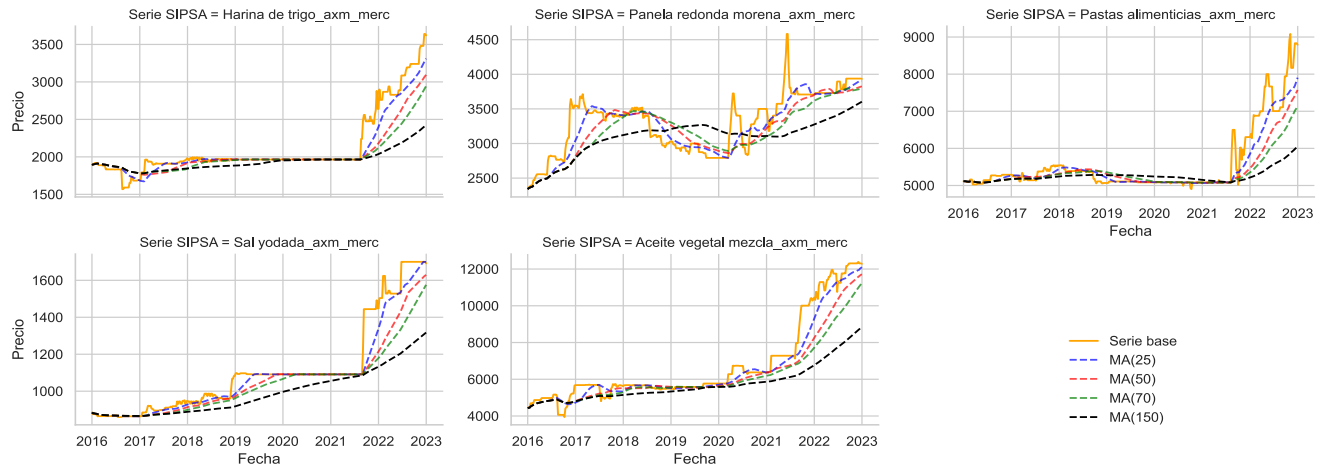
■ **Outliers (aplicación MAD):**

Identificación de atípicos productos CABASA - subconjunto Carnes AXM

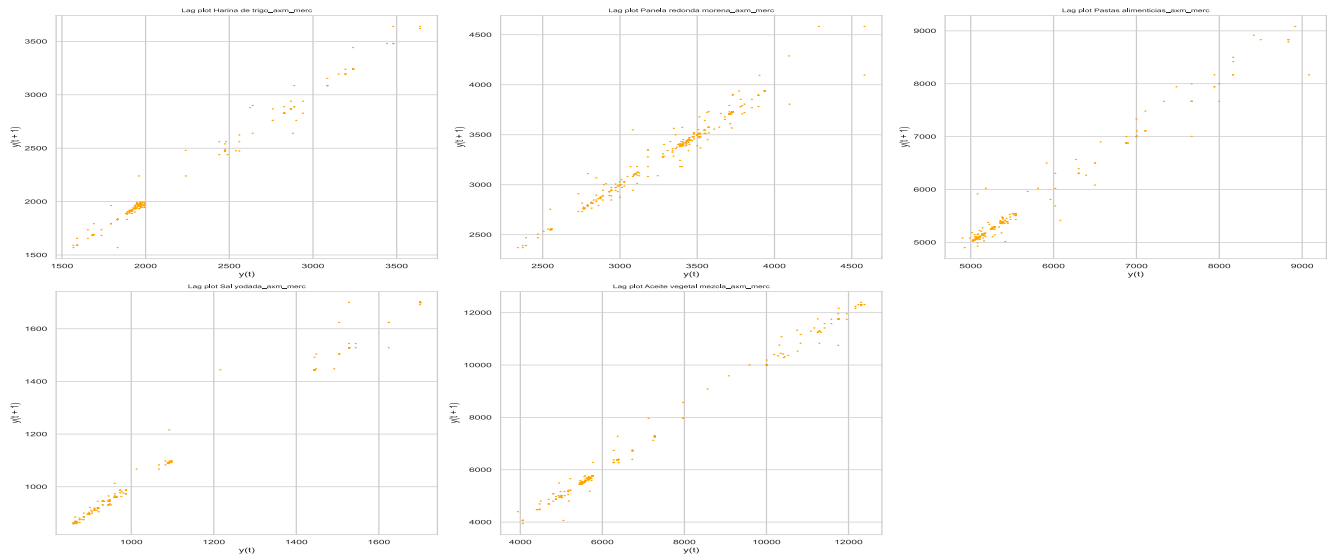


○ **Procesados:**

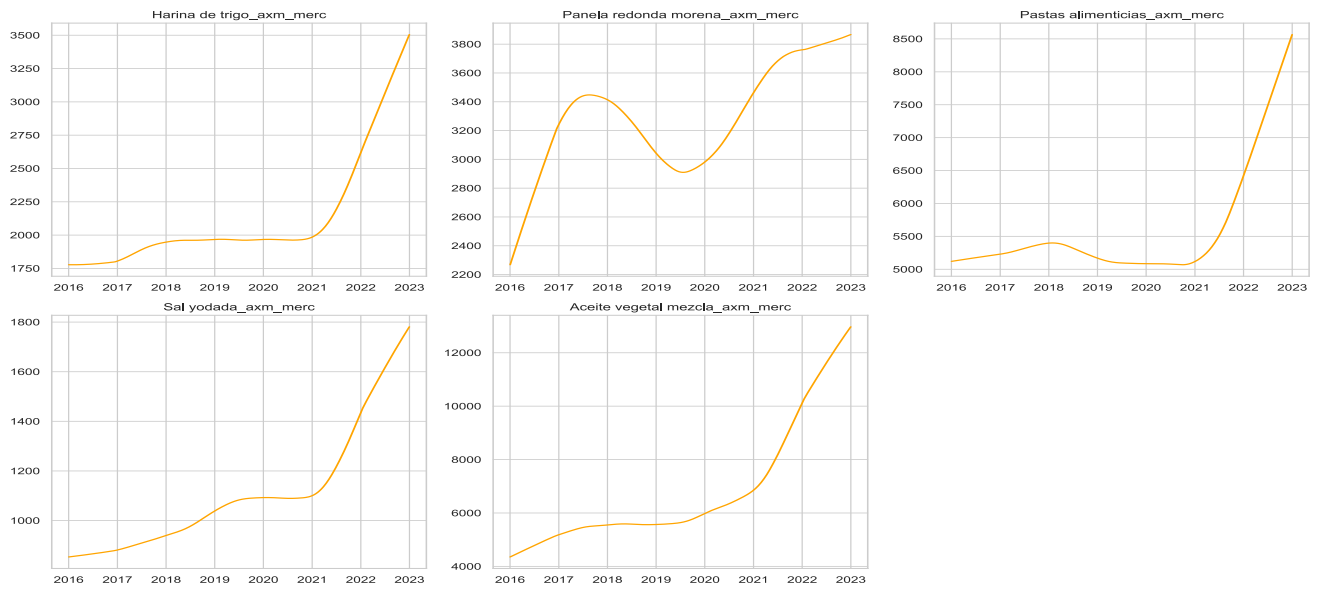
▪ **Medias móviles:**



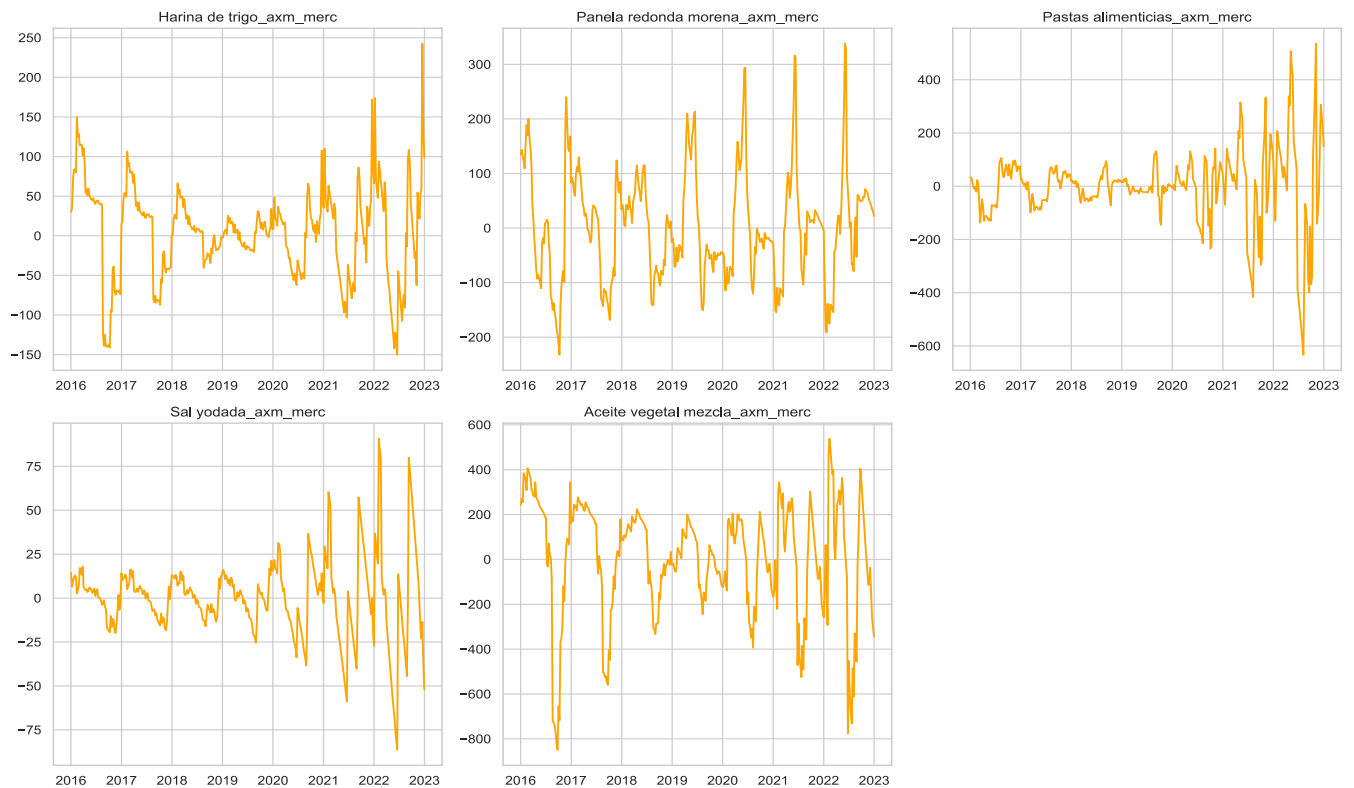
▪ **Lag plots:**



▪ **Componente tendencia:**



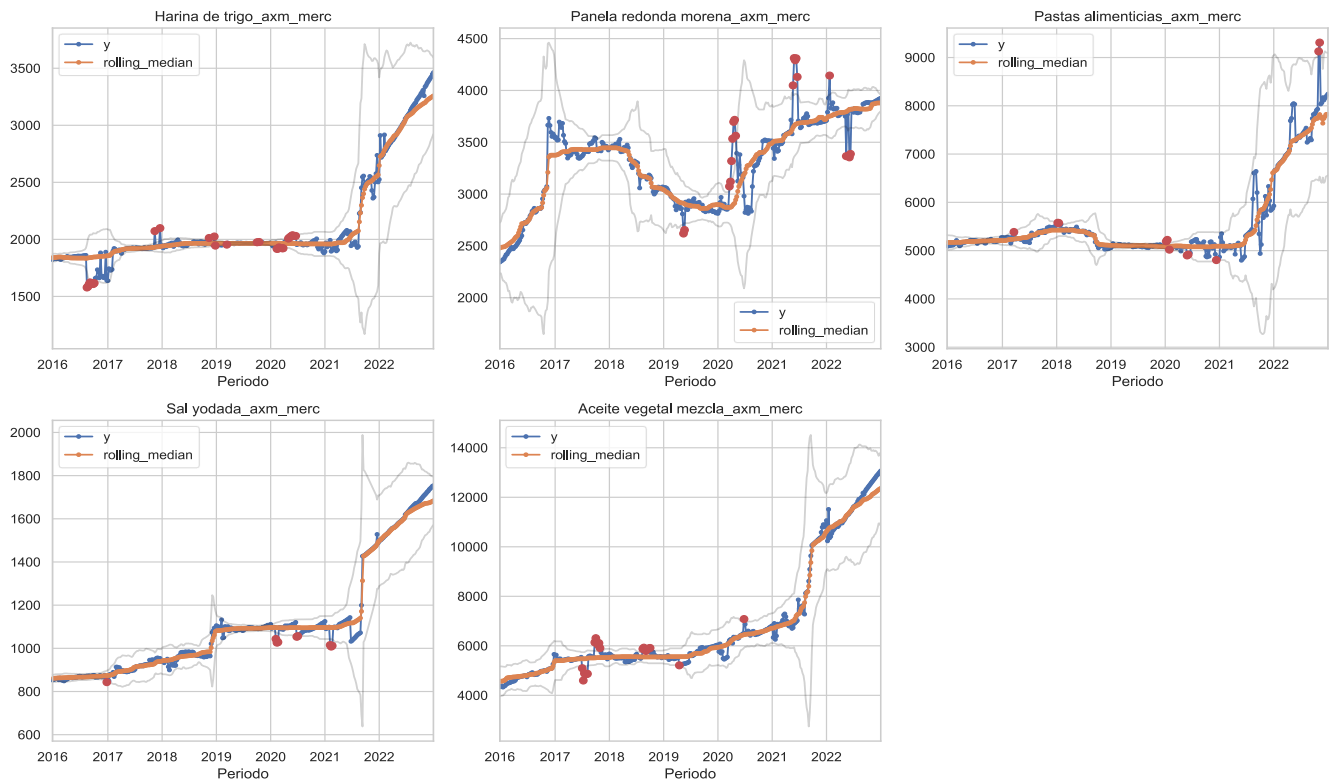
■ **Componente estacional:**



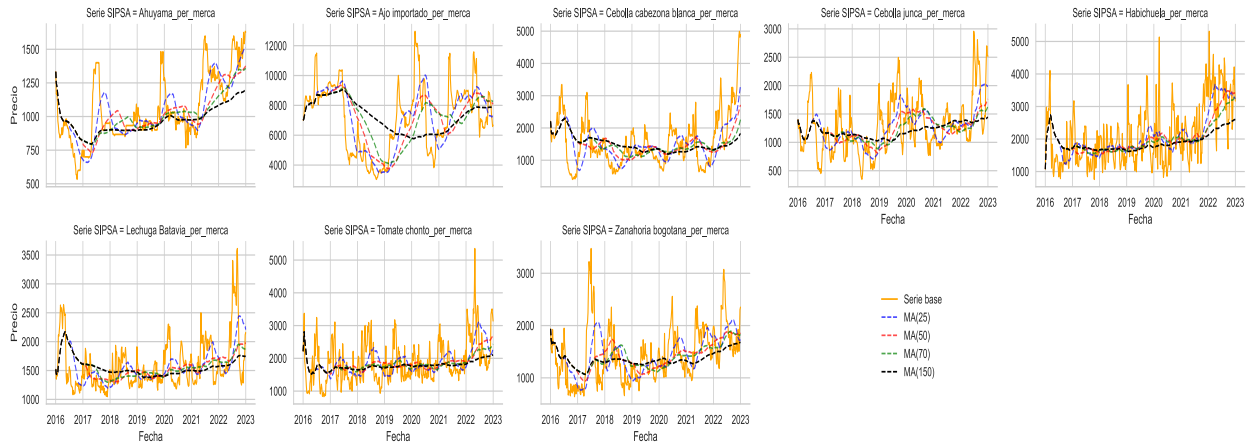
■ **Componente residual:**



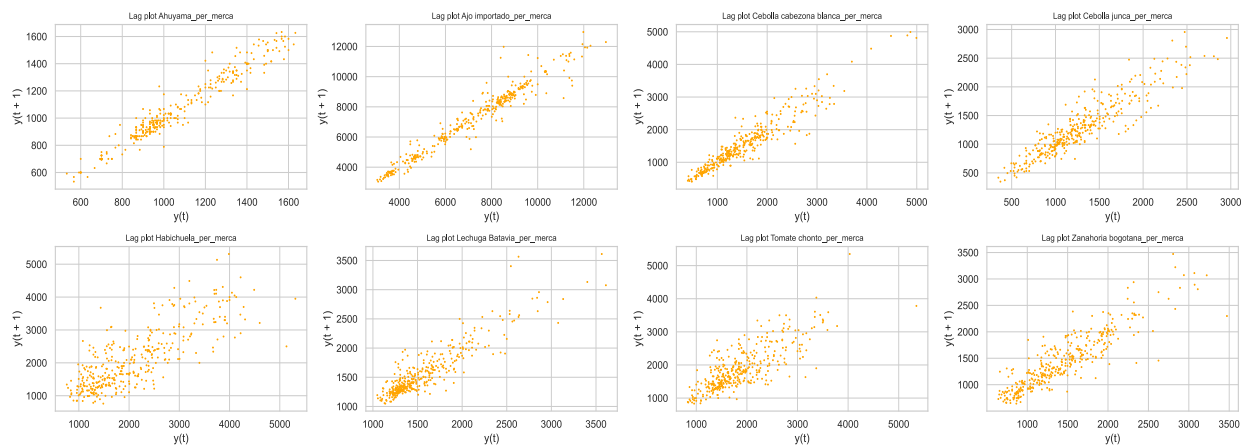
■ **Outliers (aplicación MAD):**



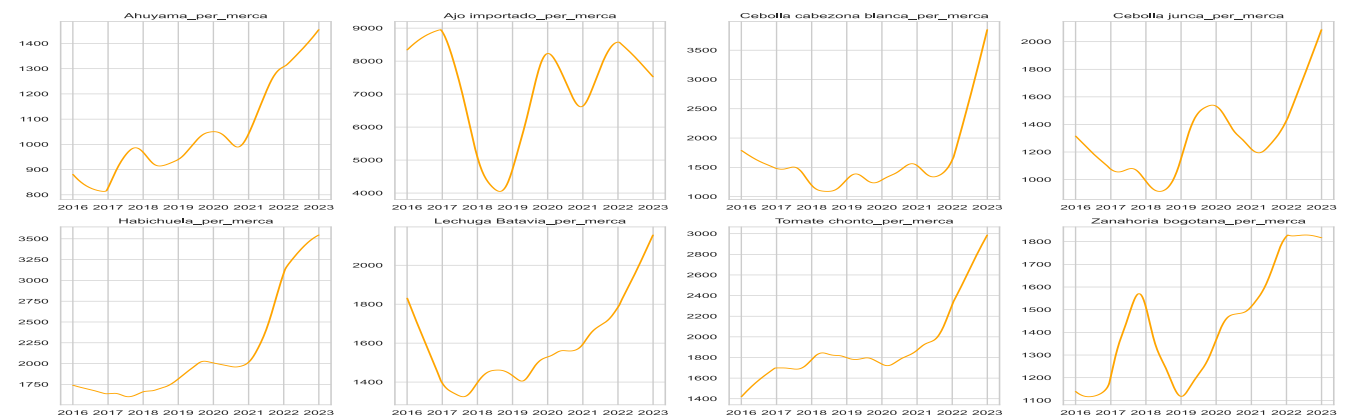
- **Pereira:**
  - **Verduras y hortalizas:**
    - **Medias móviles:**



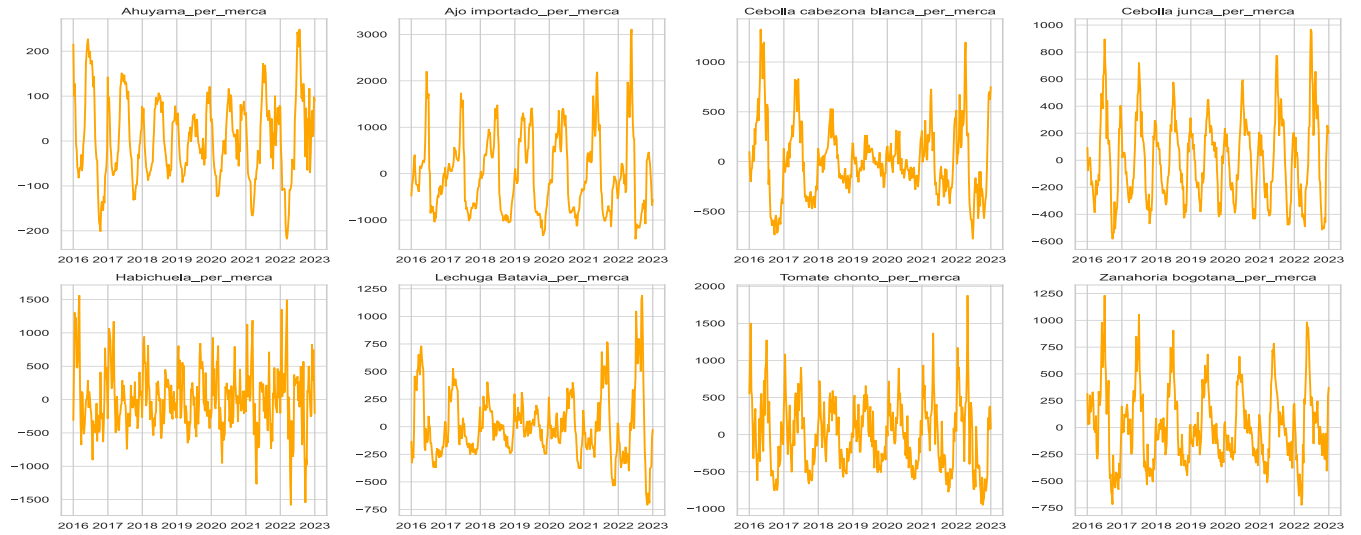
■ **Lag plots:**



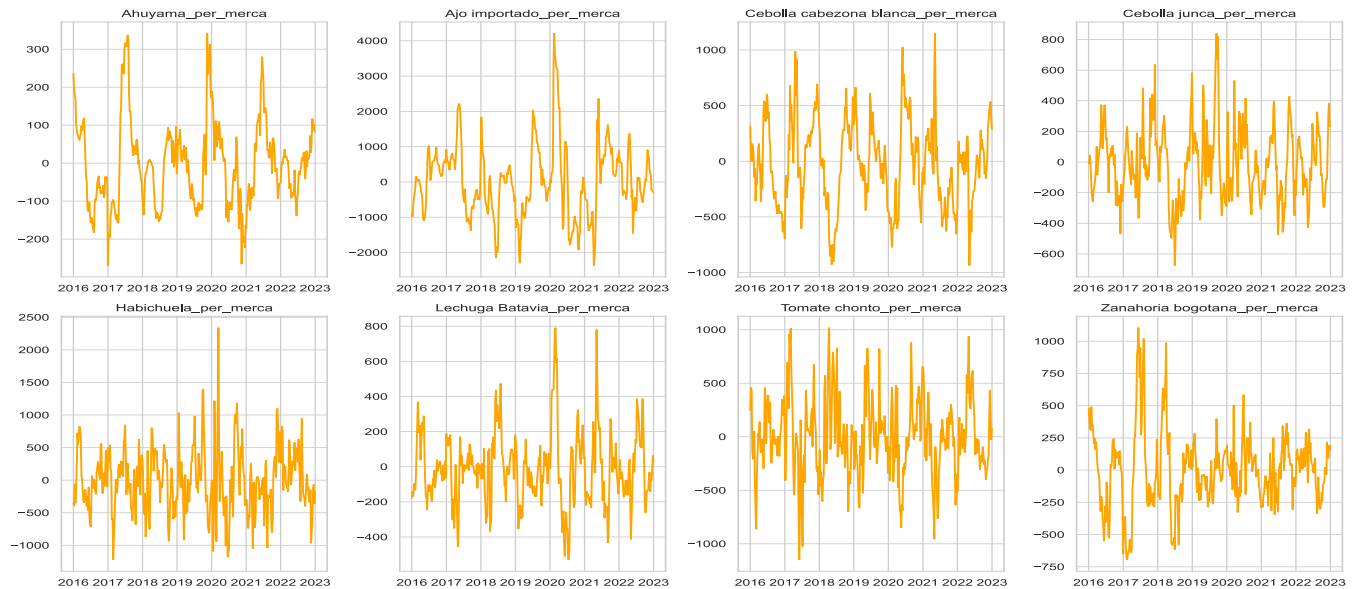
■ **Componente tendencia:**



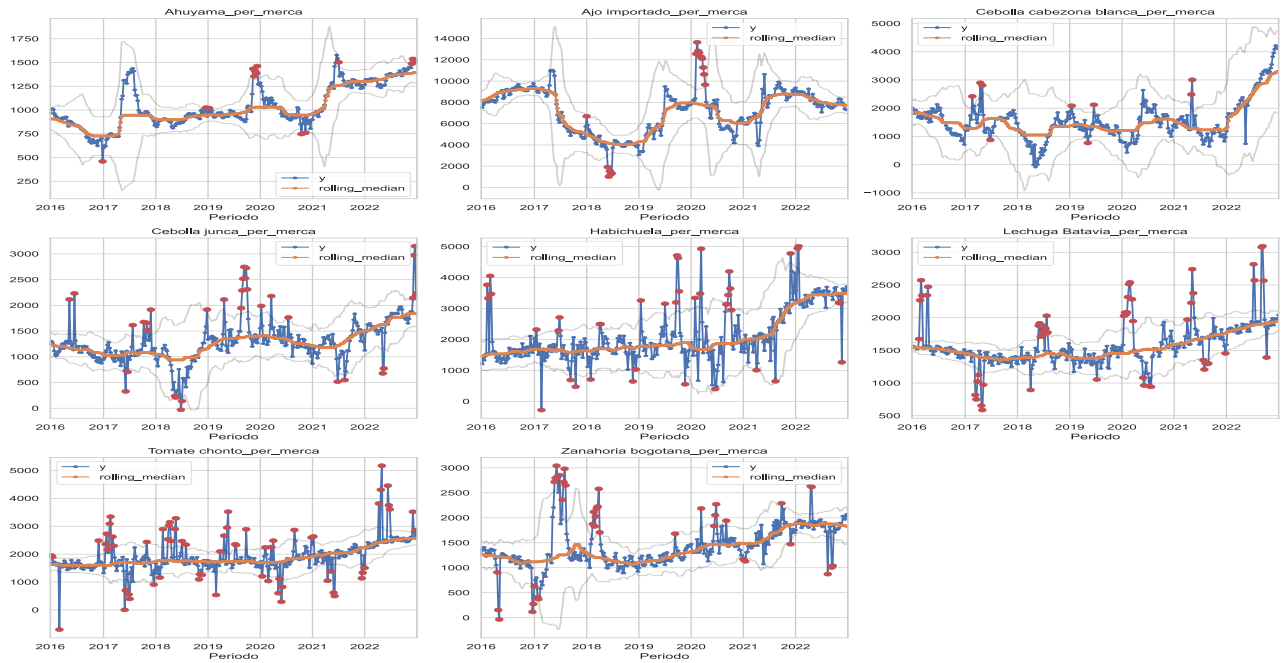
■ **Componente estacional:**



■ **Componente residual:**

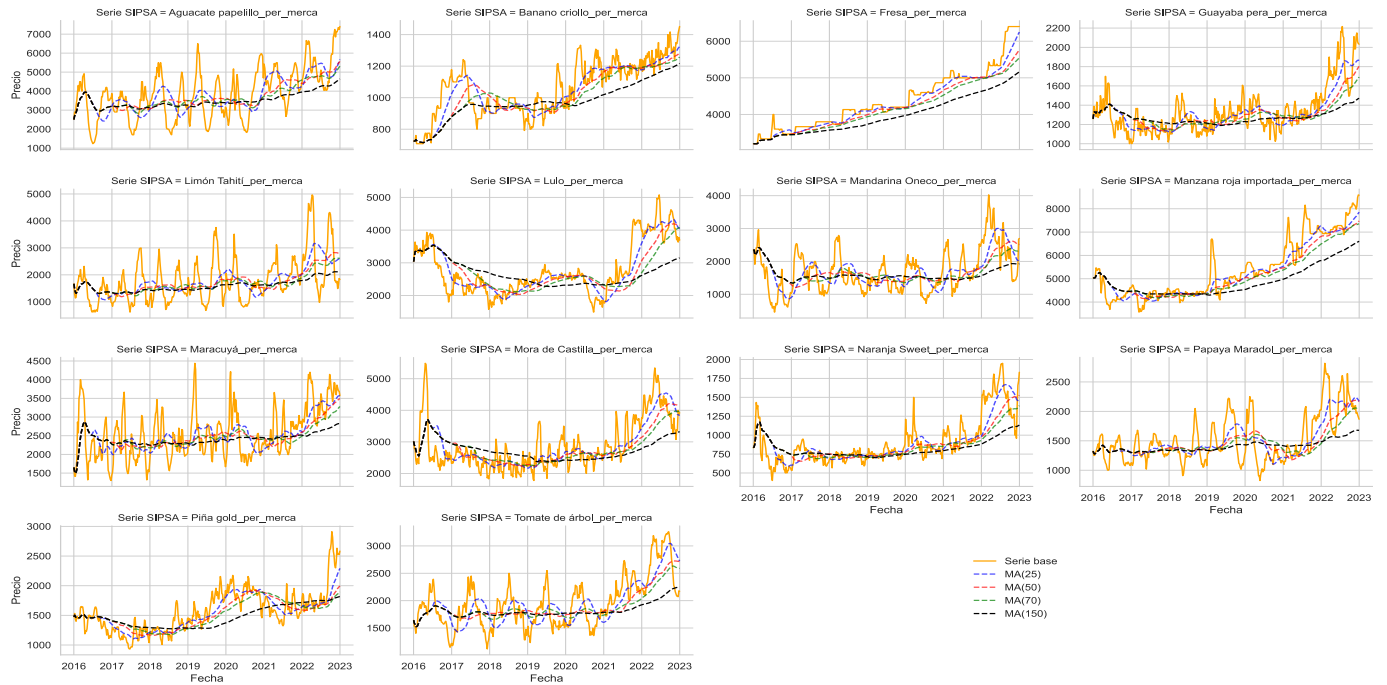


■ **Outliers (aplicación MAD):**

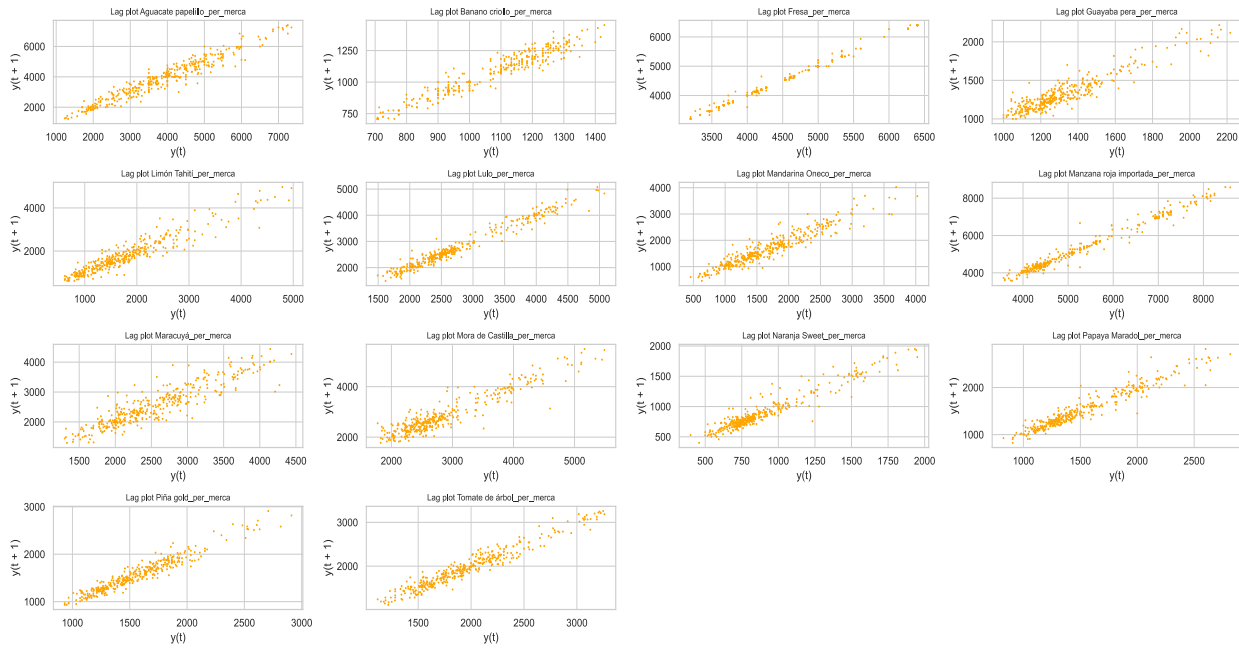


○ **Frutas:**

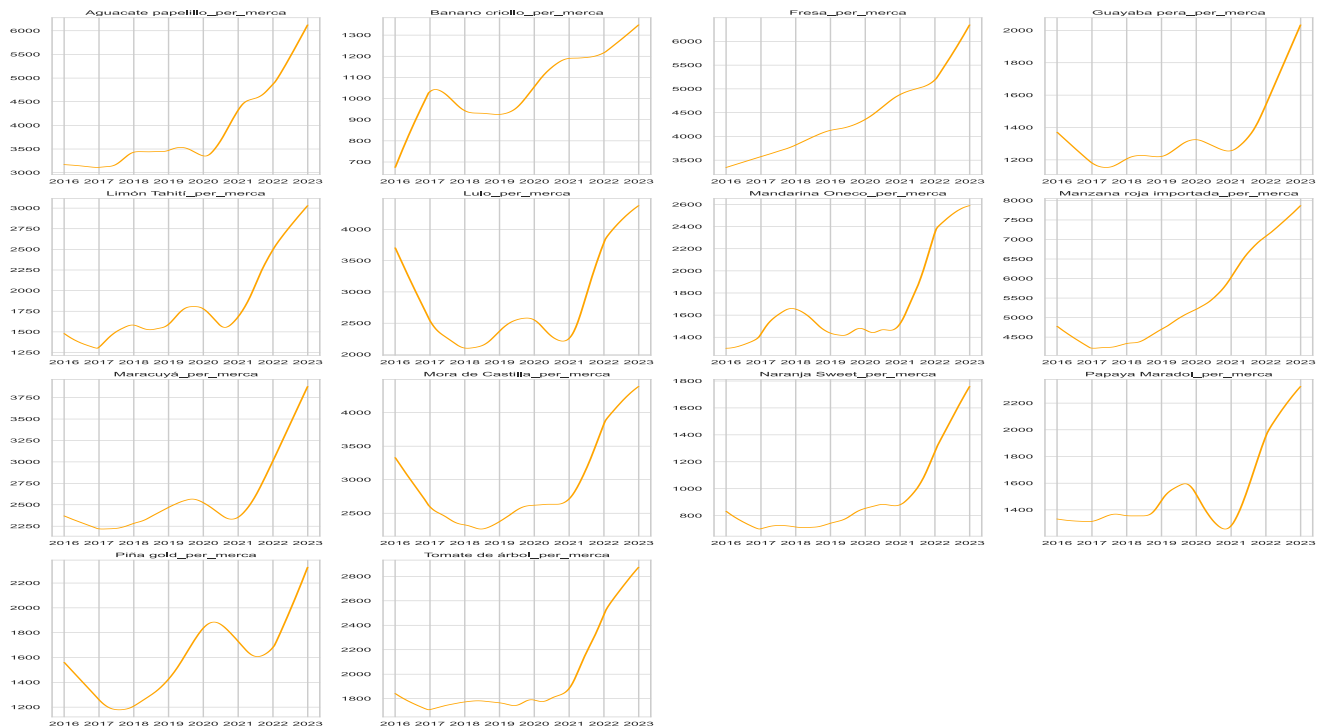
■ **Medias móviles:**



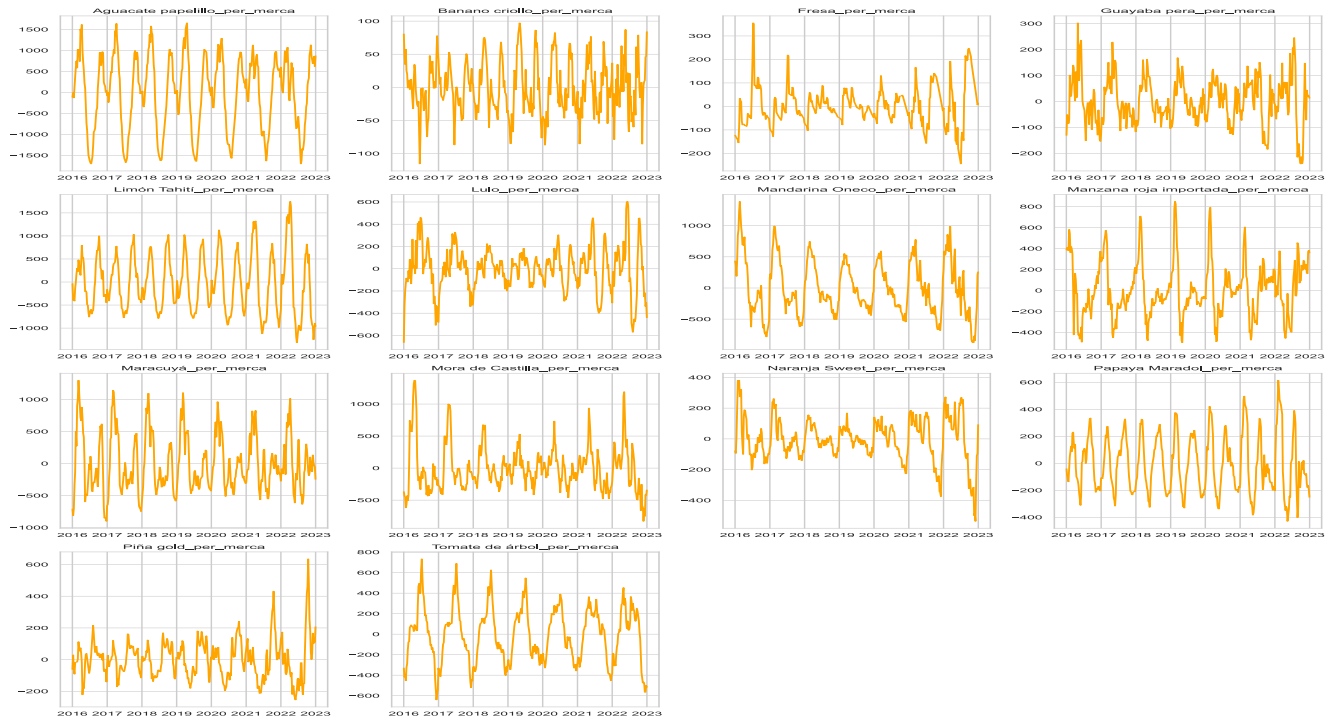
■ **Lag plots:**



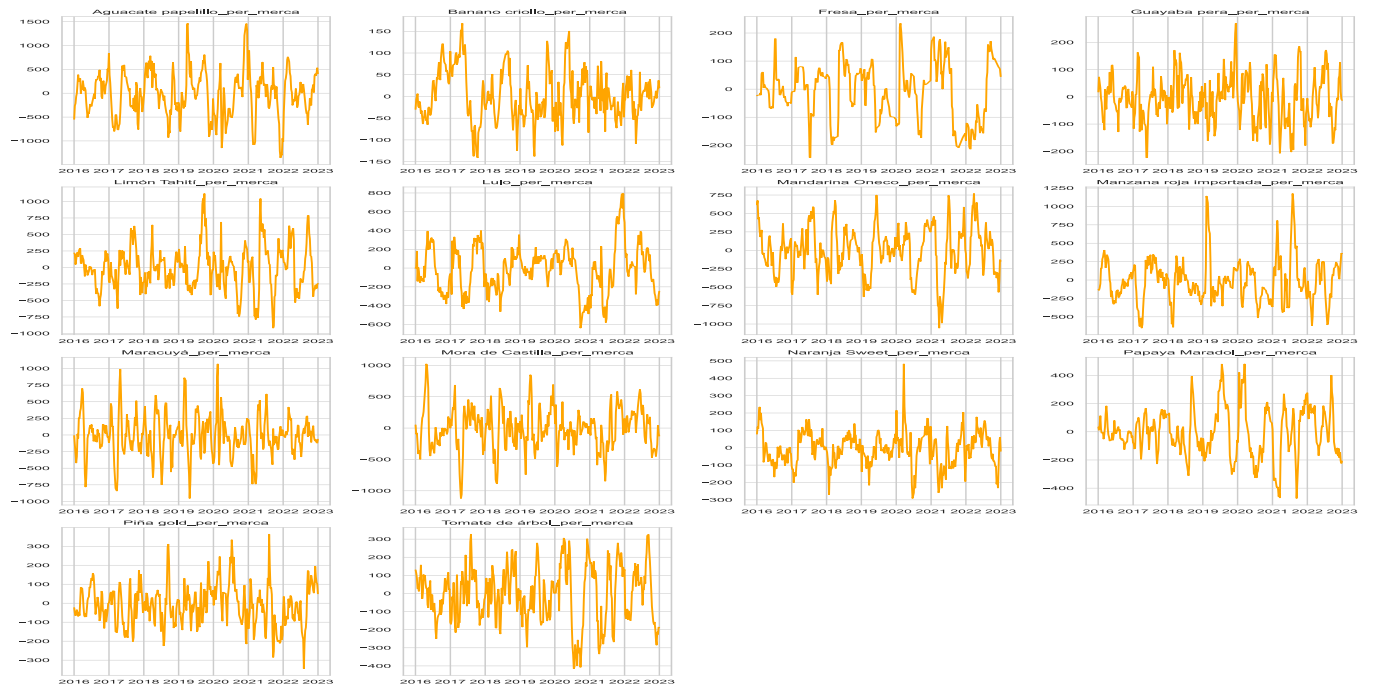
■ **Componente tendencia:**



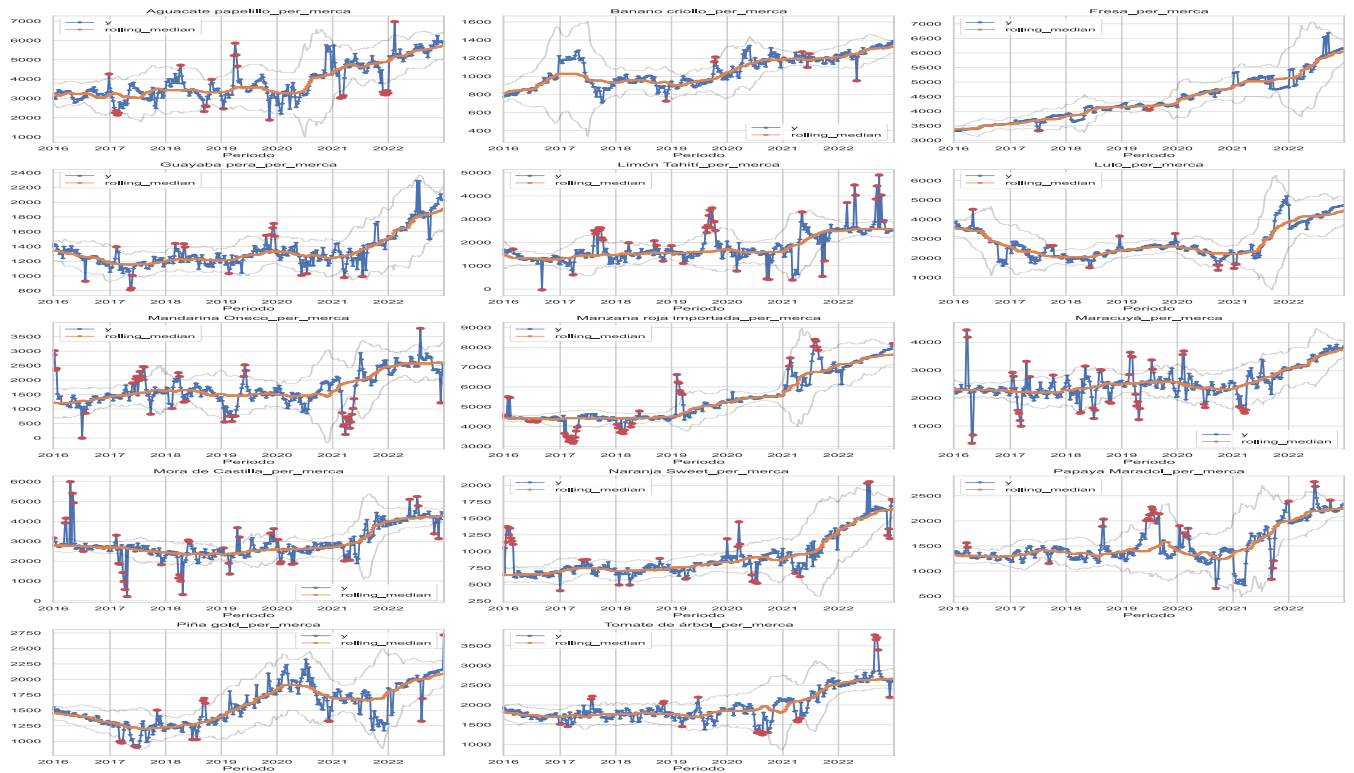
■ **Componente estacional:**



■ **Componente residual:**

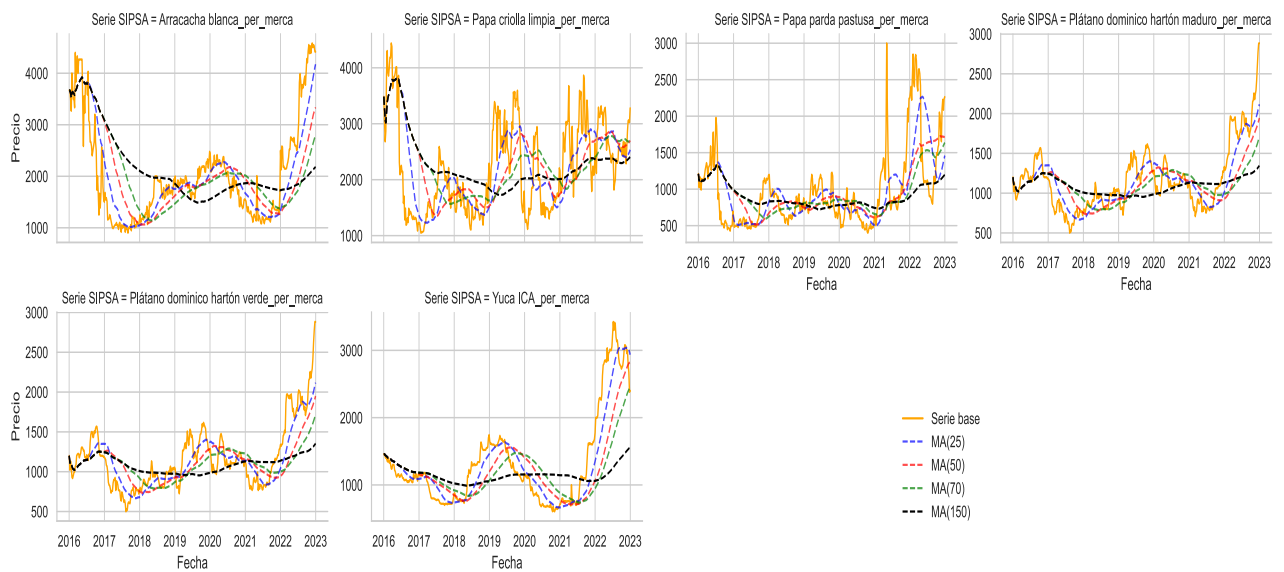


▪ **Outliers (aplicación MAD):**

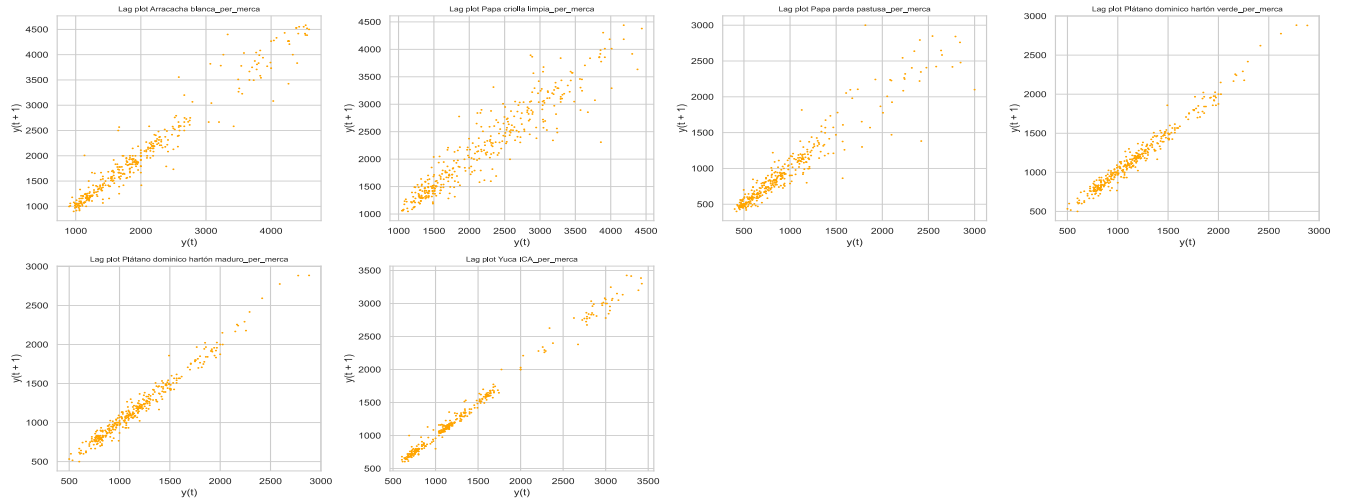


○ **Tubérculos, raíces y plátanos:**

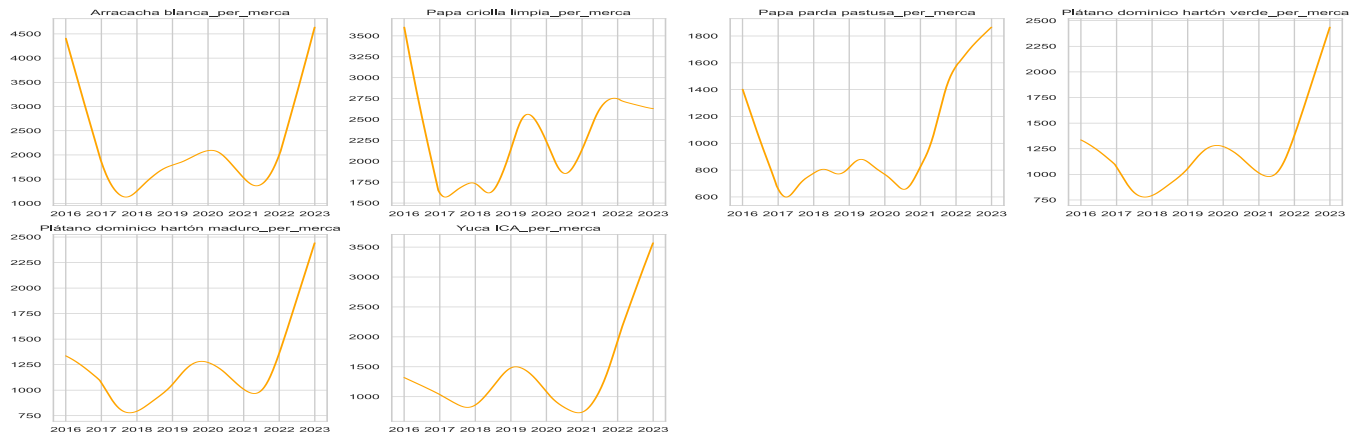
▪ **Medias móviles:**



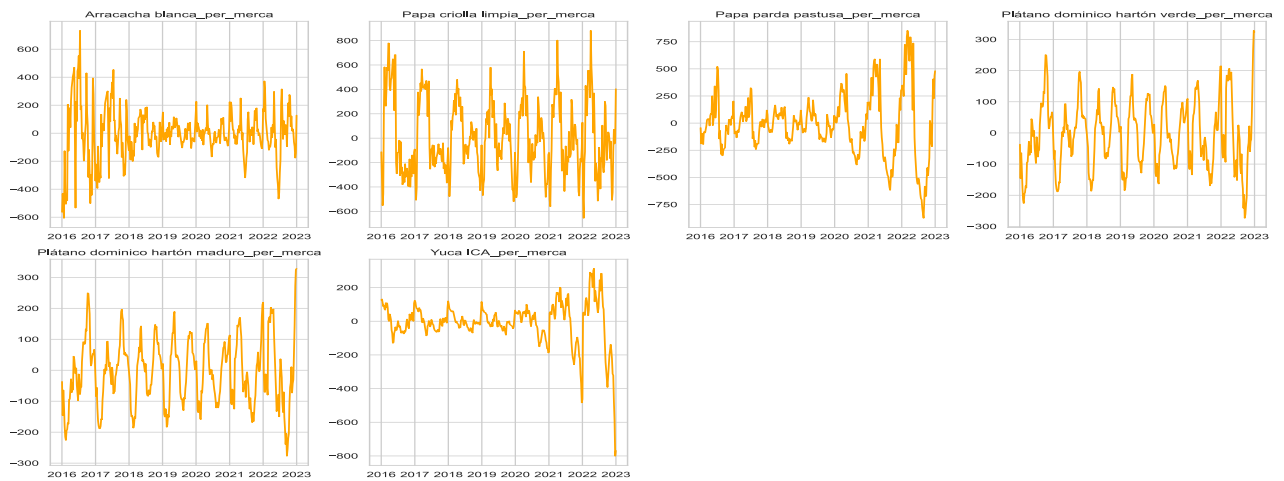
■ **Lag plots:**



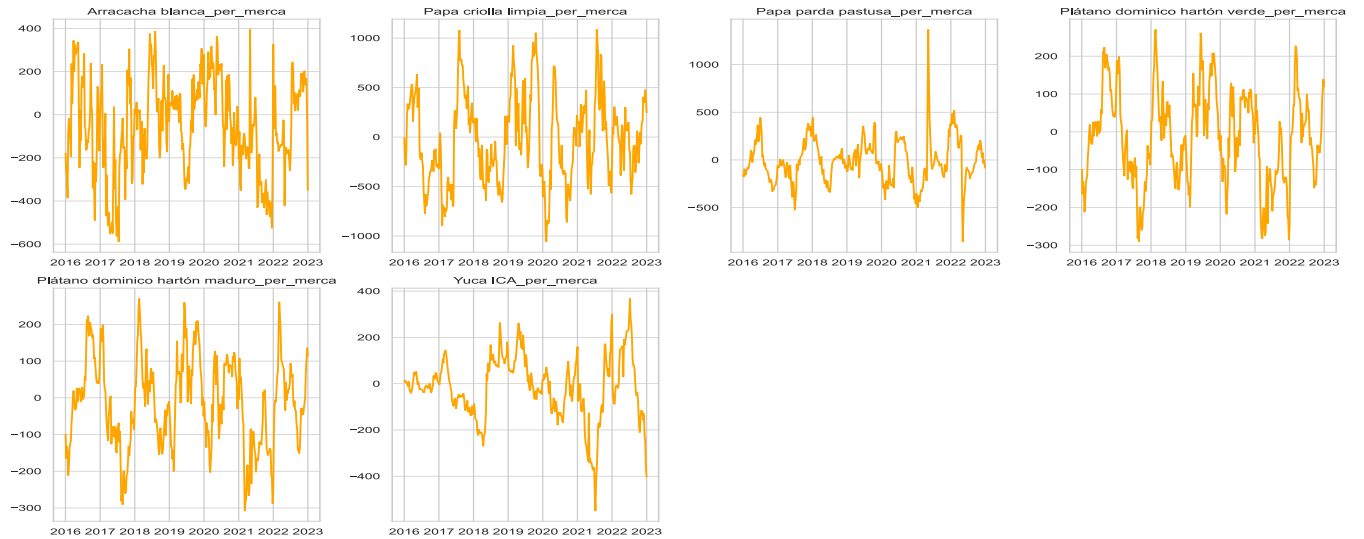
■ **Componente tendencia:**



■ **Componente estacional:**

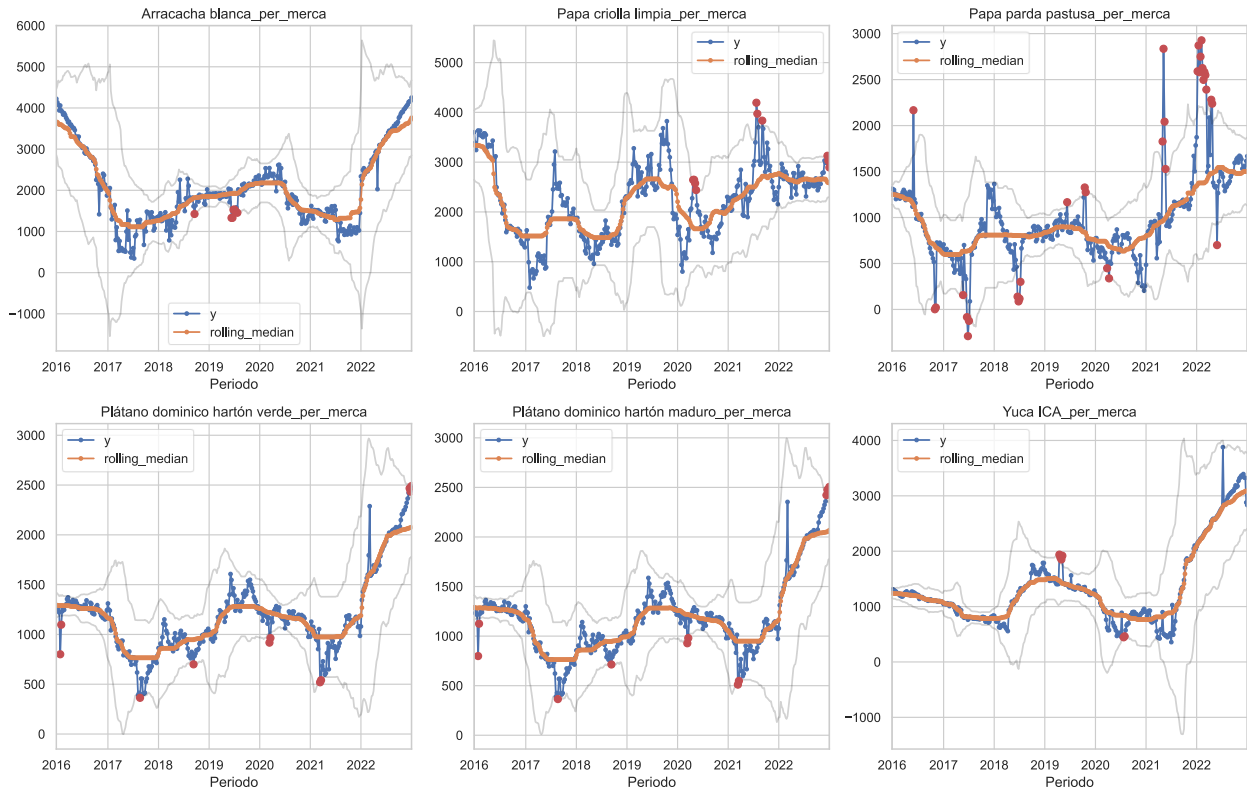


■ **Componente residual:**

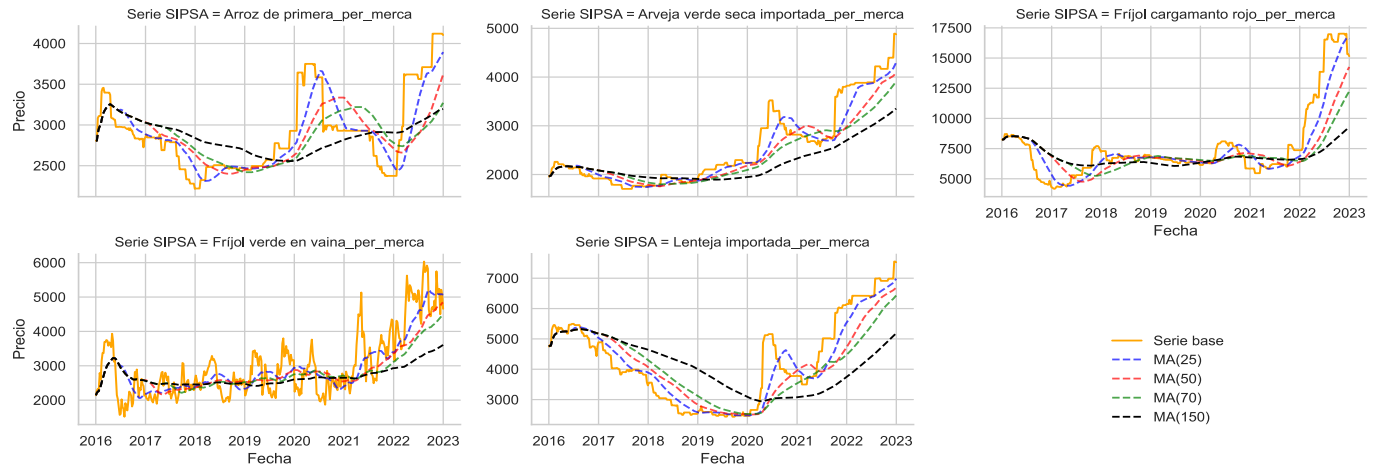


■ **Outliers (aplicación MAD):**

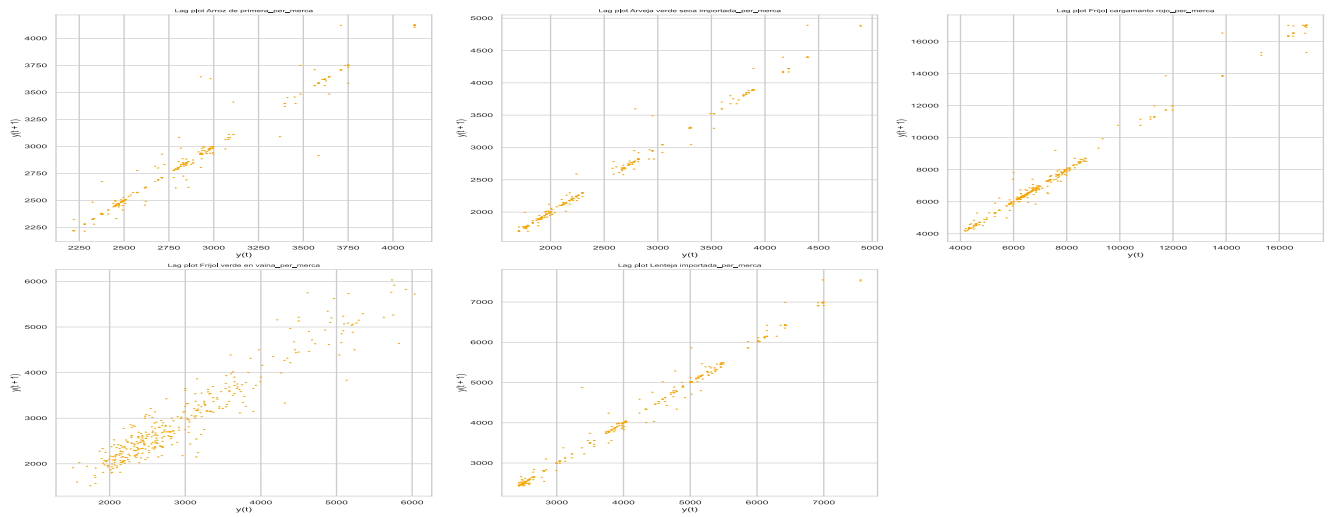
Identificación de atípicos productos CABASA - subconjunto tubérculos, raíces y plátanos AXM



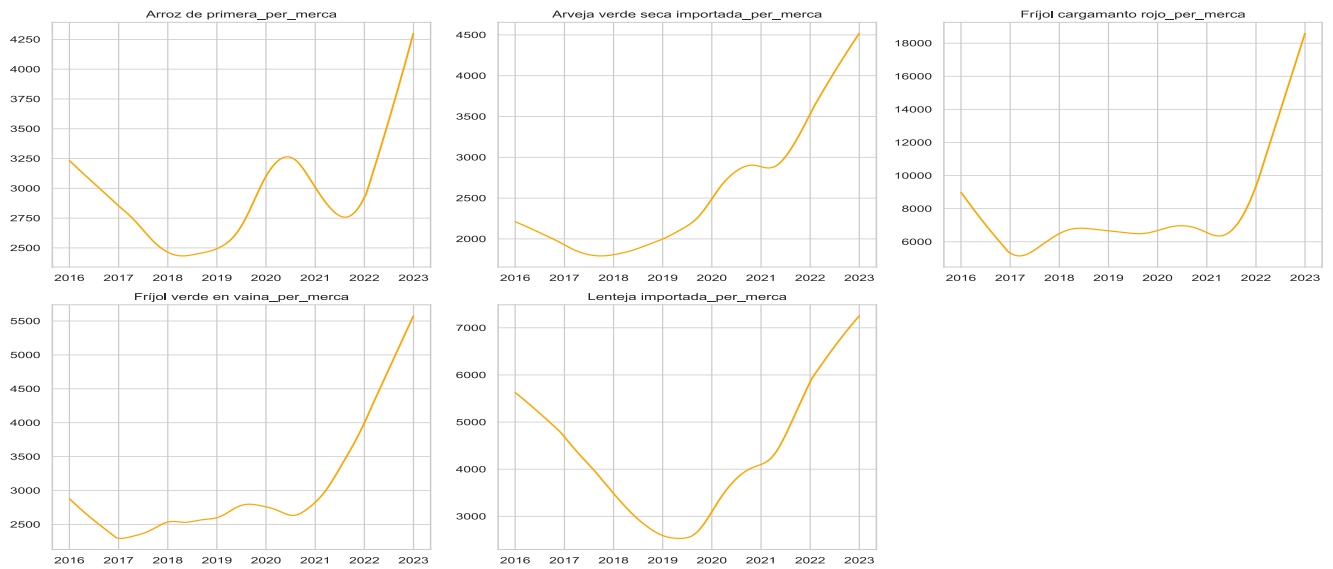
- **Granos y Cereales:**
  - **Medias móviles:**



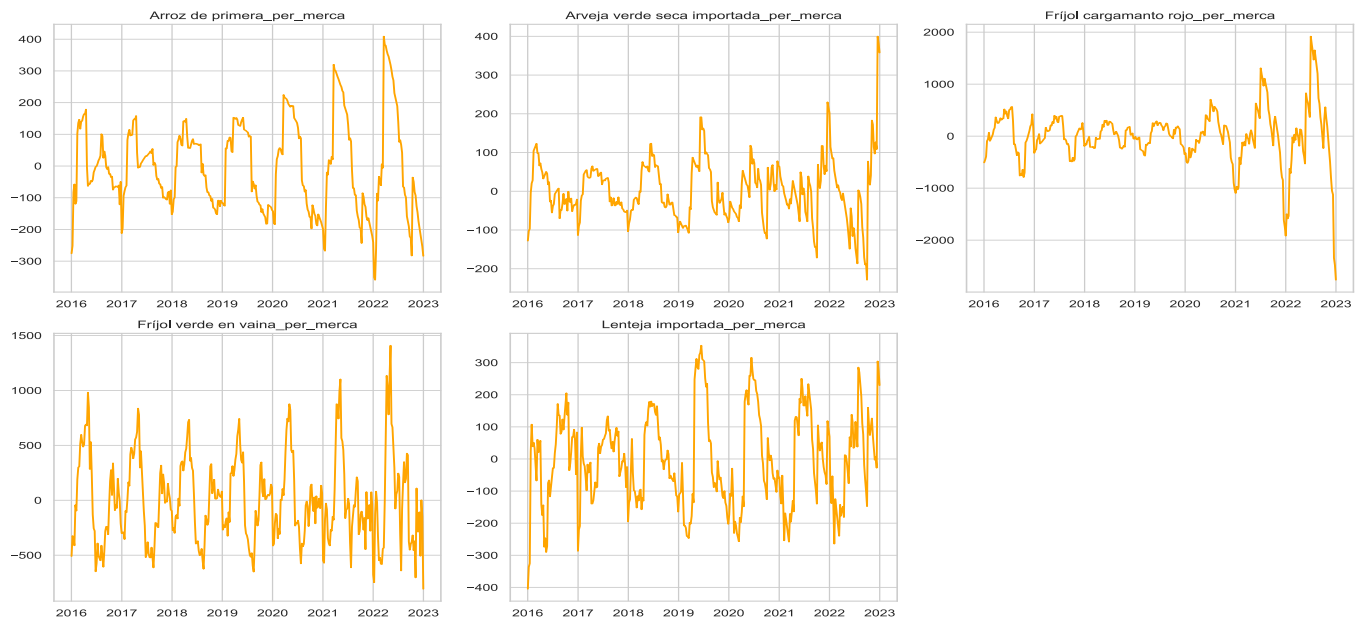
- **Lag plots:**



- **Componente tendencia:**



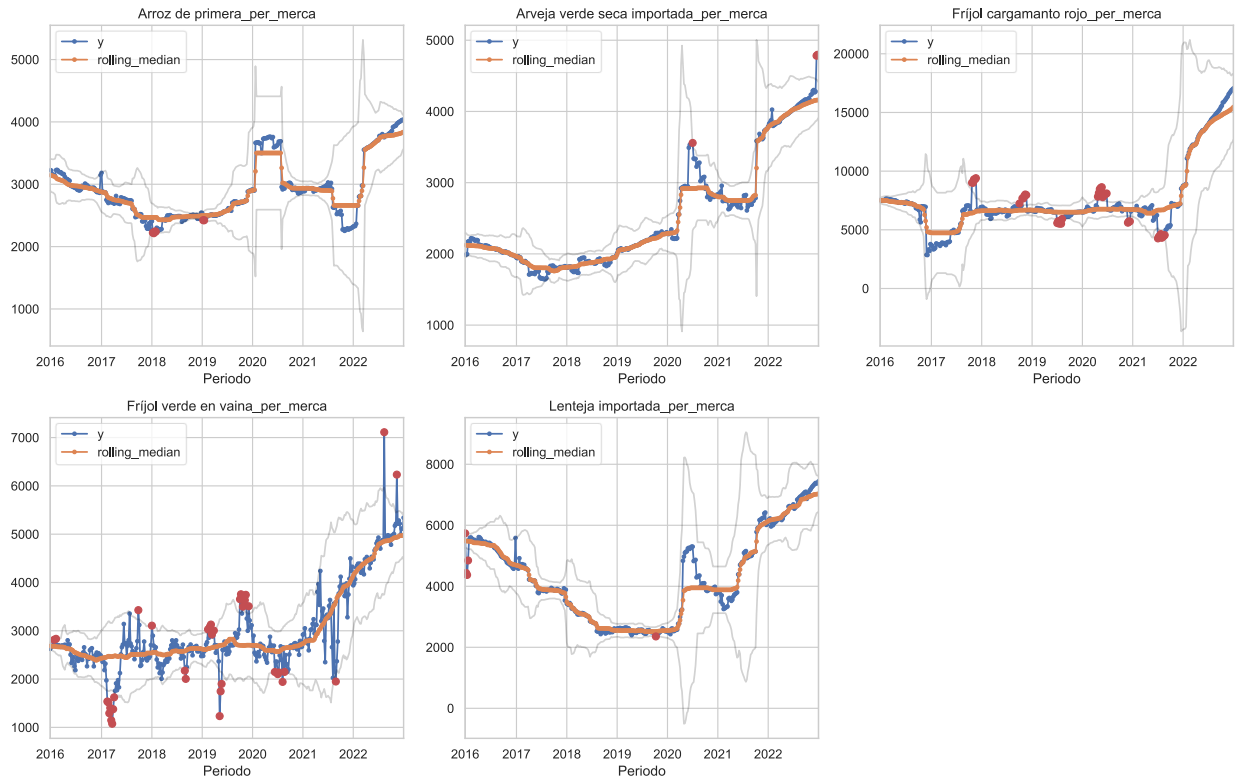
■ **Componente estacional:**



■ **Componente residual:**

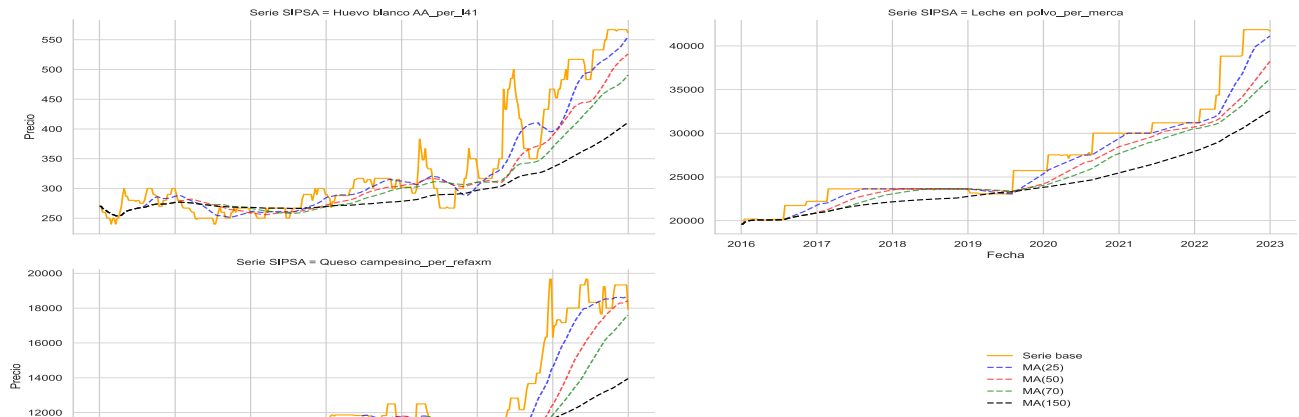


▪ **Outliers (aplicación MAD):**

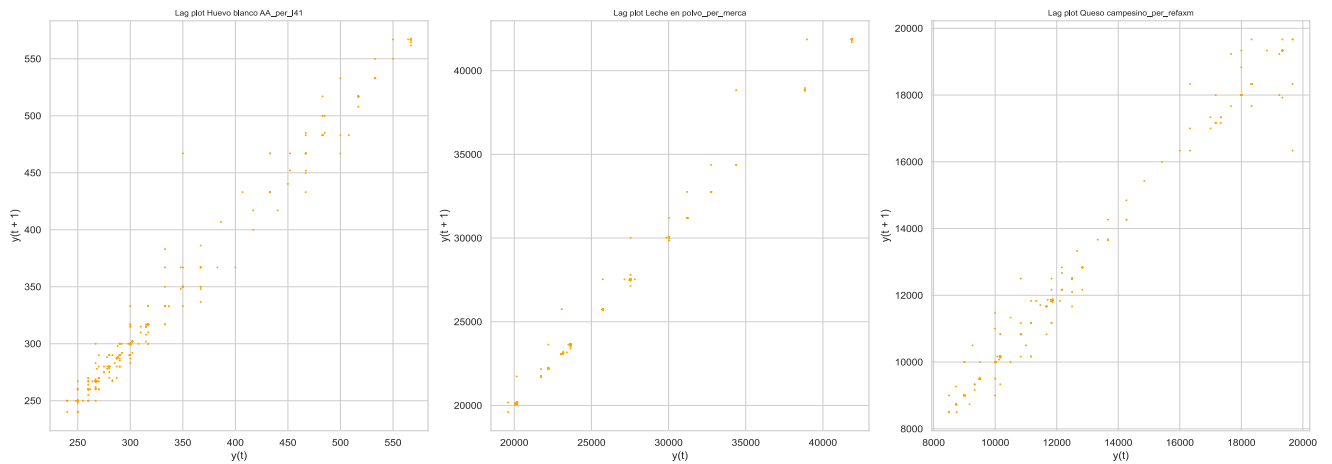


○ **Huevos y lácteos:**

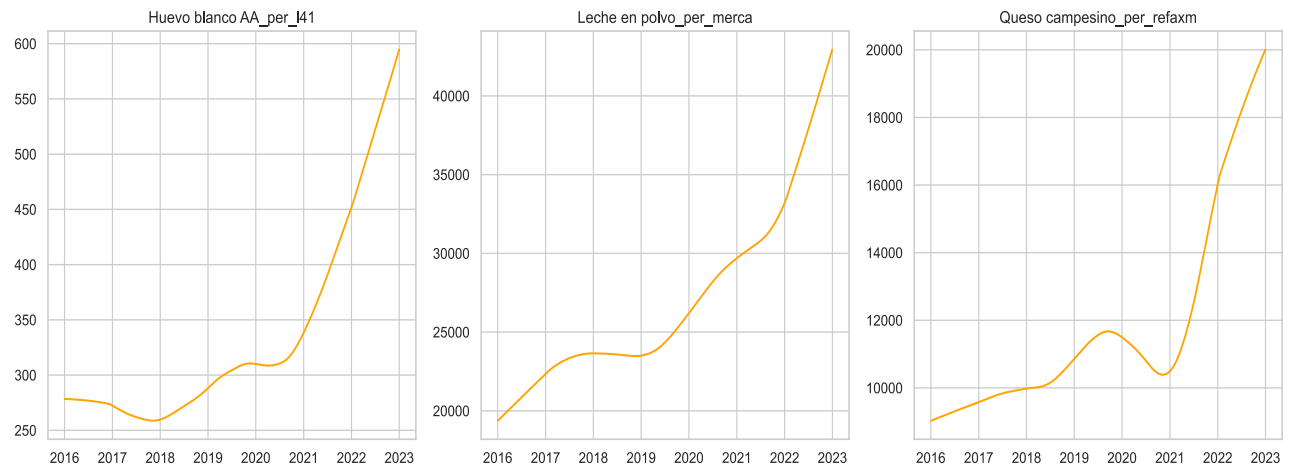
▪ **Medias móviles:**



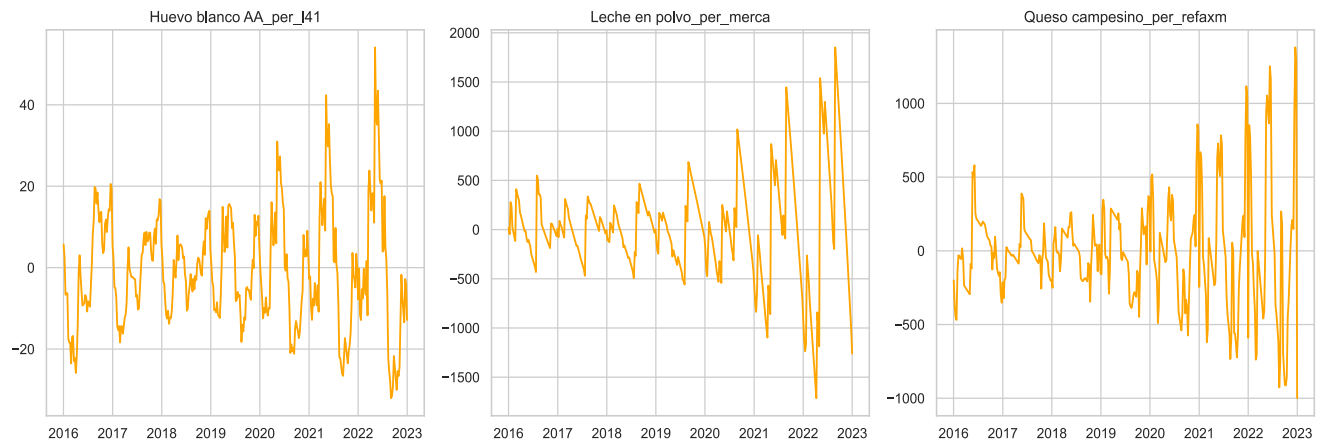
▪ **Lag plots:**



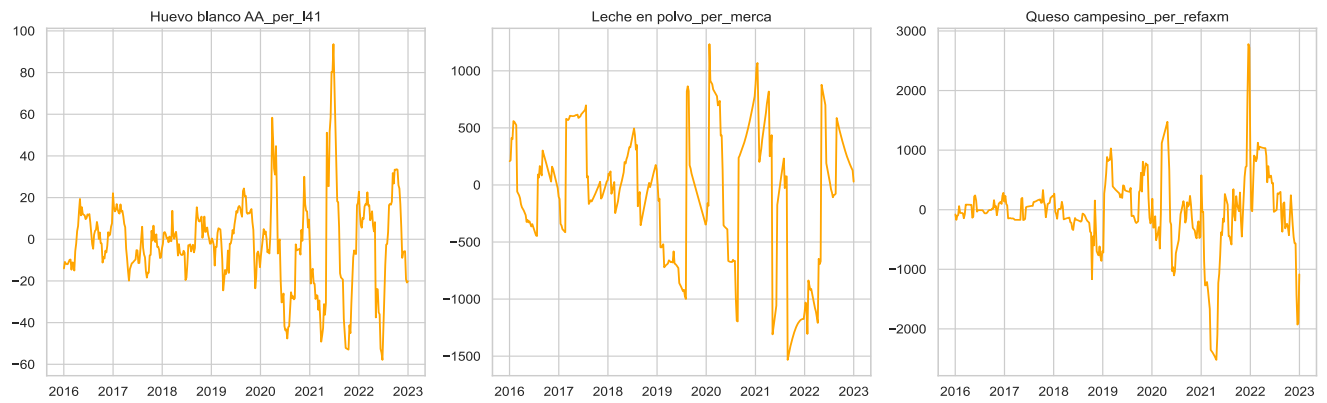
▪ **Componente tendencia:**



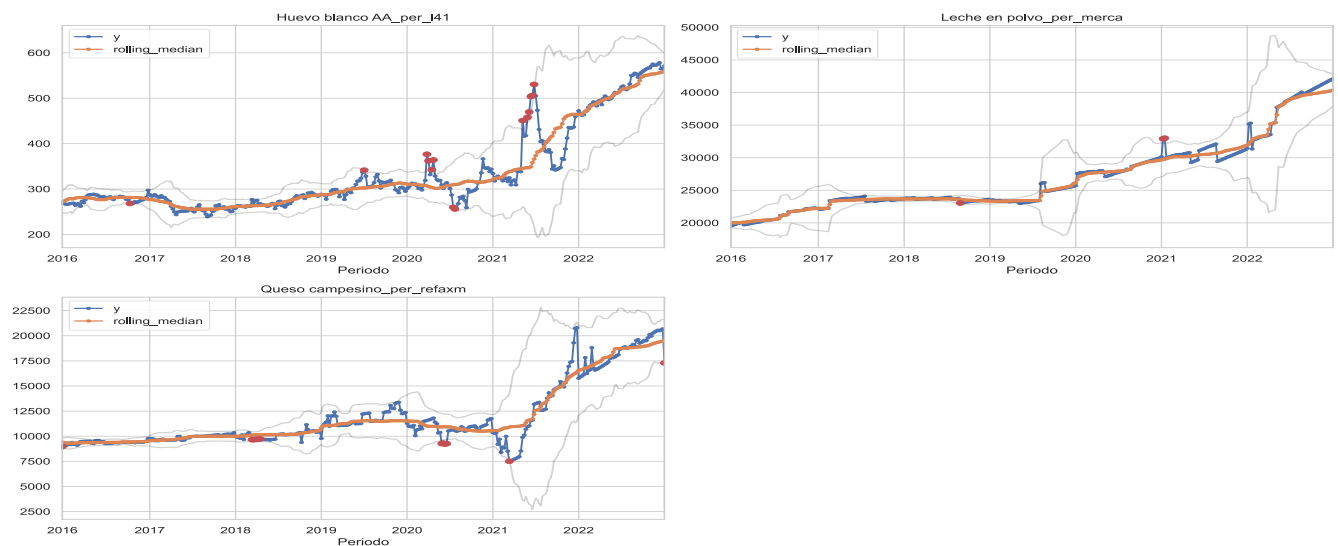
■ **Componente estacional:**



■ **Componente residual:**

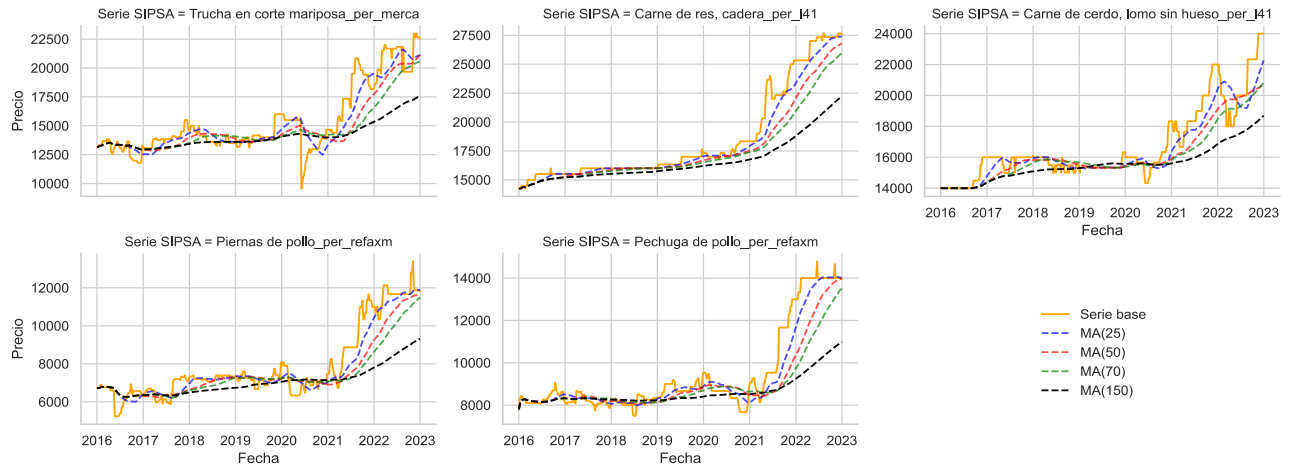


■ **Outliers (aplicación MAD):**

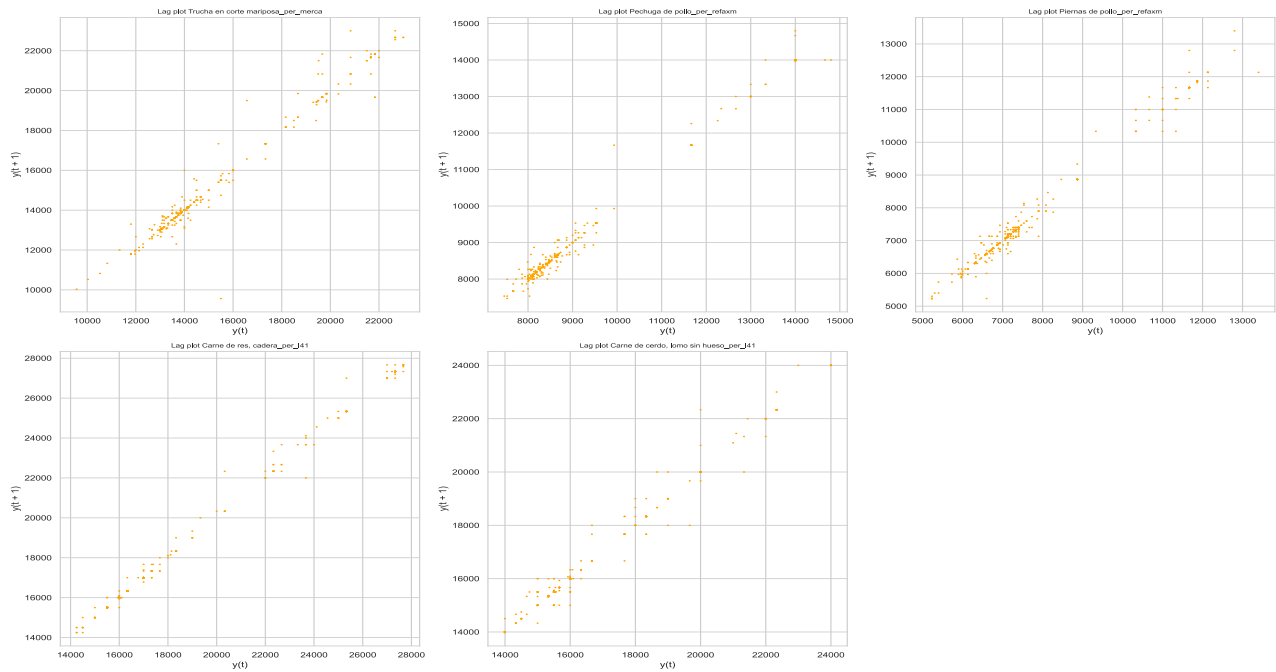


○ **Carnes:**

▪ **Medias móviles:**



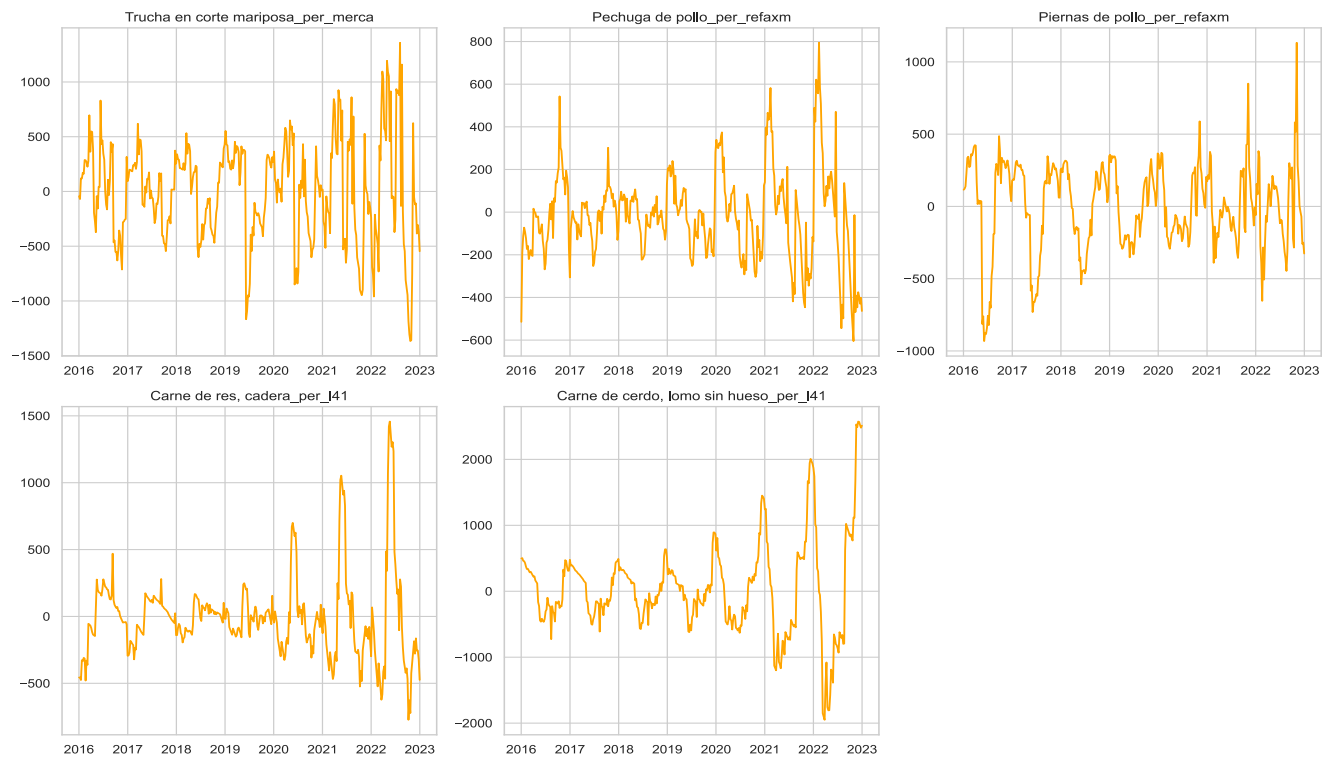
▪ **Lag plots:**



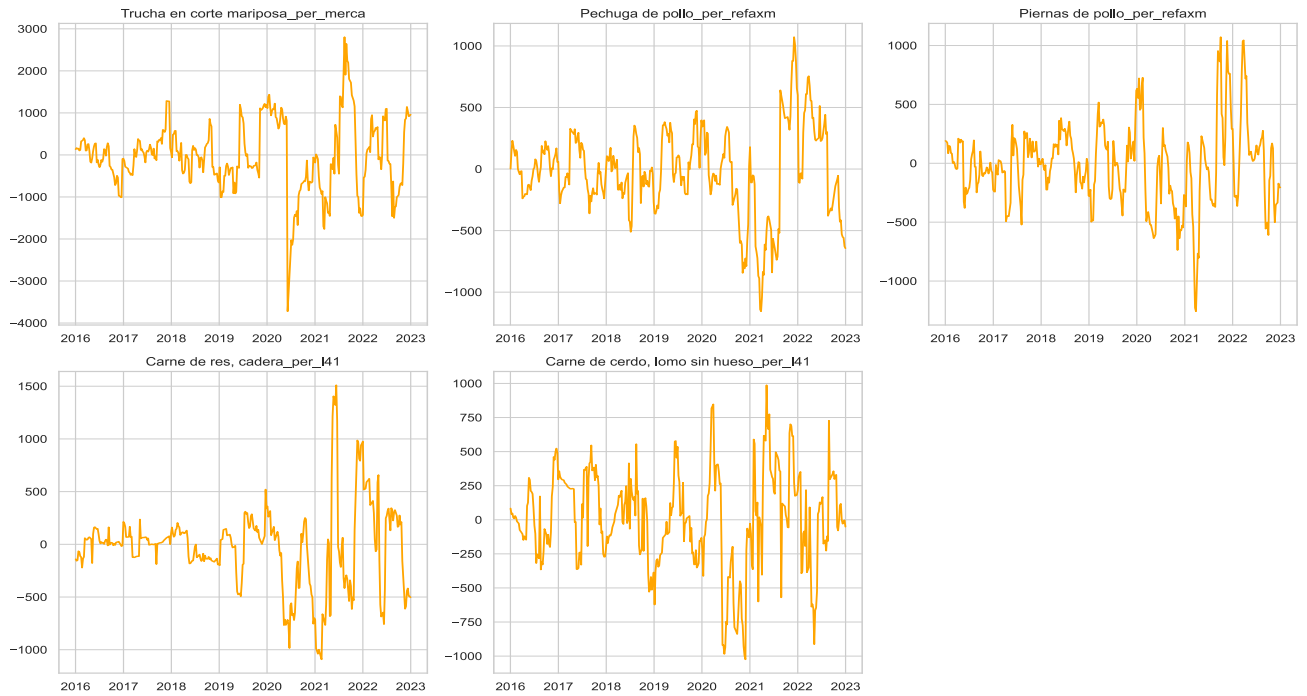
▪ **Componente tendencia:**



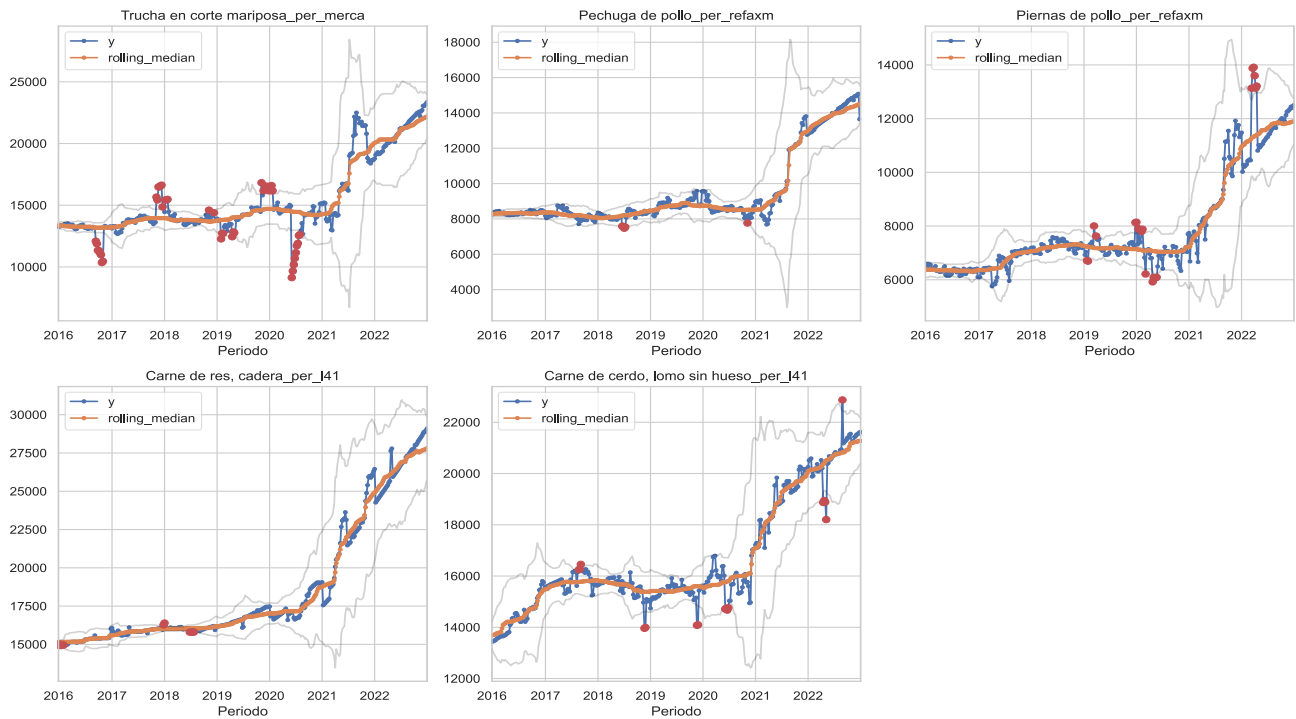
▪ **Componente estacional:**



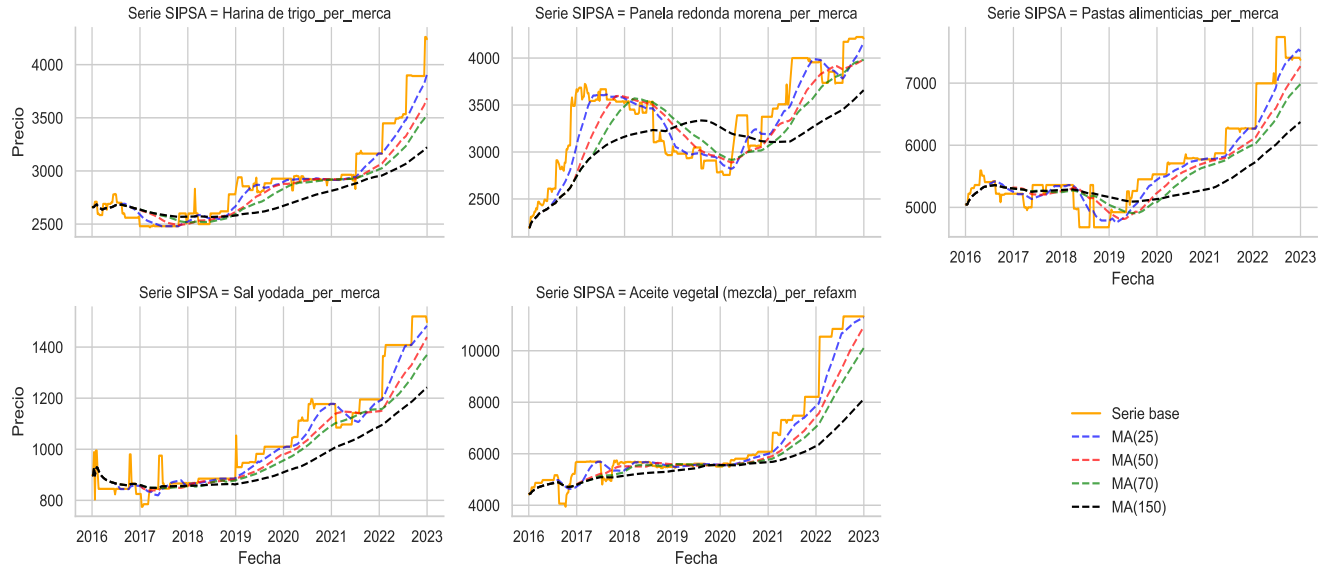
■ **Componente residual:**



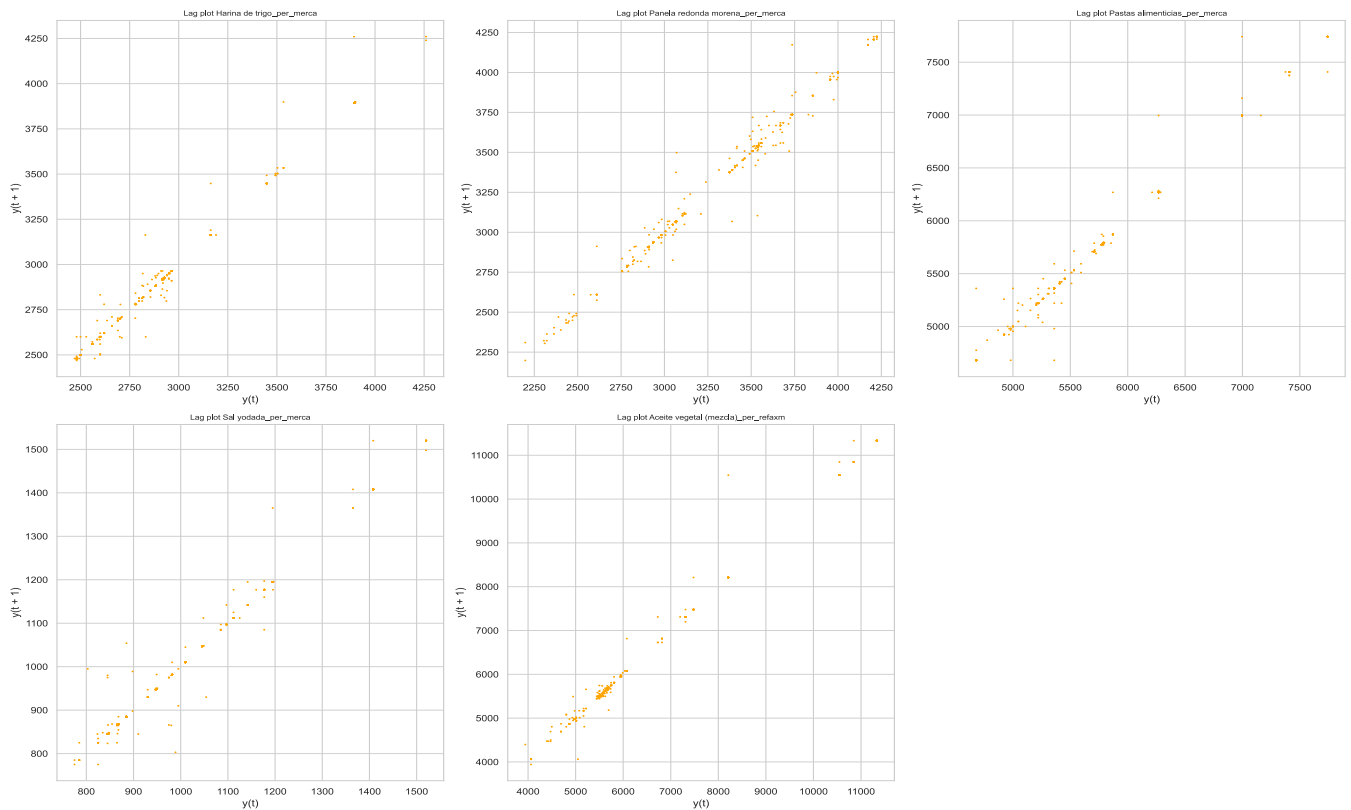
■ **Outliers (aplicación MAD):**



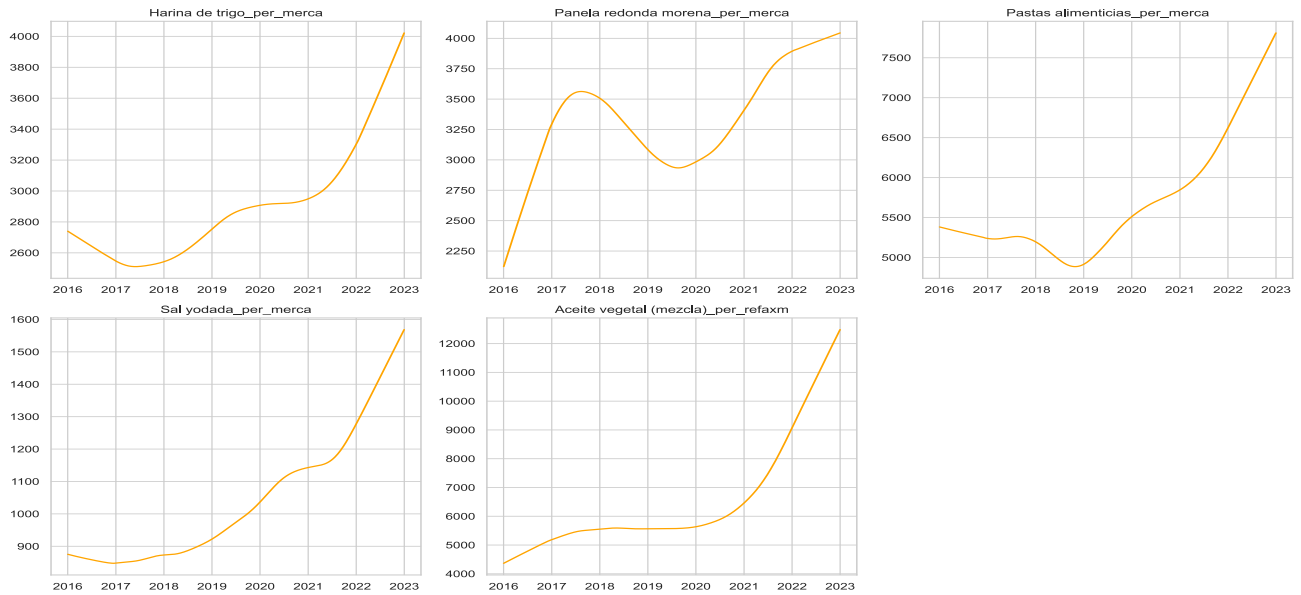
- **Procesados:**
  - **Medias móviles:**



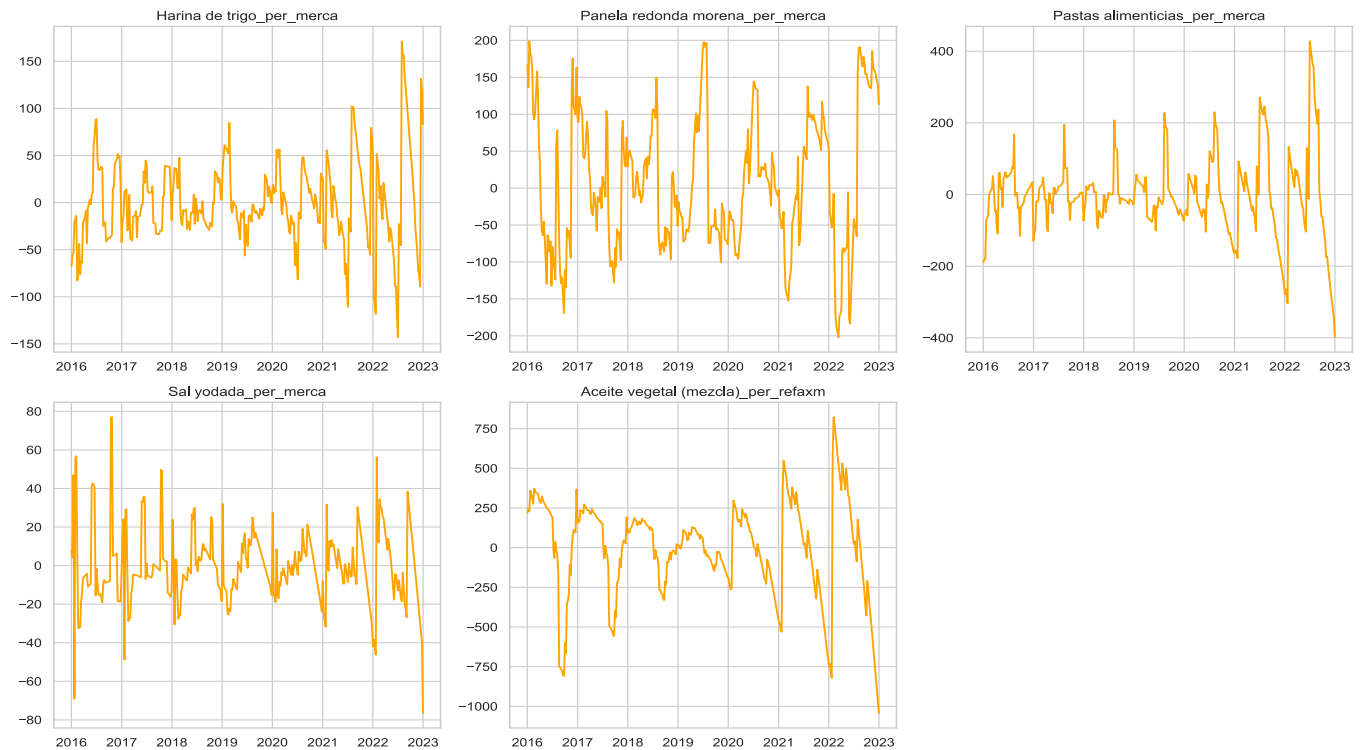
- **Lag plots:**



■ **Componente tendencia:**



■ **Componente estacional:**

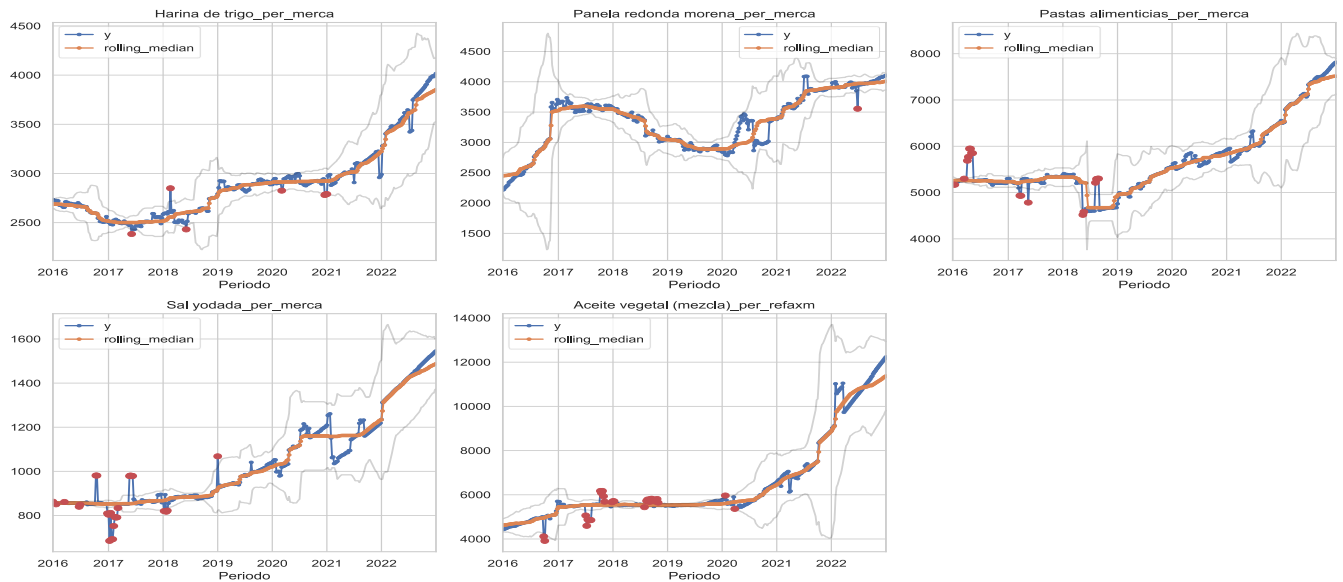


▪ **Componente residual:**



▪ **Outliers (aplicación MAD):**

Identificación de atípicos productos CABASA - subconjunto Procesados AXM



○ Consolidado comparado de estadísticos básicos 2016-2019 y 2020-2022:

| Grupo                                 | Serie                                    | 2016-2019                  |         |       |       |       | 2020-2022 |         |       |        |        | Variación absoluta medias | Variación relativa medias | Diferencia rangos |
|---------------------------------------|--|----------------------------|---------|-------|-------|-------|-----------|---------|-------|--------|--------|---------------------------|---------------------------|-------------------|
|                                       |  | Media                      | Dev.est | Rango | Max   | Min   | Media     | Dev.est | Rango | Máximo | Mínimo |                           |                           |                   |
| Verduras y Hortalizas                 | Ahuyama_per_merca                        | 932                        | 189     | 950   | 1483  | 533   | 1198      | 230     | 866   | 1633   | 767    | 266                       | 28%                       | -84,0             |
|                                       | Ajo importado_per_merca                  | 6662                       | 2319    | 8456  | 11500 | 3044  | 7859      | 1973    | 9125  | 12958  | 3833   | 1198                      | 18%                       | 669,0             |
|                                       | Cebolla cabezona blanca_per_merca        | 1402                       | 616     | 2934  | 3342  | 408   | 1785      | 926     | 4376  | 4993   | 617    | 383                       | 27%                       | 1442,0            |
|                                       | Cebolla junca_per_merca                  | 1162                       | 458     | 2146  | 2494  | 348   | 1451      | 473     | 2186  | 2956   | 770    | 289                       | 25%                       | 40,0              |
|                                       | Habichuela_per_merca                     | 1760                       | 646     | 3345  | 4105  | 760   | 2586      | 1014    | 4485  | 5310   | 825    | 826                       | 47%                       | 1140,0            |
|                                       | Lechuga Batavia_per_merca                | 1463                       | 327     | 1590  | 2639  | 1049  | 1752      | 491     | 2426  | 3611   | 1185   | 289                       | 20%                       | 836,0             |
|                                       | Tomate chonto_per_merca                  | 1739                       | 589     | 2538  | 3371  | 833   | 2106      | 671     | 4106  | 5350   | 1244   | 368                       | 21%                       | 1568,0            |
|                                       | Zanahoria bogotana_per_merca             | 1277                       | 525     | 2830  | 3472  | 642   | 1666      | 426     | 2122  | 3072   | 950    | 389                       | 30%                       | -708,0            |
| Frutas                                | Aguate papalillo_per_merca               | 3336                       | 1073    | 5269  | 6500  | 1231  | 4558      | 1292    | 5583  | 7405   | 1822   | 1223                      | 37%                       | 314,2             |
|                                       | Banano criollo_per_merca                 | 946                        | 124     | 534   | 1242  | 708   | 1207      | 99      | 527   | 1452   | 925    | 261                       | 28%                       | -7,2              |
|                                       | Fresa_per_merca                          | 3826                       | 312     | 1073  | 4273  | 3200  | 5125      | 567     | 2204  | 6404   | 4200   | 1299                      | 34%                       | 1130,7            |
|                                       | Guayaba pera_per_merca                   | 1238                       | 135     | 700   | 1700  | 1000  | 1463      | 281     | 1192  | 2217   | 1025   | 225                       | 18%                       | 492,0             |
|                                       | Limón Tahiti_per_merca                   | 1540                       | 653     | 3142  | 3758  | 616   | 2097      | 942     | 4164  | 4967   | 803    | 557                       | 36%                       | 1022,1            |
|                                       | Lulo_per_merca                           | 2509                       | 509     | 2355  | 3933  | 1578  | 3126      | 952     | 3586  | 5078   | 1492   | 617                       | 25%                       | 1231,0            |
|                                       | Mandarina Oneco_per_merca                | 1500                       | 523     | 2507  | 2963  | 456   | 1930      | 694     | 3303  | 4025   | 722    | 430                       | 29%                       | 796,0             |
|                                       | Manzana roja importada_per_merca         | 4519                       | 511     | 3144  | 6711  | 3567  | 6564      | 966     | 3508  | 8596   | 5088   | 2045                      | 45%                       | 364,3             |
|                                       | Maracuyá_per_merca                       | 2354                       | 604     | 3139  | 4439  | 1300  | 2819      | 674     | 2519  | 4213   | 1694   | 464                       | 20%                       | -620,0            |
|                                       | Mora de Castilla_per_merca               | 2561                       | 612     | 3714  | 5489  | 1775  | 3285      | 792     | 3342  | 5342   | 2000   | 724                       | 28%                       | -372,0            |
|                                       | Naranja Sweet_per_merca                  | 744                        | 145     | 1033  | 1433  | 400   | 1127      | 333     | 1283  | 1950   | 667    | 383                       | 52%                       | 250,0             |
|                                       | Papaya Maradol_per_merca                 | 1395                       | 266     | 1317  | 2225  | 908   | 1683      | 492     | 1992  | 2817   | 825    | 288                       | 21%                       | 675,0             |
|                                       | Piña gold_per_merca                      | 1376                       | 236     | 1223  | 2156  | 933   | 1824      | 315     | 1589  | 2911   | 1322   | 448                       | 33%                       | 366,0             |
| Tomate de árbol_per_merca             | 1754                                     | 310                        | 1433    | 2550  | 1117  | 2224  | 491       | 1900    | 3260  | 1360   | 470    | 27%                       | 467,0                     |                   |
| Tuberculos, raíces y plátanos         | Arracacha blanca_per_merca               | 1939                       | 893     | 3500  | 4400  | 900   | 2185      | 1005    | 3500  | 4583   | 1083   | 246                       | 13%                       | 0,0               |
|                                       | Papa criolla limpia_per_merca            | 2118                       | 881     | 3392  | 4440  | 1048  | 2354      | 656     | 2750  | 3865   | 1115   | 236                       | 11%                       | -642,0            |
|                                       | Papa parda pastusa_per_merca             | 826                        | 303     | 1553  | 1980  | 427   | 1169      | 670     | 2600  | 3000   | 400    | 343                       | 42%                       | 1047,0            |
|                                       | Plátano dominico hartón verde_per_merca  | 1052                       | 273     | 1117  | 1617  | 500   | 1343      | 479     | 2116  | 2883   | 767    | 290                       | 28%                       | 999,0             |
|                                       | Plátano dominico hartón maduro_per_merca | 1052                       | 273     | 1117  | 1617  | 500   | 1335      | 482     | 2177  | 2885   | 708    | 282                       | 27%                       | 1059,9            |
|                                       | Yuca ICA_per_merca                       | 1160                       | 297     | 1045  | 1745  | 700   | 1539      | 944     | 2820  | 3425   | 605    | 378                       | 33%                       | 1775,0            |
|                                       | Granos y Cereales                        | Arroz de primera_per_merca | 2686    | 276   | 1241  | 3457  | 2216      | 3202    | 517   | 1750   | 4121   | 2371                      | 516                       | 19%               |
| Arveja verde seca importada_per_merca |  | 1980                       | 177     | 592   | 2297  | 1705  | 3303      | 665     | 2651  | 4891   | 2240   | 1323                      | 67%                       | 2059,0            |
| Frijol cargamento rojo_per_merca      |  | 6431                       | 1171    | 4560  | 8723  | 4163  | 9127      | 3914    | 11559 | 17021  | 5462   | 2696                      | 42%                       | 6999,0            |
| Frijol verde en vaina_per_merca       |  | 2576                       | 518     | 2416  | 3933  | 1517  | 3549      | 1112    | 4166  | 6033   | 1867   | 973                       | 38%                       | 1750,0            |
| Lenteja importada_per_merca           |  | 3673                       | 1092    | 3064  | 5498  | 2434  | 5072      | 1407    | 5086  | 7550   | 2464   | 1399                      | 38%                       | 2022,0            |
| Huevos y Lácteos                      | Huevo blanco AA_per_l41                  | 278                        | 22      | 77    | 317   | 240   | 406       | 99      | 300   | 567    | 267    | 128                       | 46%                       | 223,0             |
|                                       | Leche en polvo_per_merca                 | 23023                      | 1525    | 6155  | 25756 | 19601 | 32300     | 4754    | 16133 | 41867  | 25734  | 9278                      | 40%                       | 9978,0            |
|                                       | Queso campesino_per_refaxm               | 10224                      | 977     | 4000  | 12500 | 8500  | 13835     | 3711    | 10934 | 19667  | 8733   | 3612                      | 35%                       | 6934,0            |
| Procesados                            | Harina de trigo_per_merca                | 2657                       | 154     | 471   | 2940  | 2469  | 3210      | 367     | 1443  | 4260   | 2817   | 553                       | 21%                       | 972,4             |
|                                       | Panela redonda morena_per_merca          | 3145                       | 401     | 1527  | 3725  | 2198  | 3619      | 434     | 1468  | 4224   | 2756   | 474                       | 15%                       | -59,0             |
|                                       | Pastas alimenticias_per_merca            | 5177                       | 261     | 914   | 5593  | 4679  | 6336      | 700     | 2210  | 7742   | 5532   | 1159                      | 22%                       | 1295,6            |
|                                       | Sal yodada_per_merca                     | 893                        | 62      | 279   | 1054  | 775   | 1232      | 155     | 510   | 1520   | 1010   | 339                       | 38%                       | 231,0             |
|                                       | Aceite vegetal (mezcla)_per_refaxm       | 5366                       | 421     | 1794  | 5736  | 3942  | 8007      | 2163    | 5835  | 11333  | 5498   | 2641                      | 49%                       | 4041,0            |
| Carnes                                | Trucha en corte mariposa_per_merca       | 13743                      | 817     | 4200  | 16000 | 11800 | 17522     | 3372    | 13433 | 23000  | 9567   | 3780                      | 28%                       | 9233,0            |
|                                       | Pechuga de pollo_per_refaxm              | 8372                       | 356     | 2066  | 9533  | 7467  | 10916     | 2459    | 7133  | 14800  | 7667   | 2545                      | 30%                       | 5067,0            |
|                                       | Piernas de pollo_per_refaxm              | 6858                       | 555     | 2850  | 8083  | 5233  | 9259      | 2149    | 7090  | 13400  | 6310   | 2401                      | 35%                       | 4240,3            |
|                                       | Carne de res, cadera_per_l41             | 15927                      | 607     | 3417  | 17667 | 14250 | 22020     | 4050    | 10889 | 27667  | 16778  | 6093                      | 38%                       | 7471,5            |
|                                       | Carne de cerdo, lomo sin hueso_per_l41   | 15283                      | 714     | 2355  | 16333 | 13978 | 18574     | 2544    | 9686  | 24019  | 14333  | 3292                      | 22%                       | 7330,7            |

○ Consolidado resultado pruebas de estacionariedad ADF y KPSS:

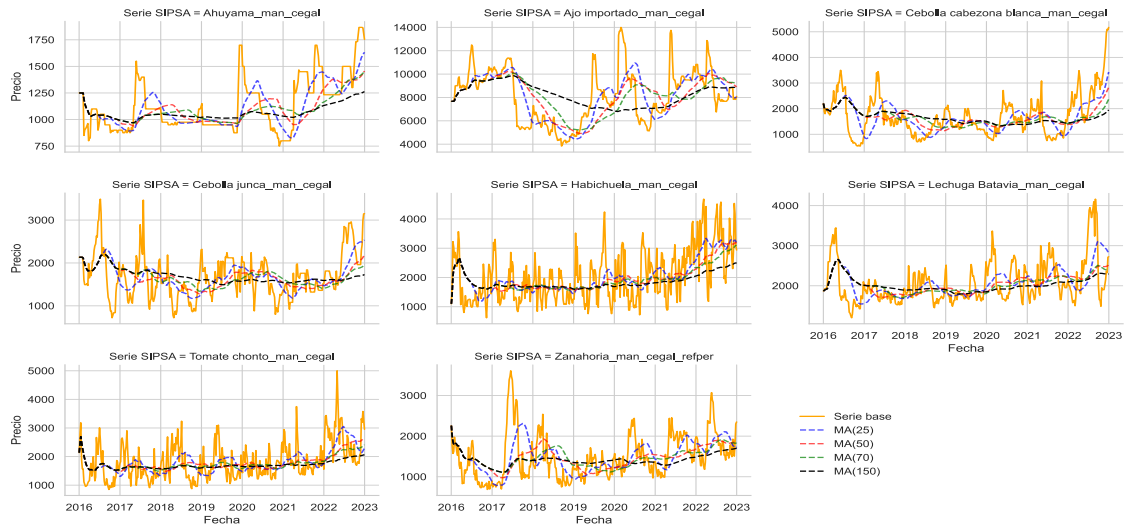
| Serie                                    | ADF estacionario* | ADF_pvalue | KPSS estacionario* | KPSS_pvalue | Tipo serie                 | Nivel de integración |
|--|-------------------|------------|--------------------|-------------|----------------------------|----------------------|
| Aceite vegetal (mezcla)_per_refaxm       | FALSO             | 0,965      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Aguacate papelillo_per_merca             | FALSO             | 0,161      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Ahuyama_per_merca                        | FALSO             | 0,103      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Ajo importado_per_merca                  | FALSO             | 0,089      | VERDADERO          | 0,08816     | Estacionaria con tendencia | I(1)                 |
| Arracacha blanca_per_merca               | FALSO             | 0,503      | VERDADERO          | 0,10000     | Estacionaria con tendencia | I(3)                 |
| Arroz de primera_per_merca               | FALSO             | 0,209      | FALSO              | 0,01220     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Arveja verde seca importada_per_merca    | FALSO             | 0,992      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Banano criollo_per_merca                 | FALSO             | 0,157      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Carne de cerdo, lomo sin hueso_per_I41   | FALSO             | 0,957      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Carne de res, cadera_per_I41             | FALSO             | 0,992      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Cebolla cabezona blanca_per_merca        | VERDADERO         | 0,039      | VERDADERO          | 0,09824     | Estacionaria               | I(0)                 |
| Cebolla junca_per_merca                  | FALSO             | 0,077      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Fresa_per_merca                          | FALSO             | 0,923      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Frijol cargamento rojo_per_merca         | FALSO             | 0,971      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Frijol verde en vaina_per_merca          | VERDADERO         | 0,025      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Guayaba pera_per_merca                   | FALSO             | 0,393      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Habichuela_per_merca                     | FALSO             | 0,121      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Harina de trigo_per_merca                | FALSO             | 0,998      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Huevo blanco AA_per_I41                  | FALSO             | 0,931      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Leche en polvo_per_merca                 | FALSO             | 0,987      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Lechuga Batavia_per_merca                | VERDADERO         | 0,000      | FALSO              | 0,02179     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Lenteja importada_per_merca              | FALSO             | 0,853      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Limón Tahití_per_merca                   | FALSO             | 0,247      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Lulo_per_merca                           | FALSO             | 0,409      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Mandarina Oneco_per_merca                | VERDADERO         | 0,000      | FALSO              | 0,02223     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Manzana roja importada_per_merca         | FALSO             | 0,883      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Maracuyá_per_merca                       | FALSO             | 0,109      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Mora de Castilla_per_merca               | FALSO             | 0,562      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Naranja Sweet_per_merca                  | FALSO             | 0,255      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Panela redonda morena_per_merca          | FALSO             | 0,169      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Papa criolla limpia_per_merca            | VERDADERO         | 0,036      | FALSO              | 0,04147     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Papa parda pastusa_per_merca             | FALSO             | 0,223      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Papaya Maradol_per_merca                 | VERDADERO         | 0,000      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Pastas alimenticias_per_merca            | FALSO             | 0,964      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Pechuga de pollo_per_refaxm              | FALSO             | 0,949      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Piernas de pollo_per_refaxm              | FALSO             | 0,877      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Piña gold_per_merca                      | FALSO             | 0,714      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Plátano dominico hartón maduro_per_merca | FALSO             | 0,850      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Plátano dominico hartón verde_per_merca  | FALSO             | 0,885      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Queso campesino_per_refaxm               | FALSO             | 0,838      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Sal yodada_per_merca                     | FALSO             | 0,984      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Tomate chonto_per_merca                  | VERDADERO         | 0,000      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Tomate de árbol_per_merca                | VERDADERO         | 0,049      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Trucha en corte mariposa_per_merca       | FALSO             | 0,696      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Yuca ICA_per_merca                       | FALSO             | 0,367      | FALSO              | 0,01543     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Zanahoria bogotana_per_merca             | VERDADERO         | 0,034      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |

\*Las variables ADF estacionario y KPSS estacionario indican si la prueba estadística ha indicado si la serie es estacionaria o no, las pruebas se llevan a cabo sobre la serie sin diferenciar.

● **Manizales:**

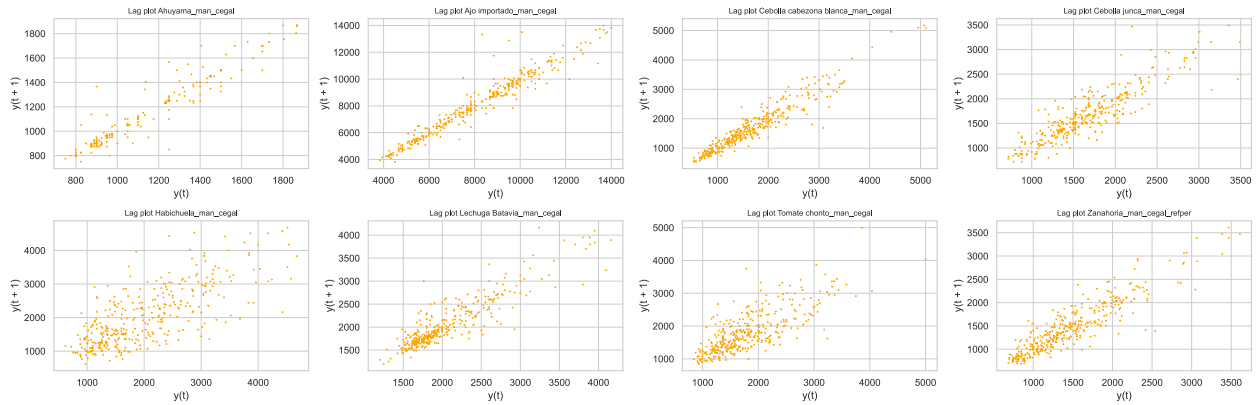
○ **Verduras y hortalizas:**

▪ **Medias móviles:**



■ **Lag plots:**

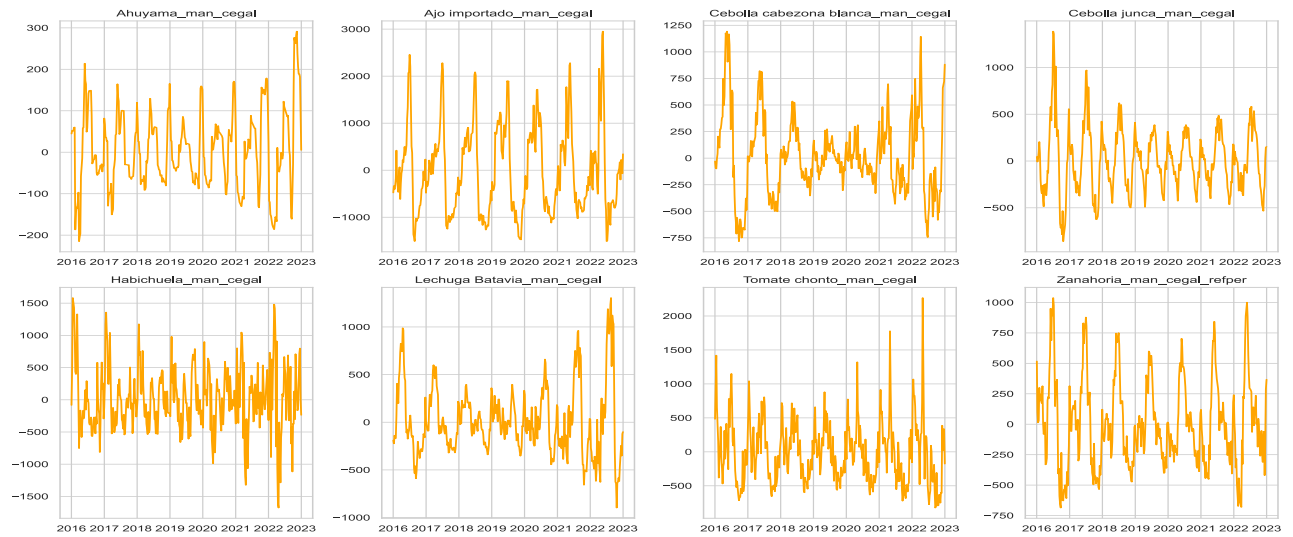
Lag Plots de Series de Tiempo Semanales Precios SIPSA Mercado Manizales - Sub-conjunto productos CABASA (2016-2022)



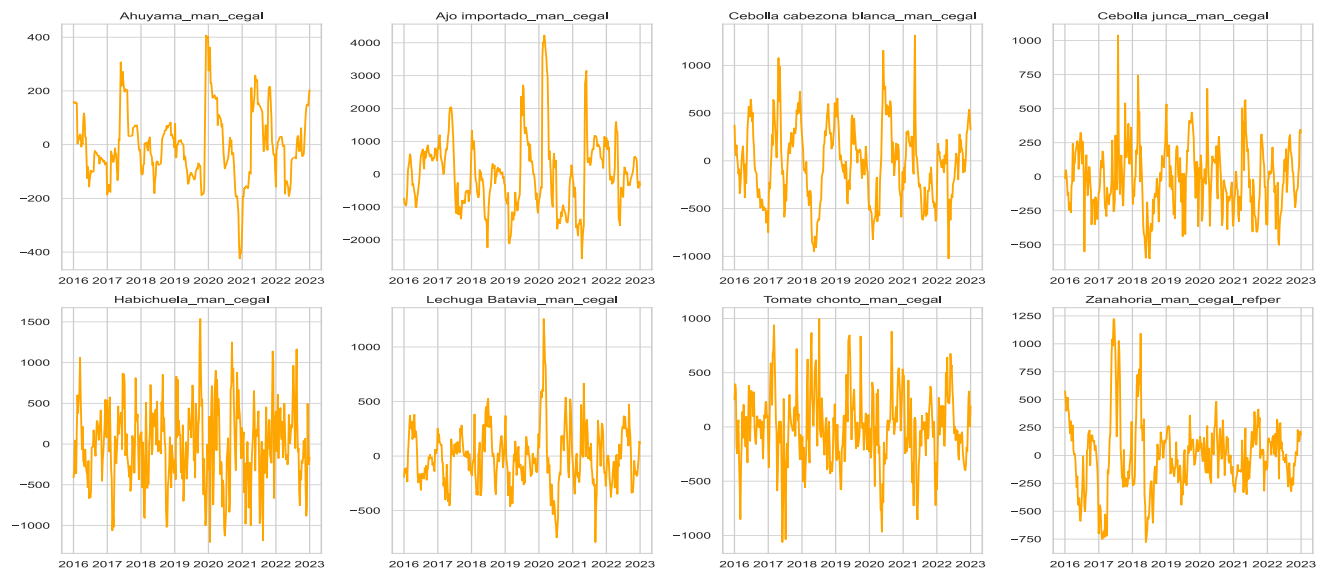
■ **Componente tendencia:**



■ **Componente estacional:**

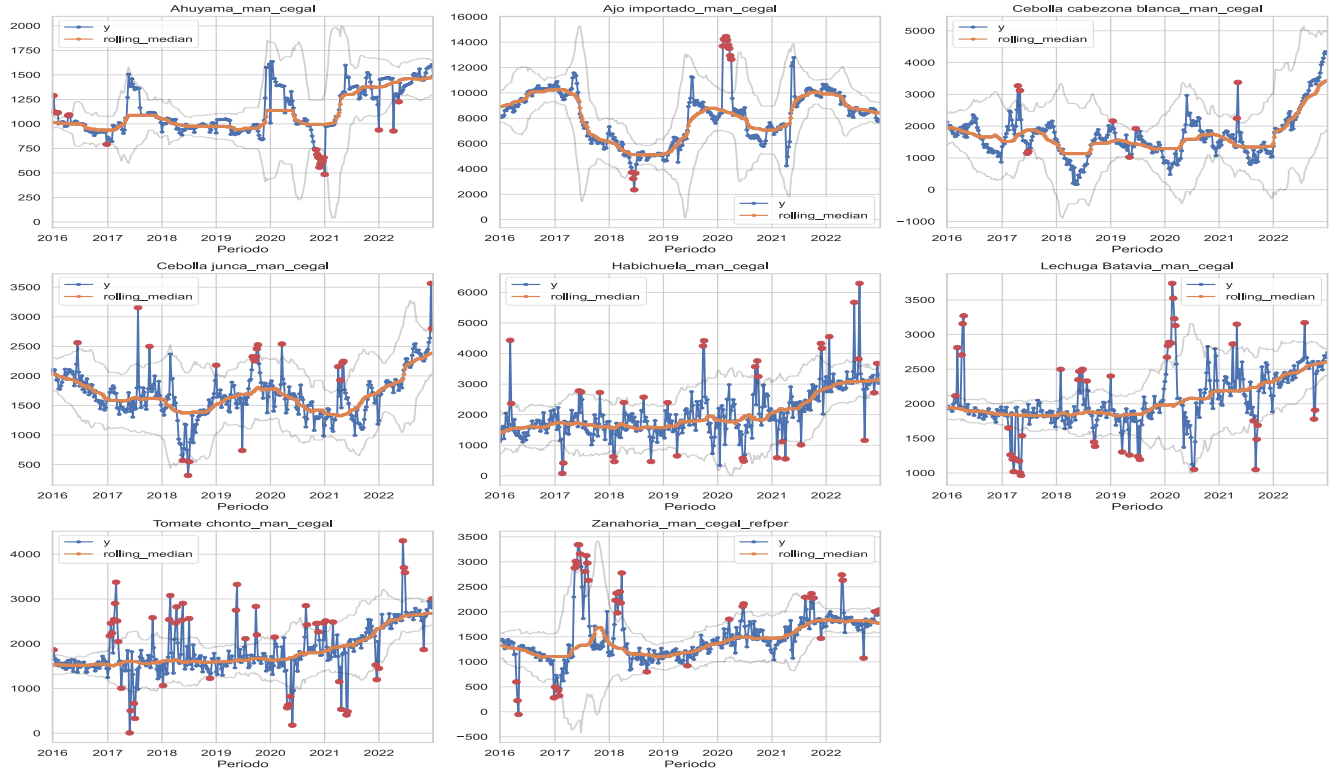


■ **Componente residual:**



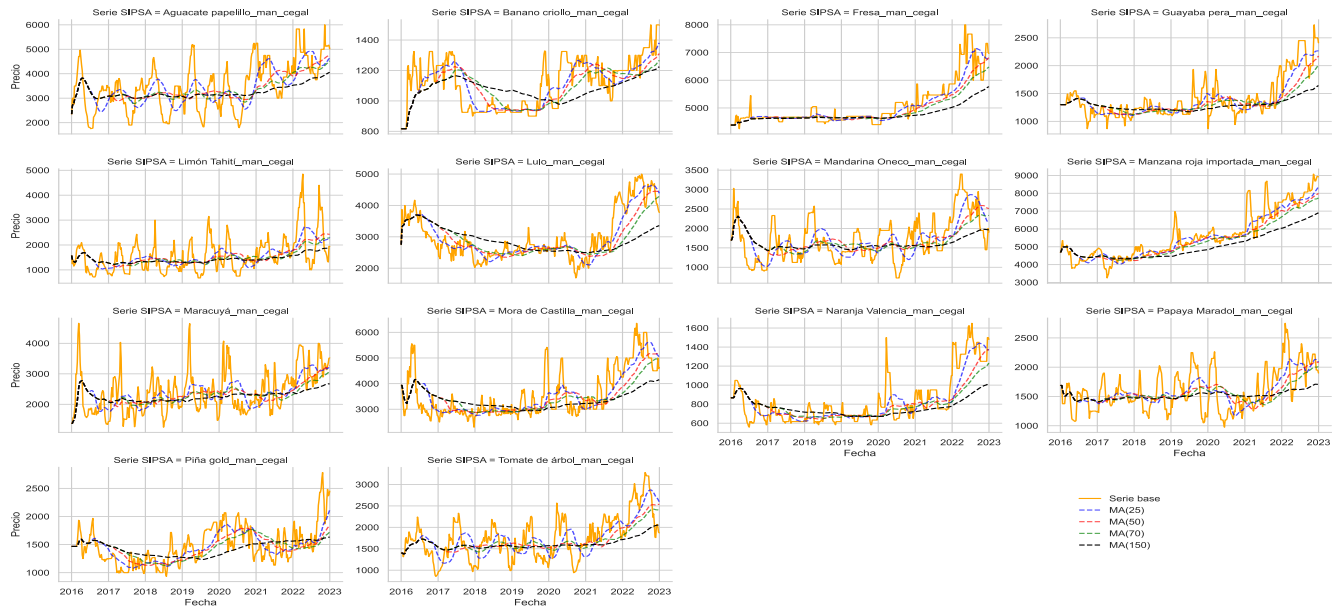
▪ **Outliers (aplicación MAD):**

Identificación de atipicos productos CABASA - subconjunto verduras y hortalizas MAN



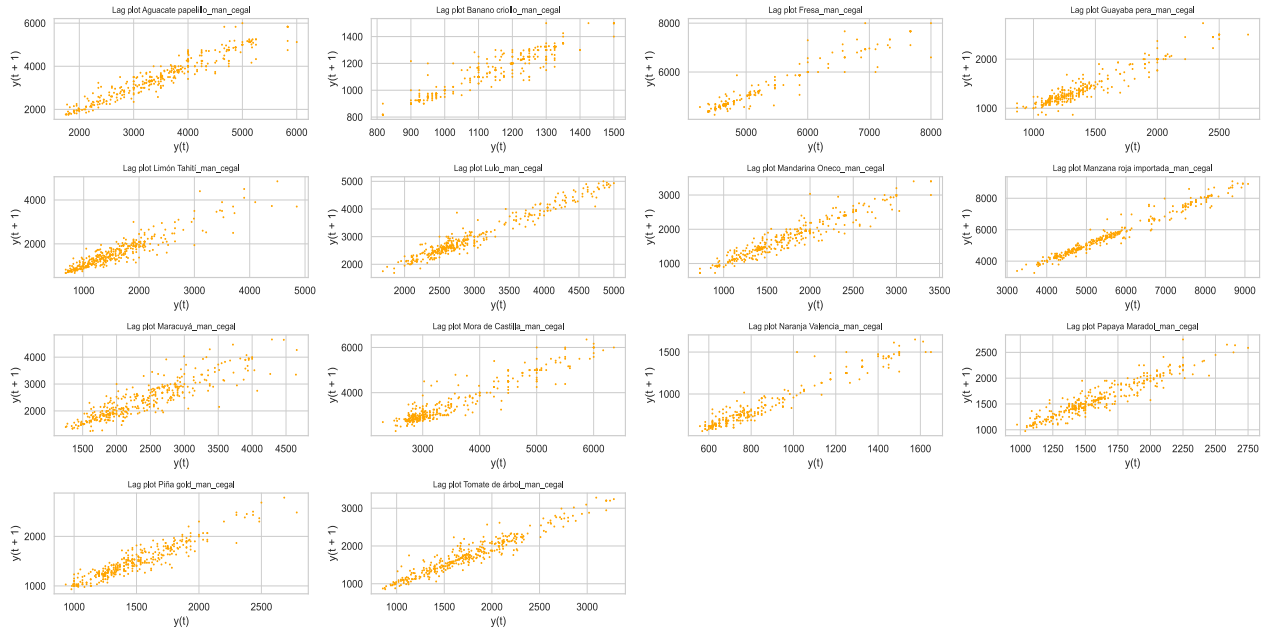
○ **Frutas:**

▪ **Medias móviles:**

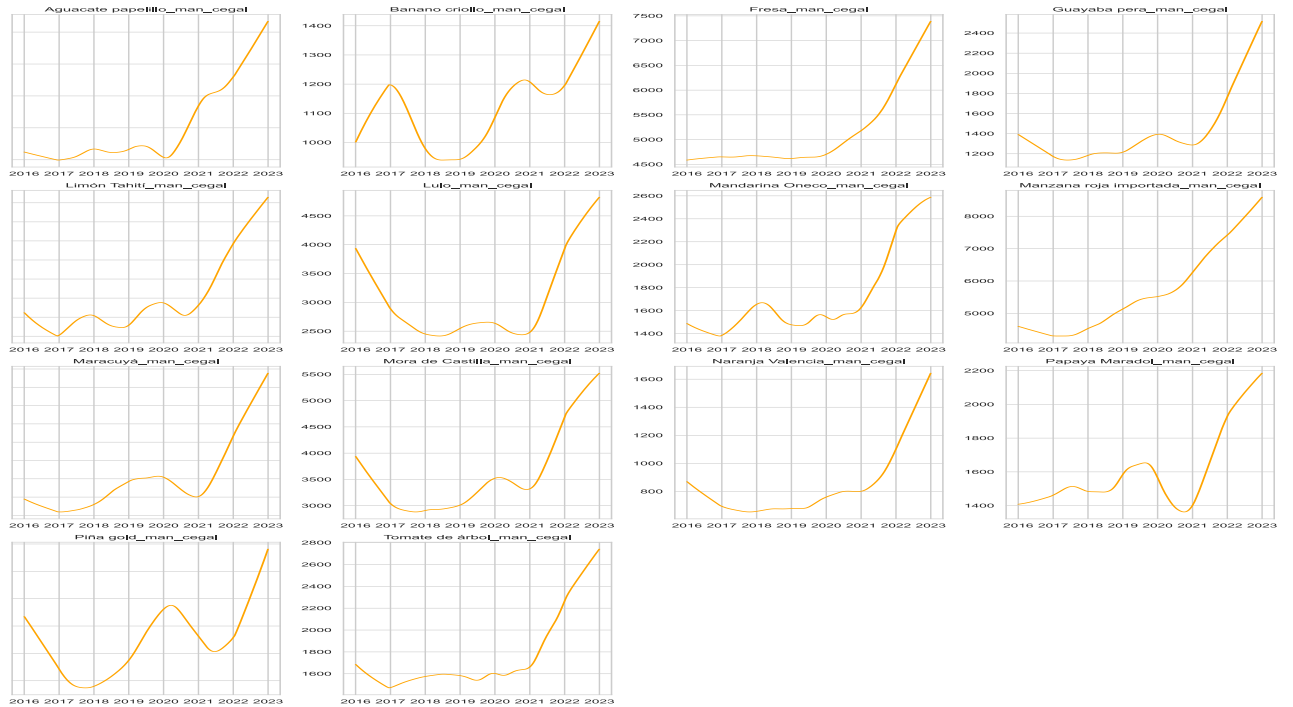


■ **Lag plots:**

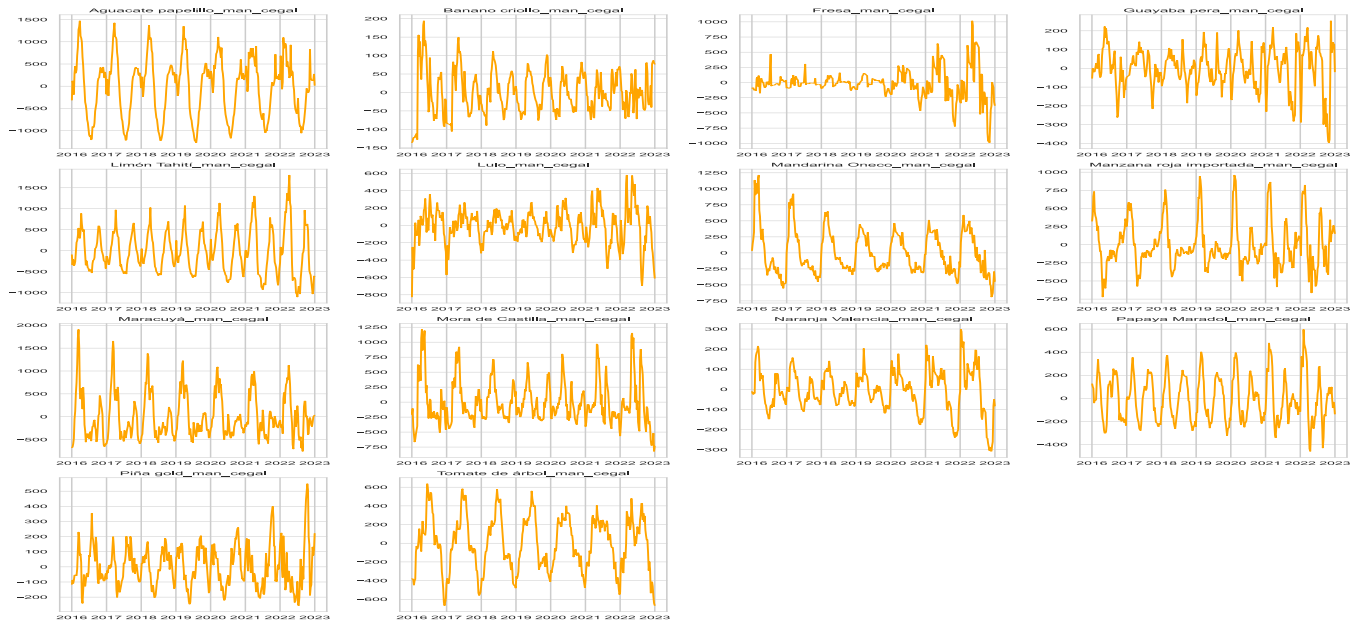
Lag Plots de Series de Tiempo Semanales Precios SIPSA Mercado Manizales - Sub-conjunto productos CABASA (2016-2022)



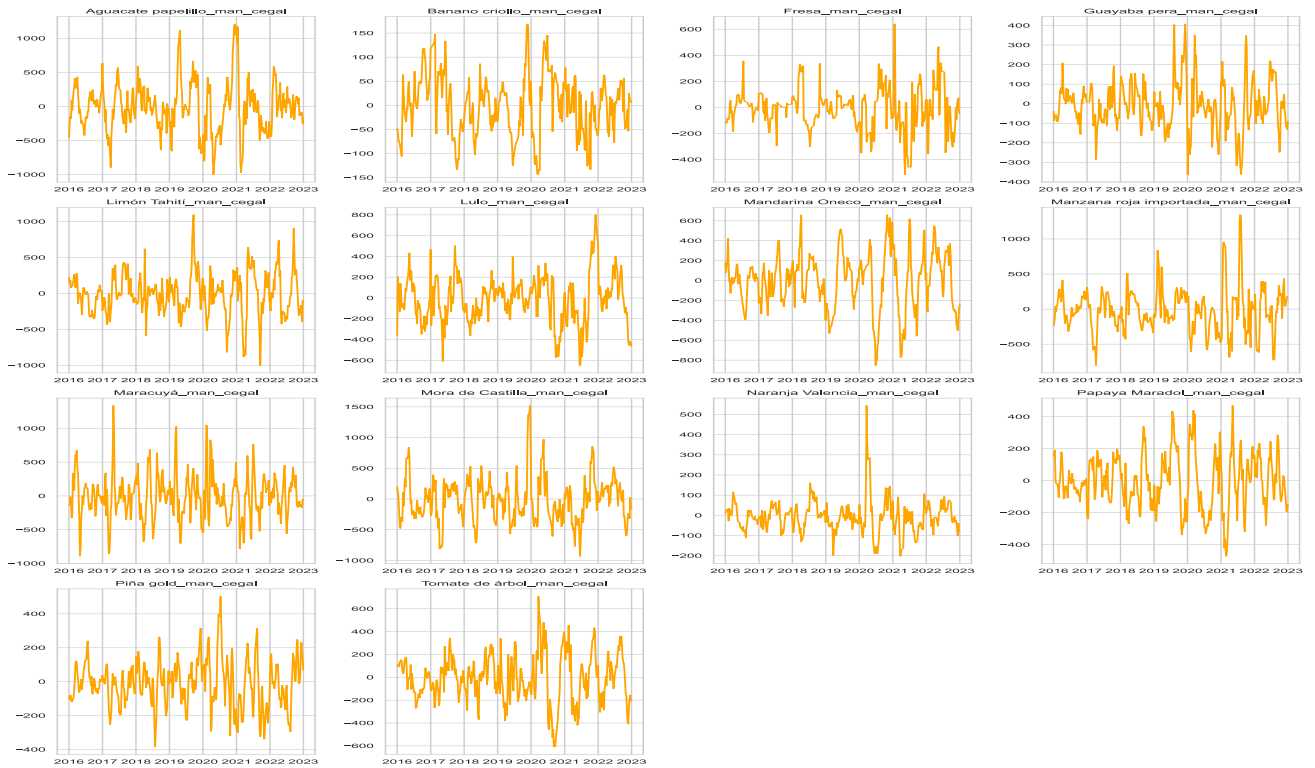
■ **Componente tendencia:**



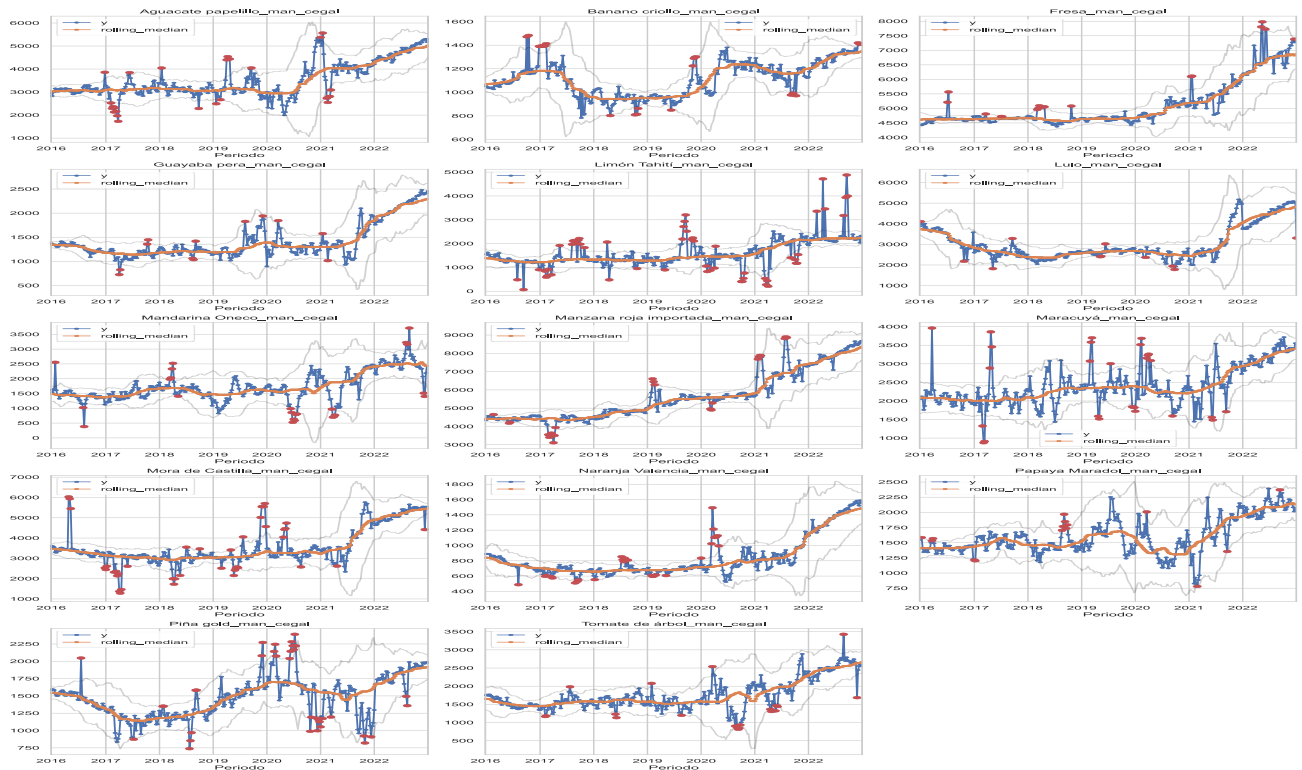
■ **Componente estacional:**



■ **Componente residual:**

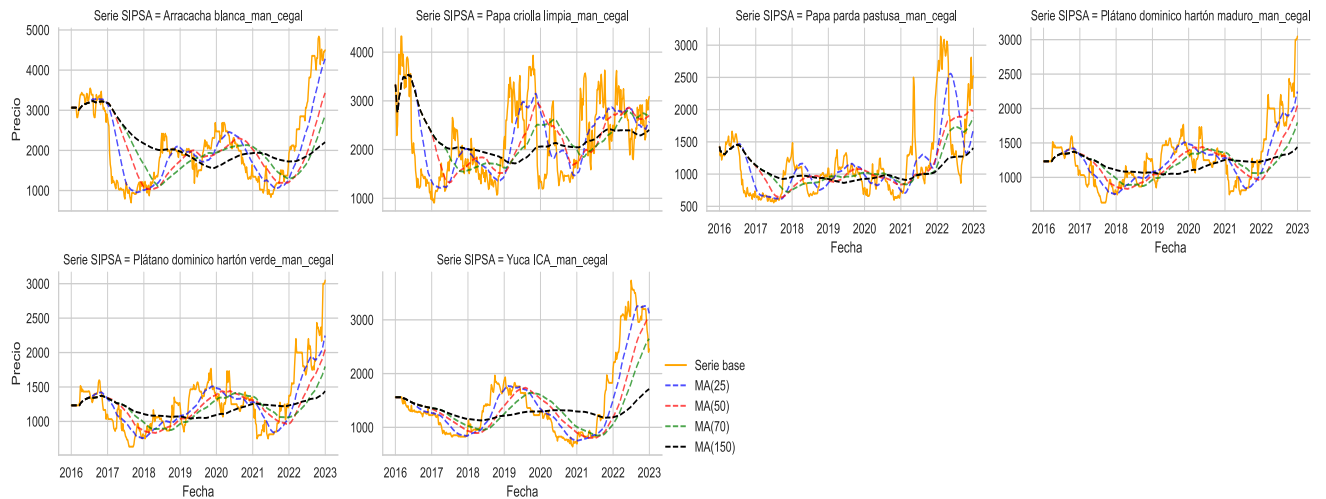


▪ **Outliers (aplicación MAD):**



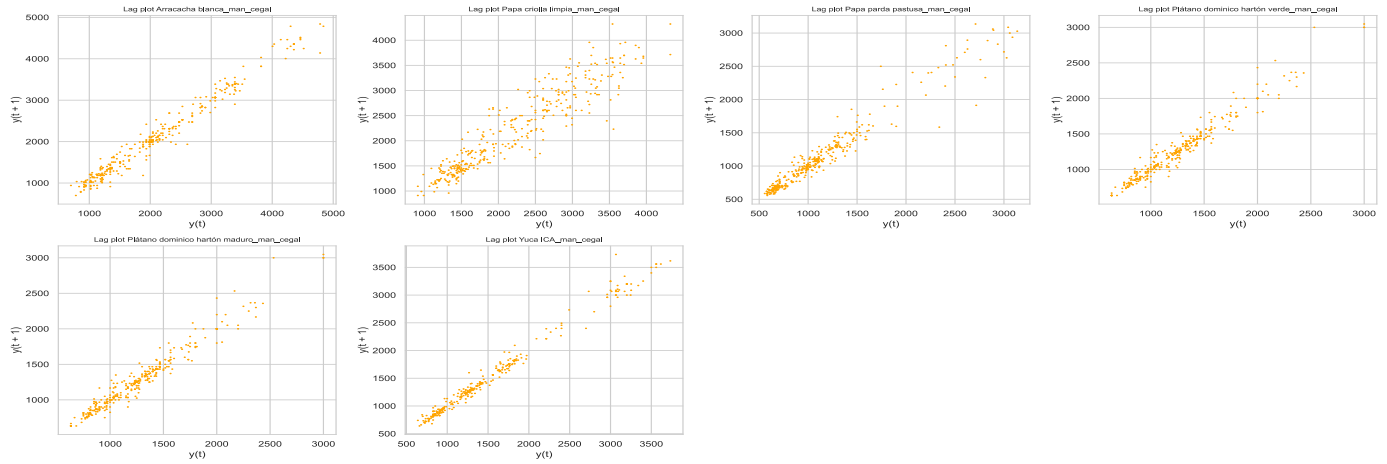
○ **Tubérculos, raíces y plátanos:**

▪ **Medias móviles:**

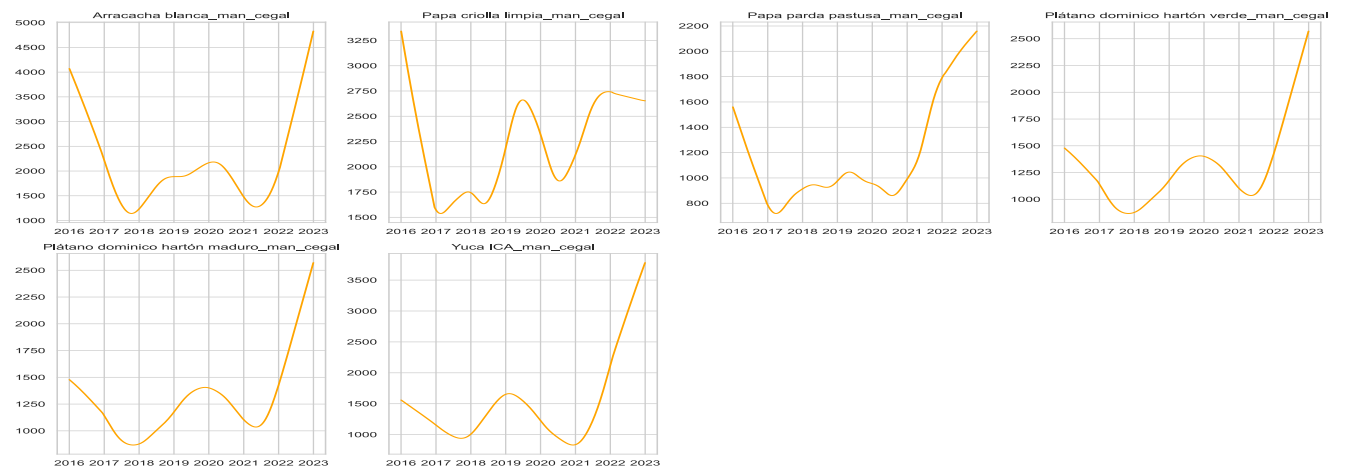


■ **Lag plots:**

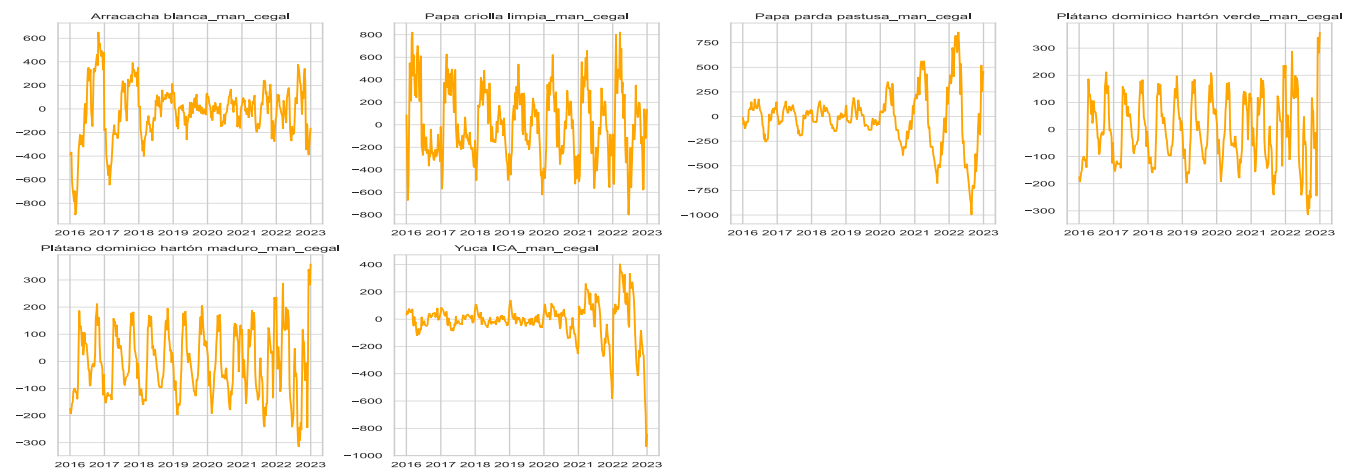
**Lag Plots de Series de Tiempo Semanales Precios SIPSA Mercado Manizales - Sub-conjunto productos CABASA (2016-2022)**



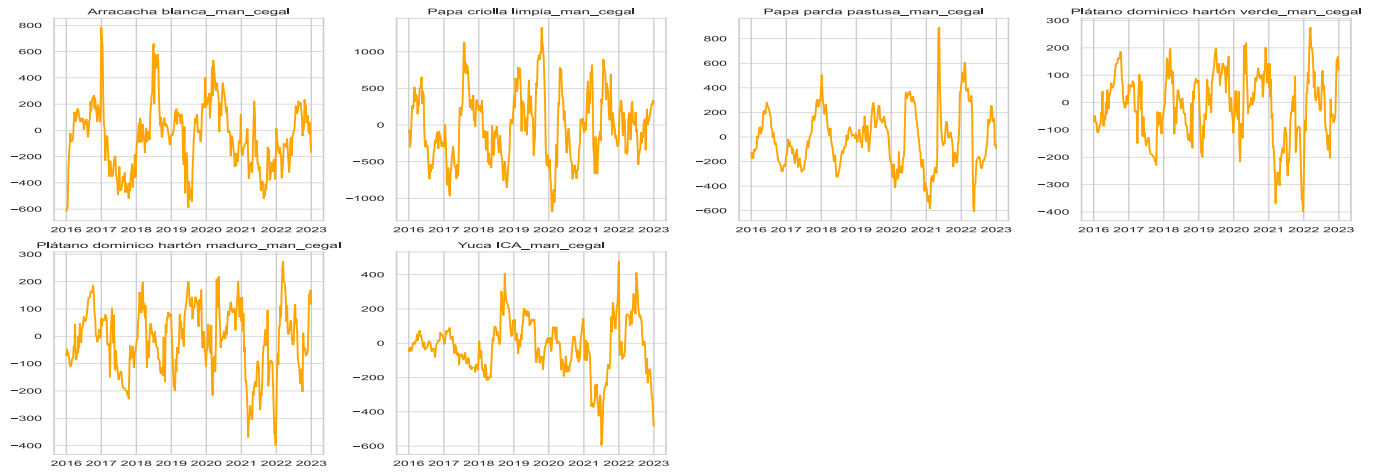
■ **Componente tendencia:**



■ **Componente estacional:**

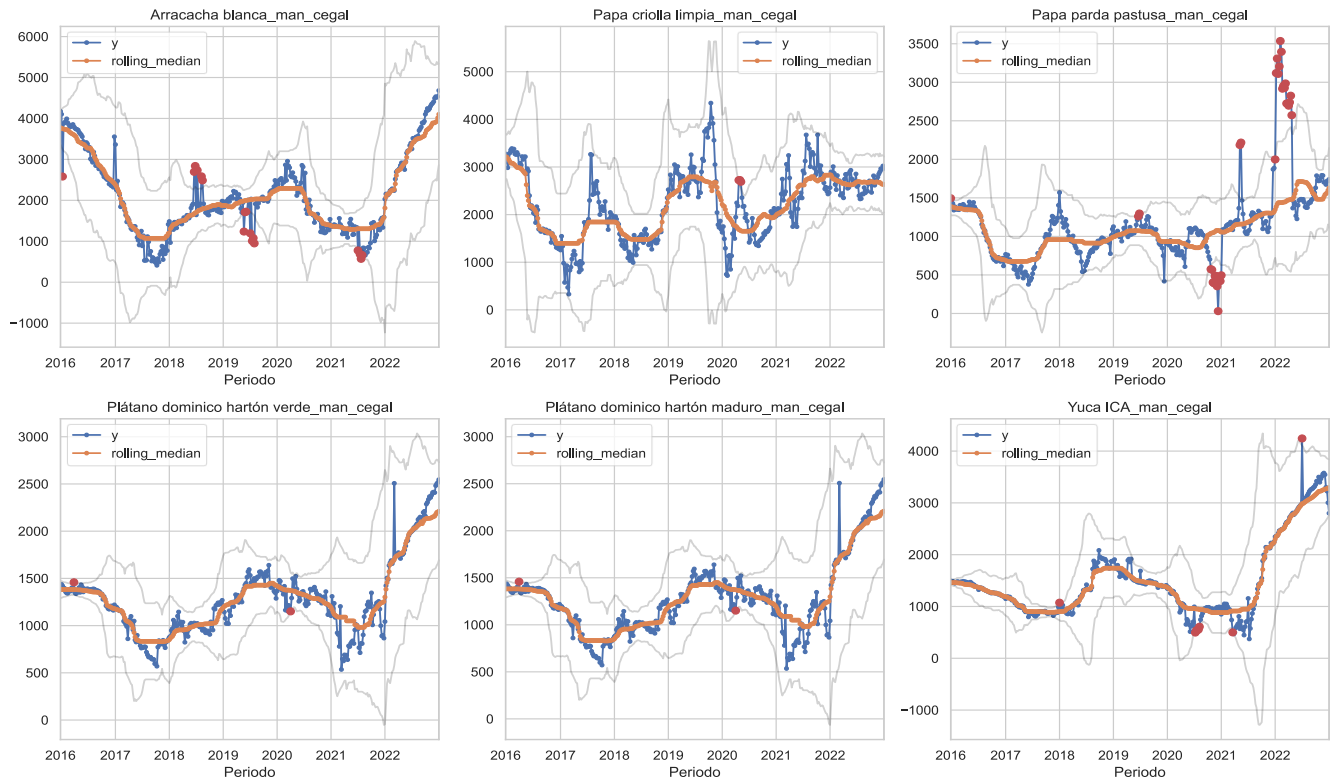


■ **Componente residual:**

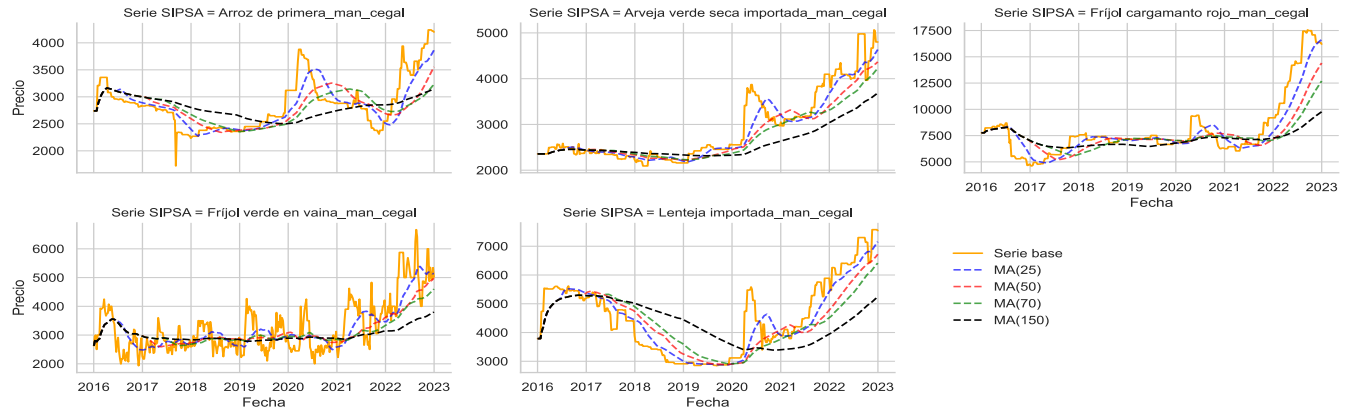


■ **Outliers (aplicación MAD):**

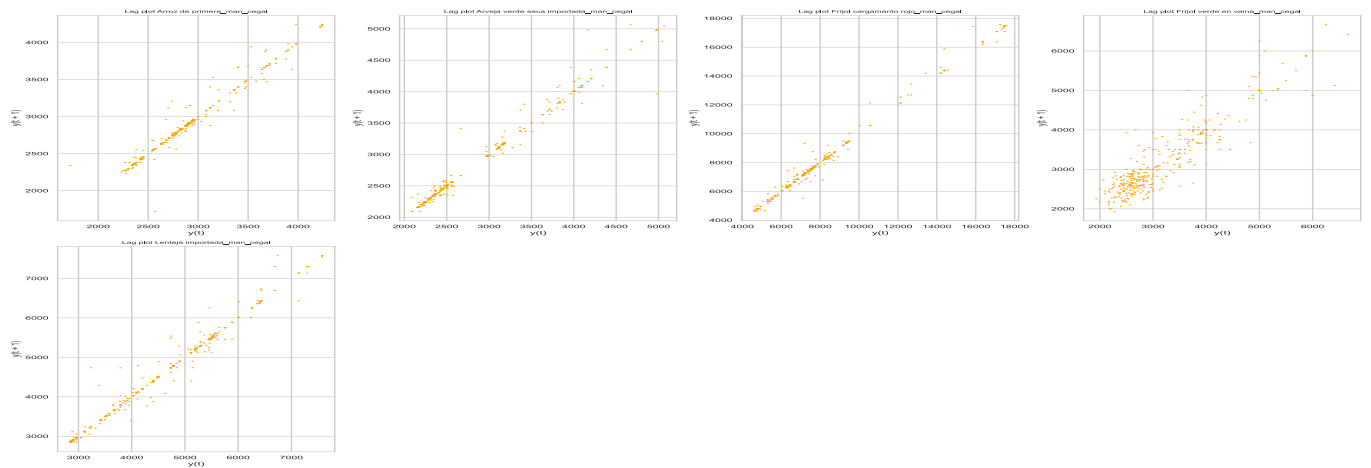
Identificación de atípicos productos CABASA - subconjunto tubérculos, raíces y plátanos MAN



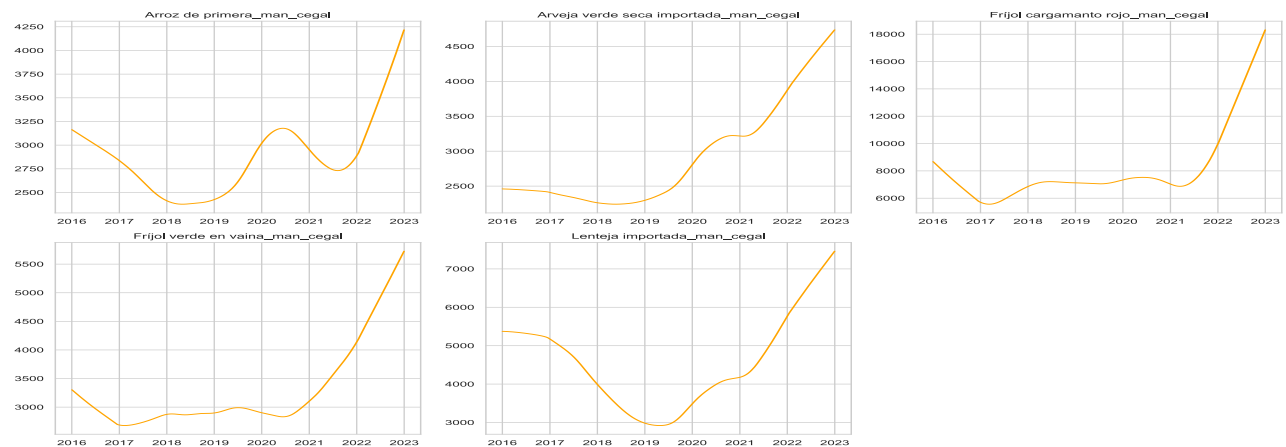
○ **Granos y Cereales:**  
 ■ **Medias móviles:**



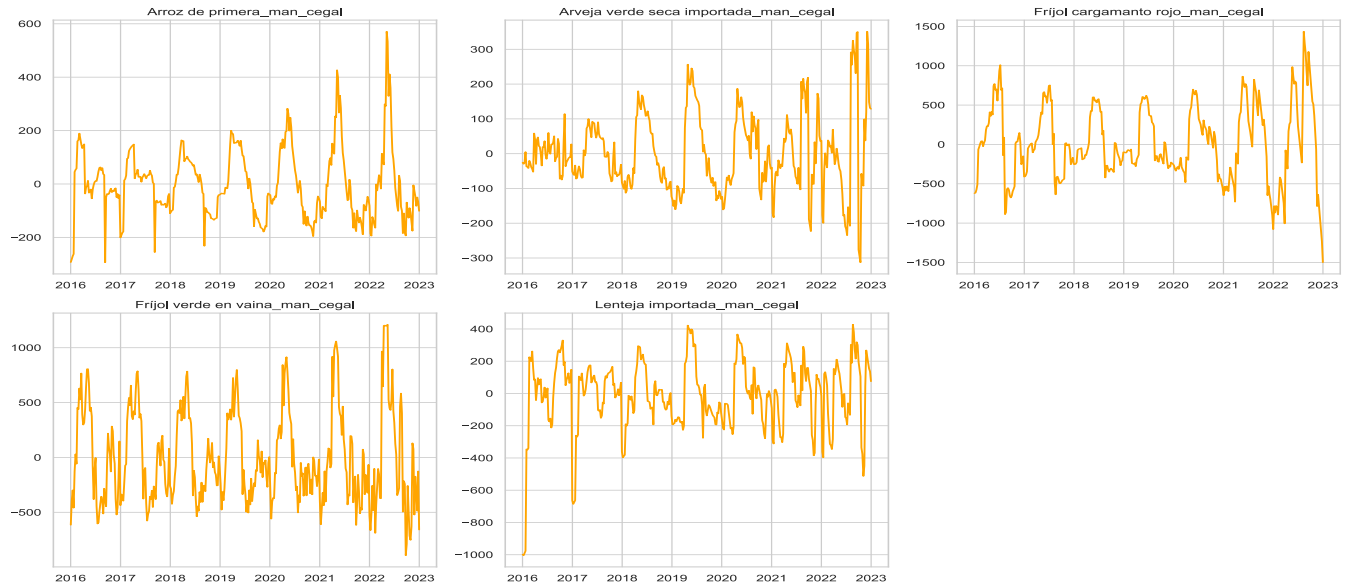
■ **Lag plots:**



■ **Componente tendencia:**



■ **Componente estacional:**

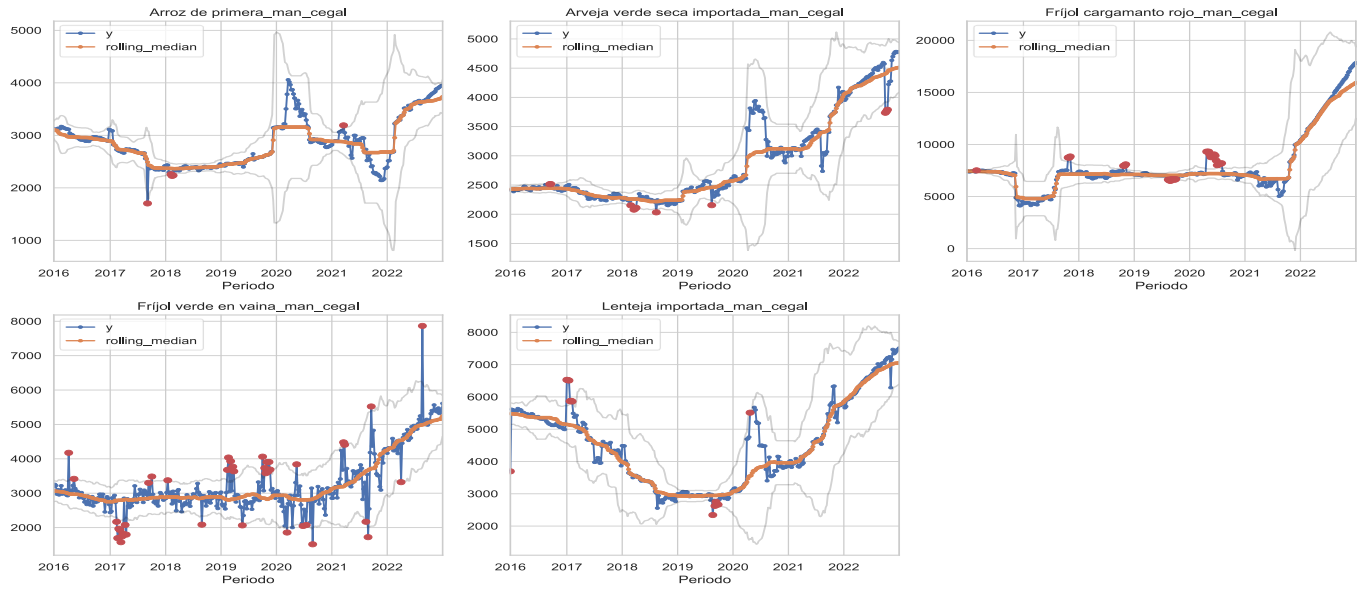


■ **Componente residual:**



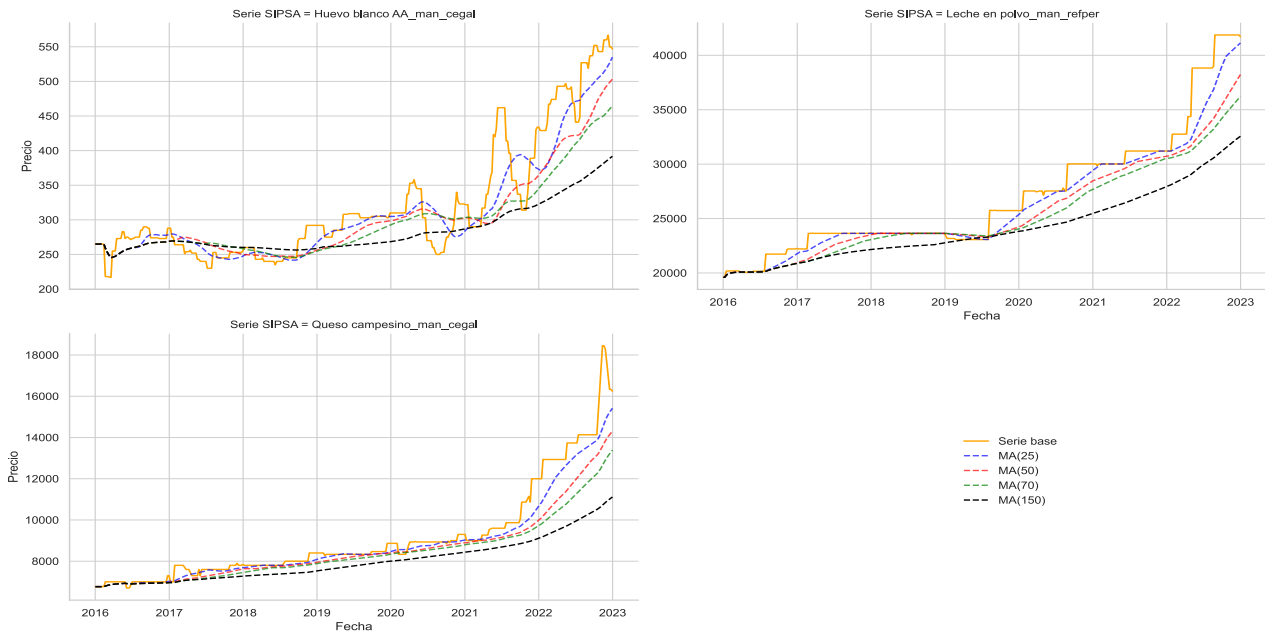
■ **Outliers (aplicación MAD):**

Identificación de atípicos productos CABASA - subconjunto granos y cereales MAN

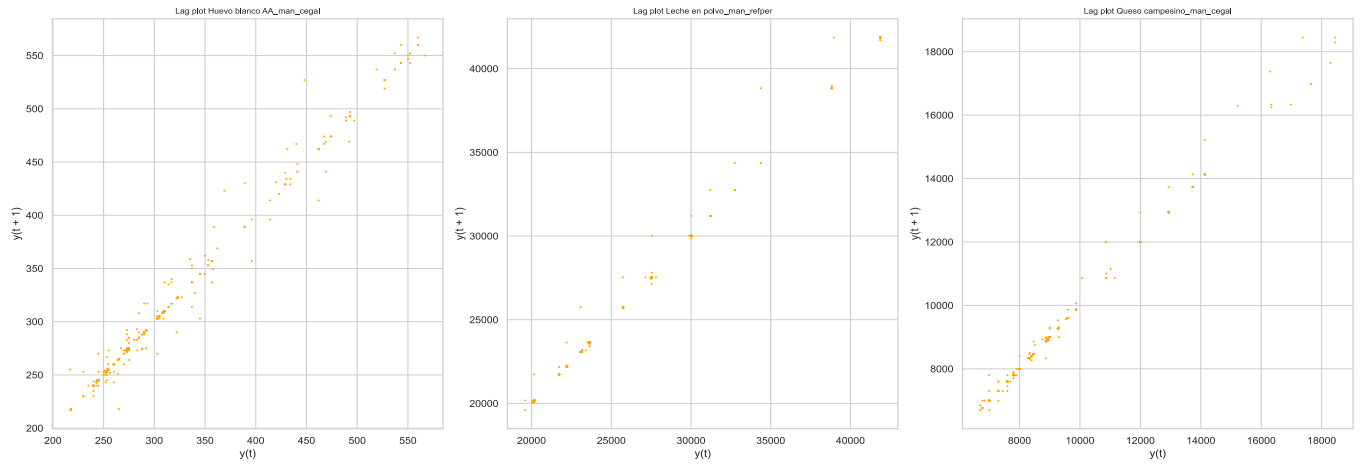


○ **Huevos y lácteos:**

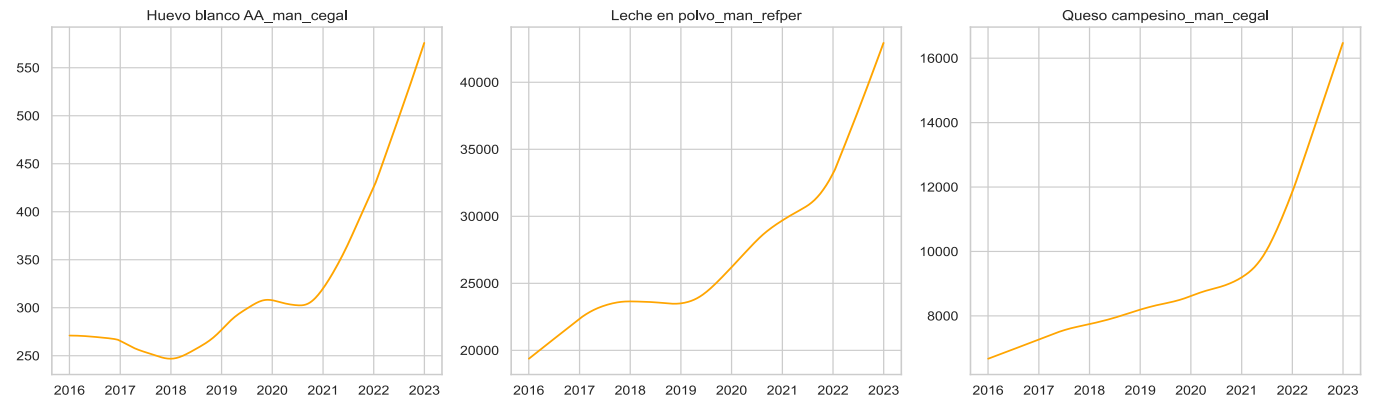
■ **Medias móviles:**



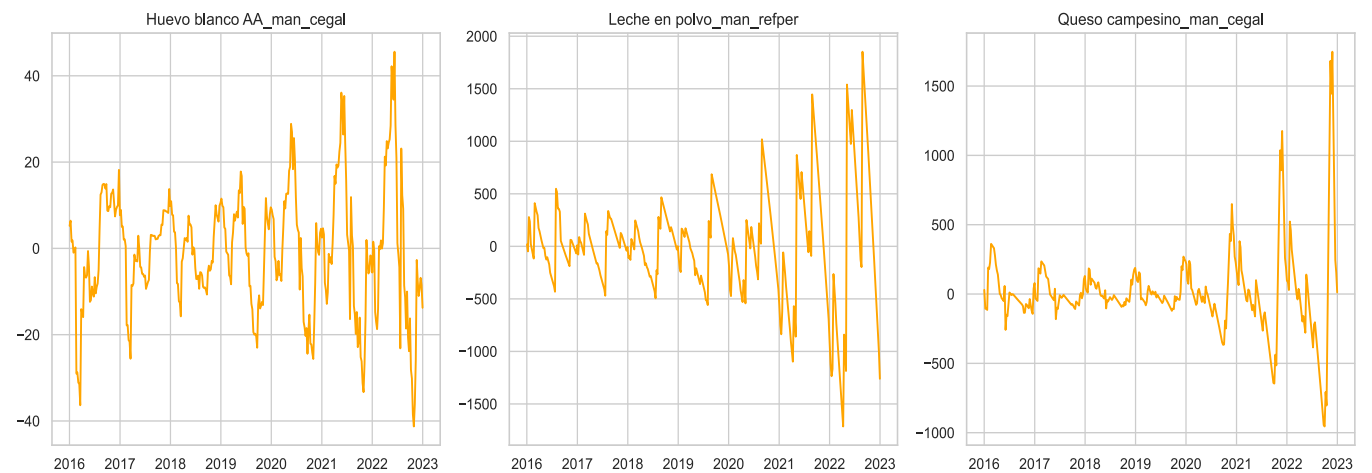
▪ **Lag plots:**



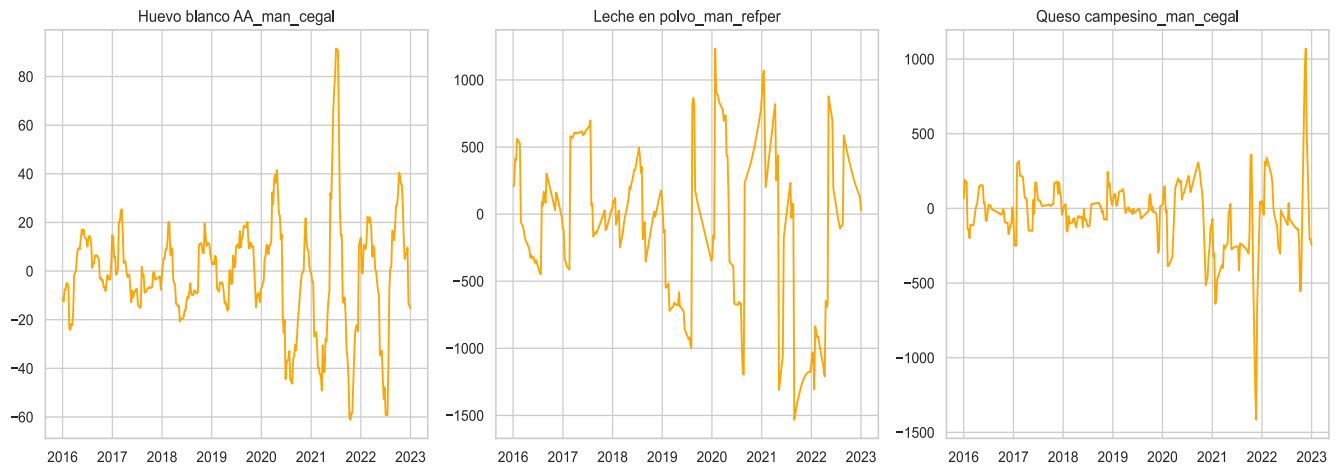
▪ **Componente tendencia:**



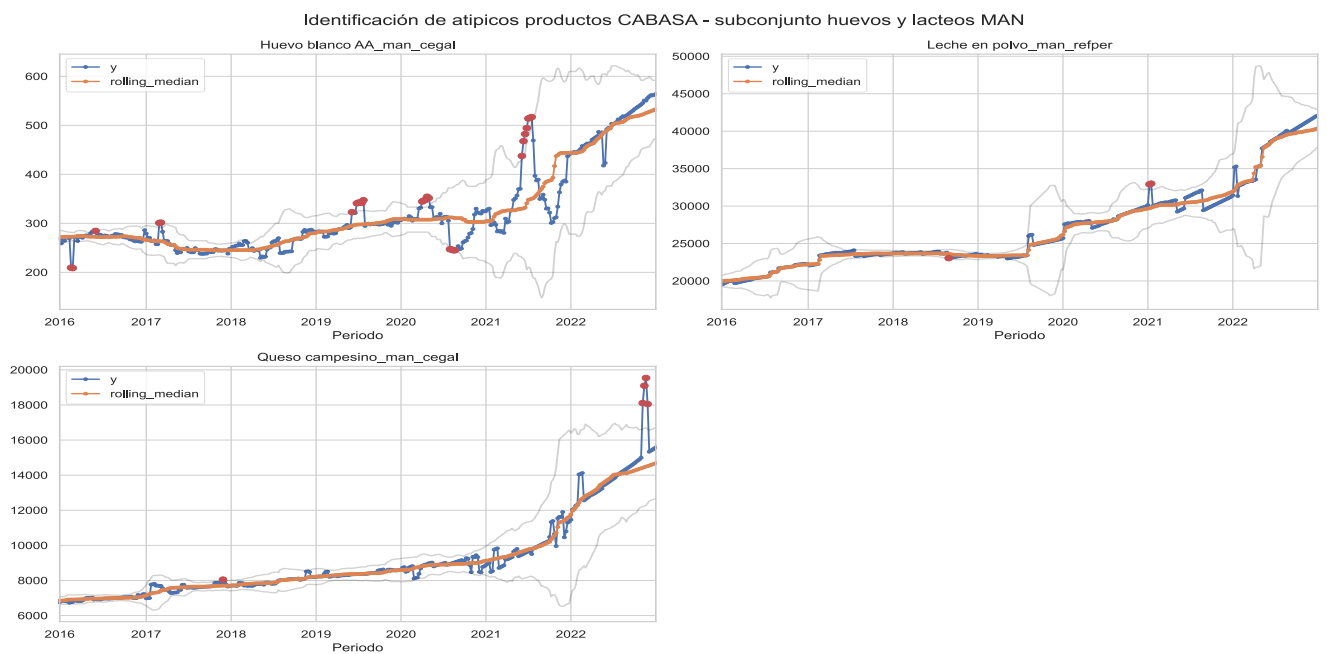
▪ **Componente estacional:**



■ **Componente residual:**

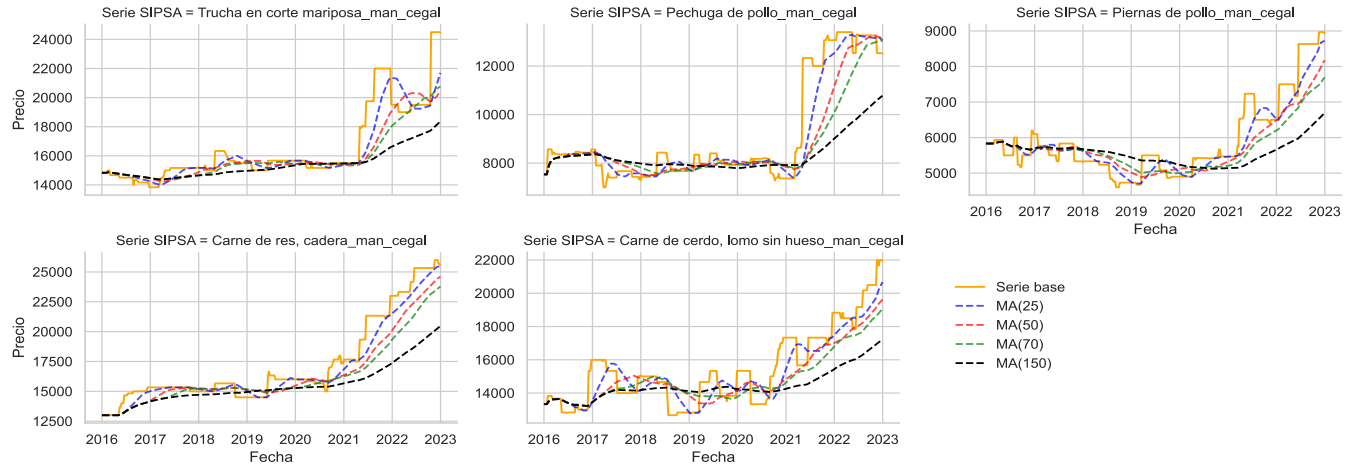


■ **Outliers (aplicación MAD):**

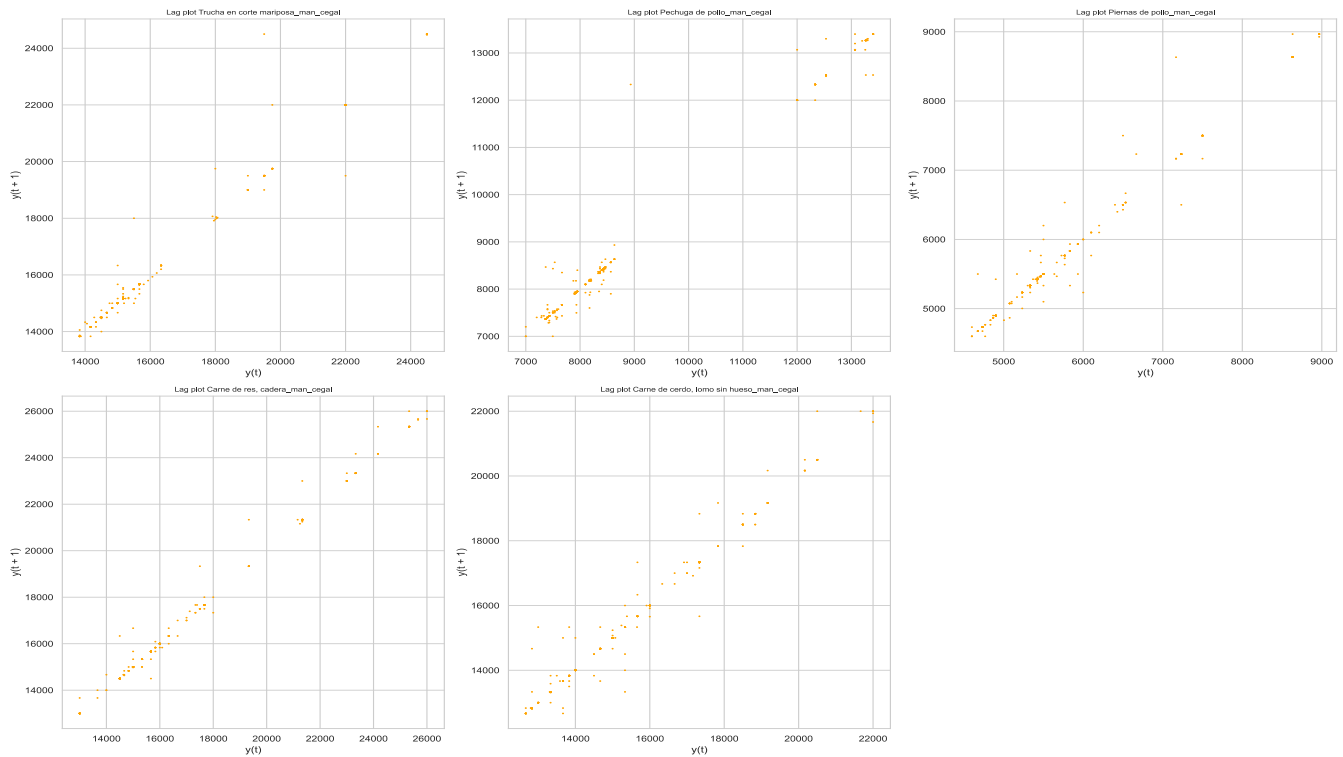


○ **Carnes:**

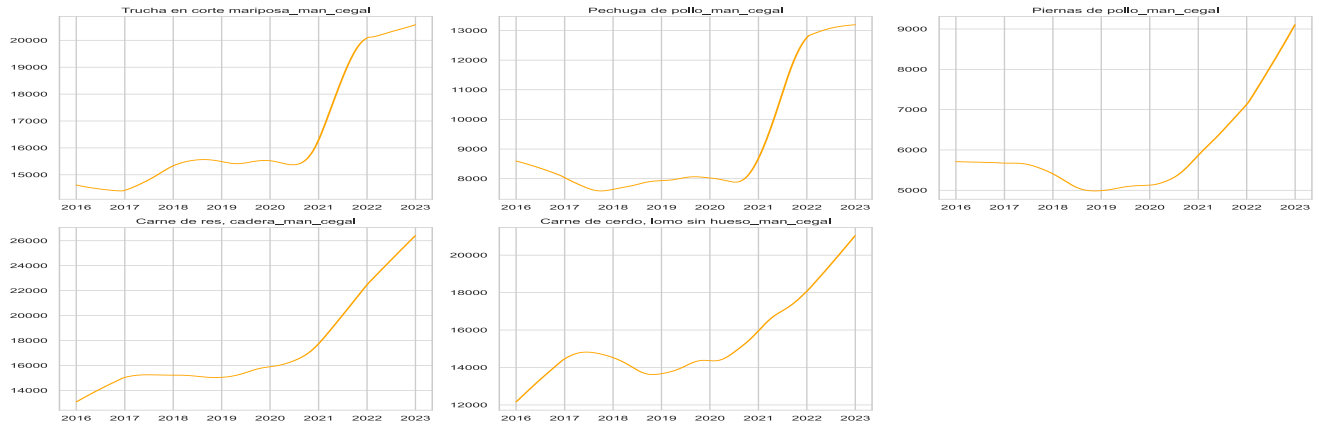
▪ **Medias móviles:**



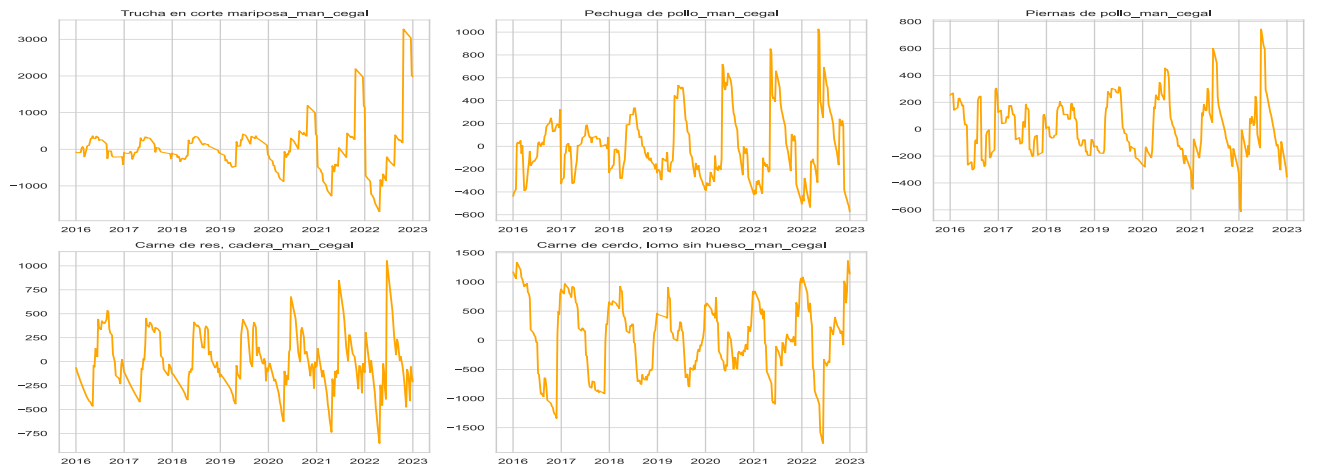
▪ **Lag plots:**



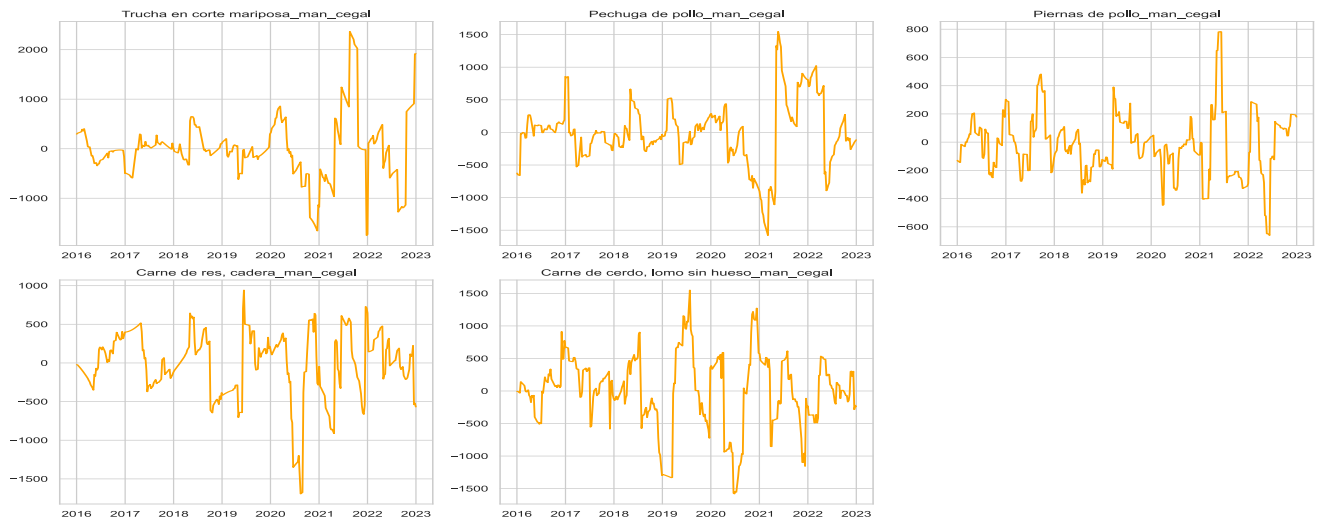
■ **Componente tendencia:**



■ **Componente estacional:**

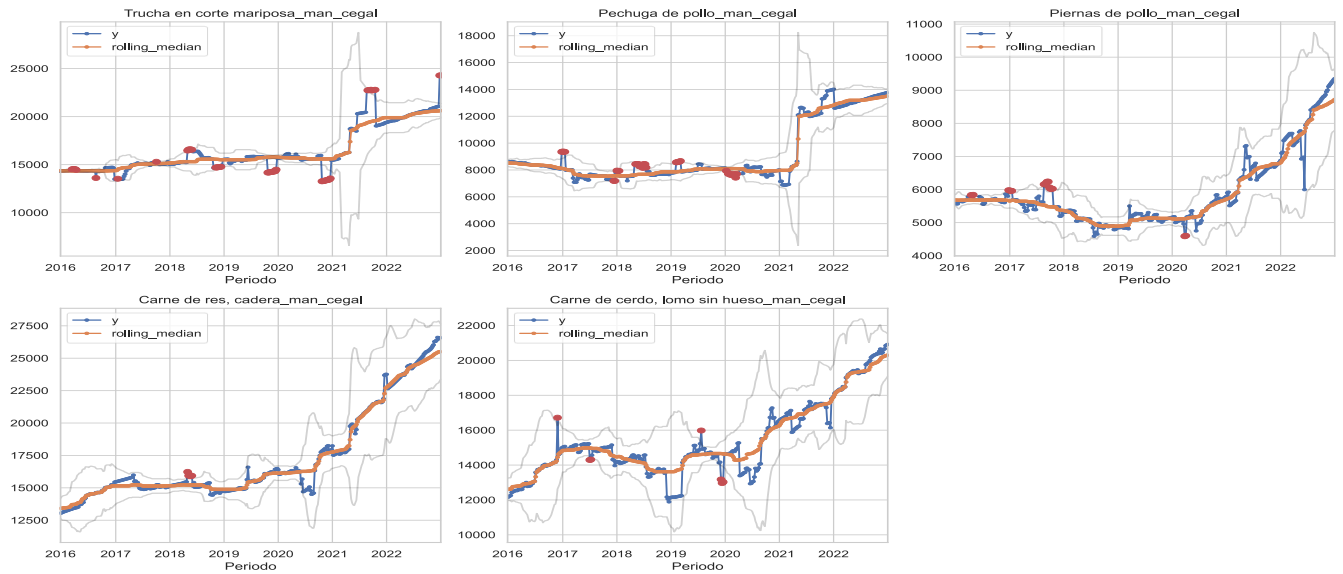


■ **Componente residual:**



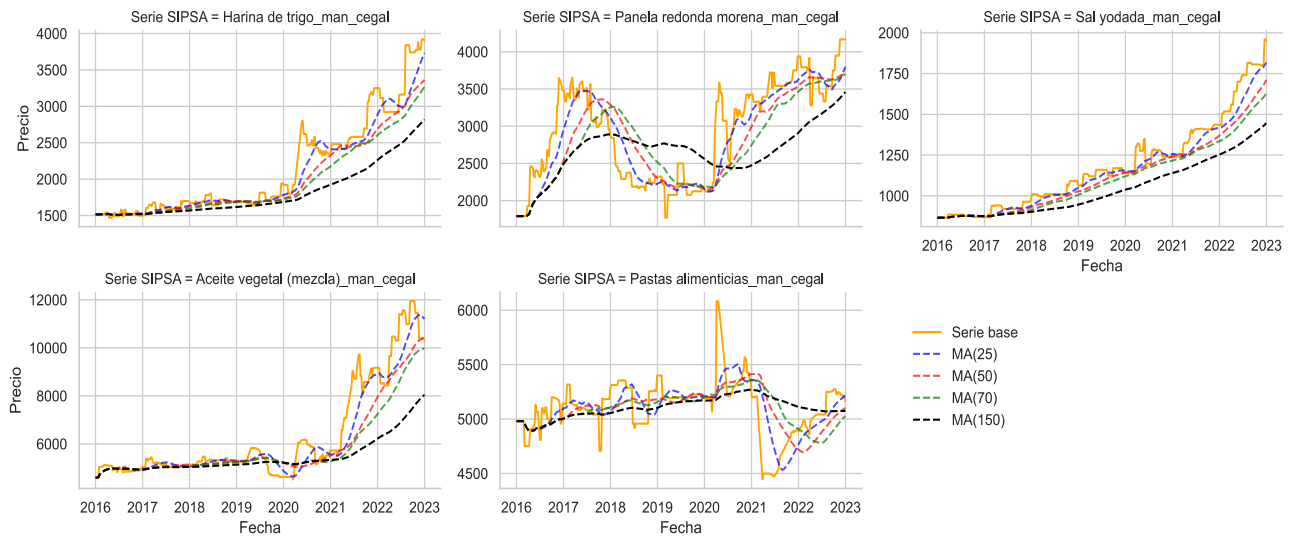
▪ **Outliers (aplicación MAD):**

Identificación de atipicos productos CABASA - subconjunto Carnes AXM

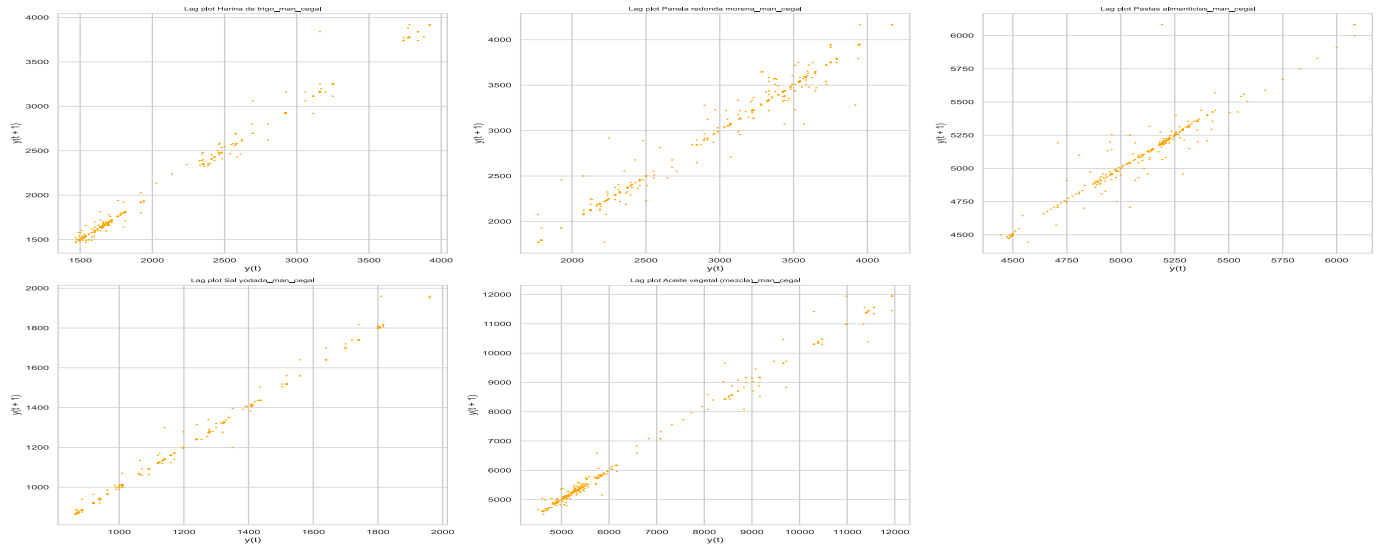


○ **Procesados:**

▪ **Medias móviles:**



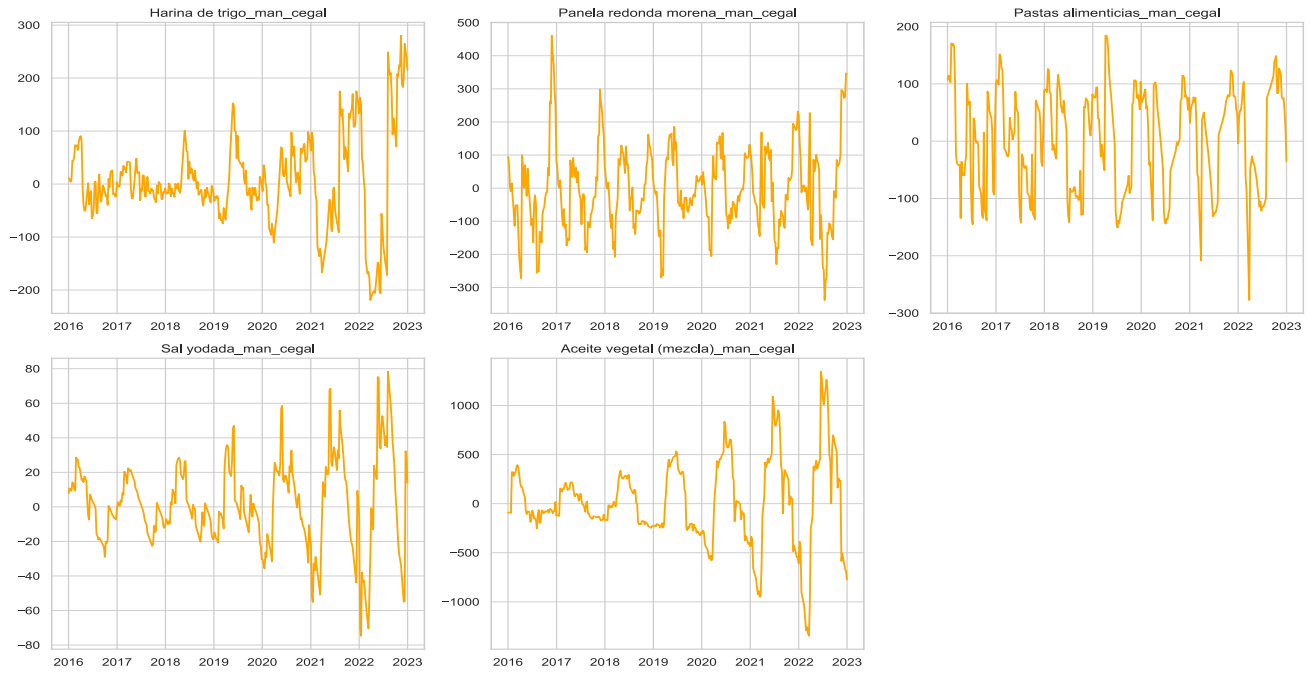
■ **Lag plots:**



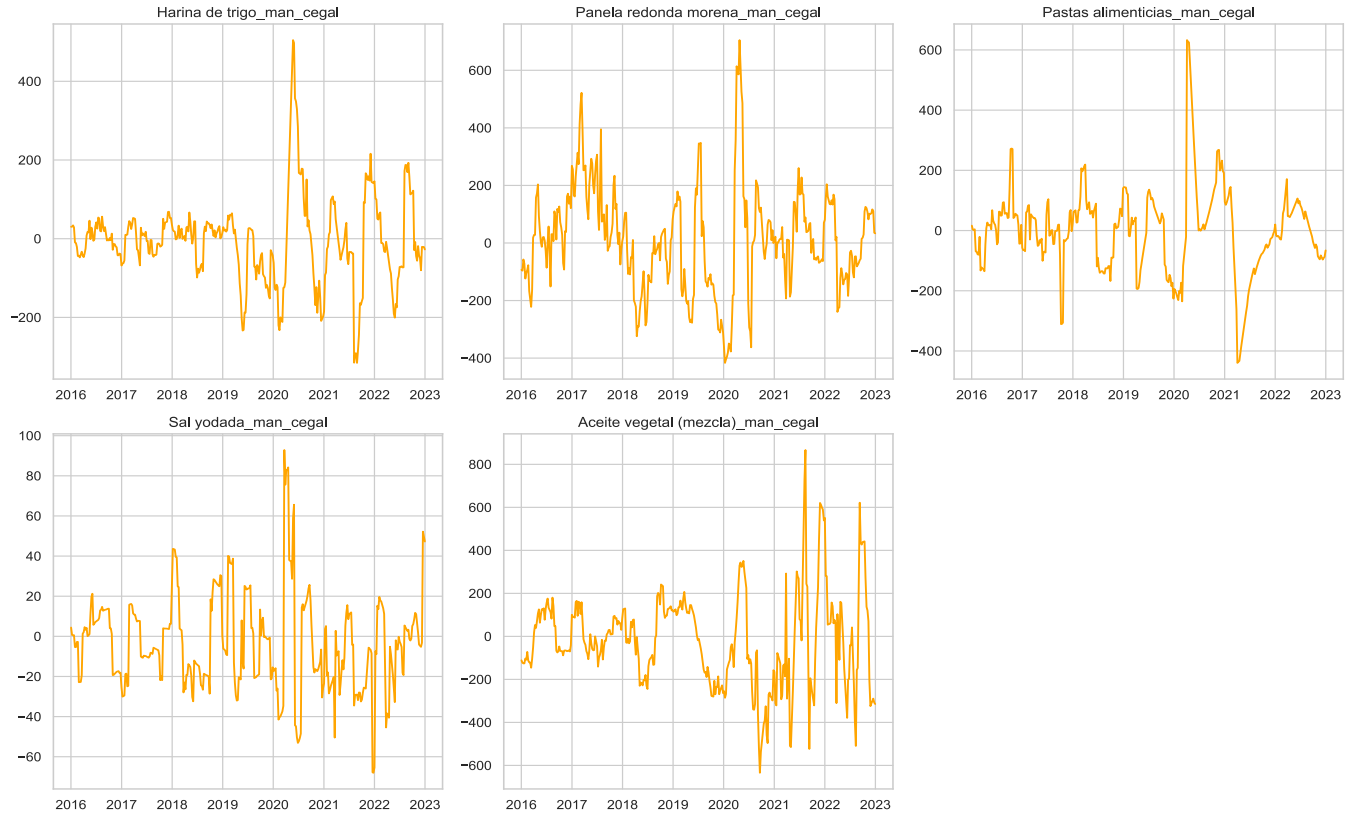
■ **Componente tendencia:**



■ **Componente estacional:**

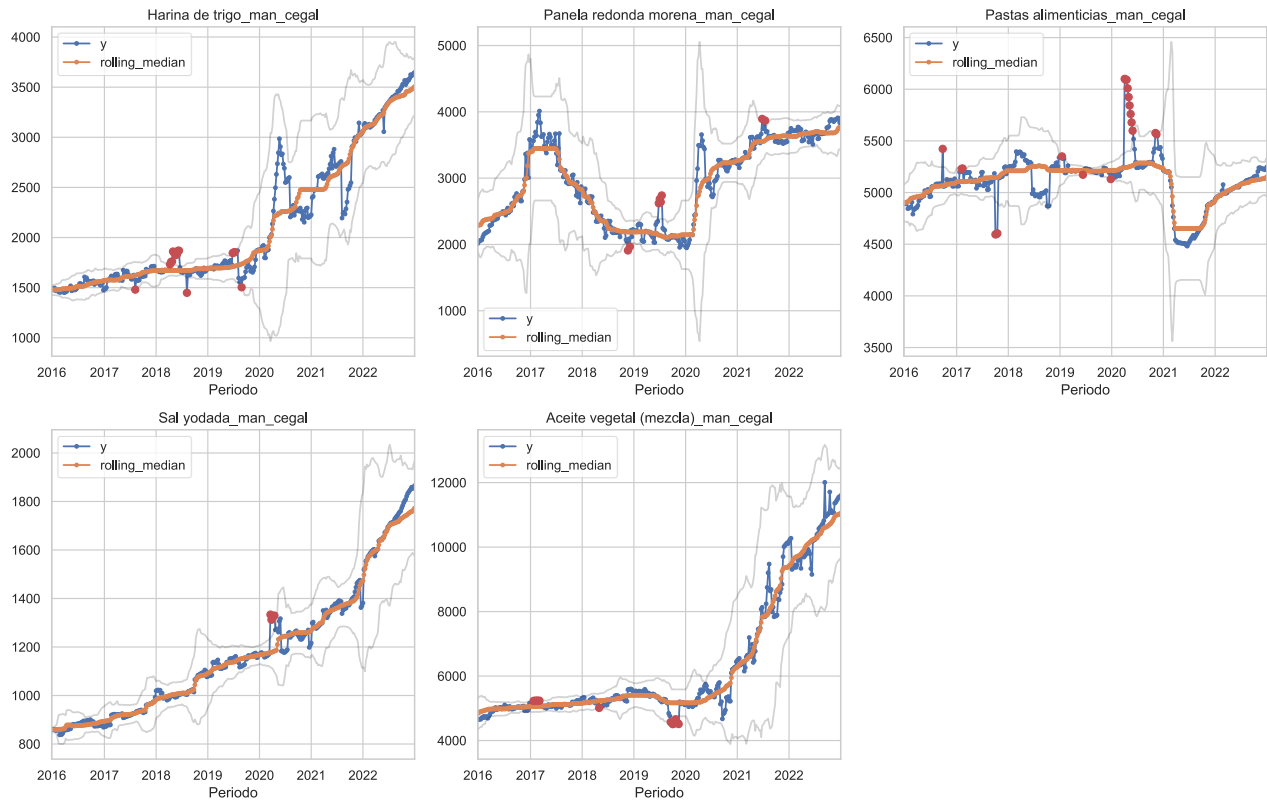


■ **Componente residual:**



▪ **Outliers (aplicación MAD):**

Identificación de atípicos productos CABASA - subconjunto Procesados AXM



○ Consolidado comparado de estadísticos básicos 2016-2019 y 2020-2022:

| Grupo                         | Serie                                    | 2016-2019 |         |       |       |       | 2020-2022 |         |       |        |        | Variación absoluta medias | Variación relativa medias | Diferencia rangos |
|-------------------------------|--|-----------|---------|-------|-------|-------|-----------|---------|-------|--------|--------|---------------------------|---------------------------|-------------------|
|                               |  | Media     | Dev.est | Rango | Max   | Min   | Media     | Dev.est | Rango | Máximo | Mínimo |                           |                           |                   |
| Verduras y Hortalizas         | Ahuyama_man_cegal                        | 1025      | 164     | 900   | 1700  | 800   | 1268      | 283     | 1117  | 1867   | 750    | 243                       | 24%                       | 217,0             |
|                               | Ajo importado_man_cegal                  | 7630      | 2303    | 8667  | 12500 | 3833  | 8828      | 2077    | 8875  | 14000  | 5125   | 1198                      | 16%                       | 208,0             |
|                               | Cebolla cabezona blanca_man_cegal        | 1563      | 644     | 2962  | 3500  | 538   | 1901      | 933     | 4422  | 5172   | 750    | 338                       | 22%                       | 1459,9            |
|                               | Cebolla junca_man_cegal                  | 1654      | 523     | 2770  | 3490  | 720   | 1734      | 505     | 2352  | 3152   | 800    | 80                        | 5%                        | -418,3            |
|                               | Habichuela_man_cegal                     | 1709      | 662     | 3620  | 4240  | 620   | 2480      | 949     | 3960  | 4680   | 720    | 770                       | 45%                       | 340,0             |
|                               | Lechuga Batavia_man_cegal                | 1893      | 389     | 2246  | 3446  | 1200  | 2303      | 606     | 2675  | 4163   | 1488   | 410                       | 22%                       | 429,0             |
|                               | Tomate chonto_man_cegal                  | 1643      | 556     | 2392  | 3239  | 847   | 2062      | 677     | 3812  | 5000   | 1188   | 420                       | 26%                       | 1420,0            |
|                               | Zanahoria_man_cegal_refper               | 1336      | 591     | 2924  | 3609  | 685   | 1687      | 438     | 2104  | 3072   | 968    | 351                       | 26%                       | -820,0            |
| Frutas                        | Aguacate papellillo_man_cegal            | 3116      | 792     | 3448  | 5198  | 1750  | 4001      | 967     | 4208  | 6000   | 1792   | 885                       | 28%                       | 760,3             |
|                               | Banano criollo_man_cegal                 | 1043      | 147     | 512   | 1329  | 817   | 1215      | 123     | 550   | 1500   | 950    | 173                       | 17%                       | 38,0              |
|                               | Fresa_man_cegal                          | 4636      | 143     | 1200  | 5450  | 4250  | 5717      | 882     | 3600  | 8000   | 4400   | 1082                      | 23%                       | 2400,0            |
|                               | Guayaba pera_man_cegal                   | 1245      | 173     | 1066  | 1933  | 867   | 1620      | 443     | 1866  | 2733   | 867    | 375                       | 30%                       | 800,0             |
|                               | Limón Tahití_man_cegal                   | 1367      | 514     | 2475  | 3150  | 675   | 1856      | 814     | 4100  | 4850   | 750    | 489                       | 36%                       | 1625,0            |
|                               | Lulo_man_cegal                           | 2757      | 460     | 2145  | 4167  | 2022  | 3324      | 965     | 3312  | 5000   | 1688   | 567                       | 21%                       | 1167,2            |
|                               | Mandarina Oneco_man_cegal                | 1523      | 432     | 2133  | 3033  | 900   | 1964      | 591     | 2675  | 3400   | 725    | 440                       | 29%                       | 542,0             |
|                               | Manzana roja importada_man_cegal         | 4739      | 594     | 3724  | 6974  | 3250  | 6859      | 1120    | 3911  | 9079   | 5168   | 2120                      | 45%                       | 187,1             |
|                               | Maracuyá_man_cegal                       | 2197      | 632     | 3408  | 4658  | 1250  | 2668      | 684     | 2450  | 4075   | 1625   | 471                       | 21%                       | -958,0            |
|                               | Mora de Castilla_man_cegal               | 3162      | 632     | 3254  | 5554  | 2300  | 4108      | 978     | 3641  | 6354   | 2713   | 947                       | 30%                       | 386,5             |
|                               | Naranja Valencia_man_cegal               | 696       | 106     | 492   | 1050  | 558   | 1010      | 292     | 1017  | 1650   | 633    | 314                       | 45%                       | 525,0             |
|                               | Papaya Maradol_man_cegal                 | 1511      | 261     | 1200  | 2250  | 1050  | 1713      | 413     | 1775  | 2750   | 975    | 202                       | 13%                       | 575,0             |
| Piña gold_man_cegal           | 1352                                     | 256       | 1034    | 1967  | 933   | 1646  | 346       | 1650    | 2783  | 1133   | 294    | 22%                       | 616,0                     |                   |
| Tomate de árbol_man_cegal     | 1547                                     | 346       | 1475    | 2330  | 855   | 2029  | 538       | 2340    | 3280  | 940    | 481    | 31%                       | 865,0                     |                   |
| Tuberculos, raíces y plátanos | Arracacha blanca_man_cegal               | 1997      | 823     | 2849  | 3548  | 699   | 2214      | 1080    | 4006  | 4839   | 833    | 217                       | 11%                       | 1157,4            |
|                               | Papa criolla limpia_man_cegal            | 2106      | 875     | 3412  | 4323  | 911   | 2353      | 669     | 2430  | 3628   | 1198   | 246                       | 12%                       | -982,0            |
|                               | Papa parda pastusa_man_cegal             | 971       | 288     | 1106  | 1663  | 557   | 1372      | 701     | 2539  | 3136   | 597    | 401                       | 41%                       | 1433,0            |
|                               | Plátano dominico hartón verde_man_cegal  | 1153      | 271     | 1134  | 1767  | 633   | 1433      | 508     | 2297  | 3047   | 750    | 281                       | 24%                       | 1163,2            |
|                               | Plátano dominico hartón maduro_man_cegal | 1153      | 271     | 1134  | 1767  | 633   | 1434      | 508     | 2297  | 3047   | 750    | 281                       | 24%                       | 1163,2            |
|                               | Yuca ICA_man_cegal                       | 1309      | 317     | 1140  | 1967  | 827   | 1691      | 989     | 3093  | 3733   | 640    | 382                       | 29%                       | 1953,0            |
|                               | Yuca de primera_man_cegal                | 2638      | 289     | 1640  | 3360  | 1720  | 3145      | 499     | 1929  | 4240   | 2311   | 507                       | 19%                       | 289,4             |
| Granos y Cereales             | Arveja verde seca importada_man_cegal    | 2359      | 122     | 493   | 2586  | 2093  | 3637      | 645     | 2512  | 5066   | 2554   | 1278                      | 54%                       | 2019,0            |
|                               | Frijol cargamanto rojo_man_cegal         | 6789      | 1052    | 4089  | 8700  | 4611  | 9634      | 3713    | 11522 | 17562  | 6040   | 2845                      | 42%                       | 7433,3            |
|                               | Frijol verde en vaina_man_cegal          | 2900      | 509     | 2334  | 4267  | 1933  | 3743      | 1108    | 4667  | 6667   | 2000   | 843                       | 29%                       | 2333,0            |
|                               | Lenteja importada_man_cegal              | 4059      | 1053    | 2772  | 5617  | 2845  | 5152      | 1313    | 4460  | 7577   | 3117   | 1093                      | 27%                       | 1688,0            |
|                               | Huevo blanco AA_man_cegal                | 269       | 24      | 93    | 310   | 217   | 388       | 95      | 317   | 567    | 250    | 120                       | 45%                       | 224,0             |
| Huevos y Lácteos              | Leche en polvo_man_refper                | 23023     | 1525    | 6155  | 25756 | 19601 | 32300     | 4754    | 16133 | 41867  | 25734  | 9278                      | 40%                       | 9978,0            |
|                               | Queso campesino_man_cegal                | 7719      | 553     | 2167  | 8867  | 6700  | 11008     | 2555    | 10117 | 18450  | 8333   | 3289                      | 43%                       | 7950,0            |
|                               | Harina de trigo_man_cegal                | 1640      | 97      | 470   | 1940  | 1470  | 2778      | 547     | 2120  | 3920   | 1800   | 1137                      | 69%                       | 1650,0            |
| Procesados                    | Panela redonda morena_man_cegal          | 2572      | 542     | 1882  | 3653  | 1771  | 3399      | 464     | 2042  | 4167   | 2125   | 827                       | 32%                       | 160,0             |
|                               | Pastas alimenticias_man_cegal            | 5129      | 154     | 692   | 5400  | 4708  | 5080      | 347     | 1639  | 6083   | 4444   | -49                       | -1%                       | 946,9             |
|                               | Sal yodada_man_cegal                     | 992       | 104     | 304   | 1170  | 866   | 1432      | 219     | 820   | 1960   | 1140   | 441                       | 44%                       | 516,0             |
|                               | Aceite vegetal (mezcla)_man_cegal        | 5144      | 270     | 1248  | 5846  | 4598  | 7896      | 2296    | 7430  | 11944  | 4514   | 2751                      | 53%                       | 6181,6            |
|                               | Trucha en corte mariposa_man_cegal       | 15083     | 611     | 2500  | 16333 | 13833 | 18243     | 2907    | 9333  | 24500  | 15167  | 3159                      | 21%                       | 6833,0            |
| Carnes                        | Pechuga de pollo_man_cegal               | 7951      | 412     | 1567  | 8567  | 7000  | 10650     | 2539    | 6114  | 13400  | 7286   | 2699                      | 34%                       | 4547,1            |
|                               | Piernas de pollo_man_cegal               | 5374      | 414     | 1600  | 6200  | 4600  | 6614      | 1279    | 4067  | 8967   | 4900   | 1240                      | 23%                       | 2467,0            |
|                               | Carne de res, cadera_man_cegal           | 14997     | 832     | 3667  | 16667 | 13000 | 20274     | 3612    | 11000 | 26000  | 15000  | 5276                      | 35%                       | 7333,0            |
|                               | Carne de cerdo, lomo sin hueso_man_cegal | 14091     | 1039    | 3333  | 16000 | 12667 | 17146     | 2266    | 8689  | 22000  | 13311  | 3054                      | 22%                       | 5356,0            |

○ Consolidado resultado pruebas de estacionariedad ADF y KPSS:

| Serie                                    | ADF estacionario* | ADF_pvalue | KPSS estacionario* | KPSS_pvalue | Tipo serie                 | Nivel de integración |
|--|-------------------|------------|--------------------|-------------|----------------------------|----------------------|
| Aceite vegetal (mezcla)_man_cegal        | FALSO             | 0,898      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Aguacate papelillo_man_cegal             | VERDADERO         | 0,000      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Ahuyama_man_cegal                        | FALSO             | 0,057      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Ajo importado_man_cegal                  | FALSO             | 0,060      | VERDADERO          | 0,10000     | Estacionaria con tendencia | I(1)                 |
| Arracacha blanca_man_cegal               | FALSO             | 0,554      | VERDADERO          | 0,10000     | Estacionaria con tendencia | I(1)                 |
| Arroz de primera_man_cegal               | FALSO             | 0,837      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Arveja verde seca importada_man_cegal    | FALSO             | 0,973      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Banano criollo_man_cegal                 | VERDADERO         | 0,037      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Carne de red cadera_axm_ref_per          | FALSO             | 0,889      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Cebolla cabezona blanca_man_cegal        | FALSO             | 0,976      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Cebolla junca_man_cegal                  | VERDADERO         | 0,019      | VERDADERO          | 0,10000     | Estacionaria               | I(0)                 |
| Fresa_man_cegal                          | VERDADERO         | 0,000      | VERDADERO          | 0,10000     | Estacionaria               | I(0)                 |
| Frijol cargamanto rojo_man_cegal         | FALSO             | 0,938      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Frijol verde en vaina_man_cegal          | FALSO             | 0,964      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Guayaba pera_man_cegal                   | VERDADERO         | 0,038      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Habichuela_man_cegal                     | FALSO             | 0,784      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Harina de trigo_man_cegal                | VERDADERO         | 0,000      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Huevo blanco AA_man_cegal                | FALSO             | 0,986      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Leche en polvo_man_refper                | FALSO             | 0,990      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Lechuga Batavia_man_cegal                | FALSO             | 0,987      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Lenteja importada_man_cegal              | VERDADERO         | 0,000      | FALSO              | 0,01474     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Limón Tahiti_man_cegal                   | FALSO             | 0,777      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Lomo de cerdo sin hueso_axm_ref_per      | FALSO             | 0,212      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Lulo_man_cegal                           | FALSO             | 0,170      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Mandarina Oneco_man_cegal                | VERDADERO         | 0,001      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Manzana roja importada_man_cegal         | FALSO             | 0,920      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Maracuyá_man_cegal                       | VERDADERO         | 0,000      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Mora de Castilla_man_cegal               | FALSO             | 0,534      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Naranja Valencia_man_cegal               | FALSO             | 0,339      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Panela redonda morena_man_cegal          | FALSO             | 0,363      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Papa criolla limpia_man_cegal            | VERDADERO         | 0,007      | FALSO              | 0,03286     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Papa parda pastusa_man_cegal             | FALSO             | 0,136      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Papaya Maradol_man_cegal                 | VERDADERO         | 0,000      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Pastas alimenticias_man_cegal            | VERDADERO         | 0,026      | VERDADERO          | 0,10000     | Estacionaria               | I(0)                 |
| Pechuga de pollo_axm_merc                | FALSO             | 0,730      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Piernas de pollo_axm_merc                | FALSO             | 0,934      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Piña gold_man_cegal                      | FALSO             | 0,208      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Plátano dominico hartón maduro_man_cegal | FALSO             | 0,752      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Plátano dominico hartón verde_man_cegal  | FALSO             | 0,756      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Queso campesino_man_cegal                | FALSO             | 0,999      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Sal yodada_man_cegal                     | FALSO             | 0,999      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Tomate chonto_man_cegal                  | VERDADERO         | 0,001      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Tomate de árbol_man_cegal                | VERDADERO         | 0,014      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Trucha en corte mariposa_axm_merc        | FALSO             | 0,978      | FALSO              | 0,01000     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Yuca ICA_man_cegal                       | FALSO             | 0,267      | FALSO              | 0,01868     | No estacionaria            | I(1)                 |
| Zanahoria_man_cegal_refper               | VERDADERO         | 0,001      | FALSO              | 0,01915     | No estacionaria            | I(1)                 |

\*Las variables ADF estacionario y KPSS estacionario indican si la prueba estadística ha indicado si la serie es estacionaria o no, las pruebas se llevan a cabo sobre la serie sin diferenciar.

## Anexo 1.3 - Tablas de resultados de comparación de resultados de modelos de pronóstico por producto para las ciudades de Pereira y Manizales:

### Pereira:

| Serie                              | Modelo                               | MAPE Modelo Inicial | MAPE Cross Validation (5 Folds) | Promedio de MAPE Hyperparameter |         | Modelo con mejor Ajuste |        |
|------------------------------------|--------------------------------------|---------------------|---------------------------------|---------------------------------|---------|-------------------------|--------|
|                                    |                                      |                     |                                 | Tuning                          |         |                         |        |
| Aceite vegetal (mezcla)_per_refaxm | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 4)         | 0,00%               | 1,72%                           | 1,72%                           |         | XGBoost                 |        |
|                                    | Exp-Smoothing-S4                     | 1,05%               | 2,06%                           | 2,10%                           |         |                         |        |
|                                    | GradientBoost                        | 0,04%               | 1,50%                           | 1,24%                           |         |                         |        |
|                                    | NM                                   | 43,61%              | 19,44%                          | 19,44%                          |         |                         |        |
|                                    | NM + Seasonality                     | 8,69%               | 9,83%                           | 9,83%                           |         |                         |        |
|                                    | Prophet                              | 8,02%               | 5,89%                           | 4,96%                           |         |                         |        |
|                                    | TBATS                                | 1,56%               | 1,80%                           | 1,20%                           |         |                         |        |
|                                    | <b>XGBoost</b>                       | <b>0,00%</b>        | <b>1,46%</b>                    | <b>1,05%</b>                    |         |                         |        |
|                                    | <b>ARIMA (0, 1, 1)-(2, 1, 0, 26)</b> | <b>18,12%</b>       | <b>8,21%</b>                    | <b>8,21%</b>                    |         |                         |        |
| Aguacate papellillo_per_merca      | Exp-Smoothing-S26                    | 10,63%              | 12,04%                          | 22,75%                          |         | ARIMA                   |        |
|                                    | GradientBoost                        | 16,09%              | 11,78%                          | 8,83%                           |         |                         |        |
|                                    | NM                                   | 47,36%              | 28,70%                          | 28,70%                          |         |                         |        |
|                                    | NM + Seasonality                     | 35,91%              | 12,03%                          | 12,03%                          |         |                         |        |
|                                    | Prophet                              | 19,67%              | 12,94%                          | 12,00%                          |         |                         |        |
|                                    | TBATS                                | 2,08%               | 15,37%                          | 19,63%                          |         |                         |        |
|                                    | XGBoost                              | 12,67%              | 16,56%                          | 8,24%                           |         |                         |        |
|                                    | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 26)        | 6,70%               | 8,42%                           | 8,42%                           |         |                         |        |
|                                    | Exp-Smoothing-S26                    | 8,04%               | 9,94%                           | 9,39%                           |         |                         |        |
| GradientBoost                      | 6,02%                                | 11,85%              | 7,56%                           |                                 |         |                         |        |
| Ahuyama_per_merca                  | NM                                   | 33,08%              | 14,51%                          | 14,51%                          |         | XGBoost                 |        |
|                                    | NM + Seasonality                     | 14,82%              | 10,09%                          | 10,09%                          |         |                         |        |
|                                    | Prophet                              | 5,30%               | 9,74%                           | 9,05%                           |         |                         |        |
|                                    | TBATS                                | 7,35%               | 8,38%                           | 8,93%                           |         |                         |        |
|                                    | <b>XGBoost</b>                       | <b>3,71%</b>        | <b>10,44%</b>                   | <b>7,36%</b>                    |         |                         |        |
|                                    | ARIMA (1, 1, 0)-(2, 1, 0, 12)        | 14,88%              | 20,90%                          | 20,90%                          |         |                         | GDBost |
|                                    | Exp-Smoothing-S12                    | 24,54%              | 21,71%                          | 19,36%                          |         |                         |        |
|                                    | GradientBoost                        | <b>39,83%</b>       | <b>15,99%</b>                   | <b>11,35%</b>                   |         |                         |        |
|                                    | NM                                   | 9,77%               | 25,64%                          | 25,64%                          |         |                         |        |
| NM + Seasonality                   | 13,76%                               | 35,02%              | 35,02%                          |                                 |         |                         |        |
| Prophet                            | 15,32%                               | 35,19%              | 32,33%                          |                                 |         |                         |        |
| TBATS                              | 15,39%                               | 19,52%              | 15,44%                          |                                 |         |                         |        |
| XGBoost                            | 37,98%                               | 16,92%              | 12,10%                          |                                 |         |                         |        |
| ARIMA (3, 1, 4)-(1, 1, 1, 5)       | 7,58%                                | 7,29%               | 7,29%                           |                                 | XGBoost |                         |        |
| Exp-Smoothing-S5                   | 6,64%                                | 9,68%               | 6,83%                           |                                 |         |                         |        |
| GradientBoost                      | 2,29%                                | 10,97%              | 5,26%                           |                                 |         |                         |        |
| NM                                 | 55,65%                               | 25,56%              | 25,56%                          |                                 |         |                         |        |
| NM + Seasonality                   | 36,69%                               | 20,13%              | 20,13%                          |                                 |         |                         |        |
| Prophet                            | 15,65%                               | 25,11%              | 17,84%                          |                                 |         |                         |        |
| TBATS                              | 1,44%                                | 7,06%               | 6,69%                           |                                 |         |                         |        |
| <b>XGBoost</b>                     | <b>1,77%</b>                         | <b>8,95%</b>        | <b>5,16%</b>                    |                                 |         |                         |        |
| ARIMA (0, 1, 0)-(0, 1, 1, 4)       | 1,77%                                | 3,34%               | 3,34%                           |                                 |         | XGBoost                 |        |
| Exp-Smoothing-S4                   | 4,27%                                | 3,88%               | 2,19%                           |                                 |         |                         |        |
| GradientBoost                      | 7,25%                                | 2,39%               | 1,23%                           |                                 |         |                         |        |
| NM                                 | 30,07%                               | 13,23%              | 13,23%                          |                                 |         |                         |        |
| NM + Seasonality                   | 19,82%                               | 15,41%              | 15,41%                          |                                 |         |                         |        |
| Prophet                            | 12,04%                               | 11,53%              | 7,64%                           |                                 |         |                         |        |
| TBATS                              | 1,19%                                | 1,44%               | 1,32%                           |                                 |         |                         |        |
| <b>XGBoost</b>                     | <b>0,20%</b>                         | <b>1,44%</b>        | <b>1,23%</b>                    |                                 |         |                         |        |
| ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 4)       | 3,33%                                | 4,83%               | 4,83%                           |                                 | XGBoost |                         |        |
| Exp-Smoothing-S4                   | 3,45%                                | 3,62%               | 3,50%                           |                                 |         |                         |        |
| GradientBoost                      | 4,71%                                | 4,23%               | 2,08%                           |                                 |         |                         |        |
| NM                                 | 45,23%                               | 25,22%              | 25,22%                          |                                 |         |                         |        |
| NM + Seasonality                   | 13,51%                               | 12,49%              | 12,49%                          |                                 |         |                         |        |
| Prophet                            | 3,71%                                | 12,07%              | 9,53%                           |                                 |         |                         |        |
| TBATS                              | 3,71%                                | 3,22%               | 2,91%                           |                                 |         |                         |        |
| <b>XGBoost</b>                     | <b>5,69%</b>                         | <b>4,53%</b>        | <b>1,87%</b>                    |                                 |         |                         |        |
| ARIMA (1, 1, 1)-(2, 1, 0, 26)      | 4,80%                                | 4,95%               | 4,95%                           |                                 |         | XGBoost                 |        |
| Exp-Smoothing-S26                  | 6,31%                                | 3,81%               | 4,32%                           |                                 |         |                         |        |
| GradientBoost                      | 3,68%                                | 6,03%               | 4,73%                           |                                 |         |                         |        |
| NM                                 | 22,58%                               | 13,53%              | 13,53%                          |                                 |         |                         |        |
| NM + Seasonality                   | 9,95%                                | 6,85%               | 6,85%                           |                                 |         |                         |        |
| Prophet                            | 6,58%                                | 4,29%               | 4,13%                           |                                 |         |                         |        |
| TBATS                              | 4,81%                                | 4,88%               | 4,26%                           |                                 |         |                         |        |
| <b>XGBoost</b>                     | <b>4,21%</b>                         | <b>5,60%</b>        | <b>3,96%</b>                    |                                 |         |                         |        |
| ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 8)       | 4,09%                                | 3,22%               | 3,22%                           |                                 | Prophet |                         |        |
| Exp-Smoothing-S8                   | 5,90%                                | 2,88%               | 3,26%                           |                                 |         |                         |        |
| GradientBoost                      | 11,00%                               | 4,52%               | 2,34%                           |                                 |         |                         |        |
| NM                                 | 30,74%                               | 10,60%              | 10,60%                          |                                 |         |                         |        |
| NM + Seasonality                   | 14,23%                               | 5,15%               | 5,15%                           |                                 |         |                         |        |
| <b>Prophet</b>                     | <b>6,10%</b>                         | <b>2,92%</b>        | <b>2,34%</b>                    |                                 |         |                         |        |
| TBATS                              | 6,37%                                | 2,94%               | 2,76%                           |                                 |         |                         |        |
| <b>XGBoost</b>                     | <b>7,61%</b>                         | <b>4,96%</b>        | <b>2,79%</b>                    |                                 |         |                         |        |
| ARIMA (0, 1, 1)-(0, 1, 2, 30)      | 1,81%                                | 3,93%               | 3,93%                           |                                 |         | TBATS                   |        |
| Exp-Smoothing-S30                  | 0,53%                                | 3,61%               | 3,61%                           |                                 |         |                         |        |
| GradientBoost                      | 0,73%                                | 4,50%               | 3,56%                           |                                 |         |                         |        |
| NM                                 | 33,38%                               | 18,24%              | 18,24%                          |                                 |         |                         |        |
| NM + Seasonality                   | 2,69%                                | 8,12%               | 8,12%                           |                                 |         |                         |        |
| Prophet                            | 5,32%                                | 3,80%               | 3,80%                           |                                 |         |                         |        |
| <b>TBATS</b>                       | <b>0,32%</b>                         | <b>3,67%</b>        | <b>3,52%</b>                    |                                 |         |                         |        |
| <b>XGBoost</b>                     | <b>0,72%</b>                         | <b>5,14%</b>        | <b>3,57%</b>                    |                                 |         |                         |        |

|                                   |                               |               |               |               |
|-----------------------------------|-------------------------------|---------------|---------------|---------------|
| Cebolla cabezona blanca_per_merca | ARIMA (1, 0, 0)-(2, 1, 1, 52) | 37,27%        | 19,79%        | 19,79%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S92             | 31,21%        | 30,62%        | 22,43%        |
|                                   | GradientBoost                 | 32,09%        | 16,51%        | 13,36%        |
|                                   | NM                            | 64,89%        | 28,92%        | 28,92%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 57,16%        | 22,60%        | 22,60%        |
|                                   | Prophet                       | 56,08%        | 29,47%        | 27,24%        |
|                                   | TBATS                         | 29,08%        | 22,02%        | 18,04%        |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>32,65%</b>                 | <b>19,67%</b> | <b>12,33%</b> |               |
| Cebolla junca_per_merca           | ARIMA (0, 1, 1)-(2, 1, 0, 5)  | 38,57%        | 24,46%        | 24,46%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S5              | 39,53%        | 22,56%        | 17,52%        |
|                                   | GradientBoost                 | 38,10%        | 28,77%        | 19,10%        |
|                                   | NM                            | 34,32%        | 22,02%        | 22,02%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 27,88%        | 27,83%        | 27,83%        |
|                                   | Prophet                       | 21,63%        | 23,22%        | 17,31%        |
|                                   | TBATS                         | <b>32,95%</b> | <b>19,42%</b> | <b>16,75%</b> |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>29,64%</b>                 | <b>30,78%</b> | <b>22,20%</b> |               |
| Fresa_per_merca                   | ARIMA (1, 1, 0)-(2, 1, 0, 8)  | 3,31%         | 3,13%         | 3,13%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S8              | 1,94%         | 2,91%         | 2,47%         |
|                                   | GradientBoost                 | 0,06%         | 2,70%         | 2,40%         |
|                                   | NM                            | 32,22%        | 16,79%        | 16,79%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 13,81%        | 4,56%         | 4,56%         |
|                                   | Prophet                       | 7,91%         | 4,23%         | 3,20%         |
|                                   | TBATS                         | 1,16%         | 2,85%         | 2,40%         |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>0,30%</b>                  | <b>2,83%</b>  | <b>2,36%</b>  |               |
| Frijol cargamanto rojo_per_merca  | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 52) | 4,48%         | 8,15%         | 8,15%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S91             | 10,04%        | 8,50%         | 4,92%         |
|                                   | GradientBoost                 | <b>5,08%</b>  | <b>8,78%</b>  | <b>4,67%</b>  |
|                                   | NM                            | 54,66%        | 15,16%        | 15,16%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 64,60%        | 16,45%        | 16,45%        |
|                                   | Prophet                       | 6,12%         | 12,98%        | 9,14%         |
|                                   | TBATS                         | 10,18%        | 5,47%         | 4,77%         |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>4,63%</b>                  | <b>6,95%</b>  | <b>4,96%</b>  |               |
| Frijol verde en vaina_per_merca   | ARIMA (1, 1, 1)-(2, 1, 0, 26) | 8,29%         | 14,28%        | 14,28%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S26             | 19,40%        | 8,23%         | 9,88%         |
|                                   | GradientBoost                 | 11,43%        | 12,43%        | 9,51%         |
|                                   | NM                            | 41,89%        | 23,41%        | 23,41%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 13,12%        | 18,66%        | 18,66%        |
|                                   | Prophet                       | 7,57%         | 16,70%        | 16,43%        |
|                                   | TBATS                         | 13,80%        | 10,97%        | 10,04%        |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>9,98%</b>                  | <b>14,01%</b> | <b>8,63%</b>  |               |
| Guayaba pera_per_merca            | ARIMA (0, 1, 1)-(2, 1, 0, 6)  | 7,63%         | 8,26%         | 8,26%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S6              | 4,97%         | 8,48%         | 8,07%         |
|                                   | GradientBoost                 | 4,31%         | 9,57%         | 8,12%         |
|                                   | NM                            | 35,92%        | 12,67%        | 12,67%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 17,78%        | 11,68%        | 13,68%        |
|                                   | Prophet                       | 10,01%        | 11,19%        | 10,43%        |
|                                   | TBATS                         | <b>10,74%</b> | <b>8,84%</b>  | <b>7,69%</b>  |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>16,07%</b>                 | <b>10,17%</b> | <b>7,81%</b>  |               |
| Habichuela_per_merca              | ARIMA (3, 1, 0)-(2, 1, 1, 6)  | 13,16%        | 42,44%        | 42,44%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S6              | 18,09%        | 39,93%        | 34,69%        |
|                                   | GradientBoost                 | 26,28%        | 30,69%        | 27,25%        |
|                                   | NM                            | 34,51%        | 37,96%        | 37,96%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 15,09%        | 33,05%        | 33,05%        |
|                                   | Prophet                       | 16,12%        | 33,04%        | 32,15%        |
|                                   | TBATS                         | 17,12%        | 35,90%        | 34,64%        |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>17,89%</b>                 | <b>33,88%</b> | <b>28,10%</b> |               |
| Harina de trigo_per_merca         | ARIMA (2, 1, 0)-(2, 1, 0, 9)  | 3,03%         | 1,25%         | 1,25%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S9              | 3,04%         | 0,75%         | 0,73%         |
|                                   | GradientBoost                 | 3,22%         | 0,72%         | 0,58%         |
|                                   | NM                            | 28,65%        | 10,80%        | 10,80%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 12,53%        | 3,21%         | 3,21%         |
|                                   | Prophet                       | 3,06%         | 1,73%         | 1,51%         |
|                                   | TBATS                         | <b>3,22%</b>  | <b>0,62%</b>  | <b>0,54%</b>  |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>3,19%</b>                  | <b>1,33%</b>  | <b>0,66%</b>  |               |
| Huevo blanco AA_per_l41           | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 30) | 0,93%         | 6,95%         | 6,95%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S30             | 0,48%         | 6,99%         | 5,90%         |
|                                   | GradientBoost                 | <b>1,44%</b>  | <b>5,41%</b>  | <b>3,78%</b>  |
|                                   | NM                            | 42,14%        | 18,49%        | 18,49%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 8,91%         | 11,53%        | 11,53%        |
|                                   | Prophet                       | 2,76%         | 5,61%         | 5,12%         |
|                                   | TBATS                         | 0,91%         | 6,98%         | 6,05%         |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>6,07%</b>                  | <b>6,67%</b>  | <b>5,21%</b>  |               |
| Leche en polvo_per_merca          | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 1, 8)  | 1,26%         | 2,46%         | 2,46%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S8              | 1,72%         | 2,60%         | 2,51%         |
|                                   | GradientBoost                 | <b>0,06%</b>  | <b>2,23%</b>  | <b>2,02%</b>  |
|                                   | NM                            | 36,27%        | 19,29%        | 19,29%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 13,23%        | 8,36%         | 8,36%         |
|                                   | Prophet                       | 1,96%         | 4,97%         | 3,70%         |
|                                   | TBATS                         | 1,22%         | 2,79%         | 2,04%         |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>0,05%</b>                  | <b>3,34%</b>  | <b>2,05%</b>  |               |
| Lechuga Batavia_per_merca         | ARIMA (2, 1, 0)-(1, 1, 2, 4)  | 29,64%        | 18,17%        | 18,17%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S4              | 31,50%        | 17,41%        | 17,41%        |
|                                   | GradientBoost                 | 16,42%        | 17,06%        | 14,45%        |
|                                   | NM                            | 14,24%        | 18,94%        | 18,94%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 21,26%        | 19,69%        | 19,69%        |
|                                   | Prophet                       | 14,43%        | 18,69%        | 17,56%        |
|                                   | TBATS                         | <b>13,08%</b> | <b>17,07%</b> | <b>12,80%</b> |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>15,42%</b>                 | <b>21,09%</b> | <b>14,39%</b> |               |
| Lenteja importada_per_merca       | ARIMA (3, 1, 1)-(2, 1, 0, 52) | 2,91%         | 9,36%         | 9,36%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S91             | 2,74%         | 3,56%         | 3,99%         |
|                                   | GradientBoost                 | 3,20%         | 2,63%         | 2,67%         |
|                                   | NM                            | 41,41%        | 28,88%        | 28,88%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 50,11%        | 38,60%        | 38,60%        |
|                                   | Prophet                       | 3,91%         | 13,51%        | 9,81%         |
|                                   | TBATS                         | <b>3,83%</b>  | <b>3,15%</b>  | <b>1,86%</b>  |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>3,11%</b>                  | <b>3,45%</b>  | <b>2,78%</b>  |               |
| Limón Tahiti_per_merca            | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 26) | 10,31%        | 25,53%        | 25,53%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S26             | 15,70%        | 23,30%        | 20,76%        |
|                                   | GradientBoost                 | 45,34%        | 24,41%        | 14,67%        |
|                                   | NM                            | 5,39%         | 24,95%        | 24,95%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 7,96%         | 33,31%        | 33,31%        |
|                                   | Prophet                       | 55,38%        | 35,98%        | 26,49%        |
|                                   | TBATS                         | 9,58%         | 23,18%        | 21,07%        |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>32,85%</b>                 | <b>25,23%</b> | <b>12,89%</b> |               |
| Lulo_per_merca                    | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 6)  | 13,82%        | 6,60%         | 6,60%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S6              | 15,28%        | 6,40%         | 6,86%         |
|                                   | GradientBoost                 | 18,53%        | 6,23%         | 5,55%         |
|                                   | NM                            | 27,91%        | 24,34%        | 24,34%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 10,33%        | 22,95%        | 22,95%        |
|                                   | Prophet                       | 24,58%        | 20,82%        | 17,57%        |
|                                   | TBATS                         | <b>12,26%</b> | <b>5,94%</b>  | <b>5,43%</b>  |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>8,32%</b>                  | <b>6,87%</b>  | <b>5,96%</b>  |               |
| Mandarina Oneco_per_merca         | ARIMA (6, 1, 4)-(2, 1, 1, 26) | 17,39%        | 21,98%        | 21,98%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S26             | 28,60%        | 35,79%        | 14,98%        |
|                                   | GradientBoost                 | 24,03%        | 14,75%        | 11,28%        |
|                                   | NM                            | 19,79%        | 27,18%        | 27,18%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 43,71%        | 30,03%        | 30,03%        |
|                                   | Prophet                       | 41,02%        | 26,41%        | 25,19%        |
|                                   | TBATS                         | 13,08%        | 20,45%        | 12,02%        |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>20,19%</b>                 | <b>14,11%</b> | <b>9,55%</b>  |               |
| Manzana roja importada_per_merca  | ARIMA (3, 1, 7)-(0, 1, 2, 26) | 2,87%         | 5,74%         | 5,74%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S26             | 3,50%         | 5,65%         | 4,78%         |
|                                   | GradientBoost                 | 3,54%         | 6,08%         | 3,76%         |
|                                   | NM                            | 35,49%        | 20,57%        | 20,57%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 13,18%        | 8,59%         | 8,59%         |
|                                   | Prophet                       | <b>3,83%</b>  | <b>3,10%</b>  | <b>2,69%</b>  |
|                                   | TBATS                         | 2,19%         | 4,17%         | 3,51%         |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>2,33%</b>                  | <b>5,70%</b>  | <b>3,16%</b>  |               |
| Maracuyá_per_merca                | ARIMA (1, 1, 0)-(2, 1, 0, 4)  | 17,88%        | 15,31%        | 15,31%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S4              | 10,45%        | 14,71%        | 15,10%        |
|                                   | GradientBoost                 | 4,59%         | 17,43%        | 12,96%        |
|                                   | NM                            | 31,95%        | 19,21%        | 19,21%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 10,20%        | 16,85%        | 16,85%        |
|                                   | Prophet                       | 13,52%        | 16,78%        | 16,65%        |
|                                   | TBATS                         | 6,38%         | 14,07%        | 13,40%        |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>4,61%</b>                  | <b>18,27%</b> | <b>12,63%</b> |               |
| Mora de Castilla_per_merca        | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 13) | 10,51%        | 15,76%        | 15,76%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S13             | 9,65%         | 15,37%        | 13,14%        |
|                                   | GradientBoost                 | 12,72%        | 10,56%        | 8,36%         |
|                                   | NM                            | 18,89%        | 18,75%        | 18,75%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 18,25%        | 15,61%        | 15,61%        |
|                                   | Prophet                       | 30,51%        | 14,12%        | 13,44%        |
|                                   | TBATS                         | 10,42%        | 10,68%        | 9,20%         |
| <b>XGBoost</b>                    | <b>8,54%</b>                  | <b>11,01%</b> | <b>8,71%</b>  |               |

|  |                               |        |        |        |
|--|-------------------------------|--------|--------|--------|
| Naranja Sweet_per_merca                  | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 4)  | 24,86% | 12,61% | 12,61% |
|  | Exp-Smoothing-S4              | 22,39% | 9,96%  | 9,60%  |
|  | GradientBoost                 | 22,03% | 11,23% | 6,13%  |
|  | NM                            | 30,05% | 20,01% | 20,01% |
|  | NM + Seasonality              | 26,54% | 13,28% | 13,28% |
| Panela redonda morena_per_merca          | Prophet                       | 26,64% | 14,06% | 13,45% |
|  | TBATS                         | 20,44% | 7,11%  | 7,44%  |
|  | XGBoost                       | 20,58% | 15,83% | 7,51%  |
|  | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 10) | 1,19%  | 2,83%  | 2,83%  |
|  | Exp-Smoothing-S10             | 1,40%  | 2,40%  | 1,82%  |
| Papa criolla limpia_per_merca            | GradientBoost                 | 0,74%  | 1,30%  | 1,22%  |
|  | NM                            | 21,16% | 10,81% | 10,81% |
|  | NM + Seasonality              | 6,88%  | 5,06%  | 5,06%  |
|  | Prophet                       | 1,10%  | 4,22%  | 3,62%  |
|  | TBATS                         | 0,57%  | 1,47%  | 1,16%  |
| Papa parda pastusa_per_merca             | XGBoost                       | 0,53%  | 1,44%  | 0,93%  |
|  | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 4)  | 8,90%  | 29,35% | 29,35% |
|  | Exp-Smoothing-S4              | 11,13% | 24,04% | 15,69% |
|  | GradientBoost                 | 20,16% | 13,82% | 10,40% |
|  | NM                            | 21,24% | 25,74% | 25,74% |
| Papa Maradol_per_merca                   | NM + Seasonality              | 11,37% | 34,25% | 34,25% |
|  | Prophet                       | 17,54% | 37,62% | 31,31% |
|  | TBATS                         | 11,48% | 18,89% | 17,47% |
|  | XGBoost                       | 10,42% | 13,12% | 12,33% |
|  | ARIMA (2, 1, 1)-(2, 1, 0, 4)  | 19,98% | 26,28% | 26,28% |
| Papa parda pastusa_per_merca             | Exp-Smoothing-S4              | 8,43%  | 25,73% | 18,52% |
|  | GradientBoost                 | 17,74% | 31,96% | 18,11% |
|  | NM                            | 53,00% | 35,86% | 35,86% |
|  | NM + Seasonality              | 16,41% | 38,79% | 38,79% |
|  | Prophet                       | 14,05% | 45,97% | 30,26% |
| Papaya Maradol_per_merca                 | TBATS                         | 15,13% | 26,96% | 21,45% |
|  | XGBoost                       | 26,97% | 26,38% | 18,35% |
|  | ARIMA (2, 1, 0)-(0, 1, 1, 26) | 10,54% | 15,71% | 15,71% |
|  | Exp-Smoothing-S26             | 9,58%  | 12,18% | 9,84%  |
|  | GradientBoost                 | 6,35%  | 16,87% | 9,31%  |
| Pastas alimenticias_per_merca            | NM                            | 23,92% | 24,63% | 24,63% |
|  | NM + Seasonality              | 11,38% | 25,33% | 25,33% |
|  | Prophet                       | 10,73% | 21,76% | 18,99% |
|  | TBATS                         | 7,18%  | 16,75% | 10,04% |
|  | XGBoost                       | 5,68%  | 13,02% | 8,83%  |
| Pechuga de pollo_per_refaxm              | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 8)  | 1,15%  | 1,40%  | 1,40%  |
|  | Exp-Smoothing-S8              | 0,70%  | 1,12%  | 1,82%  |
|  | GradientBoost                 | 0,48%  | 1,12%  | 0,73%  |
|  | NM                            | 23,88% | 11,16% | 11,16% |
|  | NM + Seasonality              | 4,64%  | 5,58%  | 5,58%  |
| Piernas de pollo_per_refaxm              | Prophet                       | 3,66%  | 2,03%  | 1,63%  |
|  | TBATS                         | 0,16%  | 0,19%  | 0,72%  |
|  | XGBoost                       | 0,06%  | 0,89%  | 0,80%  |
|  | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 17) | 5,77%  | 4,36%  | 4,36%  |
|  | Exp-Smoothing-S17             | 6,99%  | 3,43%  | 3,43%  |
| Piña gold_per_merca                      | GradientBoost                 | 4,03%  | 5,32%  | 3,00%  |
|  | NM                            | 33,11% | 14,47% | 14,47% |
|  | NM + Seasonality              | 2,55%  | 11,21% | 11,21% |
|  | Prophet                       | 14,04% | 7,16%  | 5,00%  |
|  | TBATS                         | 7,49%  | 3,44%  | 3,32%  |
| Plátano dominico hartón maduro_per_merca | XGBoost                       | 4,80%  | 5,50%  | 3,22%  |
|  | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 1, 15) | 11,28% | 7,46%  | 7,46%  |
|  | Exp-Smoothing-S15             | 16,52% | 8,06%  | 7,14%  |
|  | GradientBoost                 | 2,44%  | 7,68%  | 5,17%  |
|  | NM                            | 34,43% | 16,53% | 16,53% |
| Plátano dominico hartón verde_per_merca  | NM + Seasonality              | 4,43%  | 10,33% | 10,33% |
|  | Prophet                       | 13,66% | 7,62%  | 5,88%  |
|  | TBATS                         | 12,88% | 7,18%  | 6,78%  |
|  | XGBoost                       | 1,59%  | 8,46%  | 6,90%  |
|  | ARIMA (3, 1, 1)-(2, 1, 0, 8)  | 4,36%  | 7,06%  | 7,06%  |
| Queso campesino_per_refaxm               | Exp-Smoothing-S8              | 3,41%  | 8,59%  | 10,18% |
|  | GradientBoost                 | 4,07%  | 7,52%  | 6,98%  |
|  | NM                            | 37,47% | 16,08% | 16,08% |
|  | NM + Seasonality              | 25,46% | 10,79% | 10,79% |
|  | Prophet                       | 19,12% | 8,57%  | 6,97%  |
| Sal yodada_per_merca                     | TBATS                         | 7,76%  | 8,54%  | 6,90%  |
|  | XGBoost                       | 4,07%  | 11,12% | 4,90%  |
|  | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 26) | 11,36% | 11,26% | 11,26% |
|  | Exp-Smoothing-S26             | 10,14% | 9,59%  | 8,57%  |
|  | GradientBoost                 | 16,77% | 13,87% | 13,87% |
| Tomate chonto_per_merca                  | NM                            | 54,35% | 15,58% | 15,58% |
|  | NM + Seasonality              | 41,01% | 26,15% | 26,15% |
|  | Prophet                       | 15,73% | 21,13% | 15,63% |
|  | TBATS                         | 15,21% | 8,30%  | 8,02%  |
|  | XGBoost                       | 17,48% | 12,61% | 5,78%  |
| Tomate de árbol_per_merca                | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 26) | 11,21% | 11,21% | 11,21% |
|  | Exp-Smoothing-S26             | 10,25% | 11,97% | 7,27%  |
|  | GradientBoost                 | 16,60% | 11,05% | 5,91%  |
|  | NM                            | 54,26% | 16,05% | 16,05% |
|  | NM + Seasonality              | 40,50% | 26,40% | 26,40% |
| Trucha en corte mariposa_per_merca       | Prophet                       | 15,07% | 21,08% | 16,85% |
|  | TBATS                         | 15,40% | 8,14%  | 6,07%  |
|  | XGBoost                       | 16,31% | 11,95% | 5,72%  |
|  | ARIMA (1, 1, 0)-(2, 1, 0, 4)  | 3,65%  | 5,92%  | 5,92%  |
|  | Exp-Smoothing-S4              | 1,97%  | 5,68%  | 5,04%  |
| Yuca ICA_per_merca                       | GradientBoost                 | 1,67%  | 7,29%  | 4,72%  |
|  | NM                            | 39,37% | 18,60% | 18,60% |
|  | NM + Seasonality              | 5,89%  | 14,79% | 14,79% |
|  | Prophet                       | 12,74% | 10,33% | 7,57%  |
|  | TBATS                         | 1,35%  | 4,92%  | 4,76%  |
| Zanahoria bogotana_per_merca             | XGBoost                       | 2,17%  | 5,66%  | 4,88%  |
|  | ARIMA (0, 1, 1)-(0, 1, 1, 11) | 2,05%  | 1,35%  | 1,35%  |
|  | Exp-Smoothing-S11             | 2,41%  | 1,19%  | 1,12%  |
|  | GradientBoost                 | 0,99%  | 1,06%  | 0,54%  |
|  | NM                            | 32,24% | 17,99% | 17,99% |
| Zanahoria bogotana_per_merca             | NM + Seasonality              | 9,33%  | 7,07%  | 7,07%  |
|  | Prophet                       | 0,64%  | 3,97%  | 3,11%  |
|  | TBATS                         | 0,27%  | 1,23%  | 0,59%  |
|  | XGBoost                       | 1,65%  | 1,35%  | 0,69%  |
|  | ARIMA (3, 1, 0)-(2, 1, 0, 6)  | 36,99% | 27,88% | 27,88% |
| Zanahoria bogotana_per_merca             | Exp-Smoothing-S6              | 32,45% | 21,73% | 17,00% |
|  | GradientBoost                 | 33,85% | 18,72% | 14,65% |
|  | NM                            | 30,59% | 17,81% | 17,81% |
|  | NM + Seasonality              | 27,02% | 16,61% | 16,61% |
|  | Prophet                       | 19,71% | 16,21% | 15,22% |
| Zanahoria bogotana_per_merca             | TBATS                         | 26,30% | 16,80% | 15,74% |
|  | XGBoost                       | 28,29% | 22,55% | 14,74% |
|  | ARIMA (1, 1, 0)-(2, 1, 0, 46) | 10,10% | 14,82% | 14,82% |
|  | Exp-Smoothing-S46             | 4,79%  | 17,21% | 12,68% |
|  | GradientBoost                 | 15,56% | 9,05%  | 7,10%  |
| Zanahoria bogotana_per_merca             | NM                            | 8,72%  | 19,97% | 19,97% |
|  | NM + Seasonality              | 3,51%  | 12,09% | 12,09% |
|  | Prophet                       | 28,21% | 12,03% | 11,64% |
|  | TBATS                         | 5,47%  | 10,15% | 9,51%  |
|  | XGBoost                       | 2,90%  | 6,78%  | 6,78%  |
| Zanahoria bogotana_per_merca             | ARIMA (1, 1, 0)-(2, 1, 0, 5)  | 10,58% | 4,33%  | 4,33%  |
|  | Exp-Smoothing-S5              | 7,68%  | 2,41%  | 2,53%  |
|  | GradientBoost                 | 7,61%  | 2,94%  | 1,62%  |
|  | NM                            | 33,15% | 15,12% | 15,12% |
|  | NM + Seasonality              | 10,40% | 9,52%  | 9,52%  |
| Zanahoria bogotana_per_merca             | Prophet                       | 1,15%  | 5,68%  | 5,32%  |
|  | TBATS                         | 8,21%  | 2,35%  | 1,83%  |
|  | XGBoost                       | 11,19% | 3,41%  | 1,94%  |
|  | ARIMA (1, 1, 0)-(0, 1, 1, 4)  | 16,62% | 5,85%  | 5,85%  |
|  | Exp-Smoothing-S4              | 14,47% | 5,29%  | 6,86%  |
| Zanahoria bogotana_per_merca             | GradientBoost                 | 15,12% | 13,29% | 5,40%  |
|  | NM                            | 53,31% | 38,85% | 38,85% |
|  | NM + Seasonality              | 10,38% | 32,42% | 32,42% |
|  | Prophet                       | 32,56% | 24,79% | 17,95% |
|  | TBATS                         | 3,27%  | 5,62%  | 5,35%  |
| Zanahoria bogotana_per_merca             | XGBoost                       | 14,50% | 9,02%  | 4,23%  |
|  | ARIMA (3, 1, 3)-(1, 1, 1, 4)  | 16,10% | 23,09% | 23,09% |
|  | Exp-Smoothing-S4              | 16,97% | 22,03% | 20,65% |
|  | GradientBoost                 | 11,68% | 19,71% | 19,21% |
|  | NM                            | 20,61% | 20,20% | 20,20% |
| Zanahoria bogotana_per_merca             | NM + Seasonality              | 12,92% | 14,53% | 14,53% |
|  | Prophet                       | 11,77% | 18,23% | 18,07% |
|  | TBATS                         | 14,45% | 13,07% | 13,78% |
|  | XGBoost                       | 16,58% | 16,06% | 11,63% |

## Manizales:

| Serie                                    | Modelo                               | MAPE Modelo Inicial | MAPE Cross Validation (5 Folds) | Promedio de MAPE Hyperparameter |  | Modelo con mejor Ajuste   |
|--|--------------------------------------|---------------------|---------------------------------|---------------------------------|--|---------------------------|
|  |                                      |                     |                                 | Tuning                          |  |                           |
| Aceite vegetal (mezcla)_man_cegal        | <b>ARIMA (0, 1, 0)-(1, 1, 0, 52)</b> | <b>10,18%</b>       | <b>3,30%</b>                    | <b>3,30%</b>                    |  | ARIMA                     |
|  | Exp-Smoothing-S61                    | 11,62%              | 5,73%                           | 5,82%                           |  |                           |
|  | GradientBoost                        | 10,37%              | 7,44%                           | 6,07%                           |  |                           |
|  | NM                                   | 40,68%              | 21,43%                          | 21,43%                          |  |                           |
|  | NM + Seasonality                     | 18,50%              | 21,89%                          | 21,89%                          |  |                           |
|  | Prophet                              | 13,00%              | 4,43%                           | 4,44%                           |  |                           |
|  | TBATS                                | 7,86%               | 7,57%                           | 6,31%                           |  |                           |
|  | XGBoost                              | 9,19%               | 7,13%                           | 6,33%                           |  |                           |
| Aguacate papellillo_man_cegal            | ARIMA (0, 1, 6)-(0, 1, 1, 26)        | 12,91%              | 9,93%                           | 9,93%                           |  | GDBoost                   |
|  | Exp-Smoothing-S26                    | 12,60%              | 9,85%                           | 13,83%                          |  |                           |
|  | <b>GradientBoost</b>                 | <b>7,93%</b>        | <b>11,08%</b>                   | <b>6,45%</b>                    |  |                           |
|  | NM                                   | 33,77%              | 26,18%                          | 26,18%                          |  |                           |
|  | NM + Seasonality                     | 18,43%              | 14,71%                          | 14,71%                          |  |                           |
|  | Prophet                              | 3,10%               | 12,50%                          | 11,19%                          |  |                           |
|  | TBATS                                | 7,54%               | 12,56%                          | 9,76%                           |  |                           |
|  | XGBoost                              | 7,78%               | 12,47%                          | 7,43%                           |  |                           |
| Ahuyama_man_cegal                        | ARIMA (7, 1, 0)-(0, 1, 1, 26)        | 3,00%               | 12,12%                          | 12,12%                          |  | GDBoost                   |
|  | Exp-Smoothing-S26                    | 1,89%               | 10,61%                          | 9,97%                           |  |                           |
|  | <b>GradientBoost</b>                 | <b>7,26%</b>        | <b>8,08%</b>                    | <b>6,35%</b>                    |  |                           |
|  | NM                                   | 39,61%              | 18,52%                          | 18,52%                          |  |                           |
|  | NM + Seasonality                     | 23,92%              | 17,71%                          | 17,71%                          |  |                           |
|  | Prophet                              | 16,51%              | 19,41%                          | 17,28%                          |  |                           |
|  | TBATS                                | 2,87%               | 10,46%                          | 8,95%                           |  |                           |
|  | XGBoost                              | 4,95%               | 11,85%                          | 7,31%                           |  |                           |
| Ajo importado_man_cegal                  | ARIMA (0, 1, 4)-(0, 1, 1, 17)        | 13,32%              | 19,74%                          | 19,74%                          |  | XGBoost                   |
|  | Exp-Smoothing-S17                    | 18,51%              | 19,31%                          | 20,69%                          |  |                           |
|  | GradientBoost                        | 26,81%              | 23,98%                          | 12,96%                          |  |                           |
|  | NM                                   | 4,71%               | 23,30%                          | 23,30%                          |  |                           |
|  | NM + Seasonality                     | 18,21%              | 32,83%                          | 32,83%                          |  |                           |
|  | Prophet                              | 13,15%              | 32,67%                          | 30,17%                          |  |                           |
|  | TBATS                                | 9,56%               | 16,80%                          | 16,01%                          |  |                           |
|  | <b>XGBoost</b>                       | <b>3,08%</b>        | <b>22,97%</b>                   | <b>11,93%</b>                   |  |                           |
| Arracacha blanca_man_cegal               | ARIMA (1, 1, 0)-(0, 1, 1, 4)         | 13,03%              | 10,52%                          | 10,52%                          |  | GDBoost                   |
|  | Exp-Smoothing-S4                     | 16,13%              | 10,42%                          | 10,59%                          |  |                           |
|  | <b>GradientBoost</b>                 | <b>5,32%</b>        | <b>10,66%</b>                   | <b>6,58%</b>                    |  |                           |
|  | NM                                   | 53,40%              | 34,59%                          | 34,59%                          |  |                           |
|  | NM + Seasonality                     | 33,06%              | 31,55%                          | 31,55%                          |  |                           |
|  | Prophet                              | 8,39%               | 40,83%                          | 29,07%                          |  |                           |
|  | TBATS                                | 13,42%              | 10,57%                          | 9,36%                           |  |                           |
|  | XGBoost                              | 9,24%               | 9,56%                           | 9,40%                           |  |                           |
| Arroz de primera_man_cegal               | ARIMA (0, 1, 2)-(0, 1, 1, 5)         | 4,55%               | 4,37%                           | 4,37%                           |  | GDBoost                   |
|  | Exp-Smoothing-S5                     | 2,64%               | 7,06%                           | 5,54%                           |  |                           |
|  | <b>GradientBoost</b>                 | <b>10,57%</b>       | <b>4,40%</b>                    | <b>2,62%</b>                    |  |                           |
|  | NM                                   | 32,66%              | 11,63%                          | 11,63%                          |  |                           |
|  | NM + Seasonality                     | 22,88%              | 14,48%                          | 14,48%                          |  |                           |
|  | Prophet                              | 15,79%              | 10,19%                          | 6,82%                           |  |                           |
|  | TBATS                                | 4,60%               | 4,83%                           | 3,68%                           |  |                           |
|  | XGBoost                              | 10,87%              | 5,03%                           | 2,82%                           |  |                           |
| Arveja verde seca importada_man_cegal    | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 2, 4)         | 3,56%               | 3,15%                           | 3,15%                           |  | Suavizamiento Exponencial |
|  | Exp-Smoothing-S4                     | 8,06%               | 2,76%                           | 2,39%                           |  |                           |
|  | GradientBoost                        | 4,36%               | 4,38%                           | 2,48%                           |  |                           |
|  | NM                                   | 40,46%              | 20,31%                          | 20,31%                          |  |                           |
|  | NM + Seasonality                     | 12,14%              | 8,54%                           | 8,54%                           |  |                           |
|  | Prophet                              | 4,58%               | 9,53%                           | 6,83%                           |  |                           |
|  | TBATS                                | 7,18%               | 3,18%                           | 2,44%                           |  |                           |
|  | XGBoost                              | 8,27%               | 4,35%                           | 2,64%                           |  |                           |
| Banano criollo_man_cegal                 | ARIMA (0, 1, 5)-(0, 1, 1, 26)        | 9,69%               | 5,31%                           | 5,31%                           |  | GDBoost                   |
|  | Exp-Smoothing-S26                    | 14,88%              | 4,62%                           | 5,21%                           |  |                           |
|  | <b>GradientBoost</b>                 | <b>11,81%</b>       | <b>5,56%</b>                    | <b>3,22%</b>                    |  |                           |
|  | NM                                   | 22,91%              | 12,01%                          | 12,01%                          |  |                           |
|  | NM + Seasonality                     | 14,48%              | 7,22%                           | 7,22%                           |  |                           |
|  | Prophet                              | 9,06%               | 7,49%                           | 7,29%                           |  |                           |
|  | TBATS                                | 9,96%               | 4,62%                           | 4,63%                           |  |                           |
|  | XGBoost                              | 15,22%              | 8,51%                           | 3,37%                           |  |                           |
| Carne de cerdo, lomo sin hueso_man_cegal | ARIMA (1, 1, 0)-(1, 1, 1, 46)        | 6,85%               | 6,40%                           | 6,40%                           |  | GDBoost                   |
|  | Exp-Smoothing-S46                    | 6,65%               | 6,24%                           | 3,29%                           |  |                           |
|  | <b>GradientBoost</b>                 | <b>7,96%</b>        | <b>3,65%</b>                    | <b>2,95%</b>                    |  |                           |
|  | NM                                   | 29,85%              | 10,47%                          | 10,47%                          |  |                           |
|  | NM + Seasonality                     | 13,42%              | 8,31%                           | 8,31%                           |  |                           |
|  | Prophet                              | 5,88%               | 8,03%                           | 6,03%                           |  |                           |
|  | TBATS                                | 4,97%               | 4,51%                           | 3,64%                           |  |                           |
|  | XGBoost                              | 8,68%               | 6,11%                           | 3,42%                           |  |                           |
| Carne de res, cadera_man_cegal           | ARIMA (1, 1, 2)-(0, 1, 1, 8)         | 1,08%               | 3,89%                           | 3,89%                           |  | GDBoost y Prophet         |
|  | Exp-Smoothing-S8                     | 1,24%               | 3,88%                           | 3,64%                           |  |                           |
|  | <b>GradientBoost</b>                 | <b>1,78%</b>        | <b>4,43%</b>                    | <b>3,31%</b>                    |  |                           |
|  | NM                                   | 33,80%              | 16,50%                          | 16,50%                          |  |                           |
|  | NM + Seasonality                     | 7,09%               | 7,83%                           | 7,83%                           |  |                           |
|  | <b>Prophet</b>                       | <b>2,51%</b>        | <b>3,64%</b>                    | <b>3,31%</b>                    |  |                           |
|  | TBATS                                | 1,75%               | 3,68%                           | 3,59%                           |  |                           |
|  | XGBoost                              | 2,33%               | 4,90%                           | 3,41%                           |  |                           |

|                                   |                               |               |               |               |
|-----------------------------------|-------------------------------|---------------|---------------|---------------|
| Cebolla cabezona blanca_man_cegal | ARIMA (1, 0, 0)-(2, 1, 0, 52) | 37,23%        | 18,88%        | 18,88%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S92             | 28,82%        | 29,95%        | 20,50%        |
|                                   | <b>GradientBoost</b>          | <b>30,37%</b> | <b>16,87%</b> | <b>12,9%</b>  |
|                                   | NM                            | 62,36%        | 27,91%        | 27,91%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 53,63%        | 19,49%        | 19,49%        |
| Cebolla junca_man_cegal           | ARIMA (1, 0, 2)-(0, 1, 2, 26) | 10,03%        | 19,22%        | 19,22%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S26             | 10,03%        | 27,55%        | 19,73%        |
|                                   | GradientBoost                 | 24,77%        | 24,54%        | 15,22%        |
|                                   | NM                            | 30,08%        | 18,48%        | 18,48%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 28,39%        | 21,09%        | 15,90%        |
| Fresa_man_cegal                   | ARIMA (5, 1, 4)-(0, 1, 1, 8)  | 14,22%        | 3,95%         | 3,95%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S8              | 13,62%        | 4,39%         | 3,87%         |
|                                   | GradientBoost                 | 15,31%        | 3,25%         | 2,67%         |
|                                   | NM                            | 27,54%        | 12,44%        | 12,44%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 6,46%         | 7,42%         | 7,42%         |
| Frijol cargamanto rojo_man_cegal  | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 0, 52) | 4,82%         | 10,67%        | 10,67%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S91             | 8,84%         | 8,15%         | 4,91%         |
|                                   | GradientBoost                 | 4,28%         | 6,88%         | 3,85%         |
|                                   | NM                            | 52,40%        | 16,76%        | 16,76%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 61,39%        | 18,72%        | 18,72%        |
| Frijol verde en vaina_man_cegal   | ARIMA (0, 1, 2)-(0, 1, 2, 4)  | 6,08%         | 8,32%         | 8,32%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S4              | 6,45%         | 9,16%         | 8,18%         |
|                                   | GradientBoost                 | 7,86%         | 12,10%        | 8,11%         |
|                                   | NM                            | 39,20%        | 22,93%        | 22,93%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 11,29%        | 21,09%        | 21,09%        |
| Guayaba pera_man_cegal            | ARIMA (1, 1, 5)-(0, 1, 1, 9)  | 17,40%        | 14,36%        | 14,36%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S9              | 19,34%        | 15,69%        | 15,57%        |
|                                   | GradientBoost                 | 23,34%        | 15,81%        | 17,0%         |
|                                   | NM                            | 46,71%        | 19,00%        | 19,00%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 18,23%        | 18,25%        | 18,25%        |
| Habichuela_man_cegal              | ARIMA (0, 1, 1)-(0, 1, 1, 4)  | 30,40%        | 49,52%        | 49,52%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S4              | 26,13%        | 49,39%        | 27,33%        |
|                                   | GradientBoost                 | <b>30,27%</b> | <b>35,72%</b> | <b>28,61%</b> |
|                                   | NM                            | 34,93%        | 38,33%        | 38,33%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 17,24%        | 32,85%        | 32,85%        |
| Harina de trigo_man_cegal         | ARIMA (0, 1, 3)-(0, 1, 1, 20) | 1,64%         | 3,76%         | 3,76%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S20             | 0,97%         | 3,70%         | 2,70%         |
|                                   | GradientBoost                 | 8,20%         | 3,45%         | 2,53%         |
|                                   | NM                            | 45,86%        | 25,02%        | 25,02%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 18,43%        | 8,40%         | 8,40%         |
| Huevo blanco AA_man_cegal         | ARIMA (3, 1, 2)-(0, 1, 1, 30) | 3,16%         | 6,83%         | 6,83%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S30             | 2,30%         | 7,03%         | 6,57%         |
|                                   | GradientBoost                 | 4,53%         | 8,68%         | 5,35%         |
|                                   | NM                            | 43,25%        | 17,82%        | 17,82%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 11,27%        | 12,95%        | 12,95%        |
| Leche en polvo_man_refper         | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 1, 8)  | 1,38%         | 2,46%         | 2,46%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S8              | 1,72%         | 2,60%         | 2,13%         |
|                                   | GradientBoost                 | <b>0,06%</b>  | <b>2,23%</b>  | <b>2,02%</b>  |
|                                   | NM                            | 36,27%        | 19,29%        | 19,29%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 13,23%        | 8,36%         | 8,36%         |
| Lechuga Batavia_man_cegal         | ARIMA (0, 1, 0)-(0, 1, 1, 4)  | 15,31%        | 12,67%        | 12,67%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S4              | <b>18,95%</b> | <b>12,74%</b> | <b>11,67%</b> |
|                                   | GradientBoost                 | 6,59%         | 19,40%        | 15,90%        |
|                                   | NM                            | 11,96%        | 20,33%        | 20,33%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 15,41%        | 20,01%        | 20,01%        |
| Lenteja importada_man_cegal       | ARIMA (0, 1, 0)-(0, 1, 1, 5)  | 12,82%        | 6,22%         | 6,22%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S5              | 14,43%        | 5,22%         | 4,13%         |
|                                   | GradientBoost                 | 7,89%         | 7,85%         | 7,41%         |
|                                   | NM                            | 40,16%        | 24,34%        | 24,34%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 14,03%        | 8,64%         | 8,64%         |
| Limón Tahiti_man_cegal            | ARIMA (0, 1, 0)-(1, 1, 2, 26) | 10,67%        | 19,09%        | 19,09%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S26             | 13,40%        | 19,13%        | 18,83%        |
|                                   | GradientBoost                 | <b>16,45%</b> | <b>30,46%</b> | <b>15,60%</b> |
|                                   | NM                            | 12,62%        | 25,78%        | 25,78%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 11,36%        | 31,16%        | 31,16%        |
| Lulo_man_cegal                    | ARIMA (0, 1, 5)-(0, 1, 2, 10) | 16,97%        | 7,20%         | 7,20%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S10             | 16,04%        | 7,07%         | 6,62%         |
|                                   | GradientBoost                 | 13,53%        | 12,31%        | 5,95%         |
|                                   | NM                            | 27,53%        | 22,68%        | 22,68%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 10,87%        | 20,44%        | 20,44%        |
| Mandarina Oneco_man_cegal         | ARIMA (0, 1, 2)-(1, 1, 1, 20) | 17,40%        | 16,45%        | 16,45%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S20             | 17,40%        | 20,52%        | 14,60%        |
|                                   | GradientBoost                 | <b>21,69%</b> | <b>12,26%</b> | <b>8,97%</b>  |
|                                   | NM                            | 10,47%        | 19,92%        | 19,92%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 65,16%        | 16,07%        | 16,07%        |
| Manzana roja importada_man_cegal  | ARIMA (0, 1, 3)-(0, 1, 1, 13) | 1,37%         | 4,43%         | 4,43%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S13             | 1,53%         | 5,36%         | 4,60%         |
|                                   | GradientBoost                 | <b>6,64%</b>  | <b>4,66%</b>  | <b>3,58%</b>  |
|                                   | NM                            | 37,15%        | 19,42%        | 19,42%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 13,33%        | 4,56%         | 4,56%         |
| Maracuyá_man_cegal                | ARIMA (2, 1, 2)-(0, 1, 2, 4)  | 3,39%         | 15,00%        | 15,00%        |
|                                   | Exp-Smoothing-S4              | <b>3,13%</b>  | <b>18,88%</b> | <b>16,70%</b> |
|                                   | GradientBoost                 | <b>10,99%</b> | <b>23,02%</b> | <b>14,22%</b> |
|                                   | NM                            | 28,34%        | 22,48%        | 22,48%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 5,25%         | 21,50%        | 21,50%        |
| Mora de Castilla_man_cegal        | ARIMA (0, 1, 3)-(1, 1, 2, 13) | 9,36%         | 9,49%         | 9,49%         |
|                                   | Exp-Smoothing-S13             | 16,46%        | 9,54%         | 9,53%         |
|                                   | GradientBoost                 | <b>2,29%</b>  | <b>8,14%</b>  | <b>6,77%</b>  |
|                                   | NM                            | 22,67%        | 18,72%        | 18,72%        |
|                                   | NM + Seasonality              | 12,89%        | 17,54%        | 17,54%        |

|  |                               |        |        |        |        |
|--|-------------------------------|--------|--------|--------|--------|
| Naranja Valencia_man_cegal               | ARIMA (0, 1, 3)-(0, 1, 2, 4)  | 5,99%  | 6,85%  | 6,85%  | 6,85%  |
|  | Exp-Smoothing-S4              | 6,62%  | 6,58%  | 6,58%  | 7,23%  |
|  | GradientBoost                 | 4,79%  | 7,48%  | 7,48%  | 5,82%  |
|  | NM                            | 38,45% | 14,83% | 14,83% | 14,83% |
|  | NM + Seasonality              | 7,48%  | 12,99% | 12,99% | 12,99% |
| Panela redonda morena_man_cegal          | Propphet                      | 9,62%  | 14,35% | 14,35% | 13,77% |
|  | TBATS                         | 6,07%  | 6,87%  | 6,87%  | 6,38%  |
|  | XGBoost                       | 7,23%  | 6,87%  | 6,87%  | 6,65%  |
|  | ARIMA (0, 1, 3)-(0, 1, 1, 5)  | 3,30%  | 5,09%  | 5,09%  | 5,09%  |
|  | Exp-Smoothing-S5              | 3,66%  | 4,52%  | 4,52%  | 4,04%  |
| Papa criolla limpia_man_cegal            | GradientBoost                 | 6,68%  | 6,25%  | 6,25%  | 3,81%  |
|  | NM                            | 29,94% | 19,52% | 19,52% | 19,52% |
|  | NM + Seasonality              | 11,34% | 8,13%  | 8,13%  | 8,13%  |
|  | Propphet                      | 6,33%  | 9,72%  | 9,72%  | 8,70%  |
|  | TBATS                         | 4,22%  | 4,18%  | 4,18%  | 4,07%  |
| Papa parda pastusa_man_cegal             | XGBoost                       | 6,49%  | 5,48%  | 5,48%  | 3,85%  |
|  | ARIMA (0, 1, 0)-(1, 1, 1, 4)  | 12,89% | 27,21% | 27,21% | 27,21% |
|  | Exp-Smoothing-S4              | 12,89% | 31,76% | 31,76% | 20,06% |
|  | GradientBoost                 | 19,78% | 19,94% | 19,94% | 14,63% |
|  | NM                            | 17,78% | 24,42% | 24,42% | 24,42% |
| Papaya Maradol_man_cegal                 | NM + Seasonality              | 12,76% | 33,50% | 33,50% | 33,50% |
|  | Propphet                      | 16,71% | 40,48% | 40,48% | 33,84% |
|  | TBATS                         | 12,62% | 23,24% | 23,24% | 20,54% |
|  | XGBoost                       | 23,67% | 16,71% | 16,71% | 14,06% |
|  | ARIMA (0, 1, 1)-(1, 1, 1, 4)  | 7,34%  | 17,47% | 17,47% | 17,47% |
| Pastas alimenticias_man_cegal            | Exp-Smoothing-S4              | 6,81%  | 19,82% | 19,82% | 15,52% |
|  | GradientBoost                 | 16,64% | 31,19% | 31,19% | 14,47% |
|  | NM                            | 53,25% | 27,39% | 27,39% | 27,39% |
|  | NM + Seasonality              | 18,87% | 30,87% | 30,87% | 30,38% |
|  | Propphet                      | 17,39% | 38,62% | 38,62% | 25,30% |
| Piña Maradol_man_cegal                   | TBATS                         | 7,98%  | 17,42% | 17,42% | 15,46% |
|  | XGBoost                       | 14,07% | 16,71% | 16,71% | 14,57% |
|  | ARIMA (1, 1, 5)-(0, 1, 1, 26) | 8,78%  | 15,07% | 15,07% | 15,07% |
|  | Exp-Smoothing-S26             | 13,18% | 13,95% | 13,95% | 11,21% |
|  | GradientBoost                 | 10,20% | 13,04% | 13,04% | 9,68%  |
| Pastas de pollo_man_cegal                | NM                            | 22,78% | 22,15% | 22,15% | 22,15% |
|  | NM + Seasonality              | 12,00% | 22,34% | 22,34% | 22,34% |
|  | Propphet                      | 8,28%  | 20,20% | 20,20% | 18,56% |
|  | TBATS                         | 6,93%  | 14,80% | 14,80% | 11,05% |
|  | XGBoost                       | 7,75%  | 12,44% | 12,44% | 8,89%  |
| Pechuga de pollo_man_cegal               | ARIMA (1, 0, 0)-(1, 1, 1, 52) | 0,73%  | 5,03%  | 5,03%  | 5,03%  |
|  | Exp-Smoothing-S61             | 1,36%  | 2,02%  | 2,02%  | 0,86%  |
|  | GradientBoost                 | 0,67%  | 1,79%  | 1,79%  | 1,01%  |
|  | NM                            | 2,06%  | 4,59%  | 4,59%  | 4,59%  |
|  | NM + Seasonality              | 8,28%  | 7,21%  | 7,21%  | 7,21%  |
| Pierna de pollo_man_cegal                | Propphet                      | 3,51%  | 6,78%  | 6,78%  | 4,46%  |
|  | TBATS                         | 0,69%  | 0,71%  | 0,71%  | 0,58%  |
|  | XGBoost                       | 1,13%  | 3,21%  | 3,21%  | 0,83%  |
|  | ARIMA (0, 1, 0)-(1, 1, 2, 8)  | 6,75%  | 5,34%  | 5,34%  | 5,34%  |
|  | Exp-Smoothing-S8              | 6,39%  | 4,53%  | 4,53%  | 4,62%  |
| Piña gold_man_cegal                      | GradientBoost                 | 5,41%  | 4,63%  | 4,63%  | 3,60%  |
|  | NM                            | 24,43% | 15,82% | 15,82% | 15,82% |
|  | NM + Seasonality              | 4,98%  | 9,68%  | 9,68%  | 9,68%  |
|  | Propphet                      | 17,60% | 10,60% | 10,60% | 8,60%  |
|  | TBATS                         | 5,42%  | 5,05%  | 5,05%  | 3,85%  |
| Plátano dominico hartón maduro_man_cegal | XGBoost                       | 4,64%  | 4,86%  | 4,86%  | 3,59%  |
|  | ARIMA (0, 1, 0)-(2, 1, 2, 7)  | 1,23%  | 4,80%  | 4,80%  | 4,80%  |
|  | Exp-Smoothing-S7              | 2,22%  | 4,89%  | 4,89%  | 4,84%  |
|  | GradientBoost                 | 2,92%  | 5,16%  | 5,16%  | 3,40%  |
|  | NM                            | 34,54% | 15,01% | 15,01% | 13,01% |
| Plátano dominico hartón verde_man_cegal  | NM + Seasonality              | 13,03% | 8,43%  | 8,43%  | 8,43%  |
|  | Propphet                      | 5,46%  | 7,13%  | 7,13%  | 6,80%  |
|  | TBATS                         | 3,46%  | 4,96%  | 4,96%  | 4,66%  |
|  | XGBoost                       | 6,42%  | 6,00%  | 6,00%  | 4,41%  |
|  | ARIMA (1, 1, 2)-(0, 1, 1, 8)  | 9,24%  | 13,19% | 13,19% | 13,19% |
| Plátano dominico hartón verde_man_cegal  | Exp-Smoothing-S8              | 8,67%  | 16,07% | 16,07% | 10,98% |
|  | GradientBoost                 | 12,37% | 15,38% | 15,38% | 9,40%  |
|  | NM                            | 33,50% | 14,86% | 14,86% | 14,86% |
|  | NM + Seasonality              | 23,04% | 11,21% | 11,21% | 11,21% |
|  | Propphet                      | 21,18% | 9,70%  | 9,70%  | 9,34%  |
| Plátano dominico hartón verde_man_cegal  | TBATS                         | 11,40% | 12,28% | 12,28% | 12,16% |
|  | XGBoost                       | 11,57% | 14,12% | 14,12% | 11,16% |
|  | ARIMA (0, 1, 5)-(0, 1, 1, 26) | 20,55% | 9,28%  | 9,28%  | 9,28%  |
|  | Exp-Smoothing-S26             | 18,34% | 9,63%  | 9,63%  | 9,88%  |
|  | GradientBoost                 | 17,60% | 9,40%  | 9,40%  | 8,57%  |
| Queso campesino_man_cegal                | NM                            | 52,84% | 17,59% | 17,59% | 17,59% |
|  | NM + Seasonality              | 43,05% | 26,46% | 26,46% | 26,46% |
|  | Propphet                      | 14,76% | 20,12% | 20,12% | 15,69% |
|  | TBATS                         | 21,60% | 8,13%  | 8,13%  | 10,57% |
|  | XGBoost                       | 17,66% | 14,62% | 14,62% | 6,58%  |
| Queso campesino_man_cegal                | ARIMA (2, 1, 2)-(0, 1, 1, 26) | 20,23% | 9,49%  | 9,49%  | 9,49%  |
|  | Exp-Smoothing-S26             | 18,13% | 10,18% | 10,18% | 12,47% |
|  | GradientBoost                 | 19,03% | 9,97%  | 9,97%  | 8,24%  |
|  | NM                            | 52,84% | 17,60% | 17,60% | 17,60% |
|  | NM + Seasonality              | 43,04% | 26,46% | 26,46% | 26,46% |
| Sal yodada_man_cegal                     | Propphet                      | 14,63% | 19,84% | 19,84% | 15,81% |
|  | TBATS                         | 23,70% | 7,69%  | 7,69%  | 7,47%  |
|  | XGBoost                       | 25,03% | 14,52% | 14,52% | 6,67%  |
|  | ARIMA (0, 1, 0)-(0, 1, 1, 26) | 6,97%  | 3,15%  | 3,15%  | 3,15%  |
|  | Exp-Smoothing-S4              | 8,51%  | 3,09%  | 3,09%  | 2,72%  |
| Tomate chonto_man_cegal                  | GradientBoost                 | 48,26% | 3,33%  | 3,33%  | 2,84%  |
|  | NM                            | 22,75% | 7,33%  | 7,33%  | 7,33%  |
|  | NM + Seasonality              | 8,55%  | 4,06%  | 4,06%  | 3,23%  |
|  | Propphet                      | 7,57%  | 3,06%  | 3,06%  | 2,61%  |
|  | TBATS                         | 6,49%  | 3,28%  | 3,28%  | 2,73%  |
| Tomate de árbol_man_cegal                | XGBoost                       | 6,49%  | 3,28%  | 3,28%  | 2,73%  |
|  | ARIMA (0, 1, 5)-(0, 1, 1, 9)  | 2,58%  | 2,68%  | 2,68%  | 2,68%  |
|  | Exp-Smoothing-S9              | 2,73%  | 2,56%  | 2,56%  | 2,52%  |
|  | GradientBoost                 | 3,05%  | 3,08%  | 3,08%  | 2,53%  |
|  | NM                            | 37,28% | 21,55% | 21,55% | 21,55% |
| Tomate de árbol_man_cegal                | NM + Seasonality              | 12,19% | 6,86%  | 6,86%  | 6,86%  |
|  | Propphet                      | 3,00%  | 3,05%  | 3,05%  | 2,71%  |
|  | TBATS                         | 2,64%  | 2,54%  | 2,54%  | 2,54%  |
|  | XGBoost                       | 3,05%  | 2,73%  | 2,73%  | 2,49%  |
|  | ARIMA (1, 1, 3)-(0, 1, 2, 4)  | 29,52% | 27,73% | 27,73% | 27,73% |
| Trucha en corte mariposa_man_cegal       | Exp-Smoothing-S4              | 31,92% | 24,60% | 24,60% | 22,21% |
|  | GradientBoost                 | 28,15% | 23,16% | 23,16% | 18,56% |
|  | NM                            | 31,32% | 20,77% | 20,77% | 20,57% |
|  | NM + Seasonality              | 26,60% | 18,42% | 18,42% | 18,42% |
|  | Propphet                      | 19,06% | 19,19% | 19,19% | 18,58% |
| Trucha en corte mariposa_man_cegal       | TBATS                         | 24,86% | 18,51% | 18,51% | 17,21% |
|  | XGBoost                       | 28,82% | 22,50% | 22,50% | 17,41% |
|  | ARIMA (1, 1, 0)-(1, 1, 1, 46) | 29,23% | 11,20% | 11,20% | 11,20% |
|  | Exp-Smoothing-S46             | 16,59% | 12,46% | 12,46% | 12,64% |
|  | GradientBoost                 | 41,04% | 12,69% | 12,69% | 9,77%  |
| Yuca ICA_man_cegal                       | NM                            | 9,29%  | 28,07% | 28,07% | 28,07% |
|  | NM + Seasonality              | 7,99%  | 20,50% | 20,50% | 20,50% |
|  | Propphet                      | 80,38% | 21,80% | 21,80% | 21,45% |
|  | TBATS                         | 20,64% | 14,07% | 14,07% | 12,06% |
|  | XGBoost                       | 24,47% | 13,16% | 13,16% | 11,03% |
| Zanahoria_man_cegal_refper               | ARIMA (0, 1, 0)-(0, 1, 1, 8)  | 1,43%  | 1,58%  | 1,58%  | 1,58%  |
|  | Exp-Smoothing-S8              | 3,30%  | 2,08%  | 2,08%  | 2,38%  |
|  | GradientBoost                 | 7,32%  | 1,61%  | 1,61%  | 1,35%  |
|  | NM                            | 33,63% | 10,60% | 10,60% | 10,60% |
|  | NM + Seasonality              | 18,66% | 5,51%  | 5,51%  | 5,51%  |
| Zanahoria_man_cegal_refper               | Propphet                      | 13,82% | 5,15%  | 5,15%  | 3,12%  |
|  | TBATS                         | 0,77%  | 2,18%  | 2,18%  | 1,50%  |
|  | XGBoost                       | 5,49%  | 1,85%  | 1,85%  | 1,48%  |
|  | ARIMA (1, 1, 0)-(0, 1, 1, 6)  | 16,28% | 5,77%  | 5,77%  | 5,77%  |
|  | Exp-Smoothing-S6              | 15,17% | 4,88%  | 4,88%  | 4,96%  |
| Zanahoria_man_cegal_refper               | GradientBoost                 | 12,41% | 6,99%  | 6,99%  | 5,48%  |
|  | NM                            | 49,14% | 37,83% | 37,83% | 37,83% |
|  | NM + Seasonality              | 10,52% | 29,81% | 29,81% | 29,81% |
|  | Propphet                      | 37,74% | 21,01% | 21,01% | 16,18% |
|  | TBATS                         | 17,88% | 5,33%  | 5,33%  | 5,06%  |
| Zanahoria_man_cegal_refper               | XGBoost                       | 10,91% | 7,09%  | 7,09%  | 4,86%  |
|  | ARIMA (0, 1, 4)-(0, 1, 2, 6)  | 13,84% | 21,33% | 21,33% | 21,33% |
|  | Exp-Smoothing-S6              | 14,34% | 20,82% | 20,82% | 19,28% |
|  | GradientBoost                 | 17,83% | 19,02% | 19,02% | 12,84% |
|  | NM                            | 18,20% | 18,93% | 18,93% | 18,93% |
| Zanahoria_man_cegal_refper               | NM + Seasonality              | 15,32% | 14,33% | 14,33% | 14,33% |
|  | Propphet                      | 12,85% | 17,20% | 17,20% | 16,87% |
|  | TBATS                         | 14,65% | 13,78% | 13,78% | 13,97% |
|  | XGBoost                       | 15,28% | 19,08% | 19,08% | 12,96% |

## Anexo 1.4 Tablas de hiperámetros resultantes del proceso de optimización para Armenia, Pereira y Manizales:

### Armenia:

| Serie                                 | Modelo con mejor Ajuste     | Parámetros optimizados  |
|---------------------------------------|-----------------------------|---|
| Aceite vegetal mezcla_axm_merc        | XGBoost                     | {'window_length': 62, 'eta': 0.39382184760977873, 'gamma': 12.190772863004337, 'max_depth': 11, 'subsample': 0.9146091321561436, 'grow_policy': 'depthwise'}          |
| Aguate papelillo_axm_merc             | TBATS                       | {'use_box_cox': False, 'use_trend': False, 'use_damped_trend': True, 'sp': 80, 'use_arma_errors': False}  |
| Ahuyama_axm_merc                      | GDBBoost                    | {'window_length': 99, 'learning_rate': 0.32786680928189305, 'n_estimators': 1992, 'subsample': 0.7319848903537902, 'max_depth': 39}                                   |
| Ajo importado_axm_merc                | TBATS                       | {'use_box_cox': True, 'use_trend': True, 'use_damped_trend': False, 'sp': 19, 'use_arma_errors': False}   |
| Arracacha blanca_axm_merc             | TBATS                       | {'use_box_cox': True, 'use_trend': False, 'use_damped_trend': True, 'sp': 53, 'use_arma_errors': False}   |
| Arroz de primera_axm_merc             | TBATS                       | {'use_box_cox': True, 'use_trend': False, 'use_damped_trend': False, 'sp': 89, 'use_arma_errors': False}  |
| Arveja verde seca importada_axm_merc  | TBATS                       | {'use_box_cox': True, 'use_trend': False, 'use_damped_trend': True, 'sp': 24, 'use_arma_errors': False}   |
| Banano criollo_axm_merc               | XGBoost                     | {'window_length': 99, 'eta': 0.3872259704165861, 'gamma': 14.864346159529896, 'max_depth': 62, 'subsample': 0.5903183796249117, 'grow_policy': 'lossguide'}           |
| Carne de red cadera_axm_ref_per       | GDBBoost                    | {'window_length': 62, 'learning_rate': 0.5651267438928124, 'n_estimators': 481, 'subsample': 0.2783004655841869, 'max_depth': 25}                                     |
| Cebolla cabezona blanca_axm_merc      | XGBoost                     | {'window_length': 36, 'eta': 0.1570614661431801, 'gamma': 13.9372415969918, 'max_depth': 74, 'subsample': 0.8585538400051994, 'grow_policy': 'lossguide'}             |
| Cebolla junca_axm_merc                | TBATS                       | {'use_box_cox': True, 'use_trend': True, 'use_damped_trend': True, 'sp': 92, 'use_arma_errors': True}   |
| Fresa_axm_merc                        | Suavizamiento Exponencial   | {'trend': None, 'damped_trend': False, 'seasonal': None, 'sp': 26, 'optimized': True, 'use_brute': True, 'remove_bias': True, 'initialization_method': 'estimated'}   |
| Frijol cargamanto rojo_axm_merc       | Suavizamiento Exponencial   | {'trend': 'add', 'damped_trend': False, 'seasonal': None, 'sp': 70, 'optimized': True, 'use_brute': True, 'remove_bias': False, 'initialization_method': 'estimated'} |
| Frijol verde en vaina_axm_merc        | XGBoost                     | {'window_length': 23, 'eta': 0.11620252035198841, 'gamma': 16.46670911735304, 'max_depth': 113, 'subsample': 0.6147936903489097, 'grow_policy': 'lossguide'}          |
| Guayaba pera_axm_merc                 | TBATS                       | {'use_box_cox': True, 'use_trend': True, 'use_damped_trend': True, 'sp': 67, 'use_arma_errors': False}  |
| Habichuela_axm_merc                   | XGBoost                     | {'window_length': 64, 'eta': 0.17570982087019832, 'gamma': 14.832349404585354, 'max_depth': 103, 'subsample': 0.5193723291982655, 'grow_policy': 'depthwise'}         |
| Harina de trigo_axm_merc              | XGBoost                     | {'window_length': 45, 'eta': 0.2566421015346633, 'gamma': 1.9612027368520062, 'max_depth': 111, 'subsample': 0.2114047623833203, 'grow_policy': 'depthwise'}          |
| Huevo rojo AA_axm_merc                | TBATS                       | {'use_box_cox': False, 'use_trend': False, 'use_damped_trend': False, 'sp': 47, 'use_arma_errors': False}   |
| Leche en polvo_axm_merc               | Suavizamiento Exponencial   | {'trend': 'add', 'damped_trend': True, 'seasonal': 'add', 'sp': 84, 'optimized': True, 'use_brute': True, 'remove_bias': False, 'initialization_method': 'heuristic'} |
| Lechuga Batavia_axm_merc              | XGBoost                     | {'window_length': 5, 'eta': 0.08138548542684867, 'gamma': 1.5774816444889515, 'max_depth': 74, 'subsample': 0.2633109643957207, 'grow_policy': 'lossguide'}           |
| Lenteja importada_axm_merc            | XGBoost                     | {'window_length': 18, 'eta': 0.4884036528253777, 'gamma': 5.046772300072232, 'max_depth': 83, 'subsample': 0.2285883336579368, 'grow_policy': 'depthwise'}            |
| Limón Tahiti_axm_merc                 | XGBoost                     | {'window_length': 49, 'eta': 0.3058723372951082, 'gamma': 1.1156822589648363, 'max_depth': 154, 'subsample': 0.7591243106505658, 'grow_policy': 'depthwise'}          |
| Lomo de cerdo sin hueso_axm_ref_per   | GDBBoost                    | {'window_length': 58, 'learning_rate': 0.793417146632415, 'n_estimators': 896, 'subsample': 0.8735355636471578, 'max_depth': 48}                                      |
| Lulo_axm_merc                         | TBATS                       | {'use_box_cox': False, 'use_trend': True, 'use_damped_trend': True, 'sp': 71, 'use_arma_errors': True}  |
| Mandarina Oneco_axm_merc              | GDBBoost                    | {'window_length': 60, 'learning_rate': 0.4322457666485764, 'n_estimators': 1927, 'subsample': 0.7830348170534693, 'max_depth': 14}                                    |
| Manzana roja importada_axm_merc       | Suavizamiento Exponencial   | {'trend': 'add', 'damped_trend': True, 'seasonal': 'mul', 'sp': 6, 'optimized': True, 'use_brute': True, 'remove_bias': True, 'initialization_method': 'estimated'}   |
| Maracuyá_axm_merc                     | TBATS                       | {'use_box_cox': True, 'use_trend': False, 'use_damped_trend': False, 'sp': 9, 'use_arma_errors': True}  |
| Mora de Castilla_axm_merc             | XGBoost                     | {'window_length': 50, 'eta': 0.1440857621567346, 'gamma': 10.671237087897868, 'max_depth': 130, 'subsample': 0.6990644159804793, 'grow_policy': 'depthwise'}          |
| Naranja Sweet_axm_merc                | TBATS                       | {'use_box_cox': False, 'use_trend': False, 'use_damped_trend': True, 'sp': 73, 'use_arma_errors': True}   |
| Panela redonda morena_axm_merc        | GDBBoost                    | {'window_length': 27, 'learning_rate': 0.5417131655299718, 'n_estimators': 477, 'subsample': 0.5828823705894648, 'max_depth': 16}                                     |
| Papa criolla limpia_axm_merc          | XGBoost                     | {'window_length': 23, 'eta': 0.044765208106727294, 'gamma': 11.679419757472516, 'max_depth': 130, 'subsample': 0.6114690891119671, 'grow_policy': 'lossguide'}        |
| Papa parda pastusa_axm_merc           | XGBoost                     | {'window_length': 80, 'eta': 0.16735616346456872, 'gamma': 18.142990033901494, 'max_depth': 165, 'subsample': 0.8664720459398177, 'grow_policy': 'depthwise'}         |
| Papaya Maradol_axm_merc               | XGBoost                     | {'window_length': 71, 'eta': 0.6478365501965044, 'gamma': 5.859353598060329, 'max_depth': 132, 'subsample': 0.7552280268609972, 'grow_policy': 'lossguide'}           |
| Pastas alimenticias_axm_merc          | XGBoost                     | {'window_length': 96, 'eta': 0.36659170069807945, 'gamma': 4.855651639640083, 'max_depth': 112, 'subsample': 0.46699203593827954, 'grow_policy': 'lossguide'}         |
| Pechuga de pollo_axm_merc             | Suavizamiento Exponencial   | {'trend': 'add', 'damped_trend': True, 'seasonal': 'add', 'sp': 71, 'optimized': True, 'use_brute': True, 'remove_bias': False, 'initialization_method': 'estimated'} |
| Piernas de pollo_axm_merc             | GDBBoost                    | {'window_length': 86, 'learning_rate': 0.4055243071136494, 'n_estimators': 1654, 'subsample': 0.6503305490451597, 'max_depth': 42}                                    |
| Piña gold_axm_merc                    | XGBoost                     | {'window_length': 60, 'eta': 0.16192293065754387, 'gamma': 2.094776399080419, 'max_depth': 166, 'subsample': 0.4342223950610892, 'grow_policy': 'depthwise'}          |
| Plátano dominico hartón verde_axm_ret | XGBoost                     | {'window_length': 100, 'eta': 0.01664551016855012, 'gamma': 19.969474723784348, 'max_depth': 4, 'subsample': 0.8309958405884733, 'grow_policy': 'depthwise'}          |
| Plátano hartón maduro_axm_merc        | GDBBoost                    | {'window_length': 89, 'learning_rate': 0.5706307325436162, 'n_estimators': 1101, 'subsample': 0.8204123057221056, 'max_depth': 47}                                    |
| Queso campesino_axm_merc              | GDBBoost                    | {'window_length': 10, 'learning_rate': 0.35909862184444596, 'n_estimators': 1847, 'subsample': 0.345591301101671, 'max_depth': 45}                                    |
| Sal yodada_axm_merc                   | GDBBoost                    | {'window_length': 16, 'learning_rate': 0.4159630897627698, 'n_estimators': 597, 'subsample': 0.8769733490636646, 'max_depth': 14}                                     |
| Tomate chonto_axm_merc                | Naive Mean + Estacionalidad | {'strategy': 'mean', 'window_length': 52, 'sp': 6}  |
| Tomate de árbol_axm_merc              | GDBBoost                    | {'window_length': 77, 'learning_rate': 0.17718752099951823, 'n_estimators': 1425, 'subsample': 0.41725606816792193, 'max_depth': 11}                                  |
| Trucha en corte mariposa_axm_merc     | XGBoost                     | {'window_length': 93, 'eta': 0.546643853496207, 'gamma': 9.846187881797045, 'max_depth': 143, 'subsample': 0.23846829083506133, 'grow_policy': 'depthwise'}           |
| Yuca ICA_axm_merc                     | XGBoost                     | {'window_length': 10, 'eta': 0.16006441199665927, 'gamma': 7.419455963193492, 'max_depth': 94, 'subsample': 0.31091740551276814, 'grow_policy': 'depthwise'}          |
| Zanahoria_axm_merc                    | XGBoost                     | {'window_length': 17, 'eta': 0.23364614170327613, 'gamma': 12.380155329462387, 'max_depth': 155, 'subsample': 0.4798636348817556, 'grow_policy': 'lossguide'}         |

## Pereira:

| Serie                                    | Modelo con mejor Ajuste | Parámetros optimizados  |
|--|-------------------------|---|
| Aceite vegetal (mezcla) per_refaxm       | XGBoost                 | {'window_length': 55, 'eta': 0.3134980064849532, 'gamma': 15.72457239722518, 'max_depth': 110, 'subsample': 0.7744016692260697, 'grow_policy': 'depthwise'}   |
| Aguacate papellillo per_merca            | ARIMA                   | {'order': (0,1,1), 'seasonal_order': (2,1,0,2)}   |
| Ahuyama per_merca                        | XGBoost                 | {'window_length': 8, 'eta': 0.4540359072663426, 'gamma': 4.083585252968517, 'max_depth': 114, 'subsample': 0.769587754636071, 'grow_policy': 'depthwise'}     |
| Ajo importado per_merca                  | GDBBoost                | {'window_length': 27, 'learning_rate': 0.9836454169871691, 'n_estimators': 1464, 'subsample': 0.8402283574759463, 'max_depth': 18}                            |
| Arracacha blanca per_merca               | XGBoost                 | {'window_length': 95, 'eta': 0.04348590595135648, 'gamma': 6.101441796639174, 'max_depth': 187, 'subsample': 0.7393489319754888, 'grow_policy': 'lossguide'}  |
| Arroz de primera per_merca               | XGBoost                 | {'window_length': 95, 'eta': 0.04348590595135648, 'gamma': 6.101441796639174, 'max_depth': 187, 'subsample': 0.7393489319754888, 'grow_policy': 'lossguide'}  |
| Arveja verde seca importada per_merca    | XGBoost                 | {'window_length': 89, 'eta': 0.5202665425317021, 'gamma': 3.861663666040975, 'max_depth': 191, 'subsample': 0.17358564317546696, 'grow_policy': 'depthwise'}  |
| Banano criollo per_merca                 | XGBoost                 | {'window_length': 73, 'eta': 0.23967646179504, 'gamma': 16.726972525438228, 'max_depth': 180, 'subsample': 0.9725532716864883, 'grow_policy': 'lossguide'}    |
| Carne de cerdo, lomo sin hueso per_l41   | Prophet                 | {'growth': 'linear', 'seasonality_mode': 'multiplicative', 'seasonality_prior_scale': 16, 'changepoint_range': 0.8380371591021436, 'n_changepoints': 49}      |
| Carne de res, cadera per_l41             | TBATS                   | {'use_box_cox': True, 'use_trend': True, 'use_damped_trend': False, 'sp': 24, 'use_arma_errors': False}   |
| Cebolla cabezona blanca per_merca        | XGBoost                 | {'window_length': 55, 'eta': 0.2332452835680981, 'gamma': 12.190592009940788, 'max_depth': 31, 'subsample': 0.32037649836364346, 'grow_policy': 'depthwise'}  |
| Cebolla junca per_merca                  | TBATS                   | {'use_box_cox': True, 'use_trend': True, 'use_damped_trend': True, 'sp': 53, 'use_arma_errors': False}  |
| Fresa per_merca                          | XGBoost                 | {'window_length': 48, 'eta': 0.1056317517205656, 'gamma': 3.5588102940476976, 'max_depth': 47, 'subsample': 0.16226618045907848, 'grow_policy': 'depthwise'}  |
| Frijol cargamanto rojo per_merca         | GDBBoost                | {'window_length': 96, 'learning_rate': 0.652565488790918, 'n_estimators': 761, 'subsample': 0.6903032576556339, 'max_depth': 16}                              |
| Frijol verde en vaina per_merca          | XGBoost                 | {'window_length': 4, 'eta': 0.2611776231480761, 'gamma': 18.84857910466364, 'max_depth': 11, 'subsample': 0.7213916033931422, 'grow_policy': 'depthwise'}     |
| Guayaba pera per_merca                   | TBATS                   | {'use_box_cox': True, 'use_trend': True, 'use_damped_trend': False, 'sp': 92, 'use_arma_errors': False}   |
| Habichuela per_merca                     | XGBoost                 | {'window_length': 65, 'eta': 0.3519400665289856, 'gamma': 5.894275355755871, 'max_depth': 135, 'subsample': 0.711570004200859, 'grow_policy': 'lossguide'}    |
| Harina de trigo per_merca                | TBATS                   | {'use_box_cox': False, 'use_trend': False, 'use_damped_trend': False, 'sp': 60, 'use_arma_errors': False}   |
| Huevo blanco AA per_l41                  | GDBBoost                | {'window_length': 39, 'learning_rate': 0.05501147364252146, 'n_estimators': 378, 'subsample': 0.20810772122994864, 'max_depth': 48}                           |
| Leche en polvo per_merca                 | GDBBoost                | {'window_length': 24, 'learning_rate': 0.04620113943074079, 'n_estimators': 1255, 'subsample': 0.868301383591037, 'max_depth': 26}                            |
| Lechuga Batavia per_merca                | TBATS                   | {'use_box_cox': True, 'use_trend': True, 'use_damped_trend': True, 'sp': 55, 'use_arma_errors': True}   |
| Lenteja importada per_merca              | TBATS                   | {'use_box_cox': False, 'use_trend': True, 'use_damped_trend': True, 'sp': 82, 'use_arma_errors': False}   |
| Limón Tahití per_merca                   | XGBoost                 | {'window_length': 41, 'eta': 0.7627725064254235, 'gamma': 7.519072548086398, 'max_depth': 77, 'subsample': 0.9997202654211962, 'grow_policy': 'lossguide'}    |
| Lulo per_merca                           | TBATS                   | {'use_box_cox': True, 'use_trend': False, 'use_damped_trend': True, 'sp': 50, 'use_arma_errors': False}   |
| Mandarina Oneco per_merca                | XGBoost                 | {'window_length': 90, 'eta': 0.4088763058493845, 'gamma': 15.2436093512932, 'max_depth': 161, 'subsample': 0.4756690301927563, 'grow_policy': 'lossguide'}    |
| Manzana roja importada per_merca         | Prophet                 | {'growth': 'linear', 'seasonality_mode': 'additive', 'seasonality_prior_scale': 92, 'changepoint_range': 0.7035464920080082, 'n_changepoints': 58}            |
| Maracuyá per_merca                       | XGBoost                 | {'window_length': 66, 'eta': 0.20927435446233733, 'gamma': 8.206843282808242, 'max_depth': 122, 'subsample': 0.39591772963203786, 'grow_policy': 'depthwise'} |
| Mora de Castilla per_merca               | XGBoost                 | {'window_length': 59, 'eta': 0.12246771905915889, 'gamma': 6.7584051874812, 'max_depth': 173, 'subsample': 0.4824220039728899, 'grow_policy': 'lossguide'}    |
| Naranja Sweet per_merca                  | GDBBoost                | {'window_length': 94, 'learning_rate': 0.1133875764154196, 'n_estimators': 492, 'subsample': 0.9460740773673356, 'max_depth': 7}                              |
| Panela redonda morena per_merca          | XGBoost                 | {'window_length': 71, 'eta': 0.19318270378143776, 'gamma': 3.8864757738488627, 'max_depth': 20, 'subsample': 0.9994028937480539, 'grow_policy': 'depthwise'}  |
| Papa criolla limpia per_merca            | GDBBoost                | {'window_length': 33, 'learning_rate': 0.22879178241277673, 'n_estimators': 1777, 'subsample': 0.5034029840281922, 'max_depth': 21}                           |
| Papa parda pastusa per_merca             | GDBBoost                | {'window_length': 2, 'learning_rate': 0.5891571640379872, 'n_estimators': 835, 'subsample': 0.5415667092944364, 'max_depth': 32}                              |
| Papaya Maradol per_merca                 | XGBoost                 | {'window_length': 89, 'eta': 0.5811233303458551, 'gamma': 13.508074379789575, 'max_depth': 99, 'subsample': 0.5292595163302687, 'grow_policy': 'depthwise'}   |
| Pastas alimenticias per_merca            | TBATS                   | {'use_box_cox': False, 'use_trend': False, 'use_damped_trend': False, 'sp': 14, 'use_arma_errors': False}   |
| Pechuga de pollo per_refaxm              | GDBBoost                | {'window_length': 95, 'learning_rate': 0.17080769582298524, 'n_estimators': 182, 'subsample': 0.8204848165412584, 'max_depth': 17}                            |
| Piernas de pollo per_refaxm              | GDBBoost                | {'window_length': 86, 'learning_rate': 0.1238094315658707, 'n_estimators': 1338, 'subsample': 0.2724248447515553, 'max_depth': 29}                            |
| Piña gold per_merca                      | XGBoost                 | {'window_length': 82, 'eta': 0.139093603259986, 'gamma': 3.739185577298495, 'max_depth': 103, 'subsample': 0.13546446995563102, 'grow_policy': 'lossguide'}   |
| Plátano dominico hartón maduro per_merca | XGBoost                 | {'window_length': 97, 'eta': 0.025385093296910466, 'gamma': 2.762215943954187, 'max_depth': 179, 'subsample': 0.8233303294068337, 'grow_policy': 'lossguide'} |
| Plátano dominico hartón verde per_merca  | XGBoost                 | {'window_length': 93, 'eta': 0.31049605676128317, 'gamma': 12.618940393702488, 'max_depth': 144, 'subsample': 0.7162861904358956, 'grow_policy': 'depthwise'} |
| Queso campesino per_refaxm               | TBATS                   | {'use_box_cox': False, 'use_trend': False, 'use_damped_trend': True, 'sp': 28, 'use_arma_errors': False}  |
| Sal yodada per_merca                     | GDBBoost                | {'window_length': 1, 'learning_rate': 0.6237440699048478, 'n_estimators': 1393, 'subsample': 0.9450142710992946, 'max_depth': 20}                             |
| Tomate chonto per_merca                  | XGBoost                 | {'window_length': 65, 'eta': 0.13462002216005592, 'gamma': 15.704197671389219, 'max_depth': 179, 'subsample': 0.8278213117871569, 'grow_policy': 'lossguide'} |
| Tomate de árbol per_merca                | XGBoost                 | {'window_length': 98, 'eta': 0.1448134246409326, 'gamma': 19.564895655302823, 'max_depth': 139, 'subsample': 0.732826251018403, 'grow_policy': 'depthwise'}   |
| Trucha en corte mariposa per_merca       | GDBBoost                | {'window_length': 58, 'learning_rate': 0.013039355931747192, 'n_estimators': 1357, 'subsample': 0.48600176613874635, 'max_depth': 44}                         |
| Yuca ICA per_merca                       | XGBoost                 | {'window_length': 3, 'eta': 0.5410417485829929, 'gamma': 3.8801553856434015, 'max_depth': 164, 'subsample': 0.9535414096637087, 'grow_policy': 'depthwise'}   |
| Zanahoria bogotana per_merca             | XGBoost                 | {'window_length': 52, 'eta': 0.2026549204672335, 'gamma': 11.666753197456785, 'max_depth': 38, 'subsample': 0.889513025508927, 'grow_policy': 'lossguide'}    |

## Manizales:

| Serie                                    | Modelo con mejor Ajuste   | Parámetros optimizados   |
|--|---------------------------|--|
| Aceite vegetal (mezcla)_man_cegal        | ARIMA                     | {order:(0,1,0),seasonal_order:(1,1,0,52)}  |
| Aguacate papelillo_man_cegal             | GDBBoost                  | {'window_length': 28, 'learning_rate': 0.36955822740381156, 'n_estimators': 1832, 'subsample': 0.9375169178076262, 'max_depth': 8}   |
| Ahuyama_man_cegal                        | GDBBoost                  | {'window_length': 26, 'learning_rate': 0.2473321145708516, 'n_estimators': 663, 'subsample': 0.7072874654401199, 'max_depth': 35}  |
| Ajo importado_man_cegal                  | XGBoost                   | {'window_length': 7, 'eta': 0.4162125153828796, 'gamma': 2.3036668907328286, 'max_depth': 118}   |
| Arracacha blanca_man_cegal               | GDBBoost                  | {'window_length': 85, 'learning_rate': 0.28908265604128686, 'n_estimators': 1050, 'subsample': 0.6779730308625467, 'max_depth': 49}  |
| Arroz de primera_man_cegal               | GDBBoost                  | {'window_length': 74, 'learning_rate': 0.11854036850453922, 'n_estimators': 1500, 'subsample': 0.9044819621000666, 'max_depth': 35}  |
| Arveja verde seca importada_man_cegal    | Suavizamiento Exponencial | {'trend': 'mul', 'damped_trend': True, 'seasonal': 'add', 'sp': 19, 'optimized': True, 'use_brute': True, 'remove_bias': False, 'initialization_method': 'heuristic'}  |
| Banano criollo_man_cegal                 | GDBBoost                  | {'window_length': 5, 'learning_rate': 0.2270488807077644, 'n_estimators': 449, 'subsample': 0.810197936970116, 'max_depth': 23}  |
| Carne de cerdo, lomo sin hueso_man_cegal | GDBBoost                  | {'window_length': 85, 'learning_rate': 0.5646417283452327, 'n_estimators': 564, 'subsample': 0.920583552814616, 'max_depth': 3}  |
| Carne de res, cadera_man_cegal           | GDBBoost y Prophet        | {'window_length': 23, 'learning_rate': 0.2929957245316167, 'n_estimators': 593, 'subsample': 0.1443720530678474, 'max_depth': 3}{'growth': 'linear', 'seasonality_mode': 'additive', 'seasonality_prior_scale': 54, 'changepoint_range': 0.7403384285077699, 'n_changepoints': 60} |
| Cebolla cabezona blanca_man_cegal        | GDBBoost                  | {'window_length': 19, 'learning_rate': 0.09615885677100136, 'n_estimators': 439, 'subsample': 0.645690454722534, 'max_depth': 18}  |
| Cebolla junca_man_cegal                  | XGBoost                   | {'window_length': 27, 'eta': 0.35970947157907834, 'gamma': 14.628696435614852, 'max_depth': 194, 'subsample': 0.9060124119865086, 'grow_policy': 'depthwise'}  |
| Fresa_man_cegal                          | Prophet                   | {'growth': 'linear', 'seasonality_mode': 'multiplicative', 'seasonality_prior_scale': 78, 'changepoint_range': 0.9646253718732715, 'n_changepoints': 66}   |
| Frijol cargamento rojo_man_cegal         | XGBoost                   | {'window_length': 82, 'eta': 0.9197141344939868, 'gamma': 9.91985063095548, 'max_depth': 135, 'subsample': 0.8590766962810592, 'grow_policy': 'lossguide'}   |
| Frijol verde en vaina_man_cegal          | TBATS                     | {'use_box_cox': True, 'use_trend': False, 'use_damped_trend': False, 'sp': 16, 'use_arma_errors': False}   |
| Guayaba pera_man_cegal                   | XGBoost                   | {'window_length': 26, 'eta': 0.4115270489443365, 'gamma': 15.071655609714604, 'max_depth': 3, 'subsample': 0.7929046937407911, 'grow_policy': 'lossguide'}   |
| Habichuela_man_cegal                     | GDBBoost                  | {'window_length': 79, 'learning_rate': 0.16481965692761175, 'n_estimators': 672, 'subsample': 0.42908674330451296, 'max_depth': 33}  |
| Harina de trigo_man_cegal                | TBATS                     | {'use_box_cox': False, 'use_trend': True, 'use_damped_trend': True, 'sp': 89, 'use_arma_errors': False}  |
| Huevo blanco AA_man_cegal                | XGBoost                   | {'window_length': 49, 'eta': 0.5828994729986322, 'gamma': 14.635987574094093, 'max_depth': 139, 'subsample': 0.33495096991264783, 'grow_policy': 'lossguide'}  |
| Leche en polvo_man_refper                | GDBBoost                  | {'window_length': 40, 'learning_rate': 0.9984310708415172, 'n_estimators': 1792, 'subsample': 0.9968954190362276, 'max_depth': 31}   |
| Lchuga Batavia_man_cegal                 | Suavizamiento Exponencial | {'trend': 'mul', 'damped_trend': True, 'seasonal': 'mul', 'sp': 6, 'optimized': True, 'use_brute': True, 'remove_bias': False, 'initialization_method': 'heuristic'}   |
| Lenteja importada_man_cegal              | GDBBoost                  | {'window_length': 6, 'learning_rate': 0.1886921962532279, 'n_estimators': 378, 'subsample': 0.7823238617220768, 'max_depth': 40}   |
| Limón Tahiti_man_cegal                   | GDBBoost                  | {'window_length': 44, 'learning_rate': 0.46857372899154415, 'n_estimators': 1198, 'subsample': 0.7697760135551428, 'max_depth': 31}  |
| Lulo_man_cegal                           | TBATS                     | {'use_box_cox': False, 'use_trend': True, 'use_damped_trend': False, 'sp': 59, 'use_arma_errors': False}   |
| Mandarina Oneco_man_cegal                | GDBBoost                  | {'window_length': 38, 'learning_rate': 0.08723336008442076, 'n_estimators': 918, 'subsample': 0.7329159102833829, 'max_depth': 12}   |
| Manzana roja importada_man_cegal         | GDBBoost                  | {'window_length': 53, 'learning_rate': 0.10127499217323978, 'n_estimators': 972, 'subsample': 0.8905438505360916, 'max_depth': 22}   |
| Maracuyá_man_cegal                       | GDBBoost                  | {'window_length': 13, 'learning_rate': 0.17165941113284652, 'n_estimators': 346, 'subsample': 0.6819030674946688, 'max_depth': 20}   |
| Mora de Castilla_man_cegal               | GDBBoost                  | {'window_length': 18, 'learning_rate': 0.028922174818613436, 'n_estimators': 916, 'subsample': 0.37516146308470383, 'max_depth': 12}   |
| Naranja Valencia_man_cegal               | GDBBoost                  | {'window_length': 77, 'learning_rate': 0.056792156419021717, 'n_estimators': 327, 'subsample': 0.864211681362765, 'max_depth': 37}   |
| Panela redonda morena_man_cegal          | GDBBoost                  | {'window_length': 40, 'learning_rate': 0.04808007302234456, 'n_estimators': 807, 'subsample': 0.637403332688113, 'max_depth': 13}  |
| Papa criolla limpia_man_cegal            | XGBoost                   | {'window_length': 74, 'eta': 0.14831955492524232, 'gamma': 8.953633300265727, 'max_depth': 176, 'subsample': 0.20338917346556656, 'grow_policy': 'lossguide'}  |
| Papa parda pastusa_man_cegal             | GDBBoost                  | {'window_length': 16, 'learning_rate': 0.13584273875109967, 'n_estimators': 939, 'subsample': 0.9990450861032103, 'max_depth': 20}   |
| Papaya Maradol_man_cegal                 | XGBoost                   | {'window_length': 89, 'eta': 0.12771726070538983, 'gamma': 5.761991664626965, 'max_depth': 82, 'subsample': 0.9029506993309364, 'grow_policy': 'lossguide'}  |
| Pastas alimenticias_man_cegal            | TBATS                     | {'use_box_cox': True, 'use_trend': True, 'use_damped_trend': False, 'sp': 85, 'use_arma_errors': False}  |
| Pechuga de pollo_man_cegal               | XGBoost                   | {'window_length': 42, 'eta': 0.5211438812938299, 'gamma': 6.352390148145958, 'max_depth': 199, 'subsample': 0.6295799617856964, 'grow_policy': 'lossguide'}  |
| Piernas de pollo_man_cegal               | GDBBoost                  | {'window_length': 12, 'learning_rate': 0.7873135229045614, 'n_estimators': 1199, 'subsample': 0.6800401116025587, 'max_depth': 22}   |
| Piña gold_man_cegal                      | XGBoost                   | {'window_length': 70, 'eta': 0.17215174505839498, 'gamma': 9.370727714932961, 'max_depth': 159, 'subsample': 0.28964739702197473, 'grow_policy': 'lossguide'}  |
| Plátano dominico hartón maduro_man_cegal | XGBoost                   | {'window_length': 98, 'eta': 0.08236559037417529, 'gamma': 12.686158780320737, 'max_depth': 40, 'subsample': 0.14140168621302157, 'grow_policy': 'depthwise'}  |
| Plátano dominico hartón verde_man_cegal  | XGBoost                   | {'window_length': 100, 'eta': 0.04776393502475828, 'gamma': 8.899575866895933, 'max_depth': 84, 'subsample': 0.10353521358755945, 'grow_policy': 'lossguide'}  |
| Queso campesino_man_cegal                | TBATS                     | {'use_box_cox': True, 'use_trend': True, 'use_damped_trend': False, 'sp': 50, 'use_arma_errors': True}   |
| Sal yodada_man_cegal                     | XGBoost                   | {'window_length': 73, 'eta': 0.4963001040911067, 'gamma': 7.8857096782439795, 'max_depth': 68, 'subsample': 0.5418688425019502, 'grow_policy': 'lossguide'}  |
| Tomate chonto_man_cegal                  | TBATS                     | {'use_box_cox': True, 'use_trend': True, 'use_damped_trend': True, 'sp': 26, 'use_arma_errors': True}  |
| Tomate de árbol_man_cegal                | GDBBoost                  | {'window_length': 9, 'learning_rate': 0.029006294458176256, 'n_estimators': 747, 'subsample': 0.35622924538992795, 'max_depth': 18}  |
| Trucha en corte mariposa_man_cegal       | GDBBoost                  | {'window_length': 62, 'learning_rate': 0.6446560740714365, 'n_estimators': 906, 'subsample': 0.9272796126772244, 'max_depth': 4}   |
| Yuca ICA_man_cegal                       | XGBoost                   | {'window_length': 35, 'eta': 0.5538388945100181, 'gamma': 4.603946044223276, 'max_depth': 89, 'subsample': 0.5943009038624221, 'grow_policy': 'depthwise'}   |
| Zanahoria_man_cegal_refper               | GDBBoost                  | {'window_length': 52, 'learning_rate': 0.4061395606357237, 'n_estimators': 671, 'subsample': 0.9982725019999216, 'max_depth': 41}  |

## Anexo 1.5 Arquetipos extendidos por ciudad de acuerdo con aplicación de algoritmo de clustering con mejores métricas:

- Arquetipos extendidos Armenia:

| Arquetipos promedio Armenia - Consolidado GEIH 2016 y 2018 [Componente Ingreso deflactado a 2016] |                 |                 |                 |                 |                 |
|---|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| Atributo  | Arquetipo 0     | Arquetipo 1     | Arquetipo 2     | Arquetipo 3     | Arquetipo 4     |
| sexo_1  | 1,46            | 1,33            | 1,06            | 1,45            | 1,31            |
| sexo_2  | 1,57            | 1,58            | 1,37            | 1,66            | 1,63            |
| dejo_asistir_medico_falta_pago_1  | 0,19            | 0,13            | 0,07            | 0,16            | 0,11            |
| dejo_asistir_medico_falta_pago_2  | 2,84            | 2,78            | 2,36            | 2,94            | 2,83            |
| dejo_asistir_medico_falta_pago_9  | 0               | 0               | 0               | 0               | 0               |
| sabe_leer_escribir_1  | 2,61            | 2,69            | 2,32            | 2,79            | 2,7             |
| sabe_leer_escribir_2  | 0,3             | 0,14            | 0,06            | 0,21            | 0,17            |
| asist_educ_actual_1   | 0,73            | 0,7             | 0,56            | 0,76            | 0,75            |
| asist_educ_actual_2   | 2,19            | 2,13            | 1,83            | 2,24            | 2,11            |
| titulo_max_obt_1  | 0,09            | 0,08            | 0,05            | 0,09            | 0,09            |
| titulo_max_obt_2  | 0,66            | 0,84            | 0,63            | 0,85            | 0,77            |
| titulo_max_obt_3  | 0,17            | 0,36            | 0,28            | 0,3             | 0,31            |
| titulo_max_obt_4  | 0,05            | 0,25            | 0,49            | 0,12            | 0,16            |
| titulo_max_obt_5  | 0,01            | 0,08            | 0,28            | 0,02            | 0,08            |
| grupos_edad_mayor de edad   | 2,16            | 2,28            | 2,04            | 2,32            | 2,21            |
| grupos_edad_menor de edad   | 0,87            | 0,63            | 0,39            | 0,79            | 0,73            |
| grupos_edad_nan   | 0               | 0               | 0               | 0               | 0               |
| fuerza_trabajo_1  | 2,54            | 2,57            | 2,23            | 2,66            | 2,56            |
| tipo_contrato_1   | 0,54            | 0,67            | 0,59            | 0,66            | 0,57            |
| tipo_contrato_2   | 0,84            | 0,68            | 0,56            | 0,77            | 0,73            |
| contrato_termino_1  | 0,2             | 0,36            | 0,33            | 0,33            | 0,3             |
| contrato_termino_2  | 0,14            | 0,2             | 0,19            | 0,18            | 0,17            |
| contrato_termino_9  | 0               | 0               | 0               | 0               | 0               |
| conformidad_tipo_contrato_1   | 0,45            | 0,59            | 0,51            | 0,58            | 0,52            |
| conformidad_tipo_contrato_2   | 0,08            | 0,09            | 0,08            | 0,08            | 0,05            |
| vacaciones_sueldo_derecho_1   | 0,31            | 0,49            | 0,42            | 0,46            | 0,44            |
| vacaciones_sueldo_derecho_2   | 0,22            | 0,18            | 0,17            | 0,19            | 0,13            |
| prima_navidad_derecho_1   | 0,04            | 0,14            | 0,18            | 0,09            | 0,2             |
| prima_navidad_derecho_2   | 0,49            | 0,54            | 0,41            | 0,57            | 0,37            |
| derecho_cesantia_1  | 0,32            | 0,51            | 0,43            | 0,48            | 0,44            |
| derecho_cesantia_2  | 0,21            | 0,17            | 0,16            | 0,18            | 0,13            |
| afiliacion_aseguradora_riesgos_1  | 0,42            | 0,64            | 0,63            | 0,59            | 0,54            |
| afiliacion_aseguradora_riesgos_2  | 0,95            | 0,71            | 0,52            | 0,84            | 0,77            |
| afiliacion_aseguradora_riesgos_9  | 0               | 0               | 0               | 0               | 0               |
| afiliacion_caja_compensacion_1  | 0,27            | 0,44            | 0,42            | 0,41            | 0,38            |
| afiliacion_caja_compensacion_2  | 1,1             | 0,91            | 0,73            | 1,01            | 0,93            |
| afiliacion_caja_compensacion_9  | 0               | 0               | 0               | 0               | 0               |
| estabilidad_empleo_actual_1   | 0,73            | 0,93            | 0,87            | 0,86            | 0,87            |
| estabilidad_empleo_actual_2   | 0,64            | 0,42            | 0,28            | 0,56            | 0,44            |
| compatibilidad_horario_responsabilidades_1  | 1,15            | 1,18            | 1,04            | 1,22            | 1,13            |
| compatibilidad_horario_responsabilidades_2  | 0,22            | 0,17            | 0,11            | 0,2             | 0,18            |
| ocupado_1   | 1,37            | 1,35            | 1,15            | 1,42            | 1,31            |
| desocupado_1  | 0,28            | 0,22            | 0,16            | 0,26            | 0,25            |
| inactivo_1  | 0,88            | 1               | 0,91            | 0,98            | 1               |
| trabajador_informal_0   | 0,42            | 0,48            | 0,39            | 0,46            | 0,4             |
| trabajador_informal_1   | 0,98            | 0,86            | 0,73            | 0,95            | 0,9             |
| trabajador_informal_nan   | 1,63            | 1,57            | 1,31            | 1,69            | 1,64            |
| vulnerable_en_caso_desemp_0   | 0,76            | 0,82            | 0,72            | 0,83            | 0,77            |
| vulnerable_en_caso_desemp_1   | 0,64            | 0,52            | 0,41            | 0,58            | 0,52            |
| vulnerable_en_caso_desemp_nan   | 1,63            | 1,57            | 1,31            | 1,69            | 1,64            |
| Ingresos_Totales_mes  | \$ 1.033.926,51 | \$ 1.817.483,18 | \$ 3.351.713,49 | \$ 1.306.195,14 | \$ 1.662.714,49 |
| cuartos_totales   | 3               | 3,78            | 3,83            | 3,59            | 3,62            |
| cuartos_dormir  | 1,85            | 2,1             | 1,88            | 2,09            | 2,08            |
| numero_personas   | 3,03            | 2,91            | 2,43            | 3,1             | 2,94            |
| estrato_tarifa_electrica_1  | 0,97            | 0               | 0               | 0               | 0               |
| estrato_tarifa_electrica_2  | 0,01            | 0               | 0               | 1               | 0,5             |
| estrato_tarifa_electrica_3  | 0,01            | 1               | 0               | 0               | 0,37            |
| estrato_tarifa_electrica_4  | 0               | 0               | 0,6             | 0               | 0,06            |
| estrato_tarifa_electrica_5  | 0               | 0               | 0,3             | 0               | 0,07            |
| estrato_tarifa_electrica_6  | 0               | 0               | 0,08            | 0               | 0               |
| estrato_tarifa_electrica_9  | 0               | 0               | 0               | 0               | 0               |
| continuidad_servicio_agua_2   | 0,02            | 0,02            | 0               | 0,05            | 0,04            |
| tag_baja_salubridad_1   | 0,06            | 0               | 0               | 0               | 1               |
| tag_privacion_servicios_1   | 0,23            | 0,16            | 0,25            | 0,17            | 0,21            |
| tag_vivienda_precaria_1   | 0,1             | 0,01            | 0               | 0,02            | 0,02            |
| tag_hacinamiento_1  | 0,34            | 0,29            | 0,18            | 0,35            | 0,31            |
| tag_conservacionycoccion_1  | 0,24            | 0,05            | 0,05            | 0,07            | 0,96            |
| tag_propiedad_1   | 0,17            | 0,2             | 0,21            | 0,23            | 0               |
| tag_propiedad_2   | 0,6             | 0,58            | 0,55            | 0,53            | 0,03            |

- Arquetipos extendidos Pereira:

| Arquetipos promedio Pereira - Consolidado GEIH 2016 y 2018 [Componente Ingreso deflactado a 2016] |             |             |             |             |             |             |             |             |             |
|---|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| Atributo  | Arquetipo 0 | Arquetipo 1 | Arquetipo 2 | Arquetipo 3 | Arquetipo 4 | Arquetipo 5 | Arquetipo 6 | Arquetipo 7 | Arquetipo 8 |
| sexo_1  | 2,26        | 0,98        | 1,48        | 2,44        | 1,08        | 1           | 1,04        | 1,32        | 1,17        |
| sexo_2  | 2,56        | 1,19        | 1,64        | 2,6         | 1,4         | 1,18        | 1,14        | 1,48        | 1,4         |
| dejo_asistir_medico_falta_pago_1  | 0,06        | 0,03        | 0,04        | 0,07        | 0,02        | 0,02        | 0,03        | 0,03        | 0,03        |
| dejo_asistir_medico_falta_pago_2  | 4,76        | 2,14        | 3,08        | 4,96        | 2,46        | 2,16        | 2,15        | 2,76        | 2,54        |
| dejo_asistir_medico_falta_pago_9  | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           |
| sabe_leer_escribir_1  | 4,33        | 2,04        | 2,74        | 4,17        | 2,33        | 2,08        | 1,9         | 2,49        | 2,42        |
| sabe_leer_escribir_2  | 0,32        | 0,09        | 0,24        | 0,58        | 0,12        | 0,06        | 0,22        | 0,21        | 0,09        |
| asist_educ_actual_1   | 1,46        | 0,4         | 0,85        | 1,57        | 0,43        | 0,46        | 0,39        | 0,69        | 0,61        |
| asist_educ_actual_2   | 3,19        | 1,73        | 2,14        | 3,18        | 2,01        | 1,69        | 1,72        | 2,01        | 1,9         |
| titulo_max_obt_1  | 0,14        | 0,04        | 0,08        | 0,12        | 0,05        | 0,04        | 0,05        | 0,07        | 0,05        |
| titulo_max_obt_2  | 1,33        | 0,64        | 0,84        | 0,92        | 0,64        | 0,57        | 0,46        | 0,71        | 0,72        |
| titulo_max_obt_3  | 0,45        | 0,28        | 0,25        | 0,19        | 0,2         | 0,24        | 0,13        | 0,21        | 0,34        |
| titulo_max_obt_4  | 0,25        | 0,16        | 0,08        | 0,02        | 0,32        | 0,45        | 0,02        | 0,1         | 0,35        |
| titulo_max_obt_5  | 0,07        | 0,04        | 0,01        | 0,01        | 0,17        | 0,23        | 0           | 0,04        | 0,11        |
| grupos_edad_mayor de edad   | 3,33        | 1,85        | 2,15        | 2,99        | 2,15        | 1,87        | 1,71        | 2,03        | 2,08        |
| grupos_edad_menor de edad   | 1,49        | 0,32        | 0,97        | 2,05        | 0,33        | 0,32        | 0,48        | 0,76        | 0,48        |
| grupos_edad_nan   | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           |
| fuerza_trabajo_1  | 3,97        | 1,99        | 2,55        | 3,76        | 2,31        | 2,02        | 1,9         | 2,35        | 2,31        |
| tipo_contrato_1   | 1,34        | 0,72        | 1,02        | 1,26        | 0,62        | 0,62        | 0,69        | 0,87        | 0,77        |
| tipo_contrato_2   | 0,85        | 0,49        | 0,52        | 0,8         | 0,51        | 0,61        | 0,51        | 0,52        | 0,57        |
| contrato_termino_1  | 0,69        | 0,39        | 0,5         | 0,49        | 0,36        | 0,35        | 0,26        | 0,39        | 0,43        |
| contrato_termino_2  | 0,25        | 0,14        | 0,17        | 0,16        | 0,13        | 0,15        | 0,11        | 0,14        | 0,17        |
| contrato_termino_9  | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           |
| conformidad_tipo_contrato_1   | 1,22        | 0,65        | 0,91        | 1,09        | 0,57        | 0,58        | 0,58        | 0,76        | 0,69        |
| conformidad_tipo_contrato_2   | 0,13        | 0,07        | 0,11        | 0,18        | 0,05        | 0,04        | 0,1         | 0,11        | 0,08        |
| vacaciones_sueldo_derecho_1   | 0,86        | 0,49        | 0,63        | 0,63        | 0,44        | 0,43        | 0,36        | 0,49        | 0,52        |
| vacaciones_sueldo_derecho_2   | 0,48        | 0,23        | 0,39        | 0,63        | 0,18        | 0,19        | 0,33        | 0,38        | 0,25        |
| prima_navidad_derecho_1   | 0,86        | 0,49        | 0,64        | 0,66        | 0,45        | 0,43        | 0,37        | 0,49        | 0,53        |
| prima_navidad_derecho_2   | 0,48        | 0,23        | 0,38        | 0,6         | 0,17        | 0,19        | 0,32        | 0,38        | 0,24        |
| derecho_cesantia_1  | 0,86        | 0,49        | 0,64        | 0,64        | 0,44        | 0,42        | 0,36        | 0,49        | 0,52        |
| derecho_cesantia_2  | 0,48        | 0,23        | 0,38        | 0,62        | 0,18        | 0,2         | 0,32        | 0,38        | 0,25        |
| afiliacion_aseguradora_riesgos_1  | 1,05        | 0,58        | 0,72        | 0,73        | 0,58        | 0,63        | 0,41        | 0,56        | 0,69        |
| afiliacion_aseguradora_riesgos_2  | 1,14        | 0,63        | 0,82        | 1,33        | 0,56        | 0,6         | 0,78        | 0,83        | 0,66        |
| afiliacion_aseguradora_riesgos_9  | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           |
| afiliacion_caja_compensacion_1  | 0,82        | 0,45        | 0,58        | 0,56        | 0,41        | 0,4         | 0,32        | 0,46        | 0,49        |
| afiliacion_caja_compensacion_2  | 1,37        | 0,76        | 0,96        | 1,5         | 0,73        | 0,84        | 0,88        | 0,93        | 0,85        |
| afiliacion_caja_compensacion_9  | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           |
| estabilidad_empleo_actual_1   | 1,98        | 1,11        | 1,35        | 1,81        | 1,03        | 1,14        | 1,06        | 1,23        | 1,23        |
| estabilidad_empleo_actual_2   | 0,21        | 0,1         | 0,19        | 0,25        | 0,11        | 0,09        | 0,14        | 0,16        | 0,11        |
| compatibilidad_horario_responsabilidades  | 2,05        | 1,14        | 1,42        | 1,91        | 1,06        | 1,17        | 1,14        | 1,32        | 1,27        |
| compatibilidad_horario_responsabilidades  | 0,15        | 0,07        | 0,12        | 0,15        | 0,08        | 0,07        | 0,06        | 0,08        | 0,07        |
| ocupado_1   | 2,19        | 1,21        | 1,54        | 2,06        | 1,14        | 1,24        | 1,2         | 1,39        | 1,34        |
| desocupado_1  | 0,26        | 0,1         | 0,18        | 0,34        | 0,11        | 0,09        | 0,13        | 0,16        | 0,12        |
| inactivo_1  | 1,52        | 0,67        | 0,83        | 1,37        | 1,07        | 0,7         | 0,57        | 0,8         | 0,85        |
| trabajador_informal_0   | 0,83        | 0,43        | 0,57        | 0,67        | 0,41        | 0,4         | 0,38        | 0,47        | 0,51        |
| trabajador_informal_1   | 1,41        | 0,66        | 0,9         | 1,49        | 0,72        | 0,68        | 0,69        | 0,9         | 0,77        |
| trabajador_informal_nan   | 2,58        | 1,07        | 1,66        | 2,87        | 1,34        | 1,1         | 1,12        | 1,42        | 1,29        |
| vulnerable_en_caso_desemp_0   | 1,54        | 0,71        | 0,91        | 1,3         | 0,83        | 0,71        | 0,64        | 0,85        | 0,85        |
| vulnerable_en_caso_desemp_1   | 0,71        | 0,39        | 0,55        | 0,86        | 0,31        | 0,37        | 0,42        | 0,53        | 0,42        |
| vulnerable_en_caso_desemp_nan   | 2,58        | 1,07        | 1,66        | 2,87        | 1,34        | 1,1         | 1,12        | 1,42        | 1,29        |
| Ingresos_Totales_mes  | 2428846,06  | 1591282,05  | 1345024,75  | 1412040,84  | 2781386,4   | 3030058,84  | 898262,98   | 1478013,8   | 2236896,47  |
| cuartos_totales   | 4,26        | 3,37        | 3,26        | 3,38        | 4,01        | 3,55        | 2,67        | 3,11        | 3,69        |
| cuartos_dormir  | 2,95        | 1,73        | 1,98        | 2,46        | 1,97        | 1,7         | 1,54        | 1,88        | 1,98        |
| numero_personas   | 4,82        | 2,17        | 3,12        | 5,03        | 2,48        | 2,19        | 2,19        | 2,79        | 2,57        |
| estrato_tarifa_electrica_1  | 0           | 0           | 0           | 0,98        | 0,17        | 0           | 1           | 0           | 0           |
| estrato_tarifa_electrica_2  | 0           | 0           | 1           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0,94        | 0           |
| estrato_tarifa_electrica_3  | 0,98        | 1           | 0           | 0           | 0,39        | 0           | 0           | 0           | 0           |
| estrato_tarifa_electrica_4  | 0           | 0           | 0           | 0           | 0,22        | 0           | 0           | 0           | 1           |
| estrato_tarifa_electrica_5  | 0           | 0           | 0           | 0           | 0,1         | 0,84        | 0           | 0           | 0           |
| estrato_tarifa_electrica_6  | 0,02        | 0           | 0,01        | 0,01        | 0,12        | 0,15        | 0           | 0,05        | 0           |
| estrato_tarifa_electrica_9  | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           |
| continuidad_servicio_agua_2   | 0,01        | 0,01        | 0,02        | 0,02        | 0,01        | 0           | 0,01        | 0,01        | 0           |
| tag_baja_salubridad_1   | 0,05        | 0,06        | 0           | 0,1         | 0,01        | 0,09        | 0,1         | 0,07        | 0,03        |
| tag_privacion_servicios_1   | 0,13        | 0,21        | 0           | 0,28        | 0,16        | 0,24        | 0,29        | 1           | 0,21        |
| tag_vivienda_precaria_1   | 0           | 0,01        | 0,01        | 0,09        | 0,01        | 0,02        | 0,1         | 0,04        | 0,01        |
| tag_hacinamiento_1  | 1           | 0           | 0,35        | 1           | 0,1         | 0,13        | 0           | 0,29        | 0,22        |
| tag_conservacionyocccion_1  | 0,08        | 0,15        | 0,07        | 0,12        | 0,04        | 0,18        | 0,21        | 0,18        | 0,11        |
| tag_propiedad_1   | 0,16        | 0           | 0           | 0,18        | 0,95        | 0           | 0           | 0           | 0           |
| tag_propiedad_2   | 0,61        | 0,74        | 1           | 0,6         | 0           | 0,74        | 0,73        | 0,74        | 0,78        |

- Arquetipos extendidos Manizales:

| Arquetipos promedio Manizales- Consolidado GEIH 2016 y 2018 [Componente Ingreso deflactado a 2016] |             |             |             |             |             |             |             |
|--|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| Atributo   | Arquetipo 0 | Arquetipo 1 | Arquetipo 2 | Arquetipo 3 | Arquetipo 4 | Arquetipo 5 | Arquetipo 6 |
| sexo_1   | 2,21        | 2,26        | 1,62        | 1,03        | 0,95        | 1,01        | 0,94        |
| sexo_2   | 2,54        | 2,55        | 1,73        | 1,28        | 1,16        | 1,33        | 1,09        |
| dejo_asistir_medico_falta_pago_1   | 0,08        | 0,08        | 0,08        | 0,03        | 0,04        | 0,03        | 0,05        |
| dejo_asistir_medico_falta_pago_2   | 4,68        | 4,72        | 3,27        | 2,29        | 2,07        | 2,31        | 1,99        |
| dejo_asistir_medico_falta_pago_9   | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           |
| sabe_leer_escribir_1   | 4,33        | 4,22        | 2,89        | 2,24        | 1,96        | 2,23        | 1,91        |
| sabe_leer_escribir_2   | 0,26        | 0,38        | 0,34        | 0,06        | 0,1         | 0,08        | 0,08        |
| asist_educ_actual_1  | 1,49        | 1,51        | 0,9         | 0,37        | 0,44        | 0,39        | 0,46        |
| asist_educ_actual_2  | 3,1         | 3,09        | 2,33        | 1,93        | 1,62        | 1,92        | 1,53        |
| titulo_max_obt_1   | 0,13        | 0,13        | 0,09        | 0,05        | 0,04        | 0,04        | 0,04        |
| titulo_max_obt_2   | 1,35        | 1,25        | 0,67        | 0,68        | 0,62        | 0,57        | 0,66        |
| titulo_max_obt_3   | 0,59        | 0,45        | 0,18        | 0,32        | 0,24        | 0,21        | 0,29        |
| titulo_max_obt_4   | 0,35        | 0,09        | 0,02        | 0,24        | 0,17        | 0,37        | 0,15        |
| titulo_max_obt_5   | 0,15        | 0,02        | 0           | 0,12        | 0,08        | 0,3         | 0,05        |
| grupos_edad_mayor de edad  | 3,41        | 3,22        | 2,31        | 2,09        | 1,75        | 2,07        | 1,69        |
| grupos_edad_menor de edad  | 1,35        | 1,59        | 1,04        | 0,23        | 0,35        | 0,26        | 0,34        |
| grupos_edad_nan  | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           |
| fuerza_trabajo_1   | 4           | 3,9         | 2,75        | 2,22        | 1,92        | 2,21        | 1,85        |
| tipo_contrato_1  | 1,49        | 1,46        | 0,92        | 0,71        | 0,78        | 0,7         | 0,79        |
| tipo_contrato_2  | 0,54        | 0,48        | 0,45        | 0,32        | 0,28        | 0,33        | 0,31        |
| contrato_termino_1   | 0,78        | 0,67        | 0,34        | 0,4         | 0,38        | 0,4         | 0,37        |
| contrato_termino_2   | 0,36        | 0,34        | 0,16        | 0,17        | 0,19        | 0,16        | 0,19        |
| contrato_termino_9   | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           |
| conformidad_tipo_contrato_1  | 1,32        | 1,32        | 0,81        | 0,64        | 0,7         | 0,64        | 0,72        |
| conformidad_tipo_contrato_2  | 0,16        | 0,14        | 0,11        | 0,07        | 0,08        | 0,06        | 0,07        |
| vacaciones_sueldo_derecho_1  | 1,01        | 0,93        | 0,49        | 0,51        | 0,52        | 0,52        | 0,51        |
| vacaciones_sueldo_derecho_2  | 0,48        | 0,53        | 0,43        | 0,2         | 0,26        | 0,18        | 0,28        |
| prima_navidad_derecho_1  | 0,17        | 0,09        | 0,02        | 0,15        | 0,08        | 0,16        | 0,09        |
| prima_navidad_derecho_2  | 1,32        | 1,37        | 0,9         | 0,56        | 0,69        | 0,54        | 0,69        |
| derecho_cesantia_1   | 1,05        | 0,98        | 0,51        | 0,53        | 0,54        | 0,52        | 0,52        |
| derecho_cesantia_2   | 0,44        | 0,49        | 0,41        | 0,18        | 0,24        | 0,18        | 0,27        |
| afiliacion_aseguradora_riesgos_1   | 1,23        | 1,09        | 0,56        | 0,61        | 0,61        | 0,63        | 0,6         |
| afiliacion_aseguradora_riesgos_2   | 0,8         | 0,85        | 0,81        | 0,41        | 0,45        | 0,4         | 0,5         |
| afiliacion_aseguradora_riesgos_9   | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           |
| afiliacion_caja_compensacion_1   | 1,03        | 0,96        | 0,48        | 0,52        | 0,52        | 0,51        | 0,5         |
| afiliacion_caja_compensacion_2   | 1           | 0,98        | 0,89        | 0,5         | 0,54        | 0,52        | 0,6         |
| afiliacion_caja_compensacion_9   | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           |
| estabilidad_empleo_actual_1  | 1,62        | 1,47        | 0,91        | 0,85        | 0,81        | 0,87        | 0,86        |
| estabilidad_empleo_actual_2  | 0,41        | 0,47        | 0,46        | 0,17        | 0,26        | 0,17        | 0,23        |
| compatibilidad_horario_responsabilidades_1   | 1,82        | 1,74        | 1,18        | 0,94        | 0,96        | 0,95        | 0,97        |
| compatibilidad_horario_responsabilidades_2   | 0,21        | 0,2         | 0,19        | 0,08        | 0,1         | 0,08        | 0,12        |
| ocupado_1  | 2,03        | 1,94        | 1,37        | 1,02        | 1,06        | 1,03        | 1,09        |
| desocupado_1   | 0,26        | 0,3         | 0,22        | 0,11        | 0,12        | 0,1         | 0,12        |
| inactivo_1   | 1,72        | 1,65        | 1,15        | 1,09        | 0,73        | 1,07        | 0,64        |
| trabajador_informal_0  | 0,89        | 0,85        | 0,49        | 0,43        | 0,42        | 0,46        | 0,39        |
| trabajador_informal_1  | 1,23        | 1,26        | 0,97        | 0,63        | 0,59        | 0,6         | 0,62        |
| trabajador_informal_nan  | 2,64        | 2,69        | 1,89        | 1,26        | 1,09        | 1,28        | 1,02        |
| vulnerable_en_caso_desemp_0  | 1,34        | 1,29        | 0,83        | 0,69        | 0,62        | 0,69        | 0,62        |
| vulnerable_en_caso_desemp_1  | 0,77        | 0,82        | 0,63        | 0,37        | 0,4         | 0,37        | 0,4         |
| vulnerable_en_caso_desemp_nan  | 2,64        | 2,69        | 1,89        | 1,26        | 1,09        | 1,28        | 1,02        |
| Ingresos_Totales_mes   | 3074502,76  | 1811935,27  | 1027175,46  | 2414289,39  | 1675160,31  | 3709637,3   | 1497680,11  |
| cuartos_totales  | 4,44        | 3,96        | 3,08        | 4,06        | 3,15        | 4,13        | 2,96        |
| cuartos_dormir   | 2,97        | 2,75        | 1,96        | 1,87        | 1,61        | 1,84        | 1,59        |
| numero_personas  | 4,76        | 4,81        | 3,35        | 2,32        | 2,11        | 2,33        | 2,03        |
| estrato_tarifa_electrica_1   | 0           | 0           | 1           | 0           | 0           | 0,04        | 0           |
| estrato_tarifa_electrica_2   | 0           | 1           | 0           | 0           | 0,7         | 0,33        | 0           |
| estrato_tarifa_electrica_3   | 0,81        | 0           | 0           | 1           | 0           | 0           | 1           |
| estrato_tarifa_electrica_4   | 0,12        | 0           | 0           | 0           | 0,17        | 0,27        | 0           |
| estrato_tarifa_electrica_5   | 0,02        | 0           | 0           | 0           | 0,06        | 0,1         | 0           |
| estrato_tarifa_electrica_6   | 0,04        | 0           | 0           | 0           | 0,07        | 0,25        | 0           |
| estrato_tarifa_electrica_9   | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           |
| continuidad_servicio_agua_2  | 0           | 0           | 0           | 0           | 0           | 0,01        | 0           |
| tag_baja_salubridad_1  | 0,05        | 0,05        | 0,1         | 0,11        | 0,04        | 0,04        | 0           |
| tag_privacion_servicios_1  | 0,17        | 0,16        | 0,4         | 0,16        | 0,22        | 0,14        | 0,26        |
| tag_vivienda_precaria_1  | 0,06        | 0,05        | 0,3         | 0,05        | 0,05        | 0,02        | 0,11        |
| tag_hacinamiento_1   | 1           | 0,99        | 0,44        | 0           | 0           | 0,06        | 0           |
| tag_conservacionycoccion_1   | 0,07        | 0,09        | 0,23        | 0,12        | 0,14        | 0,07        | 0,17        |
| tag_propiedad_1  | 0,18        | 0,23        | 0,15        | 0,42        | 0           | 0,69        | 0           |
| tag_propiedad_2  | 0,55        | 0,48        | 0,58        | 0           | 0,79        | 0           | 1           |

## Anexo 1.6 IPALI y sus componentes calculados para los arquetipos de las ciudades de Armenia, Pereira y Manizales:

- IPALI Armenia
  - Arquetipo 1:

| Periodo    | FSPP Arq1 D1 | FSPP Arq1 D2 | FRH Arq1    | IPALI Arq1 D = 0.48 | IPALI Arq1 D = 0.15 |
|------------|--------------|--------------|-------------|---------------------|---------------------|
| 31/01/2016 | 0,665198779  | 2,128636092  | 0,333333333 | 0,998532112         | 2,461969425         |
| 29/02/2016 | 0,666884363  | 2,134029962  | 0,333333333 | 1,000217696         | 2,467363295         |
| 31/03/2016 | 0,668822866  | 2,140233172  | 0,333333333 | 1,0021562           | 2,473566505         |
| 30/04/2016 | 0,655871795  | 2,098789743  | 0,333333333 | 0,989205128         | 2,432123077         |
| 31/05/2016 | 0,648913669  | 2,076523741  | 0,333333333 | 0,982247002         | 2,409857074         |
| 30/06/2016 | 0,646500096  | 2,068803073  | 0,333333333 | 0,979834294         | 2,402136407         |
| 31/07/2016 | 0,648403735  | 2,074891951  | 0,333333333 | 0,981737068         | 2,408225284         |
| 31/08/2016 | 0,63018314   | 2,016586049  | 0,333333333 | 0,963516474         | 2,349919382         |
| 30/09/2016 | 0,632376774  | 2,023605677  | 0,333333333 | 0,965710108         | 2,356939011         |
| 31/10/2016 | 0,630748585  | 2,018395471  | 0,333333333 | 0,964081918         | 2,351728804         |
| 30/11/2016 | 0,622292252  | 1,991335205  | 0,333333333 | 0,955625585         | 2,324668538         |
| 31/12/2016 | 0,627903429  | 2,009290974  | 0,333333333 | 0,961236763         | 2,342624308         |
| 31/01/2017 | 0,599178523  | 1,917371274  | 0,333333333 | 0,932511856         | 2,250704607         |
| 28/02/2017 | 0,606192944  | 1,939817421  | 0,333333333 | 0,939526277         | 2,273150754         |
| 31/03/2017 | 0,604942755  | 1,935816815  | 0,333333333 | 0,938276088         | 2,269150148         |
| 30/04/2017 | 0,597679831  | 1,912575459  | 0,333333333 | 0,931013164         | 2,245908793         |
| 31/05/2017 | 0,603363927  | 1,930764565  | 0,333333333 | 0,93669726          | 2,264097899         |
| 30/06/2017 | 0,604869418  | 1,935582139  | 0,333333333 | 0,938202752         | 2,268915472         |
| 31/07/2017 | 0,598719306  | 1,91590178   | 0,333333333 | 0,93205264          | 2,249235113         |
| 31/08/2017 | 0,595215492  | 1,904689575  | 0,333333333 | 0,928548825         | 2,238022908         |
| 30/09/2017 | 0,584148943  | 1,869276618  | 0,333333333 | 0,917482276         | 2,202609951         |
| 31/10/2017 | 0,5880426    | 1,88173632   | 0,333333333 | 0,921375933         | 2,215069653         |
| 30/11/2017 | 0,601363385  | 1,924362832  | 0,333333333 | 0,934696718         | 2,257696166         |
| 31/12/2017 | 0,604085112  | 1,933072358  | 0,333333333 | 0,937418445         | 2,266405692         |
| 31/01/2018 | 0,590531438  | 1,889700601  | 0,333333333 | 0,923864771         | 2,223033934         |
| 28/02/2018 | 0,590709942  | 1,890271814  | 0,333333333 | 0,924043275         | 2,223605148         |
| 31/03/2018 | 0,597172238  | 1,910951161  | 0,333333333 | 0,930505571         | 2,244284494         |
| 30/04/2018 | 0,592324607  | 1,895438741  | 0,333333333 | 0,92565794          | 2,228772075         |
| 31/05/2018 | 0,582304351  | 1,863373923  | 0,333333333 | 0,915637684         | 2,196707257         |
| 30/06/2018 | 0,578749518  | 1,851998458  | 0,333333333 | 0,912082852         | 2,185331791         |
| 31/07/2018 | 0,57652668   | 1,844885377  | 0,333333333 | 0,909860013         | 2,17821871          |
| 31/08/2018 | 0,581735759  | 1,861554428  | 0,333333333 | 0,915069092         | 2,194887761         |
| 30/09/2018 | 0,579106965  | 1,853142287  | 0,333333333 | 0,912440298         | 2,18647562          |
| 31/10/2018 | 0,583155511  | 1,866097636  | 0,333333333 | 0,916488845         | 2,19943097          |
| 30/11/2018 | 0,580694668  | 1,858222937  | 0,333333333 | 0,914028001         | 2,191556271         |
| 31/12/2018 | 0,587559575  | 1,880190641  | 0,333333333 | 0,920892909         | 2,213523974         |
| 31/01/2019 | 0,571709754  | 1,829471212  | 0,333333333 | 0,905043087         | 2,162804545         |
| 28/02/2019 | 0,573693612  | 1,835819558  | 0,333333333 | 0,907026945         | 2,169152892         |
| 31/03/2019 | 0,591988327  | 1,894362646  | 0,333333333 | 0,92532166          | 2,22769598          |
| 30/04/2019 | 0,596802598  | 1,909768312  | 0,333333333 | 0,930135931         | 2,243101645         |
| 31/05/2019 | 0,598750663  | 1,916002122  | 0,333333333 | 0,932083996         | 2,249335455         |
| 30/06/2019 | 0,60871798   | 1,947897535  | 0,333333333 | 0,942051313         | 2,281230868         |
| 31/07/2019 | 0,600534086  | 1,921709075  | 0,333333333 | 0,933867419         | 2,255042409         |
| 31/08/2019 | 0,593688101  | 1,899801924  | 0,333333333 | 0,927021434         | 2,233135257         |
| 30/09/2019 | 0,603904079  | 1,932493051  | 0,333333333 | 0,937237412         | 2,265826385         |
| 31/10/2019 | 0,609060363  | 1,94899316   | 0,333333333 | 0,942393696         | 2,282326493         |
| 30/11/2019 | 0,606315035  | 1,940208111  | 0,333333333 | 0,939648368         | 2,273541444         |
| 31/12/2019 | 0,595588894  | 1,905884462  | 0,333333333 | 0,928922228         | 2,239217795         |
| 31/01/2020 | 0,590553721  | 1,889771906  | 0,333333333 | 0,923887054         | 2,223105239         |
| 29/02/2020 | 0,593694142  | 1,899821255  | 0,333333333 | 0,927027475         | 2,233154588         |
| 31/03/2020 | 0,608830044  | 1,948256141  | 0,333333333 | 0,942163377         | 2,281589474         |
| 30/04/2020 | 0,621771712  | 1,989669479  | 0,333333333 | 0,955105045         | 2,323002812         |
| 31/05/2020 | 0,611875559  | 1,958001789  | 0,333333333 | 0,945208892         | 2,291335123         |
| 30/06/2020 | 0,60131136   | 1,924196353  | 0,333333333 | 0,934644694         | 2,257529687         |
| 31/07/2020 | 0,593242188  | 1,898375002  | 0,333333333 | 0,926575522         | 2,231708336         |
| 31/08/2020 | 0,592152303  | 1,894887369  | 0,333333333 | 0,925485636         | 2,228220703         |
| 30/09/2020 | 0,592770379  | 1,896865212  | 0,333333333 | 0,926103712         | 2,230198546         |
| 31/10/2020 | 0,589102376  | 1,885127602  | 0,333333333 | 0,922435709         | 2,218460935         |
| 30/11/2020 | 0,591144924  | 1,891663757  | 0,333333333 | 0,924478257         | 2,224997091         |
| 31/12/2020 | 0,603184798  | 1,930191352  | 0,333333333 | 0,936518131         | 2,263524685         |
| 31/01/2021 | 0,608047531  | 1,9457521    | 0,333333333 | 0,941380865         | 2,279085433         |
| 28/02/2021 | 0,611155011  | 1,955696036  | 0,333333333 | 0,944488345         | 2,289029369         |
| 31/03/2021 | 0,606697442  | 1,941431814  | 0,333333333 | 0,940030775         | 2,274765147         |
| 30/04/2021 | 0,620212567  | 1,984680215  | 0,333333333 | 0,9535459           | 2,318013548         |
| 31/05/2021 | 0,674564449  | 2,158606236  | 0,333333333 | 1,007897782         | 2,49193957          |
| 30/06/2021 | 0,682109989  | 2,182751964  | 0,333333333 | 1,015443322         | 2,516085298         |
| 31/07/2021 | 0,692668362  | 2,216538758  | 0,333333333 | 1,026001695         | 2,549872091         |
| 31/08/2021 | 0,689683158  | 2,206986107  | 0,333333333 | 1,023016492         | 2,54031944          |
| 30/09/2021 | 0,682681401  | 2,184580484  | 0,333333333 | 1,016014735         | 2,517913817         |
| 31/10/2021 | 0,686515675  | 2,19685016   | 0,333333333 | 1,019849008         | 2,530183493         |
| 30/11/2021 | 0,728473239  | 2,331114364  | 0,333333333 | 1,061806572         | 2,664447698         |
| 31/12/2021 | 0,780961869  | 2,499077981  | 0,333333333 | 1,114295202         | 2,832411314         |
| 31/01/2022 | 0,763440812  | 2,443010599  | 0,333333333 | 1,096774145         | 2,776343932         |
| 28/02/2022 | 0,792788801  | 2,536924164  | 0,333333333 | 1,126122135         | 2,870257498         |
| 31/03/2022 | 0,847403243  | 2,711690377  | 0,333333333 | 1,180736576         | 3,04502371          |
| 30/04/2022 | 0,875422042  | 2,801350535  | 0,333333333 | 1,208755376         | 3,134683869         |
| 31/05/2022 | 0,869127271  | 2,781207267  | 0,333333333 | 1,202460604         | 3,1145406           |
| 30/06/2022 | 0,863736084  | 2,763955468  | 0,333333333 | 1,197069417         | 3,097288802         |
| 31/07/2022 | 0,864081665  | 2,765061328  | 0,333333333 | 1,197414998         | 3,098394661         |
| 31/08/2022 | 0,880057054  | 2,816182574  | 0,333333333 | 1,213390388         | 3,149515907         |
| 30/09/2022 | 0,906126263  | 2,899604043  | 0,333333333 | 1,239459597         | 3,232937376         |
| 31/10/2022 | 0,935284728  | 2,992911128  | 0,333333333 | 1,268618061         | 3,326244462         |
| 30/11/2022 | 0,948625954  | 3,035603051  | 0,333333333 | 1,281959287         | 3,368936385         |
| 31/12/2022 | 0,906312191  | 2,900199011  | 0,333333333 | 1,239645524         | 3,233532345         |
| 31/01/2023 | 0,78733445   | 2,519470241  | 0,333333333 | 1,120667784         | 2,852803574         |
| 28/02/2023 | 0,780863874  | 2,498764398  | 0,333333333 | 1,114197208         | 2,832097731         |

○ Arquetipo 2:

| Periodo    | FSPF Arq2 D1 | FSPF Arq2 D2 | FRH Arq2    | IPALI Arq2 D = 0.48 | IPALI Arq2 D = 0.15 |
|------------|--------------|--------------|-------------|---------------------|---------------------|
| 31/01/2016 | 0.240471558  | 0.769508987  | 0.333333333 | 0.573804892         | 1.10284232          |
| 29/02/2016 | 0.241080903  | 0.771458888  | 0.333333333 | 0.574414236         | 1.104792222         |
| 31/03/2016 | 0.241781678  | 0.773701369  | 0.333333333 | 0.575115011         | 1.107034702         |
| 30/04/2016 | 0.237099823  | 0.758719433  | 0.333333333 | 0.570433156         | 1.092052766         |
| 31/05/2016 | 0.234584437  | 0.750670199  | 0.333333333 | 0.567917771         | 1.084003532         |
| 30/06/2016 | 0.233712235  | 0.747879152  | 0.333333333 | 0.567045568         | 1.081212486         |
| 31/07/2016 | 0.234400094  | 0.750080302  | 0.333333333 | 0.567733428         | 1.083413635         |
| 31/08/2016 | 0.227813289  | 0.729002525  | 0.333333333 | 0.561146623         | 1.062335859         |
| 30/09/2016 | 0.228606295  | 0.731540144  | 0.333333333 | 0.561939628         | 1.064873478         |
| 31/10/2016 | 0.228017699  | 0.729656637  | 0.333333333 | 0.561351032         | 1.062989971         |
| 30/11/2016 | 0.224960707  | 0.719874262  | 0.333333333 | 0.55829404          | 1.053207595         |
| 31/12/2016 | 0.226989166  | 0.726365332  | 0.333333333 | 0.5603225           | 1.059698665         |
| 31/01/2017 | 0.216605018  | 0.693136056  | 0.333333333 | 0.549938351         | 1.02646939          |
| 28/02/2017 | 0.219140754  | 0.701250412  | 0.333333333 | 0.552474087         | 1.034583746         |
| 31/03/2017 | 0.218688806  | 0.69980418   | 0.333333333 | 0.55202214          | 1.033137513         |
| 30/04/2017 | 0.216063235  | 0.691402353  | 0.333333333 | 0.549396569         | 1.024735687         |
| 31/05/2017 | 0.218118055  | 0.697977775  | 0.333333333 | 0.551451388         | 1.031311109         |
| 30/06/2017 | 0.218662295  | 0.699719344  | 0.333333333 | 0.551995628         | 1.033052677         |
| 31/07/2017 | 0.216439009  | 0.692604829  | 0.333333333 | 0.549772342         | 1.025938162         |
| 31/08/2017 | 0.215172369  | 0.68855158   | 0.333333333 | 0.548505702         | 1.021884913         |
| 30/09/2017 | 0.211171775  | 0.675749679  | 0.333333333 | 0.544505108         | 1.009083012         |
| 31/10/2017 | 0.212579345  | 0.680253902  | 0.333333333 | 0.545912678         | 1.013587236         |
| 30/11/2017 | 0.217394852  | 0.695663528  | 0.333333333 | 0.550728186         | 1.028996861         |
| 31/12/2017 | 0.218378766  | 0.69881205   | 0.333333333 | 0.551712099         | 1.032145383         |
| 31/01/2018 | 0.213479068  | 0.683133016  | 0.333333333 | 0.546812401         | 1.01646635          |
| 28/02/2018 | 0.213543597  | 0.683339512  | 0.333333333 | 0.546876931         | 1.016672845         |
| 31/03/2018 | 0.215879739  | 0.690815164  | 0.333333333 | 0.549213072         | 1.024148497         |
| 30/04/2018 | 0.214127304  | 0.685207373  | 0.333333333 | 0.547460637         | 1.018540706         |
| 31/05/2018 | 0.210504949  | 0.673615835  | 0.333333333 | 0.543838282         | 1.006949169         |
| 30/06/2018 | 0.209219865  | 0.669503567  | 0.333333333 | 0.542553198         | 1.0028369           |
| 31/07/2018 | 0.208416301  | 0.666932164  | 0.333333333 | 0.541749635         | 1.000265498         |
| 31/08/2018 | 0.2102994    | 0.672958082  | 0.333333333 | 0.543632734         | 1.006291415         |
| 30/09/2018 | 0.209349083  | 0.669917065  | 0.333333333 | 0.542682416         | 1.003250398         |
| 31/10/2018 | 0.210812646  | 0.674600467  | 0.333333333 | 0.544145979         | 1.0079338           |
| 30/11/2018 | 0.209923043  | 0.671753737  | 0.333333333 | 0.543256376         | 1.00508707          |
| 31/12/2018 | 0.212404729  | 0.679695134  | 0.333333333 | 0.545738063         | 1.013028468         |
| 31/01/2019 | 0.206674967  | 0.661359893  | 0.333333333 | 0.5400083           | 0.994693926         |
| 28/02/2019 | 0.207392138  | 0.663654841  | 0.333333333 | 0.540725471         | 0.996988175         |
| 31/03/2019 | 0.214005738  | 0.684818361  | 0.333333333 | 0.547339071         | 1.018151694         |
| 30/04/2019 | 0.215746113  | 0.69038756   | 0.333333333 | 0.549079446         | 1.023720894         |
| 31/05/2019 | 0.216450345  | 0.692641103  | 0.333333333 | 0.549783678         | 1.025974437         |
| 30/06/2019 | 0.220053563  | 0.7041714    | 0.333333333 | 0.553386896         | 1.037504734         |
| 31/07/2019 | 0.217095058  | 0.694704186  | 0.333333333 | 0.550428391         | 1.028037519         |
| 31/08/2019 | 0.214620212  | 0.686784678  | 0.333333333 | 0.547953545         | 1.020118011         |
| 30/09/2019 | 0.218313321  | 0.698602629  | 0.333333333 | 0.551646655         | 1.031935962         |
| 31/10/2019 | 0.220177335  | 0.704567473  | 0.333333333 | 0.553510668         | 1.037900806         |
| 30/11/2019 | 0.21918489   | 0.701391648  | 0.333333333 | 0.552518223         | 1.034724982         |
| 31/12/2019 | 0.215307355  | 0.688983535  | 0.333333333 | 0.548640688         | 1.022316869         |
| 31/01/2020 | 0.213487123  | 0.683158793  | 0.333333333 | 0.546820456         | 1.016492127         |
| 29/02/2020 | 0.214622396  | 0.686791666  | 0.333333333 | 0.547955729         | 1.020124999         |
| 31/03/2020 | 0.220094074  | 0.704301038  | 0.333333333 | 0.553427408         | 1.037634371         |
| 30/04/2020 | 0.22477253   | 0.719272096  | 0.333333333 | 0.558105863         | 1.05260543          |
| 31/05/2020 | 0.221195038  | 0.707824122  | 0.333333333 | 0.554528371         | 1.041157455         |
| 30/06/2020 | 0.217376045  | 0.695603345  | 0.333333333 | 0.550709379         | 1.028936678         |
| 31/07/2020 | 0.214459013  | 0.686268841  | 0.333333333 | 0.547792346         | 1.019602174         |
| 31/08/2020 | 0.214065016  | 0.68500805   | 0.333333333 | 0.547398349         | 1.018341384         |
| 30/09/2020 | 0.214288452  | 0.685723047  | 0.333333333 | 0.547621786         | 1.01905638          |
| 31/10/2020 | 0.212962457  | 0.681479862  | 0.333333333 | 0.54629579          | 1.014813195         |
| 30/11/2020 | 0.213700845  | 0.683842704  | 0.333333333 | 0.547034178         | 1.017176037         |
| 31/12/2020 | 0.218053299  | 0.697770557  | 0.333333333 | 0.551386632         | 1.03110389          |
| 31/01/2021 | 0.219811193  | 0.703395819  | 0.333333333 | 0.553144527         | 1.036729152         |
| 28/02/2021 | 0.220934558  | 0.706990584  | 0.333333333 | 0.554267891         | 1.040323918         |
| 31/03/2021 | 0.219323132  | 0.701834021  | 0.333333333 | 0.552656465         | 1.035167354         |
| 30/04/2021 | 0.224208894  | 0.717468461  | 0.333333333 | 0.557542227         | 1.050801794         |
| 31/05/2021 | 0.243857279  | 0.780343293  | 0.333333333 | 0.577190612         | 1.113676626         |
| 30/06/2021 | 0.246585017  | 0.789072053  | 0.333333333 | 0.57991835          | 1.122405387         |
| 31/07/2021 | 0.250401903  | 0.801286091  | 0.333333333 | 0.583735237         | 1.134619424         |
| 31/08/2021 | 0.249322743  | 0.797832776  | 0.333333333 | 0.582656076         | 1.131166109         |
| 30/09/2021 | 0.246791584  | 0.789733069  | 0.333333333 | 0.580124917         | 1.123066403         |
| 31/10/2021 | 0.248177687  | 0.794168598  | 0.333333333 | 0.58151102          | 1.127501931         |
| 30/11/2021 | 0.263345485  | 0.842705551  | 0.333333333 | 0.596678818         | 1.176038885         |
| 31/12/2021 | 0.282320298  | 0.903424954  | 0.333333333 | 0.615653632         | 1.236758288         |
| 31/01/2022 | 0.275986378  | 0.88315641   | 0.333333333 | 0.609319712         | 1.216489744         |
| 28/02/2022 | 0.286595773  | 0.917106475  | 0.333333333 | 0.619929107         | 1.250439808         |
| 31/03/2022 | 0.306339075  | 0.980285039  | 0.333333333 | 0.639672408         | 1.313618372         |
| 30/04/2022 | 0.316467963  | 1.012697482  | 0.333333333 | 0.649801297         | 1.346030816         |
| 31/05/2022 | 0.314192383  | 1.005415624  | 0.333333333 | 0.647525716         | 1.338748957         |
| 30/06/2022 | 0.312243451  | 0.999179042  | 0.333333333 | 0.645576784         | 1.332512375         |
| 31/07/2022 | 0.312368379  | 0.999578814  | 0.333333333 | 0.645701713         | 1.332912147         |
| 31/08/2022 | 0.318143535  | 1.018059313  | 0.333333333 | 0.651476869         | 1.351392647         |
| 30/09/2022 | 0.327567641  | 1.04821645   | 0.333333333 | 0.660900974         | 1.381549784         |
| 31/10/2022 | 0.338108522  | 1.08194727   | 0.333333333 | 0.671441855         | 1.415280603         |
| 30/11/2022 | 0.342931419  | 1.097380542  | 0.333333333 | 0.676264753         | 1.430713875         |
| 31/12/2022 | 0.327634854  | 1.048431533  | 0.333333333 | 0.660968188         | 1.381764867         |
| 31/01/2023 | 0.284624007  | 0.910796824  | 0.333333333 | 0.617957341         | 1.244130157         |
| 28/02/2023 | 0.282284873  | 0.903311593  | 0.333333333 | 0.615618206         | 1.236644926         |

○ Arquetipo 4:

| Periodo    | FSPF Arq4_D1 | FSPF Arq4_D2 | FRH_Arq4    | IPALI_Arq4_D = 0.48 | IPALI_Arq4_D = 0.15 |
|------------|--------------|--------------|-------------|---------------------|---------------------|
| 31/01/2016 | 0,727116914  | 2,326774124  | 0,555555556 | 1,282672469         | 2,882329679         |
| 29/02/2016 | 0,728959396  | 2,332670067  | 0,555555556 | 1,284514951         | 2,888225622         |
| 31/03/2016 | 0,731078339  | 2,339450685  | 0,555555556 | 1,286633895         | 2,895006224         |
| 30/04/2016 | 0,716921754  | 2,294149613  | 0,555555556 | 1,272477309         | 2,849705168         |
| 31/05/2016 | 0,709315951  | 2,269811043  | 0,555555556 | 1,264871506         | 2,825366598         |
| 30/06/2016 | 0,706678662  | 2,261371719  | 0,555555556 | 1,262234218         | 2,816927275         |
| 31/07/2016 | 0,708758551  | 2,268027363  | 0,555555556 | 1,264314106         | 2,823582918         |
| 31/08/2016 | 0,688841944  | 2,204294222  | 0,555555556 | 1,2443975           | 2,759849777         |
| 30/09/2016 | 0,691239766  | 2,211967252  | 0,555555556 | 1,246795322         | 2,767522807         |
| 31/10/2016 | 0,689460021  | 2,206272068  | 0,555555556 | 1,245015577         | 2,761827623         |
| 30/11/2016 | 0,680216555  | 2,176692975  | 0,555555556 | 1,235772211         | 2,73224853          |
| 31/12/2016 | 0,686350033  | 2,196320106  | 0,555555556 | 1,241905589         | 2,751875661         |
| 31/01/2017 | 0,654951351  | 2,095844322  | 0,555555556 | 1,210506906         | 2,651399877         |
| 28/02/2017 | 0,662618689  | 2,120379804  | 0,555555556 | 1,218174244         | 2,675935336         |
| 31/03/2017 | 0,661252129  | 2,116006813  | 0,555555556 | 1,216807685         | 2,671562369         |
| 30/04/2017 | 0,653313157  | 2,090602102  | 0,555555556 | 1,208868712         | 2,646157658         |
| 31/05/2017 | 0,65952634   | 2,110484289  | 0,555555556 | 1,215081896         | 2,666039845         |
| 30/06/2017 | 0,661171967  | 2,115750293  | 0,555555556 | 1,216727522         | 2,671305848         |
| 31/07/2017 | 0,654449389  | 2,094238044  | 0,555555556 | 1,210004944         | 2,649793599         |
| 31/08/2017 | 0,650619432  | 2,081982182  | 0,555555556 | 1,206174987         | 2,637537738         |
| 30/09/2017 | 0,638522785  | 2,043272911  | 0,555555556 | 1,19407834          | 2,598828467         |
| 31/10/2017 | 0,642778872  | 2,056892389  | 0,555555556 | 1,198334427         | 2,612447945         |
| 30/11/2017 | 0,657339584  | 2,103486669  | 0,555555556 | 1,21289514          | 2,659042225         |
| 31/12/2017 | 0,660314655  | 2,113006897  | 0,555555556 | 1,215870211         | 2,668562452         |
| 31/01/2018 | 0,645499376  | 2,065598003  | 0,555555556 | 1,201054931         | 2,621153558         |
| 28/02/2018 | 0,645694496  | 2,066222386  | 0,555555556 | 1,201250051         | 2,621777941         |
| 31/03/2018 | 0,652758316  | 2,08882661   | 0,555555556 | 1,208313871         | 2,644382166         |
| 30/04/2018 | 0,647459457  | 2,071870261  | 0,555555556 | 1,203015012         | 2,627425817         |
| 31/05/2018 | 0,636506494  | 2,036820781  | 0,555555556 | 1,19206205          | 2,592376337         |
| 30/06/2018 | 0,63262077   | 2,024386463  | 0,555555556 | 1,188176325         | 2,579942019         |
| 31/07/2018 | 0,630191025  | 2,016611281  | 0,555555556 | 1,185746581         | 2,572166836         |
| 31/08/2018 | 0,635884976  | 2,034831923  | 0,555555556 | 1,191440531         | 2,590387478         |
| 30/09/2018 | 0,633011488  | 2,025636762  | 0,555555556 | 1,188567044         | 2,581192318         |
| 31/10/2018 | 0,637436882  | 2,039798023  | 0,555555556 | 1,192992438         | 2,595353579         |
| 30/11/2018 | 0,634746978  | 2,03119033   | 0,555555556 | 1,190302534         | 2,586745886         |
| 31/12/2018 | 0,642250886  | 2,055202835  | 0,555555556 | 1,197806441         | 2,61075839          |
| 31/01/2019 | 0,624925729  | 1,999762332  | 0,555555556 | 1,180481284         | 2,555317887         |
| 28/02/2019 | 0,627094249  | 2,006701597  | 0,555555556 | 1,182649804         | 2,562257152         |
| 31/03/2019 | 0,647091875  | 2,070694001  | 0,555555556 | 1,202647431         | 2,626249557         |
| 30/04/2019 | 0,652354269  | 2,08753366   | 0,555555556 | 1,207909824         | 2,643089215         |
| 31/05/2019 | 0,654483664  | 2,094347726  | 0,555555556 | 1,21003922          | 2,649903282         |
| 30/06/2019 | 0,66537876   | 2,129212032  | 0,555555556 | 1,220934316         | 2,684767588         |
| 31/07/2019 | 0,656433092  | 2,100585895  | 0,555555556 | 1,211988648         | 2,656141445         |
| 31/08/2019 | 0,648949868  | 2,076639578  | 0,555555556 | 1,204505424         | 2,632195134         |
| 30/09/2019 | 0,660116771  | 2,112373666  | 0,555555556 | 1,215672326         | 2,667929222         |
| 31/10/2019 | 0,665753013  | 2,130409641  | 0,555555556 | 1,221308568         | 2,685965196         |
| 30/11/2019 | 0,662752144  | 2,120806861  | 0,555555556 | 1,218307699         | 2,676362416         |
| 31/12/2019 | 0,651027591  | 2,083288292  | 0,555555556 | 1,206583147         | 2,638843847         |
| 31/01/2020 | 0,645523733  | 2,065675945  | 0,555555556 | 1,201079288         | 2,6212315           |
| 29/02/2020 | 0,648956471  | 2,076660708  | 0,555555556 | 1,204512027         | 2,632216264         |
| 31/03/2020 | 0,665501256  | 2,129604019  | 0,555555556 | 1,221056811         | 2,685159574         |
| 30/04/2020 | 0,679647562  | 2,174872199  | 0,555555556 | 1,235203118         | 2,730427754         |
| 31/05/2020 | 0,668830254  | 2,140256813  | 0,555555556 | 1,22438581          | 2,695812368         |
| 30/06/2020 | 0,657282717  | 2,103304694  | 0,555555556 | 1,212838272         | 2,658860249         |
| 31/07/2020 | 0,648462449  | 2,075079836  | 0,555555556 | 1,204018004         | 2,630635391         |
| 31/08/2020 | 0,647271114  | 2,071267566  | 0,555555556 | 1,20282667          | 2,626823122         |
| 30/09/2020 | 0,647946722  | 2,073429512  | 0,555555556 | 1,203502278         | 2,628985067         |
| 31/10/2020 | 0,643937293  | 2,060599339  | 0,555555556 | 1,199492849         | 2,616154895         |
| 30/11/2020 | 0,646169967  | 2,067743894  | 0,555555556 | 1,201725522         | 2,623299449         |
| 31/12/2020 | 0,659330538  | 2,10985772   | 0,555555556 | 1,214886093         | 2,665413276         |
| 31/01/2021 | 0,664645905  | 2,126866896  | 0,555555556 | 1,22020146          | 2,682422451         |
| 28/02/2021 | 0,668042636  | 2,137736435  | 0,555555556 | 1,223598191         | 2,69329199          |
| 31/03/2021 | 0,663170146  | 2,122144468  | 0,555555556 | 1,218725702         | 2,677700024         |
| 30/04/2021 | 0,677943289  | 2,169418523  | 0,555555556 | 1,233498844         | 2,724974079         |
| 31/05/2021 | 0,737354361  | 2,359533954  | 0,555555556 | 1,292909916         | 2,915089509         |
| 30/06/2021 | 0,745602256  | 2,385927218  | 0,555555556 | 1,301157811         | 2,941482774         |
| 31/07/2021 | 0,757143425  | 2,422858959  | 0,555555556 | 1,31269898          | 2,978414514         |
| 31/08/2021 | 0,753880352  | 2,412417127  | 0,555555556 | 1,309435908         | 2,967972682         |
| 30/09/2021 | 0,746226856  | 2,38792594   | 0,555555556 | 1,301782412         | 2,943481496         |
| 31/10/2021 | 0,750418032  | 2,401337704  | 0,555555556 | 1,305973588         | 2,956893259         |
| 30/11/2021 | 0,796281097  | 2,54809951   | 0,555555556 | 1,351836652         | 3,103655065         |
| 31/12/2021 | 0,853655482  | 2,731697541  | 0,555555556 | 1,409211037         | 3,287253097         |
| 31/01/2022 | 0,834503527  | 2,670411287  | 0,555555556 | 1,390059083         | 3,225966842         |
| 28/02/2022 | 0,86658329   | 2,773066529  | 0,555555556 | 1,422138846         | 3,328622085         |
| 31/03/2022 | 0,926281362  | 2,964100357  | 0,555555556 | 1,481836917         | 3,519655913         |
| 30/04/2022 | 0,956908211  | 3,062106276  | 0,555555556 | 1,512463767         | 3,617661832         |
| 31/05/2022 | 0,950027509  | 3,040088029  | 0,555555556 | 1,505583065         | 3,595643584         |
| 30/06/2022 | 0,944134499  | 3,021230396  | 0,555555556 | 1,499690054         | 3,576785952         |
| 31/07/2022 | 0,944512247  | 3,022439191  | 0,555555556 | 1,500067803         | 3,577994747         |
| 31/08/2022 | 0,961974466  | 3,078318913  | 0,555555556 | 1,517530216         | 3,633874468         |
| 30/09/2022 | 0,990470447  | 3,169505432  | 0,555555556 | 1,546026003         | 3,725060987         |
| 31/10/2022 | 1,022343044  | 3,271497742  | 0,555555556 | 1,5778986           | 3,827053297         |
| 30/11/2022 | 1,0369261    | 3,318163521  | 0,555555556 | 1,592481656         | 3,873719076         |
| 31/12/2022 | 0,990673682  | 3,170155781  | 0,555555556 | 1,5462229237        | 3,725711337         |
| 31/01/2023 | 0,860621237  | 2,753987957  | 0,555555556 | 1,416176792         | 3,309543512         |
| 28/02/2023 | 0,853548365  | 2,73135477   | 0,555555556 | 1,409103921         | 3,286910325         |

- IPALI Pereira:

- Arquetipo 1:

| Periodo    | FSPF_Arq1_D1 | FSPF_Arq1_D2 | FRH_Arq1    | IPALI_Arq1_D = 0.48 | IPALI_Arq1_D = 0.15 |
|------------|--------------|--------------|-------------|---------------------|---------------------|
| 31/01/2016 | 0,506199425  | 1,619838161  | 0,333333333 | 0,839532759         | 1,953171495         |
| 29/02/2016 | 0,517354805  | 1,655535376  | 0,333333333 | 0,850688138         | 1,98868709          |
| 31/03/2016 | 0,521998711  | 1,670395875  | 0,333333333 | 0,855332044         | 2,003729208         |
| 30/04/2016 | 0,520929769  | 1,666975261  | 0,333333333 | 0,854263102         | 2,000308594         |
| 31/05/2016 | 0,514173536  | 1,645355314  | 0,333333333 | 0,847506869         | 1,978688647         |
| 30/06/2016 | 0,507430274  | 1,623776876  | 0,333333333 | 0,840763607         | 1,957110209         |
| 31/07/2016 | 0,503248799  | 1,610396158  | 0,333333333 | 0,836582133         | 1,943729491         |
| 31/08/2016 | 0,495709627  | 1,586270806  | 0,333333333 | 0,82904296          | 1,91960414          |
| 30/09/2016 | 0,496478106  | 1,588729938  | 0,333333333 | 0,829811439         | 1,922063271         |
| 31/10/2016 | 0,4898229    | 1,56743328   | 0,333333333 | 0,823156233         | 1,900766613         |
| 30/11/2016 | 0,485384098  | 1,553229114  | 0,333333333 | 0,818717432         | 1,886562448         |
| 31/12/2016 | 0,496308861  | 1,588188354  | 0,333333333 | 0,829642194         | 1,921521687         |
| 31/01/2017 | 0,471325706  | 1,508242226  | 0,333333333 | 0,804659904         | 1,841575593         |
| 28/02/2017 | 0,468654594  | 1,499694701  | 0,333333333 | 0,801987927         | 1,833028035         |
| 31/03/2017 | 0,468212549  | 1,498280156  | 0,333333333 | 0,801545882         | 1,831613489         |
| 30/04/2017 | 0,465888628  | 1,490843608  | 0,333333333 | 0,799221961         | 1,824176942         |
| 31/05/2017 | 0,46660955   | 1,493150559  | 0,333333333 | 0,799942883         | 1,826483892         |
| 30/06/2017 | 0,467506225  | 1,496019921  | 0,333333333 | 0,800839559         | 1,829353255         |
| 31/07/2017 | 0,464359713  | 1,48595108   | 0,333333333 | 0,797693046         | 1,819284414         |
| 31/08/2017 | 0,463361774  | 1,482757677  | 0,333333333 | 0,796695107         | 1,816091011         |
| 30/09/2017 | 0,456457586  | 1,460664275  | 0,333333333 | 0,789790919         | 1,793997608         |
| 31/10/2017 | 0,465237295  | 1,488759345  | 0,333333333 | 0,798570629         | 1,822092678         |
| 30/11/2017 | 0,467941689  | 1,497413406  | 0,333333333 | 0,801275023         | 1,830746739         |
| 31/12/2017 | 0,466488984  | 1,492764749  | 0,333333333 | 0,799822317         | 1,826098082         |
| 31/01/2018 | 0,450186992  | 1,440598375  | 0,333333333 | 0,783520326         | 1,773931709         |
| 28/02/2018 | 0,451765427  | 1,445649367  | 0,333333333 | 0,785098761         | 1,778982701         |
| 31/03/2018 | 0,45778018   | 1,464896576  | 0,333333333 | 0,791113513         | 1,798229909         |
| 30/04/2018 | 0,457145129  | 1,462864412  | 0,333333333 | 0,790478462         | 1,796197745         |
| 31/05/2018 | 0,453932898  | 1,452585275  | 0,333333333 | 0,787266232         | 1,785918608         |
| 30/06/2018 | 0,449180928  | 1,437378969  | 0,333333333 | 0,782514261         | 1,770712302         |
| 31/07/2018 | 0,445997516  | 1,427192052  | 0,333333333 | 0,779330849         | 1,760525385         |
| 31/08/2018 | 0,448433601  | 1,434987524  | 0,333333333 | 0,781766935         | 1,768320857         |
| 30/09/2018 | 0,450641361  | 1,442052357  | 0,333333333 | 0,783974695         | 1,77538569          |
| 31/10/2018 | 0,452908779  | 1,449308093  | 0,333333333 | 0,786242112         | 1,782641427         |
| 30/11/2018 | 0,454858032  | 1,455545702  | 0,333333333 | 0,788191365         | 1,788979035         |
| 31/12/2018 | 0,459238333  | 1,469562665  | 0,333333333 | 0,792571666         | 1,802895998         |
| 31/01/2019 | 0,44732028   | 1,431424895  | 0,333333333 | 0,780653613         | 1,764758228         |
| 28/02/2019 | 0,452361199  | 1,447555837  | 0,333333333 | 0,785694532         | 1,78088917          |
| 31/03/2019 | 0,465067457  | 1,488215863  | 0,333333333 | 0,79840079          | 1,821549196         |
| 30/04/2019 | 0,466202288  | 1,491847321  | 0,333333333 | 0,799535621         | 1,825180655         |
| 31/05/2019 | 0,472203607  | 1,511051541  | 0,333333333 | 0,80553694          | 1,844384874         |
| 30/06/2019 | 0,477237575  | 1,527160242  | 0,333333333 | 0,810570909         | 1,860493575         |
| 31/07/2019 | 0,470436904  | 1,505398092  | 0,333333333 | 0,803770237         | 1,838731425         |
| 31/08/2019 | 0,476717755  | 1,525496815  | 0,333333333 | 0,810051088         | 1,858830149         |
| 30/09/2019 | 0,490877634  | 1,570808429  | 0,333333333 | 0,824210967         | 1,904141763         |
| 31/10/2019 | 0,493998295  | 1,580794543  | 0,333333333 | 0,827331628         | 1,914127876         |
| 30/11/2019 | 0,486004843  | 1,555215497  | 0,333333333 | 0,819338176         | 1,888548831         |
| 31/12/2019 | 0,482872498  | 1,545191992  | 0,333333333 | 0,816205831         | 1,878525325         |
| 31/01/2020 | 0,472289393  | 1,511326059  | 0,333333333 | 0,805622727         | 1,844659392         |
| 29/02/2020 | 0,482299768  | 1,543359256  | 0,333333333 | 0,815633101         | 1,87669259          |
| 31/03/2020 | 0,491967316  | 1,574295411  | 0,333333333 | 0,825300649         | 1,907628745         |
| 30/04/2020 | 0,50075629   | 1,602420128  | 0,333333333 | 0,834089623         | 1,935753461         |
| 31/05/2020 | 0,491009166  | 1,571229331  | 0,333333333 | 0,824342499         | 1,904562665         |
| 30/06/2020 | 0,467314237  | 1,49540556   | 0,333333333 | 0,800647571         | 1,828738893         |
| 31/07/2020 | 0,458602198  | 1,467527034  | 0,333333333 | 0,791935532         | 1,800860368         |
| 31/08/2020 | 0,457454539  | 1,463854523  | 0,333333333 | 0,790787872         | 1,797187857         |
| 30/09/2020 | 0,47005111   | 1,504163551  | 0,333333333 | 0,803384443         | 1,837496884         |
| 31/10/2020 | 0,472102113  | 1,510726761  | 0,333333333 | 0,805435446         | 1,844060094         |
| 30/11/2020 | 0,481809671  | 1,541790948  | 0,333333333 | 0,815143004         | 1,875124281         |
| 31/12/2020 | 0,487509155  | 1,560029297  | 0,333333333 | 0,820842489         | 1,893362631         |
| 31/01/2021 | 0,484979982  | 1,551935942  | 0,333333333 | 0,818313315         | 1,885269275         |
| 28/02/2021 | 0,483595085  | 1,547504271  | 0,333333333 | 0,816928418         | 1,880837605         |
| 31/03/2021 | 0,480594522  | 1,537902469  | 0,333333333 | 0,813927855         | 1,871235802         |
| 30/04/2021 | 0,491702946  | 1,573449428  | 0,333333333 | 0,825036279         | 1,906782761         |
| 31/05/2021 | 0,53752523   | 1,720080735  | 0,333333333 | 0,870858563         | 2,053414068         |
| 30/06/2021 | 0,5441921    | 1,741414719  | 0,333333333 | 0,877525433         | 2,074748052         |
| 31/07/2021 | 0,545279445  | 1,744894223  | 0,333333333 | 0,878612778         | 2,078227556         |
| 31/08/2021 | 0,534833522  | 1,711467272  | 0,333333333 | 0,868166856         | 2,044800605         |
| 30/09/2021 | 0,542475116  | 1,735920371  | 0,333333333 | 0,875808449         | 2,069253704         |
| 31/10/2021 | 0,553877627  | 1,772408406  | 0,333333333 | 0,88721096          | 2,105741739         |
| 30/11/2021 | 0,578293561  | 1,850539396  | 0,333333333 | 0,911626895         | 2,18387273          |
| 31/12/2021 | 0,602230732  | 1,927138343  | 0,333333333 | 0,935564066         | 2,260471677         |
| 31/01/2022 | 0,588089089  | 1,881885085  | 0,333333333 | 0,921422422         | 2,215218418         |
| 28/02/2022 | 0,61552574   | 1,969682367  | 0,333333333 | 0,948859073         | 2,3030157           |
| 31/03/2022 | 0,63958552   | 2,046673663  | 0,333333333 | 0,972918853         | 2,380006997         |
| 30/04/2022 | 0,654433529  | 2,094187292  | 0,333333333 | 0,987766862         | 2,427520625         |
| 31/05/2022 | 0,662988215  | 2,121562287  | 0,333333333 | 0,996321548         | 2,45489562          |
| 30/06/2022 | 0,662106342  | 2,118740296  | 0,333333333 | 0,995439676         | 2,452073629         |
| 31/07/2022 | 0,668805731  | 2,140178338  | 0,333333333 | 1,002139064         | 2,473511671         |
| 31/08/2022 | 0,672735738  | 2,152754362  | 0,333333333 | 1,006069071         | 2,486087695         |
| 30/09/2022 | 0,684505647  | 2,190418072  | 0,333333333 | 1,017838981         | 2,523751405         |
| 31/10/2022 | 0,695330347  | 2,225057111  | 0,333333333 | 1,028663681         | 2,558390444         |
| 30/11/2022 | 0,709284978  | 2,269711928  | 0,333333333 | 1,042618311         | 2,603045261         |
| 31/12/2022 | 0,72899077   | 2,332770463  | 0,333333333 | 1,062324103         | 2,666103797         |
| 31/01/2023 | 0,640788832  | 2,050524263  | 0,333333333 | 0,974122165         | 2,383857596         |
| 28/02/2023 | 0,636363745  | 2,036363984  | 0,333333333 | 0,969697078         | 2,369697318         |

○ Arquetipo 3:

| Periodo    | FSPP Arq3 D | FSPP Arq3 D | FRH Arq3   | IPALI Arq3 D = 0.48 | IPALI Arq3 D = 0.15 |
|------------|-------------|-------------|------------|---------------------|---------------------|
| 31/01/2016 | 1,42613787  | 4,56364119  | 0,44444444 | 1,870582318         | 5,008085638         |
| 29/02/2016 | 1,45756641  | 4,66421252  | 0,44444444 | 1,902010858         | 5,108656968         |
| 31/03/2016 | 1,47064989  | 4,70607966  | 0,44444444 | 1,915094338         | 5,150524105         |
| 30/04/2016 | 1,46763832  | 4,69644261  | 0,44444444 | 1,912082761         | 5,140887059         |
| 31/05/2016 | 1,44860368  | 4,63553179  | 0,44444444 | 1,893048128         | 5,079976233         |
| 30/06/2016 | 1,4296056   | 4,57473791  | 0,44444444 | 1,87405004          | 5,019182351         |
| 31/07/2016 | 1,41782494  | 4,53703982  | 0,44444444 | 1,862269389         | 4,981484267         |
| 31/08/2016 | 1,3965845   | 4,46907041  | 0,44444444 | 1,841028948         | 4,913514855         |
| 30/09/2016 | 1,39874957  | 4,47599863  | 0,44444444 | 1,843194016         | 4,920443075         |
| 31/10/2016 | 1,37999957  | 4,41599862  | 0,44444444 | 1,824444013         | 4,860443064         |
| 30/11/2016 | 1,36749394  | 4,3759806   | 0,44444444 | 1,811938382         | 4,820425045         |
| 31/12/2016 | 1,39827275  | 4,4744728   | 0,44444444 | 1,842717195         | 4,918917246         |
| 31/01/2017 | 1,32788661  | 4,24923716  | 0,44444444 | 1,772331057         | 4,693681604         |
| 28/02/2017 | 1,32036117  | 4,22515575  | 0,44444444 | 1,764805615         | 4,669600192         |
| 31/03/2017 | 1,31911578  | 4,22117049  | 0,44444444 | 1,763560221         | 4,66561493          |
| 30/04/2017 | 1,31256849  | 4,20021917  | 0,44444444 | 1,757012937         | 4,644663619         |
| 31/05/2017 | 1,31459958  | 4,20671865  | 0,44444444 | 1,759044022         | 4,651163091         |
| 30/06/2017 | 1,31712582  | 4,21480263  | 0,44444444 | 1,761570266         | 4,659247073         |
| 31/07/2017 | 1,30826101  | 4,18643524  | 0,44444444 | 1,752705457         | 4,630879684         |
| 31/08/2017 | 1,30544948  | 4,17743833  | 0,44444444 | 1,749893921         | 4,62188277          |
| 30/09/2017 | 1,285998    | 4,11519361  | 0,44444444 | 1,730442448         | 4,559638056         |
| 31/10/2017 | 1,31073347  | 4,19434709  | 0,44444444 | 1,755177909         | 4,638791533         |
| 30/11/2017 | 1,31835267  | 4,21872855  | 0,44444444 | 1,762797117         | 4,663172997         |
| 31/12/2017 | 1,3142599   | 4,20563169  | 0,44444444 | 1,758704347         | 4,650076133         |
| 31/01/2018 | 1,26833159  | 4,05866107  | 0,44444444 | 1,71277603          | 4,503105517         |
| 28/02/2018 | 1,27277858  | 4,07289145  | 0,44444444 | 1,717223024         | 4,517335898         |
| 31/03/2018 | 1,28972421  | 4,12711746  | 0,44444444 | 1,734168651         | 4,571561904         |
| 30/04/2018 | 1,28793505  | 4,12139216  | 0,44444444 | 1,732379493         | 4,5658366           |
| 31/05/2018 | 1,27888509  | 4,09243229  | 0,44444444 | 1,723329536         | 4,536876736         |
| 30/06/2018 | 1,26549716  | 4,0495909   | 0,44444444 | 1,7099416           | 4,494035343         |
| 31/07/2018 | 1,25652839  | 4,02089085  | 0,44444444 | 1,700972835         | 4,465335293         |
| 31/08/2018 | 1,26339168  | 4,04285337  | 0,44444444 | 1,707836124         | 4,487297819         |
| 30/09/2018 | 1,2696117   | 4,06275744  | 0,44444444 | 1,714056144         | 4,507201883         |
| 31/10/2018 | 1,27599979  | 4,08319934  | 0,44444444 | 1,720444239         | 4,527643788         |
| 30/11/2018 | 1,28149151  | 4,10077283  | 0,44444444 | 1,725935955         | 4,545217277         |
| 31/12/2018 | 1,29383232  | 4,14026344  | 0,44444444 | 1,738276768         | 4,584707881         |
| 31/01/2019 | 1,26025507  | 4,03281622  | 0,44444444 | 1,704699514         | 4,477260667         |
| 28/02/2019 | 1,27445707  | 4,07826263  | 0,44444444 | 1,718901517         | 4,522707078         |
| 31/03/2019 | 1,31025497  | 4,19281591  | 0,44444444 | 1,754699417         | 4,637260355         |
| 30/04/2019 | 1,31345218  | 4,20304698  | 0,44444444 | 1,757896625         | 4,647491423         |
| 31/05/2019 | 1,33035996  | 4,25715187  | 0,44444444 | 1,774804404         | 4,701596315         |
| 30/06/2019 | 1,34454238  | 4,30253562  | 0,44444444 | 1,788986826         | 4,746980065         |
| 31/07/2019 | 1,32538255  | 4,24122416  | 0,44444444 | 1,769826995         | 4,685668605         |
| 31/08/2019 | 1,34307787  | 4,29784918  | 0,44444444 | 1,787522312         | 4,742293621         |
| 30/09/2019 | 1,38297112  | 4,42550758  | 0,44444444 | 1,827415562         | 4,869952021         |
| 31/10/2019 | 1,39176309  | 4,45364189  | 0,44444444 | 1,836207536         | 4,898086337         |
| 30/11/2019 | 1,36924279  | 4,38157692  | 0,44444444 | 1,813687233         | 4,826021368         |
| 31/12/2019 | 1,36041789  | 4,35333726  | 0,44444444 | 1,804862339         | 4,797781707         |
| 31/01/2020 | 1,33060165  | 4,25792528  | 0,44444444 | 1,775046095         | 4,702369727         |
| 29/02/2020 | 1,35880432  | 4,34817382  | 0,44444444 | 1,803248762         | 4,79261826          |
| 31/03/2020 | 1,38604113  | 4,43533316  | 0,44444444 | 1,830485571         | 4,879776048         |
| 30/04/2020 | 1,41080269  | 4,5145686   | 0,44444444 | 1,855247133         | 4,959013047         |
| 31/05/2020 | 1,38334169  | 4,4266934   | 0,44444444 | 1,827786133         | 4,871137846         |
| 30/06/2020 | 1,31658493  | 4,21307176  | 0,44444444 | 1,76102937          | 4,657516205         |
| 31/07/2020 | 1,29204011  | 4,13452837  | 0,44444444 | 1,736484559         | 4,578972811         |
| 31/08/2020 | 1,28880676  | 4,12418164  | 0,44444444 | 1,733251207         | 4,568626084         |
| 30/09/2020 | 1,32429564  | 4,23774603  | 0,44444444 | 1,76874008          | 4,682190479         |
| 31/10/2020 | 1,33007402  | 4,25623685  | 0,44444444 | 1,774518461         | 4,700681297         |
| 30/11/2020 | 1,35742355  | 4,34375535  | 0,44444444 | 1,801867992         | 4,788199795         |
| 31/12/2020 | 1,37348095  | 4,39513905  | 0,44444444 | 1,817925399         | 4,839583499         |
| 31/01/2021 | 1,3663554   | 4,37233729  | 0,44444444 | 1,810799847         | 4,816781734         |
| 28/02/2021 | 1,36245367  | 4,35985175  | 0,44444444 | 1,806898116         | 4,804296193         |
| 31/03/2021 | 1,35400005  | 4,33280017  | 0,44444444 | 1,798444497         | 4,777244613         |
| 30/04/2021 | 1,38529631  | 4,43294818  | 0,44444444 | 1,82974075          | 4,877392621         |
| 31/05/2021 | 1,51439344  | 4,846059    | 0,44444444 | 1,958837881         | 5,290503443         |
| 30/06/2021 | 1,5331763   | 4,90616417  | 0,44444444 | 1,977620747         | 5,350608614         |
| 31/07/2021 | 1,53623973  | 4,91596713  | 0,44444444 | 1,980684172         | 5,360411573         |
| 31/08/2021 | 1,50680997  | 4,82179191  | 0,44444444 | 1,951254417         | 5,266236355         |
| 30/09/2021 | 1,52833897  | 4,8906847   | 0,44444444 | 1,972783414         | 5,335129146         |
| 31/10/2021 | 1,56046376  | 4,99348404  | 0,44444444 | 2,004908208         | 5,437928488         |
| 30/11/2021 | 1,62925185  | 5,21360592  | 0,44444444 | 2,073696293         | 5,65805036          |
| 31/12/2021 | 1,69669109  | 5,42941149  | 0,44444444 | 2,141135536         | 5,873855937         |
| 31/01/2022 | 1,65684922  | 5,3019175   | 0,44444444 | 2,101293663         | 5,746361945         |
| 28/02/2022 | 1,7341477   | 5,54927264  | 0,44444444 | 2,178592144         | 5,993717083         |
| 31/03/2022 | 1,80193237  | 5,7661836   | 0,44444444 | 2,246376819         | 6,210628044         |
| 30/04/2022 | 1,84376432  | 5,90004583  | 0,44444444 | 2,288208767         | 6,344490276         |
| 31/05/2022 | 1,86786582  | 5,97717061  | 0,44444444 | 2,31231026          | 6,421615053         |
| 30/06/2022 | 1,86538128  | 5,96922009  | 0,44444444 | 2,309825722         | 6,413664534         |
| 31/07/2022 | 1,88425576  | 6,02961843  | 0,44444444 | 2,328700203         | 6,474062871         |
| 31/08/2022 | 1,89532794  | 6,06504941  | 0,44444444 | 2,339772386         | 6,509493856         |
| 30/09/2022 | 1,92848782  | 6,17116104  | 0,44444444 | 2,372932268         | 6,61560548          |
| 31/10/2022 | 1,95898473  | 6,26875112  | 0,44444444 | 2,40342917          | 6,713195566         |
| 30/11/2022 | 1,99829972  | 6,3945591   | 0,44444444 | 2,442744163         | 6,839003543         |
| 31/12/2022 | 2,05381771  | 6,57221668  | 0,44444444 | 2,498262157         | 7,016661124         |
| 31/01/2023 | 1,80532252  | 5,77703206  | 0,44444444 | 2,249766964         | 6,221476507         |
| 28/02/2023 | 1,79285553  | 5,73713769  | 0,44444444 | 2,237299972         | 6,181582133         |

○ Arquetipo 5:

| Periodo    | FSPP_Arq5_D1 | FSPP_Arq5_D2 | FRH_Arq5    | IPALI_Arq5_D = 0.48 | IPALI_Arq5_D = 0.15 |
|------------|--------------|--------------|-------------|---------------------|---------------------|
| 31/01/2016 | 0,265838422  | 0,850682949  | 0,333333333 | 0,599171755         | 1,184016282         |
| 29/02/2016 | 0,271696841  | 0,869429891  | 0,333333333 | 0,605030174         | 1,202763224         |
| 31/03/2016 | 0,27413566   | 0,877234111  | 0,333333333 | 0,607468993         | 1,210567444         |
| 30/04/2016 | 0,273574288  | 0,875437723  | 0,333333333 | 0,606907622         | 1,208771056         |
| 31/05/2016 | 0,270026148  | 0,864083675  | 0,333333333 | 0,603359482         | 1,197417008         |
| 30/06/2016 | 0,26648482   | 0,852751426  | 0,333333333 | 0,599818154         | 1,186084759         |
| 31/07/2016 | 0,264288855  | 0,845724336  | 0,333333333 | 0,597622188         | 1,179057669         |
| 31/08/2016 | 0,260329542  | 0,833054536  | 0,333333333 | 0,593662876         | 1,166387869         |
| 30/09/2016 | 0,260733121  | 0,834345987  | 0,333333333 | 0,594066454         | 1,16767932          |
| 31/10/2016 | 0,257238037  | 0,823161719  | 0,333333333 | 0,59057137          | 1,156495052         |
| 30/11/2016 | 0,254906932  | 0,815702183  | 0,333333333 | 0,588240265         | 1,149035516         |
| 31/12/2016 | 0,260644239  | 0,834061565  | 0,333333333 | 0,593977573         | 1,167394899         |
| 31/01/2017 | 0,247523951  | 0,792076643  | 0,333333333 | 0,580857284         | 1,125409977         |
| 28/02/2017 | 0,246121175  | 0,787587761  | 0,333333333 | 0,579454509         | 1,120921095         |
| 31/03/2017 | 0,245889028  | 0,786844891  | 0,333333333 | 0,579222362         | 1,120178224         |
| 30/04/2017 | 0,244668586  | 0,782939474  | 0,333333333 | 0,578001919         | 1,116272807         |
| 31/05/2017 | 0,245047189  | 0,784151004  | 0,333333333 | 0,578380522         | 1,117484337         |
| 30/06/2017 | 0,245518092  | 0,785657894  | 0,333333333 | 0,578851425         | 1,118991227         |
| 31/07/2017 | 0,243865652  | 0,780370087  | 0,333333333 | 0,577199886         | 1,113703042         |
| 31/08/2017 | 0,24334157   | 0,778693022  | 0,333333333 | 0,576674903         | 1,112026356         |
| 30/09/2017 | 0,239715729  | 0,767090332  | 0,333333333 | 0,573049062         | 1,100423665         |
| 31/10/2017 | 0,244326528  | 0,781844891  | 0,333333333 | 0,577659862         | 1,115178224         |
| 30/11/2017 | 0,245746782  | 0,786389704  | 0,333333333 | 0,579080116         | 1,119723037         |
| 31/12/2017 | 0,244983872  | 0,78394839   | 0,333333333 | 0,578317205         | 1,117281724         |
| 31/01/2018 | 0,23642263   | 0,756552416  | 0,333333333 | 0,569755963         | 1,089885749         |
| 28/02/2018 | 0,237251569  | 0,759205022  | 0,333333333 | 0,570584903         | 1,092538355         |
| 31/03/2018 | 0,240410309  | 0,76931299   | 0,333333333 | 0,573743643         | 1,102646323         |
| 30/04/2018 | 0,240076802  | 0,768245768  | 0,333333333 | 0,573410136         | 1,101579101         |
| 31/05/2018 | 0,23838985   | 0,762847521  | 0,333333333 | 0,571723184         | 1,096180854         |
| 30/06/2018 | 0,23589428   | 0,754861695  | 0,333333333 | 0,569227613         | 1,088195029         |
| 31/07/2018 | 0,234222462  | 0,749511879  | 0,333333333 | 0,567555795         | 1,082845212         |
| 31/08/2018 | 0,23550181   | 0,753605791  | 0,333333333 | 0,568835143         | 1,086939124         |
| 30/09/2018 | 0,236661249  | 0,757315997  | 0,333333333 | 0,569994582         | 1,090649333         |
| 31/10/2018 | 0,237852018  | 0,761126458  | 0,333333333 | 0,571185352         | 1,094459792         |
| 30/11/2018 | 0,238875698  | 0,764402235  | 0,333333333 | 0,572209032         | 1,097735568         |
| 31/12/2018 | 0,241176081  | 0,771763458  | 0,333333333 | 0,574509414         | 1,105096792         |
| 31/01/2019 | 0,234917132  | 0,751734821  | 0,333333333 | 0,568250465         | 1,085068155         |
| 28/02/2019 | 0,237564448  | 0,760206234  | 0,333333333 | 0,570897781         | 1,093539567         |
| 31/03/2019 | 0,244237335  | 0,781559473  | 0,333333333 | 0,577570669         | 1,114892806         |
| 30/04/2019 | 0,244833309  | 0,783466589  | 0,333333333 | 0,578166642         | 1,116799922         |
| 31/05/2019 | 0,247984994  | 0,793551981  | 0,333333333 | 0,581318327         | 1,126885314         |
| 30/06/2019 | 0,25062866   | 0,802011713  | 0,333333333 | 0,583961994         | 1,135345046         |
| 31/07/2019 | 0,247057183  | 0,790582985  | 0,333333333 | 0,580390516         | 1,123916318         |
| 31/08/2019 | 0,250355668  | 0,801138139  | 0,333333333 | 0,583689002         | 1,134471472         |
| 30/09/2019 | 0,257791947  | 0,82493423   | 0,333333333 | 0,59112528          | 1,158267564         |
| 31/10/2019 | 0,25943081   | 0,830178592  | 0,333333333 | 0,592764143         | 1,163511925         |
| 30/11/2019 | 0,255232926  | 0,816745362  | 0,333333333 | 0,588566259         | 1,150078695         |
| 31/12/2019 | 0,253587926  | 0,811481364  | 0,333333333 | 0,58692126          | 1,144814697         |
| 31/01/2020 | 0,248030046  | 0,793696148  | 0,333333333 | 0,58136338          | 1,127029481         |
| 29/02/2020 | 0,253287148  | 0,810518875  | 0,333333333 | 0,586620482         | 1,143852208         |
| 31/03/2020 | 0,25836421   | 0,826765473  | 0,333333333 | 0,591697544         | 1,160098806         |
| 30/04/2020 | 0,262979875  | 0,841535601  | 0,333333333 | 0,596313209         | 1,174868934         |
| 31/05/2020 | 0,257861023  | 0,825155274  | 0,333333333 | 0,591194356         | 1,158488607         |
| 30/06/2020 | 0,245417266  | 0,785335253  | 0,333333333 | 0,5787506           | 1,118668586         |
| 31/07/2020 | 0,240842005  | 0,770694416  | 0,333333333 | 0,574175338         | 1,104027749         |
| 31/08/2020 | 0,240239294  | 0,76876574   | 0,333333333 | 0,573572627         | 1,102099073         |
| 30/09/2020 | 0,246854577  | 0,789934647  | 0,333333333 | 0,58018791          | 1,12326798          |
| 31/10/2020 | 0,247931693  | 0,793381417  | 0,333333333 | 0,581265026         | 1,126714751         |
| 30/11/2020 | 0,253029767  | 0,809695253  | 0,333333333 | 0,5863631           | 1,143028587         |
| 31/12/2020 | 0,256022939  | 0,819273403  | 0,333333333 | 0,589356272         | 1,152606737         |
| 31/01/2021 | 0,254694704  | 0,815023053  | 0,333333333 | 0,588028037         | 1,148356387         |
| 28/02/2021 | 0,253967404  | 0,812695693  | 0,333333333 | 0,587300737         | 1,146029026         |
| 31/03/2021 | 0,252391612  | 0,807653159  | 0,333333333 | 0,585724945         | 1,140986492         |
| 30/04/2021 | 0,258225372  | 0,826321191  | 0,333333333 | 0,591558706         | 1,159654525         |
| 31/05/2021 | 0,28228965   | 0,90332688   | 0,333333333 | 0,615622983         | 1,236660213         |
| 30/06/2021 | 0,285790859  | 0,91453075   | 0,333333333 | 0,619124193         | 1,247864083         |
| 31/07/2021 | 0,286361895  | 0,916358065  | 0,333333333 | 0,619695229         | 1,249691399         |
| 31/08/2021 | 0,280876058  | 0,898803387  | 0,333333333 | 0,614209392         | 1,232136721         |
| 30/09/2021 | 0,284889159  | 0,911645309  | 0,333333333 | 0,618222492         | 1,244978642         |
| 31/10/2021 | 0,290877363  | 0,930807562  | 0,333333333 | 0,624210696         | 1,264140895         |
| 30/11/2021 | 0,303699767  | 0,971839255  | 0,333333333 | 0,6370331           | 1,305172588         |
| 31/12/2021 | 0,316270741  | 1,012066371  | 0,333333333 | 0,649604074         | 1,345399704         |
| 31/01/2022 | 0,308844039  | 0,988300925  | 0,333333333 | 0,642177373         | 1,321634259         |
| 28/02/2022 | 0,323252819  | 1,03440902   | 0,333333333 | 0,656586152         | 1,367742353         |
| 31/03/2022 | 0,335888183  | 1,074842184  | 0,333333333 | 0,669221516         | 1,408175518         |
| 30/04/2022 | 0,343685843  | 1,099794698  | 0,333333333 | 0,677019176         | 1,433128031         |
| 31/05/2022 | 0,348178468  | 1,114171098  | 0,333333333 | 0,681511802         | 1,447504432         |
| 30/06/2022 | 0,347715339  | 1,112689086  | 0,333333333 | 0,681048673         | 1,446022419         |
| 31/07/2022 | 0,351233626  | 1,123947604  | 0,333333333 | 0,68456696          | 1,457280937         |
| 31/08/2022 | 0,35329753   | 1,130552097  | 0,333333333 | 0,686630864         | 1,46388543          |
| 30/09/2022 | 0,359478679  | 1,150331774  | 0,333333333 | 0,692812013         | 1,483665107         |
| 31/10/2022 | 0,365163437  | 1,168522998  | 0,333333333 | 0,69849677          | 1,501856332         |
| 30/11/2022 | 0,372491926  | 1,191974163  | 0,333333333 | 0,705825259         | 1,525307496         |
| 31/12/2022 | 0,382840726  | 1,225090324  | 0,333333333 | 0,716174059         | 1,558423657         |
| 31/01/2023 | 0,336520121  | 1,076864386  | 0,333333333 | 0,669853454         | 1,410197719         |
| 28/02/2023 | 0,334196218  | 1,069427898  | 0,333333333 | 0,667529551         | 1,402761231         |

- IPALI Manizales:
  - Arquetipo 2:

| Periodo    | FSPF Arq2 D1 | FSPF Arq2 D2 | FRH Arq2   | IPALI Arq2 D = 0.48 | IPALI Arq2 D = 0.15 |
|------------|--------------|--------------|------------|---------------------|---------------------|
| 31/01/2016 | 1,152458475  | 3,687867119  | 0,44444444 | 1,596902919         | 4,132311564         |
| 29/02/2016 | 1,181033589  | 3,779307484  | 0,44444444 | 1,625478033         | 4,223751929         |
| 31/03/2016 | 1,190561912  | 3,809798119  | 0,44444444 | 1,635006356         | 4,254242563         |
| 30/04/2016 | 1,192743631  | 3,816779619  | 0,44444444 | 1,637188075         | 4,261224063         |
| 31/05/2016 | 1,181564344  | 3,7810059    | 0,44444444 | 1,626008788         | 4,225450344         |
| 30/06/2016 | 1,173704767  | 3,755855254  | 0,44444444 | 1,618149211         | 4,200299699         |
| 31/07/2016 | 1,166091059  | 3,731491389  | 0,44444444 | 1,610535504         | 4,175935834         |
| 31/08/2016 | 1,140781048  | 3,650499354  | 0,44444444 | 1,585225492         | 4,094943798         |
| 30/09/2016 | 1,135054591  | 3,632174693  | 0,44444444 | 1,579499036         | 4,076619137         |
| 31/10/2016 | 1,13665916   | 3,637309311  | 0,44444444 | 1,581103604         | 4,081753756         |
| 30/11/2016 | 1,123451582  | 3,595045062  | 0,44444444 | 1,567896026         | 4,039489507         |
| 31/12/2016 | 1,141668612  | 3,653339557  | 0,44444444 | 1,586113056         | 4,097784002         |
| 31/01/2017 | 1,089002736  | 3,484808756  | 0,44444444 | 1,533447181         | 3,929253201         |
| 28/02/2017 | 1,085817893  | 3,474617257  | 0,44444444 | 1,530262337         | 3,919061701         |
| 31/03/2017 | 1,080249157  | 3,456797302  | 0,44444444 | 1,524693601         | 3,901241747         |
| 30/04/2017 | 1,072955497  | 3,433457591  | 0,44444444 | 1,517399942         | 3,87792036          |
| 31/05/2017 | 1,073834812  | 3,436271397  | 0,44444444 | 1,518279256         | 3,880715842         |
| 30/06/2017 | 1,075121051  | 3,440387363  | 0,44444444 | 1,519565495         | 3,884831807         |
| 31/07/2017 | 1,058915837  | 3,38853068   | 0,44444444 | 1,503360282         | 3,832975124         |
| 31/08/2017 | 1,057873198  | 3,385194234  | 0,44444444 | 1,502317643         | 3,829638678         |
| 30/09/2017 | 1,028991274  | 3,292772075  | 0,44444444 | 1,473435718         | 3,73721652          |
| 31/10/2017 | 1,043382418  | 3,338823737  | 0,44444444 | 1,487826862         | 3,783268182         |
| 30/11/2017 | 1,051892742  | 3,366056776  | 0,44444444 | 1,496337187         | 3,81050122          |
| 31/12/2017 | 1,049980439  | 3,359937403  | 0,44444444 | 1,494424883         | 3,804381848         |
| 31/01/2018 | 1,025397876  | 3,281273202  | 0,44444444 | 1,46984232          | 3,725717647         |
| 28/02/2018 | 1,030164525  | 3,296526479  | 0,44444444 | 1,474608969         | 3,740970924         |
| 31/03/2018 | 1,03114618   | 3,299667776  | 0,44444444 | 1,475590625         | 3,744112221         |
| 30/04/2018 | 1,025115406  | 3,2803693    | 0,44444444 | 1,469559851         | 3,724813745         |
| 31/05/2018 | 1,031899773  | 3,302079274  | 0,44444444 | 1,476344218         | 3,746523719         |
| 30/06/2018 | 1,03300455   | 3,30561456   | 0,44444444 | 1,477448994         | 3,750059004         |
| 31/07/2018 | 1,017701767  | 3,256645655  | 0,44444444 | 1,462146211         | 3,701090099         |
| 31/08/2018 | 1,003452375  | 3,211047599  | 0,44444444 | 1,447896819         | 3,655492044         |
| 30/09/2018 | 1,0016646    | 3,205326721  | 0,44444444 | 1,446109045         | 3,649771165         |
| 31/10/2018 | 1,011364882  | 3,236367622  | 0,44444444 | 1,455809326         | 3,680812067         |
| 30/11/2018 | 1,025621748  | 3,281989593  | 0,44444444 | 1,470066192         | 3,726434038         |
| 31/12/2018 | 1,038083362  | 3,321866758  | 0,44444444 | 1,482527806         | 3,766311202         |
| 31/01/2019 | 1,015141565  | 3,248453008  | 0,44444444 | 1,459586009         | 3,692897452         |
| 28/02/2019 | 1,01350818   | 3,243226177  | 0,44444444 | 1,457952625         | 3,687670622         |
| 31/03/2019 | 1,030176577  | 3,296565045  | 0,44444444 | 1,474621021         | 3,741009489         |
| 30/04/2019 | 1,0446635    | 3,342923199  | 0,44444444 | 1,489107944         | 3,787367644         |
| 31/05/2019 | 1,056803455  | 3,381771056  | 0,44444444 | 1,5012479           | 3,826215501         |
| 30/06/2019 | 1,0868412    | 3,47789184   | 0,44444444 | 1,531285645         | 3,922336285         |
| 31/07/2019 | 1,076671017  | 3,445347255  | 0,44444444 | 1,521115462         | 3,889791699         |
| 31/08/2019 | 1,081277213  | 3,460087082  | 0,44444444 | 1,525721658         | 3,904531527         |
| 30/09/2019 | 1,099380399  | 3,518017276  | 0,44444444 | 1,543824843         | 3,962461721         |
| 31/10/2019 | 1,096212642  | 3,507880453  | 0,44444444 | 1,540657086         | 3,952324897         |
| 30/11/2019 | 1,076226892  | 3,443926056  | 0,44444444 | 1,520671337         | 3,8883705           |
| 31/12/2019 | 1,076568428  | 3,445018968  | 0,44444444 | 1,521012872         | 3,889463413         |
| 31/01/2020 | 1,056447207  | 3,380631062  | 0,44444444 | 1,500891651         | 3,825075507         |
| 29/02/2020 | 1,073149183  | 3,434077384  | 0,44444444 | 1,517593627         | 3,878521829         |
| 31/03/2020 | 1,110429124  | 3,553373196  | 0,44444444 | 1,554873568         | 3,99781764          |
| 30/04/2020 | 1,148055105  | 3,673776338  | 0,44444444 | 1,59249955          | 4,118220782         |
| 31/05/2020 | 1,139528064  | 3,646489805  | 0,44444444 | 1,583972508         | 4,090934249         |
| 30/06/2020 | 1,087426911  | 3,479766117  | 0,44444444 | 1,531871356         | 3,924210561         |
| 31/07/2020 | 1,047942057  | 3,353414582  | 0,44444444 | 1,492386501         | 3,797859027         |
| 31/08/2020 | 1,038985977  | 3,324755126  | 0,44444444 | 1,483430421         | 3,769199571         |
| 30/09/2020 | 1,064370438  | 3,405985402  | 0,44444444 | 1,508814882         | 3,850429846         |
| 31/10/2020 | 1,075671365  | 3,442148369  | 0,44444444 | 1,52011581          | 3,886592813         |
| 30/11/2020 | 1,097312191  | 3,511399012  | 0,44444444 | 1,541756636         | 3,955843456         |
| 31/12/2020 | 1,106716712  | 3,54149348   | 0,44444444 | 1,551161157         | 3,985937924         |
| 31/01/2021 | 1,087859324  | 3,481149837  | 0,44444444 | 1,532303768         | 3,925594281         |
| 28/02/2021 | 1,080874993  | 3,458799976  | 0,44444444 | 1,525319437         | 3,903244421         |
| 31/03/2021 | 1,088496224  | 3,483187918  | 0,44444444 | 1,532940669         | 3,927632362         |
| 30/04/2021 | 1,103257025  | 3,530422481  | 0,44444444 | 1,54770147          | 3,974866926         |
| 31/05/2021 | 1,213695241  | 3,88382477   | 0,44444444 | 1,658139685         | 4,328269214         |
| 30/06/2021 | 1,236298651  | 3,956155684  | 0,44444444 | 1,680743096         | 4,400600128         |
| 31/07/2021 | 1,251646096  | 4,005267507  | 0,44444444 | 1,69609054          | 4,449711951         |
| 31/08/2021 | 1,223215477  | 3,914289525  | 0,44444444 | 1,667659921         | 4,358733969         |
| 30/09/2021 | 1,207884718  | 3,865231096  | 0,44444444 | 1,652329162         | 4,309675541         |
| 31/10/2021 | 1,23183956   | 3,941886592  | 0,44444444 | 1,676284004         | 4,386331036         |
| 30/11/2021 | 1,262050249  | 4,038560797  | 0,44444444 | 1,706494693         | 4,483005241         |
| 31/12/2021 | 1,316611193  | 4,213155819  | 0,44444444 | 1,761055638         | 4,657600264         |
| 31/01/2022 | 1,302581552  | 4,168260967  | 0,44444444 | 1,747025997         | 4,612705412         |
| 28/02/2022 | 1,359865284  | 4,351568908  | 0,44444444 | 1,804309728         | 4,796013353         |
| 31/03/2022 | 1,389278423  | 4,445690955  | 0,44444444 | 1,833722868         | 4,8901354           |
| 30/04/2022 | 1,426352066  | 4,564326613  | 0,44444444 | 1,870796511         | 5,008771057         |
| 31/05/2022 | 1,459923906  | 4,6717565    | 0,44444444 | 1,904368351         | 5,116200944         |
| 30/06/2022 | 1,453506752  | 4,651221607  | 0,44444444 | 1,897951197         | 5,095666051         |
| 31/07/2022 | 1,463606853  | 4,683541193  | 0,44444444 | 1,908051298         | 5,127986375         |
| 31/08/2022 | 1,508321277  | 4,826628085  | 0,44444444 | 1,952765721         | 5,27107253          |
| 30/09/2022 | 1,532276364  | 4,903284366  | 0,44444444 | 1,976720809         | 5,34772881          |
| 31/10/2022 | 1,565320324  | 5,009025036  | 0,44444444 | 2,009764768         | 5,453469481         |
| 30/11/2022 | 1,600159729  | 5,120511133  | 0,44444444 | 2,044604174         | 5,564955578         |
| 31/12/2022 | 1,644972827  | 5,263913045  | 0,44444444 | 2,089417271         | 5,70835749          |
| 31/01/2023 | 1,441220994  | 4,611907181  | 0,44444444 | 1,885665439         | 5,056351625         |
| 28/02/2023 | 1,44003798   | 4,608121535  | 0,44444444 | 1,884482424         | 5,052565979         |

○ **Arquetipo 3:**

| Periodo    | FSPF_Arq3_D1 | FSPF_Arq3_D2 | FRH_Arq3    | IPALI_Arq3_D = 0.48 | IPALI_Arq3_D = 0.15 |
|------------|--------------|--------------|-------------|---------------------|---------------------|
| 31/01/2016 | 0,326880649  | 1,046018078  | 0,222222222 | 0,549102872         | 1,2682403           |
| 29/02/2016 | 0,334985628  | 1,071954011  | 0,222222222 | 0,557207851         | 1,294176233         |
| 31/03/2016 | 0,33768822   | 1,080602304  | 0,222222222 | 0,559910442         | 1,302824526         |
| 30/04/2016 | 0,338307038  | 1,08258252   | 0,222222222 | 0,56052926          | 1,304804742         |
| 31/05/2016 | 0,33513617   | 1,072435745  | 0,222222222 | 0,557358393         | 1,294657968         |
| 30/06/2016 | 0,332906898  | 1,065302075  | 0,222222222 | 0,555129121         | 1,287524297         |
| 31/07/2016 | 0,330747364  | 1,058391565  | 0,222222222 | 0,552969586         | 1,280613787         |
| 31/08/2016 | 0,323568491  | 1,035419171  | 0,222222222 | 0,545790713         | 1,257641394         |
| 30/09/2016 | 0,321944252  | 1,030221607  | 0,222222222 | 0,544166474         | 1,252443829         |
| 31/10/2016 | 0,322399368  | 1,031677978  | 0,222222222 | 0,54462159          | 1,2539002           |
| 30/11/2016 | 0,318653201  | 1,019690245  | 0,222222222 | 0,540875424         | 1,241912467         |
| 31/12/2016 | 0,323820238  | 1,03622476   | 0,222222222 | 0,54604246          | 1,258446982         |
| 31/01/2017 | 0,308882211  | 0,988423075  | 0,222222222 | 0,531104433         | 1,210645297         |
| 28/02/2017 | 0,307978869  | 0,985532381  | 0,222222222 | 0,530201091         | 1,207754603         |
| 31/03/2017 | 0,306399366  | 0,980477971  | 0,222222222 | 0,528621588         | 1,202700193         |
| 30/04/2017 | 0,304330609  | 0,973857949  | 0,222222222 | 0,526552831         | 1,196080171         |
| 31/05/2017 | 0,304580016  | 0,974656051  | 0,222222222 | 0,526802238         | 1,196878273         |
| 30/06/2017 | 0,304944842  | 0,975823494  | 0,222222222 | 0,527167064         | 1,198045716         |
| 31/07/2017 | 0,300348433  | 0,961114984  | 0,222222222 | 0,522570655         | 1,183337206         |
| 31/08/2017 | 0,300052701  | 0,960168642  | 0,222222222 | 0,522274923         | 1,182390865         |
| 30/09/2017 | 0,291860699  | 0,933954236  | 0,222222222 | 0,514082921         | 1,156176458         |
| 31/10/2017 | 0,295942569  | 0,947016222  | 0,222222222 | 0,518164792         | 1,169238445         |
| 30/11/2017 | 0,298356418  | 0,954740538  | 0,222222222 | 0,520578664         | 1,17696276          |
| 31/12/2017 | 0,297814017  | 0,953004854  | 0,222222222 | 0,520036239         | 1,175227076         |
| 31/01/2018 | 0,290841476  | 0,930692722  | 0,222222222 | 0,513063698         | 1,152914944         |
| 28/02/2018 | 0,292193477  | 0,935019126  | 0,222222222 | 0,514415699         | 1,157241348         |
| 31/03/2018 | 0,292471911  | 0,935910116  | 0,222222222 | 0,514694134         | 1,158132338         |
| 30/04/2018 | 0,290761357  | 0,930436341  | 0,222222222 | 0,512983579         | 1,152658564         |
| 31/05/2018 | 0,292685659  | 0,936594108  | 0,222222222 | 0,514907881         | 1,15881633          |
| 30/06/2018 | 0,292999015  | 0,937596848  | 0,222222222 | 0,515221237         | 1,15981907          |
| 31/07/2018 | 0,288658569  | 0,923707421  | 0,222222222 | 0,510880791         | 1,145929644         |
| 31/08/2018 | 0,284616905  | 0,910774095  | 0,222222222 | 0,506839127         | 1,132996317         |
| 30/09/2018 | 0,284109824  | 0,909151438  | 0,222222222 | 0,506332047         | 1,13137366          |
| 31/10/2018 | 0,28686119   | 0,917955807  | 0,222222222 | 0,509083412         | 1,14017803          |
| 30/11/2018 | 0,290904974  | 0,930895917  | 0,222222222 | 0,513127196         | 1,15311814          |
| 31/12/2018 | 0,294439557  | 0,942206584  | 0,222222222 | 0,51666178          | 1,164428806         |
| 31/01/2019 | 0,287932399  | 0,921383678  | 0,222222222 | 0,510154622         | 1,1436059           |
| 28/02/2019 | 0,28746911   | 0,919901152  | 0,222222222 | 0,509691332         | 1,142123374         |
| 31/03/2019 | 0,292196895  | 0,935030065  | 0,222222222 | 0,514419117         | 1,157252287         |
| 30/04/2019 | 0,296305933  | 0,948178984  | 0,222222222 | 0,518528155         | 1,170401206         |
| 31/05/2019 | 0,299749281  | 0,9591977    | 0,222222222 | 0,521971504         | 1,181419922         |
| 30/06/2019 | 0,308269118  | 0,986461177  | 0,222222222 | 0,53049134          | 1,208683399         |
| 31/07/2019 | 0,305384471  | 0,977230306  | 0,222222222 | 0,527606693         | 1,199452528         |
| 31/08/2019 | 0,306690961  | 0,981411076  | 0,222222222 | 0,528913184         | 1,203633298         |
| 30/09/2019 | 0,311825707  | 0,997842262  | 0,222222222 | 0,534047929         | 1,220064484         |
| 31/10/2019 | 0,310927212  | 0,994967077  | 0,222222222 | 0,533149434         | 1,217189299         |
| 30/11/2019 | 0,3052585    | 0,9768272    | 0,222222222 | 0,527480722         | 1,199049422         |
| 31/12/2019 | 0,305355372  | 0,977137191  | 0,222222222 | 0,527577594         | 1,199359414         |
| 31/01/2020 | 0,299648236  | 0,958874355  | 0,222222222 | 0,521870458         | 1,181096577         |
| 29/02/2020 | 0,304385546  | 0,974033746  | 0,222222222 | 0,526607768         | 1,196255968         |
| 30/03/2020 | 0,314959542  | 1,007870533  | 0,222222222 | 0,537181764         | 1,230092755         |
| 30/04/2020 | 0,325631688  | 1,042021401  | 0,222222222 | 0,54785391          | 1,264243623         |
| 31/05/2020 | 0,323213098  | 1,034281912  | 0,222222222 | 0,54543532          | 1,256504134         |
| 30/06/2020 | 0,308435247  | 0,986992792  | 0,222222222 | 0,530655747         | 1,209215014         |
| 31/07/2020 | 0,297235855  | 0,951154736  | 0,222222222 | 0,519458077         | 1,173376958         |
| 31/08/2020 | 0,294695573  | 0,943025834  | 0,222222222 | 0,516917795         | 1,165248056         |
| 30/09/2020 | 0,301895563  | 0,966065801  | 0,222222222 | 0,524117785         | 1,188288023         |
| 31/10/2020 | 0,305100932  | 0,976322981  | 0,222222222 | 0,527323154         | 1,198545203         |
| 30/11/2020 | 0,311239085  | 0,995965073  | 0,222222222 | 0,533461308         | 1,218187295         |
| 31/12/2020 | 0,313906562  | 1,004500998  | 0,222222222 | 0,536128784         | 1,22672322          |
| 31/01/2021 | 0,308557896  | 0,987385267  | 0,222222222 | 0,530780118         | 1,209607489         |
| 28/02/2021 | 0,306576876  | 0,981046004  | 0,222222222 | 0,528799099         | 1,203268227         |
| 31/03/2021 | 0,308738545  | 0,987963344  | 0,222222222 | 0,530960767         | 1,210185566         |
| 30/04/2021 | 0,312925264  | 1,001360846  | 0,222222222 | 0,535147487         | 1,223583068         |
| 31/05/2021 | 0,344249704  | 1,101599051  | 0,222222222 | 0,566471926         | 1,323821274         |
| 30/06/2021 | 0,350660883  | 1,122114824  | 0,222222222 | 0,572883105         | 1,344337046         |
| 31/07/2021 | 0,355013996  | 1,136044788  | 0,222222222 | 0,577236218         | 1,35826701          |
| 31/08/2021 | 0,346950001  | 1,110240004  | 0,222222222 | 0,569172223         | 1,332462226         |
| 30/09/2021 | 0,34260162   | 1,096325185  | 0,222222222 | 0,564823842         | 1,318547407         |
| 31/10/2021 | 0,349396116  | 1,118067572  | 0,222222222 | 0,571618338         | 1,340289794         |
| 30/11/2021 | 0,357965006  | 1,145488019  | 0,222222222 | 0,580187228         | 1,367710241         |
| 31/12/2021 | 0,373440546  | 1,195009746  | 0,222222222 | 0,595662768         | 1,417231969         |
| 31/01/2022 | 0,369461211  | 1,182275875  | 0,222222222 | 0,591683433         | 1,404498097         |
| 28/02/2022 | 0,385709036  | 1,234268914  | 0,222222222 | 0,607931258         | 1,456491136         |
| 31/03/2022 | 0,39405171   | 1,260965473  | 0,222222222 | 0,616273933         | 1,483187695         |
| 30/04/2022 | 0,404567192  | 1,294615016  | 0,222222222 | 0,626789415         | 1,516837238         |
| 31/05/2022 | 0,414089431  | 1,32508618   | 0,222222222 | 0,636311653         | 1,547308402         |
| 30/06/2022 | 0,412269285  | 1,319261711  | 0,222222222 | 0,634491507         | 1,541483933         |
| 31/07/2022 | 0,415134054  | 1,328428972  | 0,222222222 | 0,637356276         | 1,550651194         |
| 31/08/2022 | 0,427816749  | 1,369013597  | 0,222222222 | 0,650038971         | 1,59123582          |
| 30/09/2022 | 0,434611315  | 1,390756207  | 0,222222222 | 0,656833537         | 1,612978429         |
| 31/10/2022 | 0,443983827  | 1,420748246  | 0,222222222 | 0,666206049         | 1,642970468         |
| 30/11/2022 | 0,453865595  | 1,452369904  | 0,222222222 | 0,676087817         | 1,674592126         |
| 31/12/2022 | 0,466576278  | 1,493044089  | 0,222222222 | 0,6887985           | 1,715266312         |
| 31/01/2023 | 0,408784581  | 1,308110658  | 0,222222222 | 0,631006803         | 1,530332288         |
| 28/02/2023 | 0,408449033  | 1,307036906  | 0,222222222 | 0,630671255         | 1,529259128         |

○ Arquetipo 5:

| Periodo    | FSPP_Arq5_D1 | FSPP_Arq5_D2 | FRH_Arq5    | IPALI_Arq5_D = 0.48 | IPALI_Arq5_D = 0.15 |
|------------|--------------|--------------|-------------|---------------------|---------------------|
| 31/01/2016 | 0,21273897   | 0,680764705  | 0,222222222 | 0,434961193         | 0,902986927         |
| 29/02/2016 | 0,218013816  | 0,697644211  | 0,222222222 | 0,440236038         | 0,919866433         |
| 31/03/2016 | 0,219772704  | 0,703272653  | 0,222222222 | 0,441994926         | 0,925494875         |
| 30/04/2016 | 0,220175444  | 0,704561409  | 0,222222222 | 0,442397662         | 0,926783631         |
| 31/05/2016 | 0,218111791  | 0,697957731  | 0,222222222 | 0,440334013         | 0,920179953         |
| 30/06/2016 | 0,216660946  | 0,693315028  | 0,222222222 | 0,438883168         | 0,91553725          |
| 31/07/2016 | 0,215255488  | 0,688817561  | 0,222222222 | 0,43747771          | 0,911039784         |
| 31/08/2016 | 0,210583367  | 0,673866773  | 0,222222222 | 0,432805589         | 0,896088996         |
| 30/09/2016 | 0,209526287  | 0,670484118  | 0,222222222 | 0,431748509         | 0,892706341         |
| 31/10/2016 | 0,209822484  | 0,671431947  | 0,222222222 | 0,432044706         | 0,893654169         |
| 30/11/2016 | 0,20738442   | 0,663630145  | 0,222222222 | 0,429606643         | 0,885852368         |
| 31/12/2016 | 0,210747207  | 0,674391063  | 0,222222222 | 0,432969429         | 0,896613285         |
| 31/01/2017 | 0,201025309  | 0,643280988  | 0,222222222 | 0,423247531         | 0,865503211         |
| 28/02/2017 | 0,2004374    | 0,641399681  | 0,222222222 | 0,422659622         | 0,863621903         |
| 31/03/2017 | 0,199409435  | 0,638110192  | 0,222222222 | 0,421631657         | 0,860332415         |
| 30/04/2017 | 0,198063056  | 0,63380178   | 0,222222222 | 0,420285279         | 0,856024002         |
| 31/05/2017 | 0,198225374  | 0,634321197  | 0,222222222 | 0,420447596         | 0,856543419         |
| 30/06/2017 | 0,198462808  | 0,635080987  | 0,222222222 | 0,420685031         | 0,857303209         |
| 31/07/2017 | 0,195471394  | 0,625508462  | 0,222222222 | 0,417693617         | 0,847730684         |
| 31/08/2017 | 0,195278928  | 0,624892568  | 0,222222222 | 0,41750115          | 0,84711479          |
| 30/09/2017 | 0,189947446  | 0,607831828  | 0,222222222 | 0,412169668         | 0,83005405          |
| 31/10/2017 | 0,192603991  | 0,61633277   | 0,222222222 | 0,414826213         | 0,838554992         |
| 30/11/2017 | 0,194174961  | 0,621359874  | 0,222222222 | 0,416397183         | 0,843582096         |
| 31/12/2017 | 0,193821957  | 0,620230264  | 0,222222222 | 0,41604418          | 0,842452486         |
| 31/01/2018 | 0,18928412   | 0,605709184  | 0,222222222 | 0,411506342         | 0,827931406         |
| 28/02/2018 | 0,190164023  | 0,608524875  | 0,222222222 | 0,412386246         | 0,830747097         |
| 31/03/2018 | 0,190345233  | 0,609104745  | 0,222222222 | 0,412567455         | 0,831326967         |
| 30/04/2018 | 0,189231977  | 0,605542328  | 0,222222222 | 0,4114542           | 0,82776455          |
| 31/05/2018 | 0,190484343  | 0,609549897  | 0,222222222 | 0,412706565         | 0,83177212          |
| 30/06/2018 | 0,19068828   | 0,610202496  | 0,222222222 | 0,412910502         | 0,832424718         |
| 31/07/2018 | 0,187863451  | 0,601163043  | 0,222222222 | 0,410085673         | 0,823385265         |
| 31/08/2018 | 0,185233073  | 0,592745834  | 0,222222222 | 0,407455295         | 0,814968057         |
| 30/09/2018 | 0,184903058  | 0,591689784  | 0,222222222 | 0,40712528          | 0,813912007         |
| 31/10/2018 | 0,186693689  | 0,597419804  | 0,222222222 | 0,408915911         | 0,819642026         |
| 30/11/2018 | 0,189325446  | 0,605841427  | 0,222222222 | 0,411547668         | 0,828063649         |
| 31/12/2018 | 0,191625807  | 0,613202583  | 0,222222222 | 0,413848029         | 0,835424805         |
| 31/01/2019 | 0,187390848  | 0,599650715  | 0,222222222 | 0,409613071         | 0,821872937         |
| 28/02/2019 | 0,187089333  | 0,598685864  | 0,222222222 | 0,409311555         | 0,820908086         |
| 31/03/2019 | 0,190166248  | 0,608531994  | 0,222222222 | 0,41238847          | 0,830754216         |
| 30/04/2019 | 0,192840473  | 0,617089514  | 0,222222222 | 0,415062695         | 0,839311736         |
| 31/05/2019 | 0,195081457  | 0,624260664  | 0,222222222 | 0,41730368          | 0,846482886         |
| 30/06/2019 | 0,200626298  | 0,642004155  | 0,222222222 | 0,422848521         | 0,864226377         |
| 31/07/2019 | 0,198748926  | 0,635996562  | 0,222222222 | 0,420971148         | 0,858218784         |
| 31/08/2019 | 0,19959921   | 0,638717472  | 0,222222222 | 0,421821432         | 0,860939694         |
| 30/09/2019 | 0,202940982  | 0,649411141  | 0,222222222 | 0,425163204         | 0,871633363         |
| 31/10/2019 | 0,202356227  | 0,647539926  | 0,222222222 | 0,424578449         | 0,869762148         |
| 30/11/2019 | 0,198666942  | 0,635734214  | 0,222222222 | 0,420889164         | 0,857956437         |
| 31/12/2019 | 0,198729988  | 0,635935961  | 0,222222222 | 0,42095221          | 0,858158184         |
| 31/01/2020 | 0,195015696  | 0,624050226  | 0,222222222 | 0,417237918         | 0,846272448         |
| 29/02/2020 | 0,19809881   | 0,633916191  | 0,222222222 | 0,420321032         | 0,856138414         |
| 31/03/2020 | 0,20498053   | 0,655937695  | 0,222222222 | 0,427202752         | 0,878159917         |
| 30/04/2020 | 0,211926127  | 0,678163606  | 0,222222222 | 0,434148349         | 0,900385829         |
| 31/05/2020 | 0,210352071  | 0,673126628  | 0,222222222 | 0,432574293         | 0,89534885          |
| 30/06/2020 | 0,200734418  | 0,642350138  | 0,222222222 | 0,42295664          | 0,864572361         |
| 31/07/2020 | 0,193445681  | 0,619026178  | 0,222222222 | 0,415667903         | 0,841248401         |
| 31/08/2020 | 0,191792426  | 0,613735764  | 0,222222222 | 0,414014648         | 0,835957986         |
| 30/09/2020 | 0,196478291  | 0,62873053   | 0,222222222 | 0,418700513         | 0,850952752         |
| 31/10/2020 | 0,198564394  | 0,635406061  | 0,222222222 | 0,420786616         | 0,857628283         |
| 30/11/2020 | 0,202559199  | 0,648189437  | 0,222222222 | 0,424781421         | 0,87041166          |
| 31/12/2020 | 0,204295234  | 0,653744749  | 0,222222222 | 0,426517456         | 0,875966971         |
| 31/01/2021 | 0,20081424   | 0,642605567  | 0,222222222 | 0,423036462         | 0,86482779          |
| 28/02/2021 | 0,199524962  | 0,638479877  | 0,222222222 | 0,421747184         | 0,8607021           |
| 31/03/2021 | 0,200931809  | 0,642981788  | 0,222222222 | 0,423154031         | 0,865204011         |
| 30/04/2021 | 0,20365659   | 0,65170109   | 0,222222222 | 0,425878813         | 0,873923312         |
| 31/05/2021 | 0,224043019  | 0,716937661  | 0,222222222 | 0,446265241         | 0,939159883         |
| 30/06/2021 | 0,228215513  | 0,730289642  | 0,222222222 | 0,450437735         | 0,952511864         |
| 31/07/2021 | 0,231048587  | 0,739355477  | 0,222222222 | 0,453270809         | 0,961577699         |
| 31/08/2021 | 0,225800414  | 0,722561326  | 0,222222222 | 0,448022636         | 0,944783548         |
| 30/09/2021 | 0,222970421  | 0,713505347  | 0,222222222 | 0,445192643         | 0,935727569         |
| 31/10/2021 | 0,227392384  | 0,727655628  | 0,222222222 | 0,449614606         | 0,94987785          |
| 30/11/2021 | 0,232969149  | 0,745501278  | 0,222222222 | 0,455191372         | 0,9677235           |
| 31/12/2021 | 0,243040869  | 0,777730782  | 0,222222222 | 0,465263092         | 0,999953004         |
| 31/01/2022 | 0,240451057  | 0,769443382  | 0,222222222 | 0,462673279         | 0,991665604         |
| 28/02/2022 | 0,251025392  | 0,803281254  | 0,222222222 | 0,473247614         | 1,025503476         |
| 31/03/2022 | 0,256454933  | 0,820655787  | 0,222222222 | 0,478677156         | 1,042878009         |
| 30/04/2022 | 0,263298571  | 0,842555429  | 0,222222222 | 0,485520794         | 1,064777651         |
| 31/05/2022 | 0,269495791  | 0,862386532  | 0,222222222 | 0,491718014         | 1,084608755         |
| 30/06/2022 | 0,268311212  | 0,858595878  | 0,222222222 | 0,490533434         | 1,0808181           |
| 31/07/2022 | 0,270175648  | 0,864562073  | 0,222222222 | 0,49239787          | 1,086784295         |
| 31/08/2022 | 0,278429742  | 0,890975173  | 0,222222222 | 0,500651964         | 1,113197395         |
| 30/09/2022 | 0,28285175   | 0,905125599  | 0,222222222 | 0,505073972         | 1,127347821         |
| 31/10/2022 | 0,288951525  | 0,924644881  | 0,222222222 | 0,511173747         | 1,146867103         |
| 30/11/2022 | 0,295382732  | 0,945224744  | 0,222222222 | 0,517604955         | 1,167446966         |
| 31/12/2022 | 0,303655041  | 0,971696131  | 0,222222222 | 0,525877263         | 1,193918354         |
| 31/01/2023 | 0,266043313  | 0,851338601  | 0,222222222 | 0,488265535         | 1,073560823         |
| 28/02/2023 | 0,265824933  | 0,850639786  | 0,222222222 | 0,488047155         | 1,072862009         |