

**COMPORTAMIENTO DE REBAÑO EN MERCADOS DIGITALES: UN ESTUDIO
DEL RIESGO SISTEMÁTICO EN CRIPTOMONEDAS Y ETF'S**

LIZETH DANIELA MEDINA TORRES



**PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS
MAESTRÍA EN FINANZAS
SANTIAGO DE CALI**

2025

**COMPORTAMIENTO DE REBAÑO EN MERCADOS DIGITALES: UN ESTUDIO
DEL RIESGO SISTEMÁTICO EN CRIPTOMONEDAS Y ETF'S**

LIZETH DANIELA MEDINA TORRES

**Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar por el título de Magíster
en Finanzas**

Director del trabajo de grado:

VICTOR ALBERTO PEÑA VARGAS PhD.

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS
MAESTRÍA EN FINANZAS
SANTIAGO DE CALI**

2025

Santiago de Cali, 13 de agosto de 2025

Doctor

Fabián Fernando Osorio Tinoco

Decano

Facultad De Ciencias Económicas y Administrativas

Pontificia Universidad Javeriana

La Ciudad

Por medio de la presente estoy entregando a usted el Trabajo de Grado cuyo título es “Comportamiento de rebaño en mercados digitales: un estudio del riesgo sistemático en Criptomonedas y ETF’s “.

Espero que este Trabajo cumpla con los requisitos académicos exigidos y que alcance el propósito para el cual fue elaborado.

Atentamente,



Lizeth Daniela Medina Torres

Cédula : 1061800928

Santiago de Cali, 13 de agosto de 2025

Doctor

Fabián Fernando Osorio Tinoco

Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas

Pontificia Universidad Javeriana

La Ciudad

Por medio de la presente me permito comunicarle, que en mi calidad de director de trabajo de grado he leído detenidamente el informe final del estudio titulado “ Comportamiento de rebaño en mercados digitales: un estudio del riesgo sistemático en Criptomonedas y ETF’s “, realizado por la estudiante de la Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas de la Universidad Javeriana: Lizeth Daniela Medina Torres cédula 1061800928, y considero que cumple con todos los requisitos requeridos para ser presentada a evaluación.

Atentamente

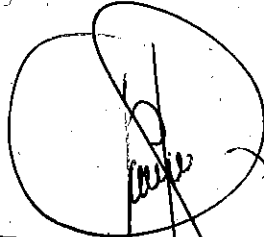
**Victor Alberto
Peña Vargas** Firmado digitalmente por
Victor Alberto Peña Vargas
Fecha: 2025.08.23 11:46:56
-05'00'

Víctor Alberto Peña Vargas.
Director del Trabajo de Grado

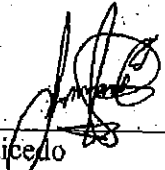
ARTÍCULO 23 de la resolución N° 13 de
julio 6 de 1946

“La Universidad no se hace responsable por los conceptos emitidos por sus alumnos en sus trabajos de Tesis. Sólo velará porque no se publique nada contrario al dogma y a la moral católica y porque la Tesis no contenga ataques o polémicas puramente personales; antes bien, se vea en ellas al anhelo de buscar la Verdad y la Justicia”.

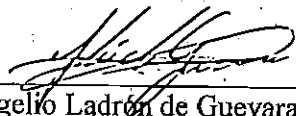
“COMPORTAMIENTO DE REBAÑO EN MERCADOS DIGITALES: UN ESTUDIO DEL RIESGO SISTEMÁTICO EN CRIPTOMONEDAS Y ETF’S.”,
Aprobado por el Comité de Trabajos de Grado en cumplimiento de los requisitos exigidos por la Pontificia Universidad Javeriana para optar por el título de Magíster en Finanzas.



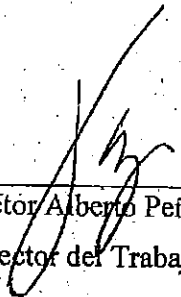
Fabian Fernando Osorio Tinoco
Decano
Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas



Jessica Gil Caicedo
Directora de Maestría en Finanzas.



Rogelio Ladrón de Guevara Cortés
Jurado



Víctor Alberto Peña Vargas
Director del Trabajo de Grado

Santiago de Cali, 13 de agosto del 2025

Dedicatoria

A mi familia, por ser el pilar que ha sostenido cada uno de mis sueños y el refugio en mis momentos de duda.

A mis padres, que con su ejemplo me enseñaron que el esfuerzo constante, la honestidad y la fe abren caminos donde parece no haberlos. Gracias por ser mi guía y sostén. Este triunfo es fruto de sus sacrificios silenciosos y de su amor sin condiciones.

A mis hermanos, Juanjo, Andrés, Oscar y Diego, compañeros de vida, que con su apoyo incondicional me recordaron que las alegrías son más grandes cuando se comparten.

A mis amados sobrinos, Martin y Airi y a mi adorada ahijada, Victoria, cuyas risas y abrazos se convirtieron en combustible para mi alma, recordándome que el amor inocente puede ser la fuerza más poderosa.

A mi mejor amiga Diana, cuya presencia en este proceso fue la respuesta de Dios a mis oraciones; llevando palabras, acciones y compañía que me sostuvieron cuando más lo necesitaba.

A la memoria de mi querido tío Diego, cuyo recuerdo vive eternamente en mi corazón. Aunque ya no esté físicamente, su cariño, sus enseñanzas y su ejemplo permanecen como guía y motivación en mi vida.

A todos ustedes, que son raíces y alas en mi historia, les dedico este logro, porque cada página de esta tesis lleva un pedacito de su amor, de su confianza y de la huella imborrable que han dejado en mí. Esta meta también es suya.

Agradecimientos

Mi eterna gratitud y respeto se dirigen a Víctor Alberto Peña Vargas, director de mi trabajo de grado, por su invaluable orientación, dedicación y apoyo durante todo el proceso de esta investigación.

Su experiencia, paciencia y compromiso académico fueron fundamentales para guiarme en cada etapa, aportando claridad, motivación y una visión crítica que enriqueció de manera significativa el resultado final de este proyecto.

A la Pontificia Universidad Javeriana, institución que me brindó las herramientas académicas, el entorno formativo y los valores que hicieron posible el desarrollo de esta investigación, así como el crecimiento personal y profesional que hoy celebro.

TABLA DE CONTENIDO

1. Introducción	1
2. Planteamiento del problema	2
3. Pregunta de investigación	8
3.1. Pregunta De Investigación Principal	8
4. Objetivos	8
4.1. Objetivo general	8
4.2. Objetivos específicos	8
5. Marco teórico	9
5.1 Mercados Eficientes (HME)	9
5.2 Finanzas Conductuales	14
5.3 Efecto Rebaño	16
5.4 Cómo se mide el efecto rebaño: el enfoque Beta Herding	19
5.5 Criptomonedas, ETF'S y Mercados Digitales	22
5.6 Rebaño, Burbujas y Contagio	25
6. Marco Conceptual	29
7. Metodología	32
7.1 Tipo y Diseño de Investigación	32
7.2 Datos Generales de la Investigación	33
7.3 Criptomonedas seleccionadas	34
7.4 ETF's de criptomonedas	35
7.5 Técnicas de análisis	36
7.6 Medición del efecto rebaño mediante dispersión transversal de betas	36
7.7 Estimación mediante el filtro de Kalman	40
7.8 Análisis del efecto contagio entre mercados	42
7.9 Prueba de causalidad de Granger	43
8. Análisis de Resultados	44
8.1 Efecto rebaño en el mercado de criptomonedas	45
8.2 Efecto rebaño en el mercado de ETF's de criptomonedas	51
8.3 Evidencia de contagio entre el mercado de criptomonedas y los ETF's cripto	56
9. Conclusiones	61
9.1 Efecto Rebaño	61
9.2 Efecto rebaño limitado en ETF's	62
9.3 Sincronización temporal entre mercados	62
9.4 Contagio verificado con causalidad de Granger	62
9.5 Implicaciones y limitaciones de la investigación	63
10. Implicaciones regulatorias de los hallazgos	64
11. Referencias	65

INDICE DE TABLAS

Tabla 1 Características de las criptomonedas seleccionadas para el análisis	35
Tabla 2 Parámetros estimados modelo local-level para dispersión logarítmica de betas	49
Tabla 3 Diagnósticos estadísticos del modelo local-level: residuos de la dispersión beta	50
Tabla 4 Parámetros estimados modelo local-level para dispersión beta de ETF's cripto	54
Tabla 5 Diagnósticos estadísticos modelo espacio de estados aplicado a ETF's cripto	55
Tabla 6 Resultados prueba Causalidad de Granger entre criptomonedas y ETF's cripto	60

INDICE DE FIGURAS

Figura 1 Gráfico de Dispersión transversal de betas (Beta Herding) respecto a Bitcoin	48
Figura 2 Dispersión transversal de betas (Beta Herding) respecto a Bitcoin	53
Figura 3 Rolling Correlation (30 días) entre dispersión de betas de ETF's y Crypto	58

RESUMEN

El propósito principal de este estudio es analizar detenidamente el fenómeno conocido como efecto rebaño en los mercados de criptomonedas y ETF's de criptomonedas dentro de la dinámica de los mercados financieros, bajo el marco conceptual de las finanzas conductuales, el cual se enfoca en comprender cómo los factores psicológicos y emocionales del ser humano, influyen en las decisiones de inversión y formación de los precios de los activos, tradicionalmente, los modelos de medición del efecto rebaño se han apoyado en indicadores como la Desviación Estándar Transversal (CSSD) y la Desviación Absoluta Transversal (CSAD), que facilitan la identificación de la tendencia de los rendimientos generales que se han obtenido de forma individual respecto al retorno promedio del mercado, sin embargo, es importante tener en cuenta que estos modelos presentan limitaciones para detectar el alineamiento de las percepciones de riesgo entre los diferentes inversores del mercado, principalmente en mercados altamente volátiles y en constante crecimiento, como es el caso de las criptomonedas.

Con el objetivo de superar dichas limitaciones metodológicas, la presente investigación implementa el modelo avanzado de Beta Herding sugerido por (Hwang & Salmon, 2004) y adaptado posteriormente por (Kaiser & Stöckl, 2020) al contexto particular del mercado de criptomonedas, este enfoque evalúa el grado de convergencia en las exposiciones al riesgo sistemático de los activos, mediante el estudio dinámico de la dispersión transversal de los coeficientes betas estimados para cada activo de forma individual, facilitando de esta manera, una evaluación directa de los procesos de imitación colectiva de carácter informativo.

La innovación metodológica de este trabajo radica adicionalmente en la adopción del Bitcoin como moneda de transferencia o transfer currency, siguiendo el planteamiento de los

expertos (Kaiser & Stöckl, 2020), debido a su papel altamente predominante como activo clave en las transacciones del mercado digital de criptomonedas, convirtiéndolo en el referente clave e ideal para el cálculo de los betas individuales en el ámbito de la investigación financiera

A través de la aplicación de sofisticados filtros de Kalman y avanzadas técnicas de modelos de estado-espacio en un extenso conjunto de datos diarios relacionados con criptomonedas y ETF's desde el año 2022 y hasta el año 2025, es posible analizar las dinámicas temporales del efecto rebaño en diversas condiciones del mercado, los resultados proporcionan sólida evidencia empírica que confirma la existencia de concentración de riesgos, validando así, la hipótesis conductual de que los inversionistas de mercados digitales, modifican sus percepciones de riesgo tomando como base las señales dominadas por Bitcoin, intensificando la sincronización colectiva en contextos de gran incertidumbre.

Finalmente, la investigación aporta a la literatura financiera al proporcionar un método sofisticado para la medición del efecto rebaño, con especial importancia en mercados digitales que están en desarrollo a través de los últimos años y ofrece implicaciones regulatorias y de administración de riesgos sobre los mecanismos de transmisión de volatilidad sistémica en mercados altamente especulativos.

Palabras clave: Efecto rebaño; criptomonedas; ETF's; finanzas conductuales; Beta Herding ; Efecto Contagio.

ABSTRACT

The main purpose of this study is to carefully analyze the phenomenon known as the herd effect in cryptocurrency markets and cryptocurrency ETFs within the dynamics of financial markets, under the conceptual framework of behavioral finance, which focuses on understanding how psychological and emotional factors of human beings influence investment decisions and asset price formation. Traditionally, models for measuring the herd effect have relied on indicators such as Cross-Sectional Standard Deviation (CSSD) and Cross-Sectional Absolute Deviation (CSAD), which facilitate the identification of the trend of overall returns obtained individually with respect to the market average return. However, it is important to note that these models have limitations in detecting the alignment of risk perceptions among different market investors, especially in highly volatile and constantly growing markets, such as cryptocurrencies.

In order to overcome these methodological limitations, the present research implements the advanced Beta Herding model suggested by (Hwang & Salmon, 2004) and subsequently adapted by (Kaiser & Stöckl, 2020) to the specific context of the cryptocurrency market. This approach evaluates the degree of convergence in the systematic risk exposures of the assets through the dynamic study of the cross-sectional dispersion of the beta coefficients estimated for each asset individually, thereby facilitating a direct assessment of the collective imitation processes of an informative nature.

The methodological innovation of this work additionally lies in the adoption of Bitcoin as a transfer currency, following the approach of experts (Kaiser & Stöckl, 2020), due to its highly predominant role as a key asset in cryptocurrency market transactions, making it the key and ideal reference for calculating individual betas in the field of financial research.

Thru the application of sophisticated Kalman filters and advanced state-space model techniques on an extensive set of daily data related to cryptocurrencies and ETFs from 2022 to 2025, it is possible to analyze the temporal dynamics of the herd effect under various market conditions. The results provide solid empirical evidence confirming the existence of risk concentration, thus validating the behavioral hypothesis that digital market investors modify their risk perceptions based on Bitcoin-dominated signals, intensifying collective synchronization in contexts of high uncertainty.

Finally, the research contributes to the financial literature by providing a sophisticated method for measuring the herd effect, with particular importance in digital markets that have been developing over the past few years, and offers regulatory and risk management implications regarding the mechanisms of systemic volatility transmission in highly speculative markets.

Keywords: Herding effect; cryptocurrencies; ETFs; behavioral finance; Beta Herding; Contagion Effect.

1. INTRODUCCIÓN

Durante décadas, el efecto rebaño (un fenómeno de los mercados financieros en el que los inversores imitan el comportamiento de otros o emiten juicios basándose en él) ha sido objeto de una amplia investigación. Desde la neurología y la zoología hasta la sociología, la psicología, la economía y las finanzas, este comportamiento se ha observado en diversos entornos y tiene el potencial de tener un impacto sustancial en la eficiencia del mercado, la volatilidad de los precios y la toma de decisiones de inversión.

La aparición y el rápido crecimiento del mercado de criptomonedas en los últimos años han renovado la atracción por el fenómeno del efecto rebaño, las características más notorias de este mercado, su extrema volatilidad, susceptibilidad a influencias externas y en algunos casos, su débil estructura regulativa, crean un entorno muy abundante para estudiar el efecto rebaño. Si bien existen numerosas aproximaciones metodológicas para cuantificar el rebaño, la mayoría de las investigaciones previas han utilizado métricas como la Desviación Estándar Transversal (CSSD) de (Christie & Huang, 1995) o la Desviación Absoluta Transversal (CSAD) de (Chang et al., 2000), no obstante, a diferencia de estas técnicas tradicionales que se enfocan únicamente en la dispersión de los retornos sin considerar los fundamentos detrás del comportamiento de los activos, el enfoque de Beta Herding propuesto por (Hwang & Salmon, 2004) permite observar cómo los activos ajustan su sensibilidad al mercado de manera coordinada, esto proporciona una visión más completa del comportamiento de rebaño, al integrar la relación estructural entre cada activo y el riesgo sistemático del mercado, de esta manera, se eligió Bitcoin como moneda de referencia no solo por ser la criptomoneda con mayor capitalización y liquidez, sino también porque actúa como un eje central en la formación de precios del mercado. Esta elección permite analizar cómo otros activos del ecosistema se alinean con sus movimientos, lo que tiene

implicaciones importantes tanto para entender el riesgo sistémico como para diseñar estrategias de inversión o regulación más efectivas.

La implementación de este modelo basado en datos empíricos recientes de criptomonedas y ETF's, posibilita el aporte de nueva evidencia con relación a la existencia, intensidad y dinámica temporal del efecto rebaño en los mercados financieros digitales, aportando así a la literatura de finanzas conductuales el riesgo sistémico y la formación de precios en activos de economías en desarrollo.

También se revisan algunos factores que impactan el efecto de rebaño, como el estado de ánimo de los inversores, la imprevisibilidad del mercado, los eventos globales y los efectos de red, además, muestra cómo las características únicas del mercado de criptomonedas, como la liquidez, la eficiencia del mercado y el marco regulatorio, influyen en el comportamiento del inversor.

Así pues, se busca profundizar la comprensión del complejo fenómeno del efecto de rebaño y sus implicaciones en los mercados financieros, el propósito es agregar valor a los inversores, reguladores y otros participantes del mercado al proporcionar información clara que ayudará a tomar mejores decisiones y promover la estabilidad y eficiencia del mercado de criptomonedas.

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El efecto rebaño se refiere a la inclinación de los inversionistas a imitar las decisiones de la mayoría, ignorando su propia información o análisis; en los mercados financieros, este comportamiento colectivo puede conllevar a la sobrevaloración o infravaloración de los diferentes activos, comprometiendo la estabilidad del sistema (Nguyen et al., 2025), esta conducta es uno de los principales factores que causan la formación de burbujas especulativas, en

donde los precios se desvían de los fundamentos reales y son impulsados por emociones, expectativas irracionales y contagio social, un fenómeno ampliamente documentado por (Shiller, 2000) bajo el concepto de exuberancia irracional, este riesgo se ve incrementado en el mercado de las criptomonedas, el cual se caracteriza por, su alta volatilidad, su limitada regulación y predominancia de inversionistas minoristas, en este sentido, el efecto rebaño es el causante tanto de las alzas artificiales como de las caídas abruptas de precios, contribuyendo a ciclos extremos que requieren mayor comprensión y supervisión, en este orden de ideas, los inversionistas se ven influenciados por un fenómeno psicológico conocido como FOMO (Fear of Missing Out), que se traduce como: el miedo a quedarse por fuera o a perderse de algo importante, es una ansiedad social, fundamentada en la psicología social y conductual que lleva a los inversionistas a tomar decisiones de inversión impulsivas ante la percepción de estar perdiendo oportunidades dentro del mercado (Idris, 2024)

Investigaciones previas indican que los inversores en criptomonedas con frecuencia actúan bajo comportamientos irracionales, imitando decisiones ajenas, sin fundamentarse en sus propias creencias, esto da como resultado que las criptomonedas “se muevan al unísono” sin reflejar adecuadamente sus valores fundamentales (Ballis & Drakos, 2020), conllevando así a la presencia de efecto rebaño.

El estudio del efecto rebaño en criptomonedas, presenta una importancia financiera muy significativa, ya que este mercado se encuentra experimentando un crecimiento acelerado, logrando capitalizaciones significativas y atrayendo tanto a inversores individuales como institucionales; es importante tener en cuenta que un rebaño pronunciado puede incrementar la volatilidad de las criptomonedas, induciendo a ciclos de auge y caídas que podrían afectar a los inversores y potencialmente al sistema financiero en su conjunto, desde el punto de vista de

la eficiencia de mercados, la presencia del efecto rebaño contradice por completo la hipótesis de que los precios siempre reflejan la totalidad de la información disponible (Bariviera, 2017) ya que en un mercado eficiente, los inversionistas actuarían de manera independiente de acuerdo con la información fundamental, sin embargo, este fenómeno provoca que las decisiones colectivas se desvinculen de dicha información, lo que termina provocando ineficiencias en la formación de los precios (Aydin et al., 2021a)

Adicionalmente, en años recientes han surgido los Fondos Cotizados (ETF's) de criptomonedas (fondos cotizados que monitorean los precios de criptoactivos como Bitcoin o Ethereum) los cuales posibilitan a un público más amplio e institucional la exposición a criptomonedas a través de mercados bursátiles tradicionales, el primer ETF's de Bitcoin físico fue lanzado en Canadá en febrero de 2021 (Forbes, 2021), seguido por la aprobación de diversos ETF's basados en futuros en EE. UU en octubre de 2021 y ETF's de tipo spot adicionales en 2024 (SEC, 2024), en un corto periodo de tiempo estos instrumentos han ganado miles de millones en activos bajo gestión, lo que refleja un enorme interés inicial por parte de los inversores (Reuters, 2025), su aparición plantea interrogantes acerca de la presencia del efecto rebaño en este segmento emergente, por un lado, los ETF's podrían captar participantes más sofisticados y aportar liquidez, quizás mitigando comportamientos irracionales, por otro lado, al popularizar el acceso a criptomonedas, podrían intensificar la conducta de rebaño al sincronizar las operaciones de múltiples inversores a través de un mismo vehículo común, de hecho, evidencias recientes indican que los ETF's, pueden propagar comportamientos de trading similares a otros mercados; de modo que los ETF's estadounidenses tienden a difundir tendencias de rebaño tanto en acciones tradicionales como en criptomonedas (Nguyen et al.,

2025), esto justifica la necesidad de llevar a cabo un análisis conjunto del efecto rebaño en el mercado de criptoactivos y en los ETF's de criptoactivos.

Existe evidencia empírica previa de efecto rebaño en mercados financieros tradicionales y recientes mercados digitales, modelos teóricos clásicos como (Banerjee, 1992a); (Bikhchandani et al., 1992) lo explican a través de cascadas informativas, en donde los individuos racionales siguen las acciones de otros al inferir que éstos poseen información superior, por ejemplo, si una gran cantidad se adquiere de un activo, otros pueden interpretarlo como una señal positiva y hacer lo mismo, ignorando sus señales privadas.

(Sias, 2004) evidenció que los inversionistas institucionales tienden a imitar las decisiones de inversión de sus colegas, extrayendo información a partir de las operaciones realizadas y no operando de forma completamente autónoma, este fenómeno ha sido observado en fondos mutuos y de pensiones (Lakonishok et al., 1992), indicando que incluso actores sofisticados pueden hacer parte del efecto rebaño por razones de reputación o de evaluación relativa.

En las criptomonedas, existen varios estudios recientes que han investigado el efecto rebaño debido a la naturaleza novedosa y volátil de estos activos, algunos resultados iniciales (Poyser, 2018a) ; (Bouri et al., 2019) detectaron evidencia significativa de efecto rebaño en las principales criptomonedas usando datos diarios de precios, especialmente durante episodios de tendencias marcadas, por ejemplo, (Ballis & Drakos, 2020) encontraron que, en el periodo 2015–2018, los inversionistas de criptomonedas imitaron decisiones ajenas de forma generalizada, con una asimetría importante: el rebaño fue más evidente durante subidas fuertes del mercado que en las caídas, sugiriendo que en fases alcistas los retornos individuales se orientan más rápidamente hacia el retorno del mercado, este comportamiento se asocia

con compras masivas impulsadas por entusiasmo colectivo, alimentado por noticias positivas o especulación, y puede llevar a precios desconectados de los análisis fundamentales, por otra parte, estudios bajo condiciones extremas (p. ej., la pandemia COVID-19) revelan matices (Yarovaya et al., 2021), llevaron a cabo un análisis del impacto del denominado “cisne negro” del COVID-19 y hallaron que la crisis sanitaria no intensificó el fenómeno del efecto rebaño en criptomonedas, el cual se mantuvo predominantemente influenciado por jornadas de mercados alcistas o bajistas comunes, sin intensificarse por causa de la pandemia, esto sugiere que, si bien existe efecto rebaño en criptomonedas, los factores extraordinarios no siempre lo desvían de su patrón habitual en mercados en alza/caída.

Sobre los ETF's de criptomonedas, dado que su aparición es relativamente reciente (desde 2021-2022) su literatura específica sigue siendo limitada, su surgimiento brinda la oportunidad de estudiar si el efecto rebaño que se ve en el mercado spot de criptomonedas también se presenta en estos fondos, en este sentido el estudio de (Aydin et al., 2021b) proporciona evidencia empírica concluyente sobre la existencia de este efecto en el mercado de criptoactivos durante el periodo 2014-2019, en donde confirma que efectivamente los inversionistas tienen la tendencia de copiar decisiones colectivas sin hacer un análisis o contar con información de alguna forma fundamental, este hallazgo refuerza la hipótesis de que las decisiones de inversión en criptomonedas son impulsadas más por patrones sociales y psicológicos que por una orientación segura, a su vez, los autores destacan que el efecto rebaño en criptoactivos parece operar al margen de la información financiera externa como: anuncios de tasas de interés o rendimientos de índices bursátiles, lo que hace a la criptoeconomía diferente a otros mercados más desarrollados y regulados.

Estas conclusiones tienen implicaciones importantes y significativas: por un lado, el resultado evidencia de manera clara que existen una serie de ineficiencias de mercado, tal como ya advertían (Bariviera et al., 2017), colocando en duda la validez de las hipótesis de eficiencia en el contexto de las criptomonedas; y por otro lado, advierten sobre posibles riesgos potenciales que amplificaron si dicho comportamiento se replica en instrumentos acumulativos como los ETF's de criptomonedas, en donde se permite el acceso a un fondo activo subyacente a diversos inversionistas de manera simultánea, lo que podría dar lugar a la sincronización de las decisiones de compra y venta, intensificando los efectos del comportamiento alcista, por lo tanto, se justifica con mayor urgencia el estudio en conjunto del efecto rebaño en el mercado de criptomonedas y su posible extensión a los ETF's de cryptoactivos, con el objetivo primordial de comprender los mecanismos de transmisión del riesgo financiero en este entorno emergente y en constante evolución.

En resumen, el principal problema que aborda esta investigación es determinar si existe evidencia de efecto rebaño tanto en el mercado spot de criptomonedas como en los ETF's que las replican, y evaluar si, en caso de que dicho comportamiento esté presente en ambos, se produce un efecto de contagio entre ellos. Esto implica indagar si los inversores tienden a tomar decisiones de manera sincronizada ante ciertos eventos o periodos específicos, y si esa coordinación se traslada desde el mercado de criptomonedas hacia los ETF's. Comprender estas dinámicas es clave para evaluar el grado de eficiencia y estabilidad de estos mercados emergentes, la justificación académica del estudio radica en aportar evidencia empírica sobre el comportamiento financiero colectivo en un entorno altamente innovador y disruptivo como el de los cryptoactivos y sus vehículos de inversión estructurados.

3. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN

3.1. Pregunta De Investigación Principal

¿En qué medida influye el efecto rebaño en el mercado global de criptomonedas y en los ETF's de criptomonedas?

4. OBJETIVOS

4.1. Objetivo general

Analizar la presencia, evolución y transmisión del efecto rebaño en el mercado global de criptomonedas y en los ETF's de criptomonedas durante el periodo 2022–2025, mediante la aplicación de métodos cuantitativos dinámicos centrados en la dispersión de betas condicionales.

4.2. Objetivos específicos

- Aplicar el modelo Beta Herding adaptado al mercado cripto para identificar patrones de efecto rebaño a través de la convergencia de las exposiciones individuales al riesgo sistemático.
- Evaluar la evolución del efecto rebaño en criptomonedas y ETF's cripto mediante estimaciones dinámicas basadas en el modelo Beta Herding.
- Analizar la relación dinámica entre el mercado de criptomonedas y los ETF's cripto mediante pruebas de causalidad, con el fin de identificar posibles mecanismos de transmisión del efecto rebaño entre ambos mercados.

5. MARCO TEÓRICO

Comprender el comportamiento de los mercados financieros ha sido una preocupación central tanto en la teoría económica como en la práctica empresarial. Durante décadas, este fenómeno se abordó bajo el paradigma dominante de la eficiencia de los mercados, que ofrecía una visión ordenada, racional y predecible del sistema financiero. Sin embargo, diversas observaciones empíricas, anomalías persistentes y crisis recurrentes revelaron una realidad más compleja.

En las siguientes secciones se realiza un recorrido por los principales enfoques teóricos que han intentado explicar el funcionamiento de los mercados, partiendo de la Hipótesis de los Mercados Eficientes (HME) hasta llegar a la consolidación de las Finanzas Conductuales como modelo alternativo. La comparación de estos marcos teóricos permite evidenciar las limitaciones del paradigma clásico y resalta la necesidad de incorporar variables psicológicas, sociales y emocionales en el análisis económico.

En este contexto, el efecto rebaño se convierte en un fenómeno de gran relevancia. Este comportamiento, en el que los individuos tienden a imitar las decisiones de otros, incluso en detrimento de su propia información o criterio, es una manifestación clara de la racionalidad limitada. Asimismo, permite explicar fenómenos como la volatilidad excesiva, la formación de burbujas especulativas y el contagio financiero.

5.1 Mercados Eficientes (HME)

La teoría de los Mercados Eficientes (HME), propuesta por (Fama, 1970a) ha sido una de las ideas más influyentes en la teoría financiera moderna, esta hipótesis plantea que los precios de los activos financieros en un mercado competitivo reflejan en todo momento toda la información existente de los mismos, ya sea histórica, pública o incluso privada, dependiendo del

nivel de eficiencia evaluado, en su versión más rigurosa, esta teoría indica que ningún inversor puede conseguir sistemáticamente rendimientos superiores al promedio del mercado sin correr un riesgo adicional, ya que cualquier oportunidad de ganancia es rápidamente absorbida por el sistema.

Pero este principio no se construye en el vacío, se apoya sobre una figura clave de la economía clásica: el Homo economicus, ya que este agente teórico es perfectamente racional, tiene preferencias estables y completas, y toma decisiones basándose en información completa y objetiva, la visión del Homo economicus fue formalizada rigurosamente por (von Neumann & Morgenstern, 1944), quienes desarrollaron la teoría de la utilidad esperada, de acuerdo con este modelo, las personas seleccionan entre diferentes opciones, maximizando su utilidad esperada y basándose en un análisis racional de probabilidades y resultados.

De esta forma, la relación entre la idea de agente racional y la HME es directa y estructural, si los inversores se comportan como homo economicus, es decir, si procesan información de manera eficiente, y no se dejan llevar por emociones o intuiciones, buscando el máximo beneficio posible, entonces el mercado, como resultado de sus decisiones, también será eficiente, en este contexto, los precios son justos, reflejan el valor intrínseco de los activos y no hay “oportunidades” sistemáticas de arbitraje.

Fama, además, clasificó esta eficiencia en tres niveles:

a) Eficiencia en su forma débil

Los precios incorporan toda la información contenida en precios pasados, como lo planteó (Samuelson, 1965a), los precios siguen un "paseo aleatorio" (random walk), haciendo inútil cualquier intento de pronóstico basado en análisis técnico. Bajo esta perspectiva, los patrones históricos carecen de valor predictivo.

b) Eficiencia en su forma semifuerte

Los precios reflejan no solo la información pasada, sino también toda la información pública disponible, como noticias económicas, balances financieros y políticas monetarias. En esta versión, cualquier nueva información se incorpora instantáneamente en los precios, lo que invalida el análisis fundamental como herramienta para obtener ganancias extraordinarias.

(FAMA, 1991)

c) Eficiencia en su forma fuerte

Es la forma más estricta de eficiencia. Postula que incluso la información privada, como la de insiders, ya está incorporada en los precios de mercado. Sin embargo, este nivel enfrenta fuertes cuestionamientos, dado que los mercados reales presentan asimetrías informativas y estructuras regulatorias imperfectas.

Cada uno de estos niveles descansa, de manera implícita, en la presencia del Homo economicus como agente principal del mercado, si todos los participantes son racionales, actúan con eficiencia informacional y buscan maximizar su utilidad, entonces el mercado, como resultado de estas decisiones, será un espacio eficiente, transparente y justo.

(Samuelson, 1965a) reforzó la hipótesis del paseo aleatorio, señalando que si los precios reflejan todas las expectativas racionales sobre el futuro, entonces sus variaciones sólo pueden explicarse por nueva información impredecible. Por tanto, los movimientos futuros de los precios también lo serán, lo cual invalida el análisis técnico y cualquier estrategia sistemática de predicción.

(Malkiel, 2003), en una postura empírica, sostiene que, aunque los mercados no sean perfectos, son lo suficientemente eficientes como para dificultar que un inversor supere al mercado de manera sistemática. Afirma que "una moneda lanzada al aire tiene tantas

probabilidades de acertar como la mayoría de los gestores activos". Esta visión apoya el uso de estrategias pasivas de inversión como las más racionales para el largo plazo.

No obstante, reconoce que las desviaciones emocionales y especulativas pueden alterar los precios en el corto plazo, aunque estas no son persistentes ni sistemáticamente aprovechables. Su enfoque representa una posición intermedia entre la eficiencia absoluta y el escepticismo conductual.

Aunque la Hipótesis de los Mercados Eficientes (HME) posee una elegancia teórica y un poder explicativo no todos los académicos comparten esta visión tan limpia, ordenada y autorregulada del funcionamiento de los mercados, de hecho, con el paso del tiempo, surgieron críticas conceptuales y empíricas que empezaron a desgastar los fundamentos sobre los cuales se sostenía esta hipótesis, entre las más influyentes destacan las aportaciones de Shiller, Grossman y Stiglitz, quienes revelaron grandes limitaciones en el modelo de eficiencia total.

(Shiller, 1981a) lanzó una crítica contundente, su investigación reveló que los precios de las acciones muestran una volatilidad mucho mayor que la justificada por los cambios futuros esperados en los dividendos, según el modelo clásico de valoración, conocido como: modelo de Gordon-Shapiro o flujo de caja descontado, el precio de una acción debería reflejar el valor presente de sus ingresos futuros, sin embargo, Shiller demostró que las variaciones observadas en los precios son mucho más intensas que las que podrían justificar de manera racional bajo ese criterio.

Este hallazgo sugiere que hay otros factores, más allá de los fundamentos económicos, que impactan decisivamente en los precios del mercado: expectativas excesivamente optimistas o pesimistas, contagio emocional, narrativas especulativas, en palabras de Shiller, "el mercado

parece tener un componente emocional, una exuberancia que no está completamente anclada en la información objetiva disponible”.

Esta observación no solo desacredita empíricamente la forma semifuerte y fuerte de la eficiencia, sino que añade un elemento psicológico en el análisis financiero que hasta ese momento había sido ignorado: el comportamiento humano, con sus miedos, deseos e imperfecciones cognitivas.

Igualmente, (Grossman & Stiglitz, 1980a) plantearon una paradoja inquietante: si, como sostiene la HME, los precios reflejan toda la información disponible, entonces los participantes del mercado no tendrían incentivos para buscar, procesar y analizar nueva información, ya que esta no les permitiría obtener beneficios adicionales, sin embargo, si nadie invierte recursos en recolectar información, entonces los precios no pueden reflejarla, esta es la paradoja: un mercado perfectamente eficiente es, en realidad, una imposibilidad lógica.

Estas críticas, ya sean empíricas como lógicas, marcaron un punto de inflexión en la teoría financiera, el descubrimiento de que los precios no siempre reflejan de manera racional los fundamentos ya sea por sobre-reacción, ruido especulativo, o incentivos informacionales distorsionados, abrió paso a una nueva comprensión del comportamiento del mercado, el escenario ya estaba preparado para la emergencia de un nuevo enfoque que reconociera la centralidad de lo psicológico, lo social y lo emocional: las Finanzas Conductuales, este nuevo paradigma no se construye sobre la perfección teórica del Homo economicus, sino sobre la riqueza, a veces contradictoria, de la psicología humana en interacción con la incertidumbre del mercado.

5.2 Finanzas Conductuales

Las Finanzas Conductuales no representan únicamente una crítica marginal a la Hipótesis de los Mercados Eficientes (HME), sino una transformación paradigmática en la forma de concebir los mercados financieros. Esta corriente propone una interpretación del mercado como un entorno dominado por agentes humanos reales, alejados del ideal racional del *Homo economicus*, cuyos comportamientos están influenciados por emociones, intuiciones, limitaciones cognitivas y estructuras sociales.

Uno de los hitos fundacionales de esta escuela fue la publicación de (Kahneman & Tversky, 1979a), quienes desarrollaron la Teoría de la Prospectiva (*Prospect Theory*). Este enfoque desafió los supuestos centrales de la teoría de la utilidad esperada (von Neumann & Morgenstern, 1944), al evidenciar que los individuos no maximizan su utilidad esperada bajo incertidumbre de forma coherente y lógica. En cambio, los individuos evalúan resultados en relación con un punto de referencia subjetivo, y asignan un peso mayor a las pérdidas que a las ganancias equivalentes, fenómeno conocido como aversión a las pérdidas (*loss aversion*). Esta asimetría emocional es uno de los hallazgos más replicados de la psicología económica: las pérdidas generan un impacto emocional más fuerte que las ganancias del mismo valor.

Posteriormente, (Thaler, 1985a) retomó y amplió estos descubrimientos, con su concepto de la “racionalidad limitada”, nos recordó que, en la práctica, los inversores no son máquinas calculadoras, toman atajos mentales, siguen corazonadas y, a veces, actúan en contra de sus propios intereses, a diferencia del *Homo economicus*, los seres humanos reales tienen un conocimiento incompleto, interpretan la información a través de filtros psicológicos, y actúan muchas veces en base a reglas simples (heurísticas), emociones o normas sociales, lo que puede conducir a errores sistemáticos.

(Shleifer, 2000) en su obra *Inefficient Markets*, sistematiza este enfoque conductual aplicándolo directamente al funcionamiento de los mercados financieros. Su tesis central descansa en dos pilares: (i) los inversionistas no son completamente racionales y están sujetos a sesgos cognitivos y emocionales (como exceso de confianza, extrapolación, aversión al arrepentimiento y seguimiento de tendencias), y (ii) los mecanismos correctivos tradicionales, como el arbitraje, presentan limitaciones estructurales que impiden eliminar rápidamente dichas ineficiencias.

Entre los fenómenos que (Shleifer, 2000) analiza detalladamente se encuentra el efecto rebaño, definido como la tendencia de los inversionistas a imitar las decisiones de otros, incluso cuando poseen información privada contradictoria. Este comportamiento colectivo puede conducir a desviaciones significativas respecto a los fundamentos económicos y alimentar la formación de burbujas especulativas o caídas abruptas del mercado.

Adicionalmente, (Shleifer & Vishny, 1997) introducen el concepto de límites al arbitraje, evidenciando que la presencia de costos de transacción, riesgos de ejecución, restricciones regulatorias o presiones de liquidez impiden que los agentes racionales puedan corregir ineficiencias del mercado de manera inmediata. Por ejemplo, un fondo que detecta sobrevaloración en un activo podría incurrir en pérdidas antes de que el mercado reconozca dicha distorsión, lo que desincentiva la participación activa y prolonga la existencia de precios desviados.

En efecto, si un fondo de inversión detecta una sobrevaloración en el precio de una acción y toma una posición corta pero el mercado sigue subiendo debido a la irracionalidad generalizada, el fondo podría verse obligado a cerrar su posición con pérdidas, aunque tenga la

razón a largo plazo, esto evita que los errores del mercado sean rápidamente corregidos, y permite que las burbujas o las ineficiencias perduren.

Este enfoque, que combina factores psicológicos individuales con restricciones institucionales y de mercado, ha permitido explicar fenómenos recurrentes como la sobre-reacción, la persistencia de burbujas, el contagio emocional y la volatilidad excesiva. Las Finanzas Conductuales, por tanto, no sólo cuestionan la validez empírica de la HME, sino que proporcionan un marco teórico más realista y enriquecido para el análisis financiero contemporáneo.

5.3 Efecto Rebaño

El efecto rebaño es una de las manifestaciones más paradigmáticas del enfoque conductual en finanzas, aludiendo a la tendencia de los individuos a replicar las decisiones de la mayoría, incluso si poseen información privada que sugiere una estrategia distinta. Este fenómeno refleja la influencia del aprendizaje social, la presión grupal y las limitaciones cognitivas, y tiene implicaciones significativas para la estabilidad y racionalidad de los mercados financieros.

(Banerjee, 1992b) fue uno de los pioneros en modelar este fenómeno, implementando un modelo secuencial donde las personas toman decisiones una tras otra, analizando las acciones previas, pero sin tener conocimiento de las señales privadas que motivaron dichas decisiones, a medida que avanza la secuencia, si varias personas toman una misma decisión, por ejemplo, comprar un activo, los siguientes tenderán a hacer lo mismo, incluso si su información personal indica lo contrario, es decir, los participantes en el mercado dejan de confiar en sus propios conocimientos y comienzan a seguir el comportamiento observable de los demás, así, el

conocimiento individual deja de influir en las decisiones colectivas, y las decisiones se convierten en autocontenidas y potencialmente ineficientes.

Es así como Banerjee indica que este comportamiento tiende a llevar a equilibrios subóptimos en el mercado en donde la mayoría de los participantes toma decisiones equivocadas, simplemente por haber seguido al grupo, en el contexto financiero esto explica fenómenos como las burbujas especulativas o las ventas masivas sin fundamento real.

(Bikhchandani et al., 1992, 1998) expandieron este análisis mediante el concepto de cascadas informativas, en las cuales los agentes, aunque racionales, desestiman su información privada cuando las decisiones observadas de otros agentes dominan el entorno informativo. Este aprendizaje social inducido por observación es altamente inestable: una señal pública contradictoria puede revertir la cascada y modificar completamente el comportamiento colectivo. Esta fragilidad ayuda a explicar fenómenos como cambios abruptos en los precios y la formación de burbujas o colapsos.

En última instancia (Scharfstein & Stein, 1990) desde una perspectiva complementaria, desarrollaron un modelo alternativo basado en incentivos reputacionales. En contextos financieros, especialmente entre gestores de fondos o analistas, existe una tendencia a imitar estrategias dominantes para proteger o reforzar la reputación profesional. Ante la incertidumbre, seguir al consenso puede minimizar el riesgo de daño reputacional, pues “errar en grupo” es percibido como menos reprochable que “equivocarse en solitario”. Este tipo de rebaño estratégico es común en entornos donde las decisiones son evaluadas por terceros y puede intensificar la acumulación de inversiones en ciertos activos sin fundamentos sólidos.

Este es uno de los principales debates planteados por (Spyrou, 2013) el cual distingue entre un rebaño racional, basado en decisiones estratégicas de imitación bajo condiciones de

información incompleta y un rebaño irracional, que responde a emociones colectivas, rumores y presiones sociales sin fundamento informativo. El primero puede ser una estrategia óptima ante altos niveles de incertidumbre; el segundo, en cambio, se asocia con decisiones impulsivas, retroalimentación positiva no fundamentada y alta volatilidad.

Para lograr identificar de forma empírica el efecto rebaño (Spyrou, 2013) revisa dos grandes enfoques metodológicos reconocidos en la literatura especializada que son:

Estudios basados en microdatos, que examinan si ciertos tipos de inversionistas (institucionales, minoristas, fondos de pensiones) tienden a imitarse entre sí.

Estudios basados en datos agregados, que emplean métricas tales como la dispersión de retornos o las desviaciones en relación con el promedio del mercado (CSSD y CSAD) con el objetivo de para identificar coincidencias en el comportamiento colectivo.

Si bien estos métodos han sido extensivamente aplicados a mercados financieros tradicionales, existe una brecha significativa en su implementación sobre activos emergentes como las criptomonedas o los ETF basados en cryptoactivos. Este vacío justifica el desarrollo de investigaciones actuales enfocadas en medir la intensidad y dinámica del efecto rebaño en dichos mercados, caracterizados por alta volatilidad, fuerte participación de inversores minoristas y escasa transparencia informativa.

En este contexto, (Stavroyiannis & Babalos, 2019) utilizaron modelos con parámetros variables en el tiempo (Time-Varying Parameters, TVP) para analizar el efecto rebaño en el mercado de criptomonedas. Sus hallazgos indican que la intensidad del efecto rebaño no es constante, sino que fluctúa significativamente, aumentando durante períodos de elevada volatilidad. Además, identificaron una dinámica jerárquica donde criptomonedas de menor

capitalización tienden a seguir el comportamiento de las de mayor capitalización, generando agrupaciones de precios que se mueven en sincronía.

Complementariamente, (Papadamou et al., 2021) emplearon técnicas de detección de clubes de convergencia y análisis de clustering para evaluar el rebaño durante fases alcistas y bajistas del mercado. Sus resultados mostraron que en mercados bajistas existe una mayor fragmentación con formación de múltiples grupos que se mueven en conjunto, mientras que en fases alcistas la tendencia es hacia una convergencia más homogénea, liderada por criptomonedas de gran capitalización como Bitcoin y Ethereum. Este comportamiento sugiere la existencia de subgrupos dentro del mercado, donde los inversores siguen decisiones colectivas dentro de segmentos de activos similares.

Estas evidencias empíricas fortalecen la tesis de que el efecto rebaño constituye un fenómeno estructural del comportamiento financiero contemporáneo, especialmente acentuado en mercados digitales emergentes.

5.4 Cómo se mide el efecto rebaño: el enfoque Beta Herding

La cuantificación rigurosa del efecto rebaño ha representado un desafío persistente en la literatura financiera. Aunque el fenómeno resulta intuitivamente perceptible cuando los mercados se mueven de forma sincronizada, traducir este comportamiento colectivo en métricas empíricas sólidas requiere metodologías que vayan más allá de la mera observación superficial. La dificultad radica, principalmente, en operacionalizar un fenómeno de índole psicológica y social dentro de marcos cuantitativos robustos y replicables.

Los primeros intentos de medición empírica se enfocaron en la dispersión de los retornos entre activos. Modelos como la Desviación Estándar Transversal (CSSD), propuesta por (Christie & Huang, 1995) y la Desviación Absoluta Transversal (CSAD), desarrollada por

(Chang et al., 2000), se basan en una lógica clara: bajo condiciones de decisiones individuales racionales, se espera una mayor dispersión entre los rendimientos durante períodos de alta volatilidad. No obstante, si dicha dispersión se reduce en estos contextos, ello sugiere que los agentes podrían estar imitando decisiones comunes, es decir, manifestando efecto rebaño.

A pesar de su elegancia inicial, estos modelos presentan limitaciones significativas, especialmente en mercados no convencionales como el de las criptomonedas. La elevada volatilidad estructural de estos entornos dificulta la distinción entre reducción de dispersión causada por imitación y aquella derivada de características propias del mercado. Además, estos enfoques son susceptibles a la presencia de valores atípicos, a la elección del número de activos incluidos y a posibles sesgos de supervivencia en las muestras seleccionadas.

Frente a estos desafíos, (Hwang & Salmon, 2004) introdujeron un enfoque innovador denominado Beta Herding, que desplaza la atención desde los rendimientos hacia la asignación de riesgo. Su propuesta se centra en las betas condicionales de los activos, entendidas como medidas de sensibilidad al riesgo sistemático del mercado. El fundamento teórico es claro: en un mercado compuesto por agentes que toman decisiones de forma independiente, la dispersión de las betas debería ser considerable. Sin embargo, si los agentes imitan las estrategias de asignación de riesgo, esta dispersión se reduce, revelando un efecto rebaño.

La gran ventaja de este enfoque radica en que mide el efecto rebaño a partir de la dimensión estructural de la decisión financiera, la exposición al riesgo y no simplemente desde el movimiento de precios, ofreciendo una aproximación más profunda y alineada con el proceso decisional de los inversores.

El verdadero salto cualitativo en esta línea de investigación se produce con la adaptación realizada por (Kaiser & Stöckl, 2020) quienes perfeccionan el Beta Herding para aplicarlo de forma específica al mercado de criptomonedas, en su contribución metodológica, redefinieron el benchmark de mercado utilizando a Bitcoin como moneda de transferencia (transfer currency), argumentando que, en el ecosistema cripto, la mayoría de los flujos de intercambio entre monedas digitales pasan por Bitcoin. Esta elección metodológica permite captar de manera más precisa el verdadero centro de gravedad del comportamiento colectivo en este mercado.

Además, implementaron estimaciones dinámicas de las betas condicionales mediante modelos de espacio de estados y ventanas móviles, lo cual permite detectar variaciones temporales en la dispersión de riesgo. Esta estrategia ofrece una herramienta refinada para identificar tanto fases de efecto rebaño exacerbado como momentos de estabilidad aparente, en tiempo real y con mayor sensibilidad estadística.

Los resultados de (Kaiser & Stöckl, 2020) son reveladores: encontraron evidencia robusta de la existencia de efecto rebaño en los mercados de criptomonedas, con una mayor intensidad en periodos bajistas. En estas fases, el comportamiento sincronizado de los inversores parece amplificarse, motivado por el miedo y la incertidumbre. Sin embargo, también se detecta este comportamiento en fases alcistas, lo que sugiere que el rebaño no solo es defensivo, sino también especulativo, alimentando burbujas y movimientos colectivos impulsados por la euforia. Los inversores minoristas, generalmente carentes de referencias fundamentales sólidas y fuertemente influenciados por narrativas mediáticas, se identifican como los principales vectores de este fenómeno.

La adaptación del Beta Herding al contexto cripto representa un avance sustancial en la literatura, tanto desde la perspectiva técnica como conceptual. Al enfocarse en la exposición

colectiva al riesgo y utilizar métodos estadísticos avanzados para su detección, este modelo proporciona una ventana más nítida para observar cómo las dinámicas psicológicas y sociales afectan las decisiones financieras en mercados emergentes. Su potencia explicativa y flexibilidad metodológica lo convierten en una herramienta de gran valor para estudios empíricos contemporáneos en finanzas conductuales.

En definitiva, la propuesta realizada por (Kaiser & Stöckl, 2020) no solo perfecciona la medición del efecto rebaño, sino que también aporta una perspectiva sofisticada sobre la manera en que los comportamientos colectivos moldean los ciclos de euforia y crisis en mercados financieros descentralizados. Gracias a su enfoque, es posible integrar las dimensiones psicológicas del comportamiento humano con un análisis riguroso y cuantitativo, generando así una comprensión más completa de los mecanismos subyacentes al rebaño financiero.

5.5 Criptomonedas, ETF'S y Mercados Digitales

El nacimiento de las criptomonedas y el crecimiento de los mercados digitales han revolucionado de manera drástica y decisiva el escenario financiero mundial, por ejemplo, el Bitcoin, Ethereum y muchos otros activos han aportado no solo nuevas tecnologías, sino también nuevos patrones de comportamiento inversionista dentro del mercado, estas innovaciones tecnológicas, fundamentadas en la descentralización, la criptografía y la revolución financiera, han ocurrido en paralelo con el incremento de los fenómenos conductuales, especialmente del efecto rebaño y las dinámicas de contagio emocional.

(Nakamoto, 2008) presento Bitcoin como una opción descentralizada frente al dinero fiduciario, basada en la tecnología Blockchain, lo cual eliminaba intermediarios y proporcionaba transparencia, sin embargo, en la práctica, su adopción masiva ha sido impulsada más por

narrativas sociales, expectativas de ganancias rápidas y fenómenos especulativos que por su valor intrínseco como medio de intercambio.

(Yermack, 2015a) señala que a diferencia de los activos tradicionales, las criptomonedas no poseen flujos de caja futuros que permitan una valoración fundamental objetiva, lo que las convierte en activos especialmente vulnerables a burbujas y manías colectivas, con base en este concepto (Corbet, Lucey, et al., 2018) indican que los precios de las criptomonedas son altamente susceptibles a eventos externos, rumores en redes sociales, decisiones regulatorias y alteraciones bruscas en el sentimiento del mercado.

Estas características hacen que el efecto rebaño no solo sea probable, sino estructural en este tipo de mercados, investigaciones empíricas demuestran que los picos de precios en Bitcoin o altcoins suelen estar precedidos por incrementos rápidos en el volumen de búsquedas en Google, tendencias virales y una amplia participación de inversores inexpertos que siguen decisiones populares, más que análisis técnicos o fundamentales.

Por otro lado, los Exchange Traded Funds (ETF's) han nacido como un vehículo clave para la democratización de la inversión, facilitando el acceso a mercados diversificados de activos, según (Gastineau, 2010), los ETF's combinan la liquidez de las acciones con la diversificación de los fondos mutuos, transformando la forma en la que los individuos acceden a los mercados.

(Lettau & Madhavan, 2018) sostienen que los ETF's, en particular aquellos vinculados a sectores tecnológicos o criptográficos, pueden fomentar el contagio del efecto rebaño, dado que permiten flujos masivos de capital en una misma dirección, sin que los participantes comprendan a fondo los activos subyacentes, de esta manera, un aumento de precio en una criptomoneda

puede atraer más compras vía ETF's relacionados, alimentando un ciclo especulativo auto-reforzado.

Dado el carácter altamente volátil y no estacionario del mercado de criptomonedas, varios investigadores han adoptado enfoques metodológicos dinámicos y de régimen cambiante para analizar el efecto rebaño, estas técnicas permiten captar cómo la intensidad de este fenómeno varía en función de condiciones de mercado específicas, como la volatilidad, el sentimiento o la atención pública.

Por ejemplo, (Poyser, 2018b) aplicó un modelo de Markov Switching, demostrando que el rebaño se intensifica durante períodos de alta volatilidad y caídas abruptas, lo que sugiere que los inversores tienden a imitar decisiones ajenas como estrategia de protección frente a la incertidumbre.

Desde una perspectiva complementaria, el estudio de (Koch & Dimpfl, 2023) introdujo un enfoque basado en atención minorista utilizando Google Trends y actividad en Twitter. Sus hallazgos revelan que los picos de atención preceden aumentos en la sincronización de precios entre criptomonedas como Bitcoin, Ethereum, Litecoin y Monero, lo cual confirma que la atención pública actúa como variable explicativa del rebaño. Esta evidencia respalda la idea de que los fenómenos sociales, más que los fundamentos económicos, pueden coordinar los movimientos del mercado cripto.

Por su parte, (Yousaf & Yarovaya, 2022) realizaron un análisis diferencial de tres segmentos del mercado digital: criptomonedas tradicionales, tokens no fungibles (NFTs) y activos financieros descentralizados (DeFi). Utilizando modelos estáticos y dinámicos con ventanas móviles, identificaron episodios transitorios de efecto rebaño, especialmente en los activos DeFi durante días de baja volatilidad. No obstante, no encontraron evidencia significativa

de rebaño persistente en Bitcoin ni en otras altcoins de gran capitalización, lo cual sugiere una posible evolución hacia una mayor eficiencia en los segmentos más consolidados del mercado.

En conjunto, estos hallazgos delimitan un efecto rebaño caracterizado por su naturaleza episódica, su asimetría temporal y su sensibilidad a factores psicológicos, como la atención, la reputación y el contagio emocional. Mientras que los estudios previos a 2020 detectaban un efecto rebaño persistente y estructural en las criptomonedas, las investigaciones más recientes indican que dicho fenómeno persiste, aunque de forma más intermitente, conforme el mercado se institucionaliza y madura.

Por tanto, entender el efecto rebaño en los mercados digitales requiere un enfoque que combine análisis cuantitativo riguroso con una lectura conductual del comportamiento de los inversores. Las herramientas de análisis dinámico, como los modelos de betas condicionales o los enfoques de cambio de régimen, permiten identificar no solo la presencia del rebaño, sino también sus condiciones de aparición, intensidad y persistencia. En este nuevo entorno financiero, comprender estas dinámicas no es solo un ejercicio teórico, sino una necesidad crítica para la gestión del riesgo y la formulación de estrategias de inversión informadas.

5.6 Rebaño, Burbujas y Contagio

Cuando el efecto de rebaño se desborda, nacen las burbujas. (Kindleberger & Aliber, 2005) las definieron como ciclos recurrentes de optimismo colectivo, crédito fácil, expansión rápida de precios, sobreinversión y eventual colapso, estos ciclos están marcados por fases de entusiasmo irracional, donde el valor de los activos es impulsado más por expectativas sociales que por fundamentos económicos. (Brunnermeier, 2001) y (Shiller, 2005) explican que, en estos contextos, los inversores no compran porque creen en el valor del activo, sino porque esperan revenderlo más caro a alguien aún más eufórico.

En este orden de ideas las criptomonedas reúnen todas las condiciones para ser altamente vulnerables a burbujas especulativas: son nuevas, de difícil valoración fundamental, atractivas para el público general, y ampliamente divulgadas por los medios de comunicación, su falta de transparencia inherente y de un marco regulatorio claro contribuyen a que el efecto rebaño actúe con mayor fuerza.

(Cheah & Fry, 2015) presentan evidencia empírica de que Bitcoin y otras criptomonedas han atravesado múltiples episodios de burbuja, en los que los precios se han multiplicado varias veces en cortos periodos, seguidos por colapsos drásticos, en un estudio posterior, (Fry & Cheah, 2016) desarrollan modelos dinámicos para mostrar que el comportamiento especulativo en criptomonedas no responde a eventos macroeconómicos inesperados, sino a contagios emocionales y dinámicas de imitación social.

Estos patrones no son accidentales ni transitorios: reflejan una lógica de mercado donde la percepción colectiva reemplaza al análisis racional, y donde la validación social importa más que el valor intrínseco, esta lógica es típica del efecto rebaño y se amplifica en activos que, como las criptomonedas, carecen de una base fundamental sólida y cuya adopción depende de la aceptación colectiva.

Por último, La dinámica del contagio financiero se refiere a la propagación de choques o perturbaciones desde un mercado o activo hacia otros, sin que se encuentren de por medio vínculos fundamentales, a diferencia de la interdependencia estructural, donde las correlaciones se explican por factores económicos comunes, el contagio implica una transmisión irracional, emocional y a menudo amplificada, facilitada por comportamientos colectivos como el efecto rebaño.

(Forbes & Rigobon, 2002) establecieron una metodología para distinguir entre contagio real y neta interdependencia, demostrando que durante las crisis los vínculos entre mercados tienden a intensificarse de manera no proporcional, esto sugiere que los inversores, en momentos de incertidumbre, abandonan estrategias diversificadas y tienden a imitar decisiones defensivas del resto del mercado, aumentando la dependencia entre activos.

Desde una perspectiva complementaria, (Kaminsky et al., 2003) explican el contagio a través de canales financieros, psicológicos e institucionales, argumentan que la percepción de vulnerabilidad, más allá de los datos económicos sólidos, es suficiente para provocar una retirada masiva de inversión en los mercados, incluso si no están directamente afectados por el impacto inicial, en este caso, el efecto rebaño actúa como catalizador, es decir, acelera el proceso y ante la duda, los inversionistas prefieren imitar el comportamiento de la mayoría.

(Longstaff, 2010) confirma empíricamente que el contagio se intensifica en contextos de pánico colectivo, donde los movimientos de mercado reflejan más el miedo compartido que la información nueva, este hallazgo refuerza la idea de que la psicología colectiva es un componente esencial en la propagación de crisis financieras.

Es así como los mercados de criptomonedas son especialmente vulnerables al contagio financiero, su estructura abierta, digital y descentralizada, junto con la alta participación de inversores minoristas y la circulación masiva de información en redes sociales, crean un entorno donde el efecto rebaño se manifiesta no solo en la elección de activos, sino también en la velocidad y sincronización de las decisiones.

(Bouri et al., 2017) muestran que el mercado de Bitcoin actúa como un canal de transmisión de volatilidad hacia otras criptomonedas, especialmente durante eventos extremos,

sus hallazgos sugieren que los inversionistas tienden a mover sus posiciones de forma sincronizada, en respuesta más al sentimiento general que a evaluaciones fundamentales.

En la misma línea, (Corbet, Meegan, et al., 2018) analizan el comportamiento de los mercados criptográficos durante episodios de estrés y encuentran evidencia sólida de contagio especulativo, identifican patrones de alta correlación repentina entre criptomonedas que en condiciones normales, se comportan de manera independiente, este tipo de contagio refleja una hiperconectividad emocional y mediática, donde las decisiones se toman en función del comportamiento de los otros, no de los activos en sí.

El contagio también se propaga a través de los medios de comunicación y las redes sociales, donde los mensajes alarmistas, rumores y narrativas virales actúan como aceleradores de decisiones colectivas, así, un tuit de una figura influyente o una noticia falsa puede desencadenar salidas masivas o compras compulsivas en cuestión de minutos, generando choques sincronizados en todo el mercado digital.

En conclusión, el recorrido conceptual desarrollado en este trabajo permite comprender, con evidencia teórica y empírica, que la noción clásica de mercados perfectamente eficientes no se sostiene en la práctica, y aunque la Hipótesis de los Mercados Eficientes (HME) ofreció durante décadas una estructura lógica y coherente para interpretar el comportamiento de los precios financieros, sus supuestos de racionalidad absoluta, información perfecta y acción optimizadora de los agentes han sido repetidamente cuestionados y superados por la realidad observada en los mercados.

Las investigaciones de Shiller, Grossman y Stiglitz, entre otros, demostraron que los precios pueden fluctuar más de lo que los datos económicos reales sugieren, y que la búsqueda de información no es universal si todos los precios ya la incorporaran, estas limitaciones abrieron

el camino hacia una visión más humana del mercado, donde las emociones, los sesgos cognitivos y la influencia social tienen un peso determinante, es en este punto donde las Finanzas Conductuales se posicionan no como una alternativa marginal, sino como un nuevo paradigma necesario para entender el funcionamiento real del sistema financiero.

Dentro de este marco, el efecto rebaño emerge como una consecuencia directa y poderosa de la ineficiencia de los mercados, si los agentes no actúan siempre de forma racional, si están influidos por el comportamiento de otros y si las decisiones se toman bajo incertidumbre, entonces es esperable, y demostrable, que se produzca una imitación generalizada, este comportamiento, lejos de ser anecdótico, se manifiesta en la formación de burbujas, crisis financieras y dinámicas especulativas, especialmente visibles en contextos como el de las criptomonedas.

Así, este marco teórico no solo expone el declive del paradigma de la eficiencia, sino que también valida el estudio del efecto rebaño como un fenómeno estructural de los mercados actuales, entender este comportamiento, y medirlo con herramientas como el modelo Beta Herding de (Hwang & Salmon, 2004), adaptado al mercado cripto bajo la metodología propuesta por (Kaiser & Stöckl, 2020) es fundamental para desarrollar estrategias de análisis y entrada en mercados altamente volátiles y sociales, donde lo psicológico es tan relevante como lo económico, en definitiva, en un entorno donde la eficiencia es más una aspiración que una realidad, comprender la lógica del rebaño se convierte en una herramienta crítica para la toma de decisiones y la innovación empresarial.

6. MARCO CONCEPTUAL

Hipótesis de los Mercados Eficientes (HME):

La HME postula que los mercados financieros son informacionalmente eficientes, reflejando

toda la información disponible en los precios de los activos (Fama, 1970b), se clasifica en eficiencia débil (reflejo de precios pasados), semifuerte (reflejo de información pública) y fuerte (reflejo incluso de información privada). (Samuelson, 1965b) sustenta esta visión con la hipótesis del paseo aleatorio. (Malkiel, 2003) defiende que batir consistentemente al mercado es prácticamente imposible, sin embargo, autores como (Grossman & Stiglitz, 1980b) argumentan que, si los mercados fueran perfectamente eficientes, no existiría incentivo para obtener y procesar información, lo que constituye una paradoja. (Shiller, 1981b) evidenció que los precios de los activos muestran una volatilidad excesiva no explicada por fundamentos racionales.

Finanzas Comportamentales:

Surgen como crítica a la HME al incorporar la psicología al análisis económico. (Kahneman & Tversky, 1979b) identificaron sesgos cognitivos sistemáticos, como el exceso de confianza, efecto anclaje, heurística de representatividad, y aversión a las pérdidas. (Thaler, 1985b) introdujo el concepto de racionalidad limitada y desarrolló el campo de la economía del comportamiento. (Shefrin, 2002) y (Odean, 1998) documentaron empíricamente la influencia de estos sesgos en las decisiones financieras, evidenciando inconsistencias conductuales persistentes en los mercados.

Efecto Rebaño:

Es un sesgo social que lleva a los inversionistas a seguir las decisiones del grupo, incluso ignorando su propia información. (Banerjee, 1992a) introdujo este concepto como resultado de cascadas informativas, mientras que (Bikhchandani et al., 1992) desarrollaron modelos formales de aprendizaje social. (Scharfstein & Stein, 1990) demostraron cómo gestores profesionales imitan decisiones de otros por razones reputacionales, estudios empíricos recientes en criptomonedas confirman este fenómeno en contextos de alta incertidumbre y volatilidad.

Bitcoin como Moneda de Transferencia (Transfer Currency)

Siguiendo la propuesta de (Kaiser & Stöckl, 2020) se adopta a Bitcoin (BTC) como moneda de transferencia, al ser el principal activo vehicular mediante el cual los inversionistas acceden, intercambian y liquidan otras criptomonedas dentro del mercado de criptomonedas. Dado su rol central, Bitcoin se emplea como benchmark para estimar los betas de las demás criptomonedas y ETF's cripto.

Criptomonedas:

Activos digitales que operan sin una autoridad central, mediante tecnología blockchain. Bitcoin, propuesto por (Nakamoto, 2008) es su exponente original. (Corbet, Meegan, et al., 2018) identifican las criptomonedas como activos altamente volátiles, sensibles al comportamiento especulativo y proclives al contagio informacional. (Yermack, 2015b) enfatiza su escasa correlación con activos tradicionales, lo que refuerza su atractivo, pero incrementa los riesgos psicológicos para inversionistas no sofisticados.

ETF's de Criptomonedas:

Son fondos cotizados que replican el comportamiento de criptomonedas. (Gastineau, 2010) y (Lettau & Madhavan, 2018) destacan que su accesibilidad y liquidez facilitan el acceso masivo a activos complejos, sin embargo, también amplifican efectos rebaño al reducir barreras de entrada y fomentar decisiones impulsivas basadas en tendencias colectivas.

Burbujas y Contagio Financiero:

(Kindleberger & Aliber, 2005) describen burbujas como fases de sobrevaloración inducidas por efectos rebaño. (Brunnermeier, 2001) vincula el efecto rebaño con la formación y explosión de estas burbujas, en criptomonedas, (Cheah & Fry, 2015) ofrecen pruebas cuantitativas de burbujas especulativas recurrentes, el contagio financiero, según (Forbes & Rigobon, 2002) ocurre cuando

los choques en un mercado se transmiten a otros, potenciado en redes digitales interconectadas como el de las criptomonedas (Corbet, Lucey, et al., 2018) ; (Bouri et al., 2017).

7. METODOLOGÍA

7.1 Tipo y Diseño de Investigación

Esta investigación adopta un enfoque cuantitativo para identificar y analizar la presencia y dinámica del efecto rebaño (herding) entre los mercados de criptomonedas y ETF's de criptomonedas, así como las posibles relaciones de contagio entre estos mercados.

Para ello se examinan relaciones estadísticas utilizando los retornos diarios de los activos financieros escogidos mediante la dispersión transversal de betas, la dispersión transversal de betas es la variabilidad en los coeficientes beta (sensibilidades individuales de cada activo frente a un índice de referencia común, Bitcoin en este caso). Un bajo nivel de dispersión señala un comportamiento sincronizado de los activos respecto al activo de referencia, lo cual indica presencia de efecto rebaño. En contraste, una alta dispersión revela una respuesta diferenciada y autónoma de los activos, indicando una ausencia o menor presencia del efecto rebaño.

Para determinar si se generó un efecto contagio desde el mercado de criptomonedas al de ETF's se aplicaron correlaciones móviles (rolling correlations) y pruebas estadísticas de causalidad de Granger. Este procedimiento permite determinar si las fluctuaciones del efecto rebaño observadas en un mercado preceden y afectan significativamente al otro mercado, clarificando la dirección de la transmisión de efectos entre criptomonedas y ETF's.

Todo el análisis empírico y econométrico desarrollado en esta investigación se realizó utilizando el lenguaje de programación Python, implementado en el entorno interactivo Jupyter Notebook a través de la distribución científica Anaconda. Se emplearon librerías especializadas para análisis financiero, estadístico y econométrico, tales como Pandas para la manipulación y

estructuración eficiente de datos; NumPy para operaciones numéricas; Statsmodels para la estimación rigurosa de modelos estadísticos avanzados, incluyendo regresiones dinámicas y modelos de espacio de estados con el filtro de Kalman; y Matplotlib y Seaborn para la generación de visualizaciones claras y significativas. Esta selección metodológica garantiza precisión técnica, rigor académico y la replicabilidad de todos los procedimientos analíticos aquí presentados.

La selección de este método responde a la necesidad de emplear técnicas estadísticas robustas y replicables para examinar patrones complejos de interacción y comportamiento colectivo en los mercados financieros, la investigación utiliza datos secundarios, concretamente series temporales diarias recopiladas durante cuatro años (2022-2025), lo cual asegura representatividad y relevancia temporal para los hallazgos obtenidos.

7.2 Datos Generales de la Investigación

Los datos de este estudio están compuestos por criptomonedas y ETF's de criptomonedas, disponibles en el mercado durante el período comprendido entre enero de 2022 y mayo de 2025. Dada la amplitud y variabilidad del universo total, se optó por una muestra representativa seleccionada con base en criterios objetivos y justificables, con el fin de capturar de manera fiel la dinámica del efecto rebaño y las posibles relaciones de contagio. En el caso de las criptomonedas, se incluyeron activos digitales con mayor capitalización de mercado, liquidez y volumen de negociación. Estos criterios permiten centrarse en activos que reflejan con mayor precisión el comportamiento general del mercado cripto, especialmente en contextos de alta volatilidad.

Para los ETF's, se consideraron fondos indexados negociados en bolsa con un alto volumen de transacciones y amplia liquidez, priorizando aquellos cuya exposición se concentra

en criptomonedas ampliamente reconocidas, como Bitcoin y Ethereum. Esta selección busca representar con fidelidad la interacción entre los instrumentos derivados y su mercado subyacente.

Los datos utilizados provienen de precios diarios correspondientes a los activos seleccionados, y fueron extraídos exclusivamente a través de la plataforma LSEG Refinitiv Workspace, utilizando como única fuente de precios a Coindesk. Esta decisión metodológica responde a la necesidad de asegurar consistencia en la construcción de las series de precios, evitando discrepancias derivadas de diferencias entre exchanges. Además, el uso de una fuente estandarizada, reconocida tanto en entornos académicos como financieros, fortalece la confiabilidad y la trazabilidad del análisis, especialmente en estimaciones sensibles como las de betas y su dispersión transversal.

7.3 Criptomonedas seleccionadas

La selección de criptomonedas se basó en criterios de relevancia de mercado, diversidad funcional dentro del ecosistema cripto y disponibilidad de datos consistentes; se incluyeron diecisiete activos digitales que, en conjunto, capturan la heterogeneidad del universo cripto tanto en términos tecnológicos como económicos. Esta selección incluye monedas de reserva de valor (como Bitcoin y Litecoin), plataformas de contratos inteligentes (Ethereum, Solana, Avalanche, entre otras), tokens de utilidad e infraestructura (como Chainlink y Polygon), así como activos emergentes y de carácter comunitario (como Dogecoin y Shiba Inu). La tabla 1 anexa, detalla el símbolo, nombre, tipo de activo y función principal de cada uno.

Tabla 1

Características de las criptomonedas seleccionadas para el análisis

Símbolo	Nombre completo	Tipo de activo	Función principal
BTC	Bitcoin	Moneda	Reserva de valor, pagos
ETH	Ethereum	Plataforma / moneda	Contratos inteligentes, DApps
BNB	Binance Coin	Moneda utilitaria	Tarifa de trading, DeFi
XRP	Ripple	Activo de liquidez	Pagos transfronterizos
ADA	Cardano	Plataforma	Contratos inteligentes, escalabilidad
SOL	Solana	Plataforma	DApps, DeFi, alta velocidad
DOT	Polkadot	Plataforma	Interoperabilidad de blockchains
TRXTRY	TRON	Plataforma	Contenido digital, DApps
AVAX	Avalanche	Plataforma	Contratos inteligentes, DeFi
MATICUSDT	Polygon (MATIC)	Escalabilidad	Solución de escalabilidad Ethereum
LTC	Litecoin	Moneda	Pagos rápidos y baratos
BCH	Bitcoin Cash	Moneda	Pagos con mayor escalabilidad
XLM	Stellar Lumens	Activo de pagos	Remesas, inclusión financiera
LINK	Chainlink	Oracle / utilidad	Conectar contratos con datos externos
UNIUSDT	Uniswap	DeFi / DEX token	Intercambio descentralizado
DOGE	Dogecoin	Meme coin	Comunidad, microtransacciones
SHIBUSDT	Shiba Inu	Meme coin	Alternativa a DOGE, DeFi en evolución

Nota. Elaboración propia a partir de criterios de relevancia de mercado, funcionalidad dentro del ecosistema cripto y disponibilidad de datos históricos consistentes.

7.4 ETF's de criptomonedas

La muestra de ETF's fue construida con base en un criterio amplio de inclusión, considerando todos aquellos fondos cotizados en bolsa cuyo subyacente estuviera relacionado con criptomonedas, principalmente Bitcoin y Ethereum. Se seleccionaron 118 ETF's disponibles en LSEG Refinitiv Workspace, distribuidos en múltiples bolsas internacionales como Nasdaq, NYSE, TSX (Canadá), Xetra (Alemania), y B3 (Brasil), entre otras.

A diferencia del tratamiento de las criptomonedas, donde se priorizó la homogeneidad en la fuente de precios, en el caso de los ETF's se aceptaron múltiples versiones de un mismo producto siempre que representaran cotizaciones de precio independientes en bolsas diferentes.

Esta decisión permite capturar variaciones relevantes asociadas a factores institucionales, regulatorios y de liquidez propios de cada mercado.

La diversidad de emisores, regiones y mecanismos de replicación (física o sintética) en la muestra utilizada ofrece una representación sólida del universo de ETF's de criptomonedas disponibles para inversionistas globales, esta amplitud en la cobertura también fortalece el análisis de dispersión de betas y la identificación de episodios de rebaño dentro del segmento institucional del mercado cripto.

7.5 Técnicas de análisis

Para el análisis de los datos se aplicaron dos enfoques metodológicos complementarios. El primero permite identificar la presencia y evolución del efecto rebaño entre los activos analizados mediante la técnica de dispersión transversal de betas (Beta Herding). El segundo permite evaluar posibles relaciones de transmisión entre mercados, analizando la presencia de un efecto contagio a través de medidas de correlación dinámica y pruebas de causalidad, ambas estrategias están fundamentadas en métodos cuantitativos robustos, adecuados para el tratamiento de series temporales financieras y validados en literatura reciente especializada en mercados de activos digitales.

7.6 Medición del efecto rebaño mediante dispersión transversal de betas

El método principal de análisis adoptado en esta investigación para identificar el efecto rebaño es el propuesto por (Kaiser & Stöckl, 2020), basado en la dispersión transversal de betas (Beta Herding). A diferencia de técnicas tradicionales como CSSD o CSAD, esta metodología permite capturar la evolución dinámica del comportamiento colectivo de los activos respecto a un índice de referencia a lo largo del tiempo, ofreciendo mayor sensibilidad a cambios estructurales en el mercado.

El supuesto central es que, en presencia de efecto rebaño, las sensibilidades individuales (betas) de los activos financieros tenderán a converger hacia un valor común frente a un factor de mercado dominante, en este estudio, se seleccionó al Bitcoin - siguiendo la investigación de (Kaiser & Stöckl, 2020) como el índice más representativo del mercado de criptomonedas, debido a su alta capitalización bursátil, volumen de negociación y función de referencia dentro del ecosistema de activos digitales.

Inicialmente se parte del cálculo de retornos logarítmicos diarios para cada activo a partir de sus precios, la ecuación 1 indica el retorno logarítmico (o retorno continuo) del activo i en el período de tiempo t .

$$R_{i,t} = \ln \ln (P_{i,t}) - \ln(P_{i,t-1}) \quad (1)$$

Donde $R_{i,t}$ representa el retorno del activo i en el período de tiempo t . $\ln \ln ()$, es la función de logaritmo natural (base e). $P_{i,t}$, es el precio (o valor) del activo i en el momento (o al final del período) t . $P_{i,t-1}$, es el precio (o valor) del activo i en el momento (o al final del período) inmediatamente anterior, $t - 1$.

Posteriormente, se estiman las betas dinámicas utilizando regresiones móviles (rolling regressions) con ventanas de 30 días, para capturar la sensibilidad de cada activo respecto al Bitcoin en el tiempo. Las regresiones estimadas tienen la forma de la ecuación 2:

$$R_{i,t} = \alpha_{i,t} + \beta_{i,t}R_{m,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

Donde $R_{i,t}$ representa el retorno del activo i en el tiempo t , $R_{m,t}$ es el retorno del índice de mercado (Bitcoin), $\beta_{i,t}$ es el coeficiente beta estimado para el activo i en t , $\alpha_{i,t}$ corresponde

al intercepto y $\varepsilon_{i,t}$ el término de error, esta ecuación permite generar una serie temporal de betas para cada activo.

Cálculo de la dispersión transversal de betas

Una vez obtenidas las betas individuales para cada activo en un mismo instante de tiempo, se calcula la dispersión transversal de betas, entendida como la variabilidad de esas sensibilidades respecto al índice de mercado (Bitcoin) en un momento dado. Esta dispersión se calcula mediante la desviación estándar de los coeficientes beta en cada día t como se observa en la ecuación 3:

$$\sigma_{\beta,t} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\beta_{i,t} - \underline{\beta}_t)^2} \quad (3)$$

Donde N representa es el número total de activos, $\beta_{i,t}$ es el beta del activo i en el día t . $\underline{\beta}_t$ es la media de todas las betas en el día t , y $\sigma_{\beta,t}$ representa la dispersión transversal de las betas.

Esta medida resume el grado de similitud o heterogeneidad en el comportamiento de los activos frente al mercado en cada punto del tiempo. Su interpretación es clave para la detección del efecto rebaño:

- Una dispersión baja indica que las betas tienden a alinearse, es decir, los activos reaccionan de manera similar al índice, lo que es consistente con una conducta de rebaño.
- Una dispersión alta sugiere que los activos mantienen respuestas diferenciadas frente al índice, lo que indica ausencia de sincronización o mayor independencia en sus comportamientos.

En consecuencia, esta medida proporciona una forma cuantitativa de observar la intensidad y evolución del comportamiento colectivo de los activos a lo largo del tiempo.

Validación estadística: modelo de espacio de estados

Una vez calculada la serie temporal $\sigma_{\beta,t}$ es posible identificar visualmente patrones sugerentes de efecto rebaño; sin embargo, esta observación no permite establecer conclusiones con validez estadística. Por esta razón, siguiendo la metodología propuesta por (Kaiser & Stöckl, 2020), se incorpora un análisis complementario basado en modelos de espacio de estados, utilizando específicamente el modelo de nivel local (local level), estimado mediante el filtro de Kalman (Kalman, 1960).

Este enfoque corresponde a un modelo estadístico diseñado para analizar series temporales cuya evolución está determinada por componentes no observables o latentes. En el caso de este estudio, el componente latente corresponde a la tendencia estructural en el comportamiento colectivo de los activos seleccionados, representada por la trayectoria subyacente de la dispersión transversal de betas. Dicha tendencia no es directamente observable en los datos base, pero puede inferirse a partir de la evolución de la serie logarítmica de dicha dispersión.

Para estimar el valor del nivel estructural μ_t que representa la tendencia latente de la dispersión de betas, se utiliza el filtro de Kalman. Este filtro es un algoritmo diseñado para realizar estimaciones óptimas de variables no observables a partir de datos observados sujetos a ruido. En el contexto del modelo de nivel local, el filtro permite inferir y actualizar la trayectoria de μ_t teniendo en cuenta tanto el error de medición ε_t como las innovaciones estructurales de η_t .

En este estudio, se modela la serie $y_t = \log(\sigma_{\beta,t})$, que corresponde al logaritmo natural de la dispersión transversal de betas, bajo la estructura de un modelo local leve compuesto por la ecuación 4 y 5:

$$y_t = \mu_t + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (4)$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \eta_t, \quad \eta_t \sim N(0, \sigma_\eta^2) \quad (5)$$

Donde, y_t es la observación en el tiempo t , μ_t representa el nivel estructural no observable, ε_t es el término de error o ruido blanco, y η_t es la innovación estructural que permite la evolución del nivel en el tiempo.

El parámetro clave en este modelo es la varianza del componente estructural σ_η^2 . Si este parámetro resulta estadísticamente igual a cero, se concluye que la serie no presenta una evolución significativa en su tendencia y, por lo tanto, no hay evidencia estructural de convergencia entre activos. En cambio, si $\sigma_\eta^2 > 0$ y es estadísticamente significativo, se infiere la presencia de una dinámica persistente de convergencia, lo que valida de manera robusta la existencia de un efecto rebaño.

7.7 Estimación mediante el filtro de Kalman

La estimación del componente no observable μ_t se realiza mediante el filtro de Kalman, el cual aplica un esquema de predicción y actualización recursiva. Dados los componentes del modelo de espacio de estados, el filtro se implementa mediante las ecuaciones número 6,7, 8, 9 y 10:

Predicción:

$$\hat{\mu}_{t|t-1} = \hat{\mu}_{t-1|t-1} \quad (6)$$

$$P_{t|t-1} = P_{t-1|t-1} + \sigma_{\eta}^2 \quad (7)$$

Actualización:

$$K_t = \frac{P_{t|t-1}}{P_{t|t-1} + \sigma_{\varepsilon}^2} \quad (8)$$

$$\hat{\mu}_{t|t} = \hat{\mu}_{t|t-1} + K_t(y_t - \hat{\mu}_{t|t-1}) \quad (9)$$

$$P_{t|t} = (1 - K_t)P_{t|t-1} \quad (10)$$

Donde $\hat{\mu}_{t|t-1}$ es la predicción del nivel en t basada en la información hasta $t - 1$, K_t es la ganancia de Kalman, y $P_{t|t}$ es la varianza de la estimación filtrada.

El objetivo de este filtro es realizar una estimación óptima del valor latente μ_t combinando dos fuentes de información: por un lado, la predicción del estado anterior $\hat{\mu}_{t|t-1}$, y por otro, la nueva observación disponible en el tiempo t . Esta combinación se pondera según la incertidumbre de cada fuente, de modo que si la nueva observación es más confiable (menor varianza del error), tiene mayor peso en la actualización. Así, el filtro permite ajustar de forma flexible la estimación del nivel estructural conforme se incorpora nueva información, separando la señal real del ruido aleatorio presente en la serie. Esta propiedad es especialmente útil en el contexto del presente estudio, donde la dispersión de betas puede estar influenciada por alta volatilidad o choques transitorios.

En conjunto, la elección del modelo de nivel local y el uso del filtro de Kalman se justifican por su capacidad para capturar cambios graduales en la estructura subyacente de la serie y adaptarse a condiciones de alta volatilidad sin requerir supuestos funcionales estrictos. Esta flexibilidad lo convierte en un enfoque adecuado para el estudio de dinámicas latentes en mercados financieros como el de criptoactivos.

7.8 Análisis del efecto contagio entre mercados

Una vez identificado el efecto rebaño al interior de los mercados de criptomonedas y de ETF's vinculados a criptomonedas, procede a analizar el posible contagio entre ambos. El contagio financiero hace referencia a la transmisión de choques o dinámicas de comportamiento desde un mercado hacia otro, lo cual puede producirse por mecanismos de información, percepción de riesgo compartido o flujos de capital conectados. En este caso, la certeza de la presencia del efecto rebaño en ambos mercados conduce a evaluar si existe un posible contagio de uno hacia otro, específicamente si los cambios en la dispersión de las betas, indicativa de efecto rebaño, en un mercado preceden o afectan significativamente a la dispersión en el otro. Tal hallazgo constituiría evidencia empírica de un contagio comportamental entre los mercados analizados, y para identificar el contagio se utilizaron dos enfoques cuantitativos complementarios.

Correlación móvil entre series de dispersión

Se calculó una nueva correlación móvil (rolling correlation) entre las series logarítmicas de dispersión transversal de betas de ambos mercados, utilizando una ventana móvil de 30 días. A diferencia de las regresiones móviles previamente utilizadas para estimar las betas individuales por activo, esta técnica se aplica a las dos series agregadas resultantes del análisis anterior. De este modo, se aprovecha la información previamente obtenida sobre la dispersión para examinar

su evolución conjunta y evaluar posibles vínculos dinámicos entre ambos mercados. Este método permite observar si la relación entre ambas series varía en el tiempo, y si existen periodos en los que las dinámicas tienden a sincronizarse, lo cual puede interpretarse como evidencia preliminar de contagio. Para asegurar la comparabilidad, ambas series fueron previamente sincronizadas por fechas, de modo que cada observación en la ventana móvil corresponde al mismo periodo en ambos mercados. Matemáticamente, la correlación móvil se define de acuerdo con la ecuación número 11:

$$\rho_t^{(X,Y)} = \frac{\sum_{s=t-w+1}^t (X_s - \underline{X}_t)(Y_s - \underline{Y}_t)}{\sqrt{\sum_{s=t-w+1}^t (X_s - \underline{X}_t)^2} \sqrt{\sum_{s=t-w+1}^t (Y_s - \underline{Y}_t)^2}} \quad (11)$$

Donde X_s y Y_s representan las series logarítmicas de dispersión de betas para criptoactivos y ETF's respectivamente, w es el tamaño de la ventana móvil (30 días), y \underline{X}_t y \underline{Y}_t son los promedios móviles correspondientes.

7.9 Prueba de causalidad de Granger

Para validar estadísticamente si existe una relación de causalidad temporal entre las series de dispersión de betas, se aplicó la prueba de causalidad de Granger. Este test permite evaluar si los valores pasados de una serie ayudan a predecir significativamente los valores actuales de otra, bajo la lógica de un modelo autorregresivo con rezagos cruzados. La formulación general del modelo está definida de acuerdo con la ecuación 12:

$$Y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \gamma_j X_{t-j} + \varepsilon_t \quad (12)$$

Donde Y_t representa la serie dependiente, que en este contexto corresponde a la dispersión logarítmica de betas de los ETF's de criptomonedas; X_t es la serie explicativa, correspondiente a la dispersión logarítmica de betas del mercado de criptomonedas; p y q indican el número de rezagos incluidos para cada una de las series, lo cual permite capturar relaciones dinámicas y efectos retardados entre ellas; finalmente ε_t es el término de error aleatorio, que representa las perturbaciones no explicadas por los valores pasados de las series, y se asume como ruido blanco en el modelo, es decir, con media cero, varianza constante y sin correlación serial.

La hipótesis nula del test plantea que si $\gamma_j = 0 \forall j$, es decir, que los rezagos de X no tienen poder explicativo sobre Y . Si esta hipótesis es rechazada con significancia estadística, se concluye que X causa en el sentido de Granger a Y , sugiriendo un posible canal de contagio. Esta prueba se aplicó en ambas direcciones (criptomonedas \rightarrow ETF's y ETF's \rightarrow criptomonedas) y con diferentes rezagos para robustez.

La combinación de ambas herramientas permite explorar el contagio desde una perspectiva tanto descriptiva (correlación móvil) como inferencial (causalidad de Granger), aportando evidencia integral sobre la existencia y dirección de la influencia entre los mercados analizados.

8. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Esta sección muestra los hallazgos empíricos del estudio, a partir de la aplicación del método Beta Herding, para la detección del efecto rebaño el cual supera las limitaciones de metodologías tradicionales como CSSD y CSAD, al modelar directamente la convergencia

dinámica de las sensibilidades individuales al mercado (betas), en lugar de enfocarse en la dispersión de los retornos.

En particular, se estima la evolución temporal de la dispersión de los betas mediante el uso de ventanas móviles, lo que permite captar con mayor precisión la sincronización en el comportamiento de los activos bajo distintos regímenes de mercado.

Asimismo, se incluye un análisis de correlaciones móviles entre la dispersión beta de criptomonedas y la de ETF's cripto, junto con un estudio de rezagos cruzados. Esto permite evaluar posibles efectos de contagio conductual entre ambos mercados. El objetivo es determinar no solo la presencia del efecto rebaño, sino también su dinámica, asimetría y direccionalidad entre mercados interrelacionados.

El análisis se organiza en tres partes: en primer lugar, se examinan los resultados correspondientes al mercado de criptomonedas; en segundo lugar, se presenta la evidencia asociada a los ETF's cripto; y finalmente, se analiza la interacción entre ambos mercados, evaluando el posible contagio en la dinámica del efecto rebaño.

8.1 Efecto rebaño en el mercado de criptomonedas

La figura 1 presenta la evolución de la desviación estándar de los betas del conjunto de criptomonedas seleccionados para el estudio respecto a Bitcoin, utilizado como índice del mercado. Esta medida permite detectar niveles de homogeneidad o divergencia en la sensibilidad de las criptomonedas frente al comportamiento de Bitcoin, utilizado como referencia del mercado; es posible distinguir tres grandes fases:

a) Fase de estabilidad relativa (enero 2022 – junio 2023)

Durante este período, la desviación estándar de betas se mantiene mayormente en valores entre 0.25 y 0.5. Esta estabilidad sugiere una coherencia sistemática entre los activos, donde las

criptomonedas tienden a reaccionar de forma similar al movimiento de Bitcoin, lo cual es consistente con la presencia de efecto rebaño. Esta fase coincide con un entorno de recuperación postpandemia y consolidación de expectativas alrededor de las principales criptomonedas.

b) Fase de ruptura (julio – septiembre 2023)

Se identifica un pico abrupto en la dispersión, con la desviación estándar de los betas alcanzando niveles superiores a 1.6. Este comportamiento revela una marcada heterogeneidad en la sensibilidad de las criptomonedas frente a Bitcoin, vinculado a una serie de eventos disruptivos:

Durante agosto de 2023, el mercado cripto atravesó su nivel más bajo de volumen de trading en más de cuatro años, algo que acentuó la volatilidad (Godbole, 2023)

En ese mismo mes, se registraron niveles mínimos de volatilidad implícita en activos como Ether, lo que, junto con un bajo volumen, generó condiciones propicias para divergencias significativas entre activos.

El 7 de agosto, PayPal lanzó su stablecoin PYUSD, un desarrollo que provocó reacciones asimétricas entre criptomonedas según su exposición al nuevo token y liquidez (PayPal Holdings, 2023)

Además, el 28 de julio, la plataforma Bakkt anunció el delisting de sus contratos de futuros de Bitcoin, reduciendo aún más la liquidez institucional y afectando la transmisión del precio (Bakkt Holdings, 2024)

Por lo tanto, este pico de dispersión refleja un entorno en que los activos respondieron de forma muy diversa a eventos de bajo volumen de mercado, desarrollo de nuevos instrumentos (PYUSD), y ajustes en los canales de liquidez institucional, lo que explica la abrupta dislocación de betas y la ausencia de efecto rebaño durante este episodio.

c) Fase de recuperación heterogénea (octubre 2023 – mayo 2025)

Tras el episodio de ruptura, la dispersión beta disminuye, aunque permanece relativamente elevada, oscilando entre 0.6 y 0.9. Este comportamiento refleja un reagrupamiento parcial de las sensibilidades frente a Bitcoin, sin recuperar la homogeneidad observada en fases previas. En este contexto, destacan los siguientes eventos estructurales:

En octubre de 2023, se intensificaron los rumores de aprobación de los ETF's spot de Bitcoin en EE. UU., atrayendo flujos institucionales hacia vehículos regulados y causando reacciones segmentadas entre distintos activos cripto.

Durante los primeros meses de 2024, se aprobaron diversos ETF's spot (IBIT, GBTC), lo que consolidó el acceso institucional al mercado cripto (PowerTrade, 2025)

A lo largo de 2025, Bitcoin registró un aumento sostenido en su dominancia dentro del mercado de criptomonedas. Para abril de ese año, su participación alcanzó aproximadamente el 64 %, el nivel más alto desde inicios de 2021. Esa creciente concentración tuvo un efecto directo sobre la capitalización de las altcoins (conjunto de criptomonedas exceptuando bitcoins), que permaneció contenida. Como resultado, muchas criptomonedas mostraron una respuesta más alineada con el comportamiento de Bitcoin, aunque algunas conservaron trayectorias divergentes debido a factores propios, como diferencias en liquidez o la influencia de noticias específicas.

Durante esta fase, se observó una conexión más estrecha con la dinámica del activo principal, en parte como resultado de una percepción reducida de riesgo ante su creciente legitimación institucional. Al mismo tiempo, la cohesión del mercado fluctuó ante estímulos macroeconómicos, impulsados por el lanzamiento de nuevos instrumentos financieros y por una marcada reafirmación del carácter dinámico de la dominancia de mercado. En este contexto, la

dispersión beta da cuenta de una coordinación parcial, pero no absoluta, entre los distintos activos.

Interpretación general

El mercado de criptomonedas presenta una dispersión beta más elevada y volátil, reflejando una sensibilidad menos homogénea frente a Bitcoin.

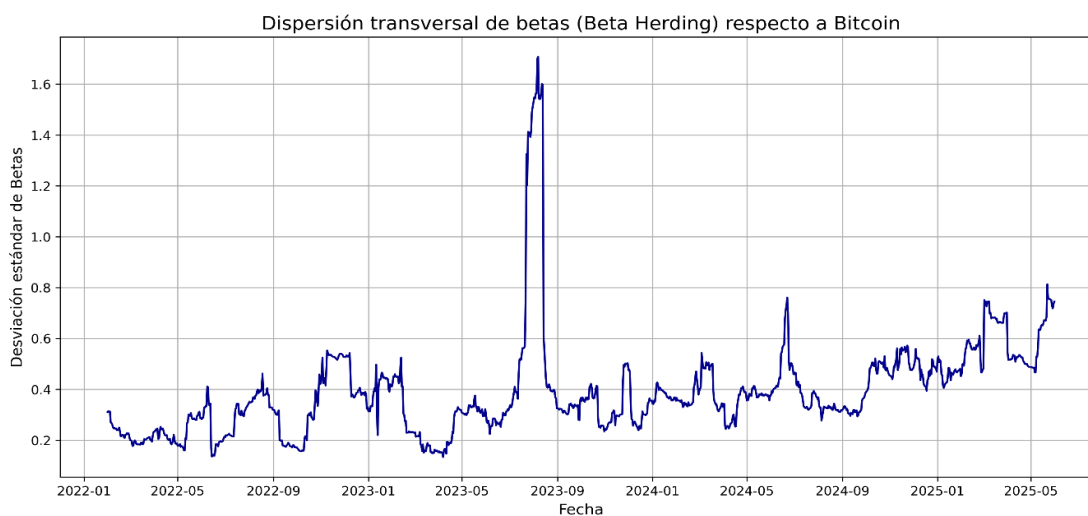
Se identifican episodios de convergencia temporal, pero el efecto rebaño es inestable y no sostenido en el tiempo.

La heterogeneidad estructural entre activos, diferencias en liquidez y reacciones a eventos específicos explican esta dinámica dispersa.

A diferencia de los ETF's, el entorno menos regulado del mercado spot favorece respuestas más individualizadas y fragmentadas. Para identificar la presencia y magnitud del efecto rebaño en los mercados digitales, la Figura 1 ilustra la serie temporal de la dispersión transversal de betas.

Figura 1

Gráfico de Dispersión transversal de betas (Beta Herding) respecto a Bitcoin



Nota. Elaboración propia con base en datos de Python

Análisis del efecto de rebaño en el Mercado Criptomonedas mediante modelo de espacio de estados

Con el fin de evaluar de forma robusta la dinámica del efecto rebaño en el mercado de criptomonedas, se estimó un modelo de espacio de estados tipo nivel local (local level model), utilizando como variable dependiente el logaritmo de la dispersión transversal de los betas con respecto a Bitcoin. Este enfoque permite capturar tanto la evolución estructural del nivel latente como las fluctuaciones transitorias de corto plazo en la dispersión sistemática.

Resultados de estimación. Las Tablas 2 y 3, presenta los resultados de la estimación del modelo utilizando filtro de Kalman y máxima verosimilitud.

Resultados del modelo de nivel local para la dispersión logarítmica de betas

Con el fin de analizar las características de las betas dinámicas estimadas, la Tabla 2 resume las estadísticas descriptivas de las betas individuales obtenidas mediante el Filtro de Kalman.

Tabla 2

Parámetros estimados modelo local-level para dispersión logarítmica de betas

Componente	Parámetro	Estimación	Error estándar	Z	p-valor	Intervalo 95%
Ruido irregular (ϵ_t)	$\sigma^2_{irregular}$	0.000038	0.000012	3.189	0.0014	[0.000015, 0.000062]
Nivel latente (μ_t)	σ^2_{level}	0.0005	0.000029	17.325	0.0000	[0.000450, 0.000550]

Nota. Elaboración propia a partir de la estimación del modelo local-level con Filtro de Kalman aplicado a la serie logarítmica de la dispersión de betas.

Para validar y caracterizar el efecto rebaño, la Tabla 3 expone los resultados de la estimación del modelo de estado-espacio aplicado a la dispersión de betas.

Tabla 3

Diagnósticos estadísticos del modelo local-level: residuos de la dispersión beta

Estadístico	Valor	p-valor	Interpretación breve
Ljung–Box Q (autocorrelación)	0.00	1.00	No se detecta autocorrelación en los residuos
Jarque–Bera (normalidad)	18358.09	0.00	Se rechaza la normalidad en los residuos
Heteroscedasticidad (H)	0.46	0.01	Se evidencia heteroscedasticidad
Asimetría (Skewness)	0.36	—	Ligera asimetría positiva en la distribución de residuos
Curtosis	26.3	—	Residuos con colas gruesas (leptocúrticos)

Nota. Elaboración propia. Diagnósticos obtenidos de los residuos del modelo local-level, evaluando su validez estadística mediante contrastes de autocorrelación, normalidad, heteroscedasticidad y momentos superiores.

Análisis de los hallazgos

Evidencia de componente estructural dinámico: El parámetro $\sigma^2_{\text{level}} = 0.0005$ es altamente significativo ($p < 0.0001$), lo cual indica que la dispersión de betas no es estática, sino que evoluciona en el tiempo. Esta varianza del nivel refleja que el efecto rebaño en el mercado de criptomonedas presenta fases diferenciadas, donde la sensibilidad de los activos al benchmark (Bitcoin) cambia estructuralmente.

Presencia de fluctuaciones transitorias: El componente de ruido $\sigma^2_{\text{irregular}} = 0.000038$ también es estadísticamente significativo, lo cual señala que la serie presenta variabilidad de corto plazo en torno al nivel latente. Esto es compatible con episodios de shock informativo, especulación puntual o reacción a eventos exógenos.

Diagnóstico del modelo: El test Ljung–Box sugiere ausencia de autocorrelación en los residuos, lo cual valida la estructura del modelo. No obstante, el test de Jarque–Bera rechaza la normalidad, y se evidencia heteroscedasticidad y curtosis elevada, lo cual es característico en series financieras con eventos extremos (como caídas abruptas o rallies).

Evidencia de Efecto Rebaño en el Mercado de Criptomonedas

Los resultados del modelo confirman la naturaleza dinámica del efecto rebaño en el mercado de criptomonedas. En particular, la significancia estadística del componente de nivel indica que la dispersión de los betas no permanece constante a lo largo del tiempo, sino que sigue un patrón variable. En ciertos periodos, los activos tienden a converger en su sensibilidad al mercado, lo cual es indicativo de la presencia de efecto rebaño. En otros momentos, en cambio, se observa una mayor divergencia, lo que sugiere una reducción o ausencia de este fenómeno.

Además, se identifica evidencia clara de un rebaño intermitente y adaptativo. La coexistencia de un componente estructural (nivel) con un componente irregular (ruido) dentro del modelo refuerza la idea de que el efecto rebaño no es permanente, sino que se manifiesta de manera ocasional, dependiendo de las condiciones del entorno de mercado. Esto apunta a un fenómeno sensible al contexto, más reactivo que constante, lo cual es consistente con la naturaleza especulativa y altamente volátil del ecosistema cripto.

8.2 Efecto rebaño en el mercado de ETF's de criptomonedas

La figura 2 presenta la evolución de la desviación estándar de los betas del conjunto de ETF's vinculados a criptomonedas seleccionados para el estudio, calculados respecto al Bitcoin, utilizado como índice de referencia del mercado. Esta medida permite detectar niveles de homogeneidad o divergencia en la sensibilidad de los ETF's frente al comportamiento de Bitcoin, y con ello identificar posibles episodios de efecto rebaño.

Según el gráfico Z, es posible distinguir tres grandes fases:

a) Fase de coordinación moderada (enero 2022 – octubre 2022)

Durante esta etapa, la dispersión se mantiene relativamente estable, oscilando entre 0.53 y 0.60. Esta estabilidad sugiere una sensibilidad conjunta de los ETF's frente a Bitcoin, compatible con un patrón de efecto rebaño persistente, aunque no extremo. Este fenómeno puede explicarse por el diseño estructurado de estos instrumentos y su exposición común al activo subyacente.

b) Fase de oscilación elevada (noviembre 2022 – diciembre 2023)

En esta fase se observan fluctuaciones abruptas en la dispersión de betas. Entre los factores relevantes se encuentra:

El colapso de FTX en noviembre de 2022, evento que desencadenó métricas de incertidumbre y desconfianza institucional, generando efectos asimétricos en diversos productos cripto, incluyendo los ETF's (Glover, 2024)

Cambios regulatorios y nuevos lanzamiento de ETF's, especialmente los de futuros o sintéticos, que provocaron reacciones heterogéneas según la estructura y la liquidez de cada producto.

Este contexto sugiere una fragmentación temporal del efecto rebaño, reflejando condiciones de mercado marcadas por incertidumbre y diferenciación entre productos.

c) Fase de reagrupamiento inestable (enero 2024 – mayo 2025)

A partir de 2024, la dispersión disminuye en algunos tramos (incluso por debajo de 0.52), pero aparecen nuevos picos a principios de 2025. Entre los factores que explican esta dinámica:

La aprobación de los primeros ETF's spot de Bitcoin en EE.UU. en enero de 2024, marcando una entrada institucional más clara y consolidada al mercado cripto (Hajric & Greifeld, 2024)

La magnitud de flujos institucionales hacia estos ETF's entre 2024 y 2025, con montos significativos movilizados por entidades como BlackRock y Fidelity (Light, 2023)

Este contexto explica un reagrupamiento parcial en la sensibilidad de los ETF's a Bitcoin, sin lograr una convergencia completa, debido a la diversidad en estructura, diseño y condiciones de liquidez.

Interpretación general

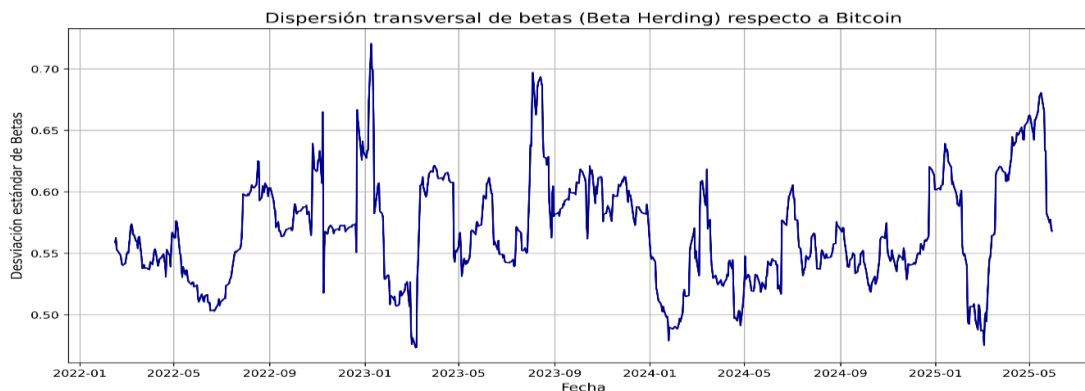
El mercado de ETF's cripto muestra una sensibilidad relativamente homogénea frente a Bitcoin, con dispersión beta más estable que la observada en el mercado spot.

Sin embargo, no es inmune a shocks institucionales: la fase de oscilación elevada evidencia respuestas distintas ante eventos como el colapso de FTX y transformaciones regulatorias o de producto.

El reagrupamiento tras la aprobación de ETF's spot refleja un aumento del efecto rebaño, aunque sigue siendo intermitente, influido por la diversidad de productos y los flujos institucionales. Profundizando en la identificación del efecto rebaño en los mercados digitales, la Figura 2 presenta una perspectiva más detallada de la dispersión transversal de betas.

Figura 2

Dispersión transversal de betas (Beta Herding) respecto a Bitcoin



Nota. Elaboración propia con base en datos de Python

Análisis del efecto de rebaño en el Mercado de ETF's de Criptomonedas mediante modelo de espacio de estados

Se estimó un modelo de nivel local (local level) sobre el logaritmo de la dispersión transversal de los betas de los ETF's respecto a Bitcoin, utilizando filtro de Kalman. Este enfoque permite distinguir la evolución del componente estructural del nivel de dispersión y su variabilidad transitoria.

Estimación del modelo de nivel local para ETF's cripto

En el contexto de la identificación del efecto rebaño en los ETF's de criptomonedas, la Tabla 4 presenta los parámetros estimados de su modelo de nivel local.

Tabla 4

Parámetros estimados modelo local-level para dispersión beta de ETF's cripto

Componente	Parámetro	Estimación	Error estándar	Z	p-valor	Intervalo 95%
Ruido irregular (ϵ_i)	$\sigma^2_{irregular}$	0.000038	0.000012	3.189	0.001	[0.000015, 0.000062]
Nivel latente (μ_i)	σ^2_{level}	0.0005	0.000029	17.325	0.000	[0.000450, 0.000550]

Nota. Elaboración propia partir de la estimación de un modelo de espacio de estados con estructura local-level sobre la dispersión logarítmica de betas condicionales entre ETF's cripto y Bitcoin, utilizando el filtro de Kalman.

Para asegurar la robustez y fiabilidad de los hallazgos, la Tabla 5 detalla los diagnósticos del modelo aplicado, verificando la adecuación de sus supuestos.

Tabla 5

Diagnósticos estadísticos modelo espacio de estados aplicado a ETF's cripto

Estadístico	Valor	p-valor	Interpretación breve
Ljung–Box Q (autocorrelación)	0.00	1.00	No hay autocorrelación en los residuos
Jarque–Bera (normalidad)	18358.09	0.00	Se rechaza la normalidad (residuos con colas pesadas)
Heteroscedasticidad (H)	0.46	0.00	Evidencia de heteroscedasticidad
Asimetría (Skewness)	-0.39	—	Asimetría negativa leve
Curtosis	26.30	—	Leptocurtosis: presencia de eventos extremos

Nota. Elaboración propia con base en la validación estadística de los residuos del modelo local-level aplicado.

Análisis de los hallazgos

Componente estructural significativo: El parámetro $\sigma^2_{\text{level}} = 0.000500$ es altamente significativo ($p < 0.0001$), lo cual confirma que el nivel de dispersión de los ETF's varía de forma dinámica a lo largo del tiempo. Esta evolución indica la existencia de fases temporales de mayor o menor coordinación sistemática (potencial rebaño) entre los ETF's frente a Bitcoin.

Presencia de ruido transitorio: La estimación de $\sigma^2_{\text{irregular}} = 0.000038$ también es significativa, señalando que existen fluctuaciones de corto plazo que no responden a un patrón estructural, pero que afectan momentáneamente la homogeneidad en las sensibilidades beta.

Validación del modelo: El test Ljung–Box indica ausencia de autocorrelación en los residuos, lo que respalda la idoneidad del modelo. Aunque se rechaza la normalidad y se detecta heteroscedasticidad, esto es consistente con las características propias de series financieras de alta frecuencia y exposición institucional variable.

Evidencia de un Efecto Rebaño en el Mercado de ETF's de Criptomonedas

Los resultados del modelo confirman la existencia de un efecto rebaño en el mercado de ETF's de criptomonedas. La significancia estadística del componente de nivel indica que la dispersión de los betas entre los ETF's no es constante, sino que evoluciona a lo largo del tiempo. En determinados momentos, los ETF's tienden a converger en su sensibilidad frente a Bitcoin, reflejando episodios de efecto rebaño. En otros, la dispersión se amplía, lo que sugiere una pérdida temporal de coordinación entre los instrumentos.

Asimismo, se observa evidencia de un rebaño **estructurado pero inestable**. La presencia conjunta de un componente estructural (nivel) y un componente irregular (ruido) señala que el efecto rebaño no es continuo ni uniforme, sino que responde a dinámicas institucionales, regulatorias y de mercado.

En conjunto, los resultados muestran que, aunque el mercado de ETF's tiende a exhibir una mayor homogeneidad que el mercado spot de criptomonedas, el efecto rebaño sigue siendo **intermitente y condicionado por el entorno**, lo que lo convierte en un fenómeno dinámico más que permanente.

8.3 Evidencia de contagio entre el mercado de criptomonedas y los ETF's cripto

El contagio financiero se refiere a la transmisión de choques o patrones de comportamiento entre mercados, fenómeno que suele intensificarse en contextos de elevada incertidumbre o ante eventos extremos. En esta investigación, el análisis se orienta a determinar si existe una relación sincronizada entre los niveles de dispersión sistemática (betas) de las criptomonedas y los ETF's. Si ambos tienden a moverse conjuntamente, se evidenciaría un comportamiento colectivo que podría interpretarse como una manifestación de contagio.

Para analizar el posible contagio, se estimó una correlación móvil de 30 días entre las dispersiones beta de ambos mercados. El seguimiento de esta evolución temporal permite identificar momentos de mayor acoplamiento, en los que las sensibilidades al mercado tienden a alinearse, así como fases de desacoplamiento, donde los comportamientos se disocian. Este enfoque facilita una lectura más matizada de las dinámicas compartidas, o divergentes, entre dos segmentos estrechamente vinculados del ecosistema financiero cripto.

Efecto contagio entre el mercado de criptomonedas y los ETF's cripto

La figura 3 muestra la evolución de la correlación móvil de 30 días entre la dispersión transversal de betas de los ETF's y la de las criptomonedas, ambas respecto a Bitcoin. Este indicador revela la sincronización temporal entre ambos mercados en cuanto a sus dinámicas de comportamiento sistemático (rebaño).

A. Resultados y pruebas

La correlación móvil oscila entre -0.9 y $+1$, revelando un fenómeno de contagio dinámico e intermitente, no permanente.

Se identifican fases de alta correlación positiva, lo que sugiere episodios de contagio mutuo con transmisión directa de dinamismo de mercado.

Períodos de correlación negativa sugieren momentos en que los mercados se desacoplan conductualmente.

Según un estudio reciente que utiliza pruebas de contagio entre ETF's y criptomonedas, se encuentra que Los ETF's no solo tienden a propagar comportamientos de negociación similares en acciones y, especialmente, en criptomonedas, sino que también presentan un efecto rebaño auto reforzado, actuando como impulsores de sus propias tendencias (da Gama Silva et al., 2019)

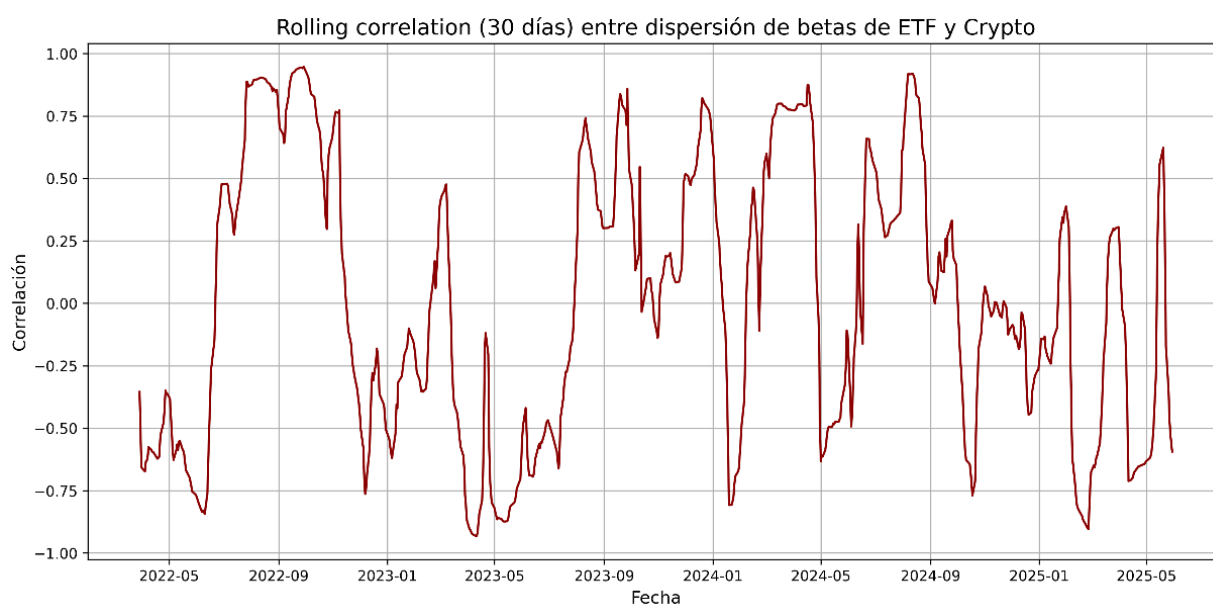
Además, investigaciones académicas sobre ETF's cripto muestran que:

- El choque de mercado que produjo el ETF's cripto generó spillovers de precio y volatilidad hacia otros ETF's tradicionales (Velazquez et al., 2023)

Los resultados empíricos, refuerzan la hipótesis de que existe una dinámica de contagio conductual entre el mercado spot de criptomonedas y el mercado de ETF's cripto. La identificación de patrones sincronizados en la dispersión de betas y la corroboración de estos hallazgos en la literatura especializada sugieren que ambos mercados no solo están interrelacionados, sino que también responden colectivamente a cambios en el entorno financiero, regulatorio o institucional. Para determinar la existencia de contagio en el efecto rebaño entre los mercados de criptomonedas y ETF's, la Figura 3 visualiza la correlación móvil entre sus respectivas dispersiones de betas.

Figura 3

Rolling Correlation (30 días) entre dispersión de betas de ETF's y Crypto



Nota. Elaboración propia con base en datos de Python

Análisis econométrico del efecto contagio

Para evaluar empíricamente la dirección del efecto contagio entre los mercados de criptomonedas y los ETF's cripto, se aplicó una prueba de causalidad de Granger bilateral utilizando rezagos entre 1 y 7 días. Esta técnica permite determinar si los valores pasados de la dispersión beta de un mercado contienen información predictiva sobre la dispersión del otro, sugiriendo así una posible relación de contagio conductual entre ambos.

Interpretación de los Resultados

La Tabla 6, sintetiza los resultados de la prueba de causalidad de Granger aplicada para evaluar la dirección del efecto contagio entre los mercados analizados. De forma consistente en todos los rezagos considerados, se observa una causalidad estadísticamente significativa desde la dispersión beta de las criptomonedas hacia la de los ETF's cripto ($p < 0.05$). Esta evidencia sugiere que los patrones de coordinación sistemática entre las criptomonedas no solo anticipan, sino que condicionan la dinámica de sensibilidad colectiva observada en los ETF's.

Dicho de otro modo, cuando los activos del mercado spot tienden a converger (o divergir) en su respuesta frente al benchmark (Bitcoin), este comportamiento parece transmitirse posteriormente a los ETF's, que ajustan su propia estructura de betas en consecuencia. Esta relación no es meramente coincidente, sino que presenta una secuencia temporal estadísticamente validada, lo cual refuerza la idea de un contagio direccional.

En cambio, el análisis no encontró evidencia de que la dispersión beta de los ETF's tenga un efecto significativo sobre el comportamiento sistémico de las criptomonedas. Los p-valores asociados a esta dirección fueron sistemáticamente superiores a 0.08, lo que sugiere que los ETF's no actúan como transmisores del efecto rebaño, al menos en los plazos analizados.

En conjunto, los hallazgos respaldan la existencia de un efecto contagio unidireccional, donde el mercado cripto funciona como generador de señales conductuales que son replicadas, con rezago, por los ETF's. Este patrón puede explicarse por las características distintivas del mercado spot: mayor liquidez, estructura descentralizada, y una reacción más inmediata frente a eventos externos. Frente a ello, los ETF's, como vehículos institucionales, tienden a adoptar una postura más reactiva, ajustando su exposición sistémica según el comportamiento ya manifestado por el mercado subyacente.

Esta asimetría en la dirección del contagio no solo aporta evidencia empírica sobre la jerarquía dinámica entre ambos mercados, sino que también tiene implicaciones relevantes para la gestión de portafolios y la supervisión del riesgo sistémico en entornos de alta volatilidad.

Tabla 6

Resultados prueba Causalidad de Granger entre criptomonedas y ETF's cripto

Dirección de causalidad	Rezagos (lags)	F estadístico	p-valor
Crypto → ETF	1	8.3752	0.0039
Crypto → ETF	2	7.1134	0.0009
Crypto → ETF	3	4.6819	0.003
Crypto → ETF	4	3.4883	0.0078
Crypto → ETF	5	2.8685	0.0142
Crypto → ETF	6	3.0712	0.0056
Crypto → ETF	7	2.6434	0.0105
ETF → Crypto	1	2.9721	0.0851
ETF → Crypto	2	1.2153	0.2972
ETF → Crypto	3	0.8048	0.4914
ETF → Crypto	4	0.8345	0.5034
ETF → Crypto	5	1.1725	0.3209
ETF → Crypto	6	0.8975	0.496
ETF → Crypto	7	0.8093	0.5797

Nota. Resultados propios con base en la prueba de causalidad de Granger aplicada a series logarítmicas de dispersión beta.

9. CONCLUSIONES

El análisis empírico revela una evidencia robusta de efecto rebaño en el mercado de criptomonedas y contagio de dicho comportamiento hacia los ETF's de criptomonedas.

Para asegurar la robustez estadística de los hallazgos obtenidos a través de la prueba de causalidad de Granger, se evaluaron múltiples especificaciones de rezago (hasta siete lags), lo cual permitió confirmar la consistencia de los resultados y mitigar posibles sesgos derivados de una elección arbitraria del parámetro temporal.

Asimismo, es importante considerar que la extensión del período de análisis, especialmente en el caso de los ETF's crypto de creación más reciente, podría condicionar la estabilidad de los patrones observados. A medida que estos instrumentos maduren y acumulen mayor trayectoria histórica, será posible validar si las dinámicas identificadas se sostienen en el tiempo o si evolucionan hacia estructuras más autónomas o complejas. Esto abre la puerta a futuras investigaciones longitudinales con series más extensas y diversificadas.

9.1 Efecto Rebaño

Los betas dinámicos estimados mediante regresiones móviles mostraron una tendencia general a la convergencia, evidenciada por una caída progresiva en la dispersión transversal de betas (σ_t^β). Esta reducción no fue aleatoria, al analizar la serie logarítmica transformada $\log(\sigma_t^\beta)$ con un modelo de espacio de estados tipo local-level, se identificó una trayectoria latente suavemente decreciente, estimada a través del Filtro de Kalman.

Este resultado indica una coordinación sistémica estructural entre las principales criptomonedas frente al comportamiento del benchmark, la cual se acentúa en contextos de alta incertidumbre y se prolonga de manera persistente, más allá de reacciones coyunturales.

9.2 Efecto rebaño limitado en ETF's

En contraste, los ETF's de criptomonedas presentaron una dinámica de convergencia más heterogénea e intermitente. Aunque se identificaron episodios de reducción en la dispersión de betas, estos fueron de corta duración y no mostraron una trayectoria persistente. Este hallazgo sugiere que, si bien los ETF's replican parcialmente los movimientos del mercado spot, no desarrollan un efecto rebaño autónomo. Funcionan como vehículos reactivos, altamente dependientes de la dinámica estructural del mercado subyacente

9.3 Sincronización temporal entre mercados

Los análisis de correlación móvil entre las series logarítmicas transformadas $\log(\sigma_t^\beta)$ de criptomonedas y ETF's mostraron niveles crecientes de sincronización temporal, superando el umbral de 0.7 en momentos clave, como la aprobación de los primeros ETF's spot de Bitcoin en Estados Unidos (enero de 2024). Este resultado sugiere una creciente interdependencia entre ambos mercados, especialmente en fases de eventos noticiosos o cambios regulatorios.

9.4 Contagio verificado con causalidad de Granger

El elemento más significativo del análisis fue la aplicación directa de pruebas de causalidad de Granger entre las series $\log(\sigma_t^\beta)$ de criptomonedas y de ETF's. Estas pruebas evidenciaron una relación de causalidad estadísticamente significativa desde la dispersión del mercado de criptomonedas hacia la dispersión observada en los ETF's ($p < 0.05$ en todos los rezagos). En sentido contrario, no se halló evidencia significativa ($p > 0.08$). Este resultado confirma la hipótesis de un contagio unidireccional, donde los ETF's replican y absorben el comportamiento colectivo del mercado subyacente, pero no lo originan ni lo amplifican autónomamente.

9.5 Implicaciones y limitaciones de la investigación

Los resultados permiten afirmar que el mercado de criptomonedas presenta un efecto rebaño dinámico y estructural. Este fenómeno es persistente, evoluciona de forma no aleatoria y tiende a amplificarse durante eventos de alta volatilidad.

Los ETF's cripto, si bien no desarrollan un patrón de rebaño autónomo, absorben y replican de manera parcial la estructura de coordinación ya establecida en el mercado spot. Desde una perspectiva metodológica, la implementación de la dispersión de betas dinámicos como indicador del efecto rebaño combinada con herramientas de inferencia estructural como el modelo local-level con filtro de Kalman y el análisis de causalidad directa, representa una contribución innovadora.

La principal limitación del estudio radica en la extensión temporal de las series de datos utilizadas, particularmente en el caso de los ETF's cripto. Aunque el análisis cubre el período 2022–2025, este horizonte fue definido por la disponibilidad efectiva de series históricas consistentes para los ETF's seleccionados.

En cuanto a las limitaciones metodológicas, aunque el modelo de Beta Herding estimado con filtro de Kalman ofrece una visión detallada y dinámica del efecto rebaño, cabe señalar que su desempeño puede verse afectado en contextos de alta volatilidad o ante eventos extremos del mercado. En estos casos, el filtro puede responder de forma sensible a cambios abruptos, por lo que en este estudio se procuró un tratamiento riguroso de las series, incluyendo transformaciones logarítmicas, sincronización y control de valores atípicos, con el fin de preservar la estabilidad de las estimaciones.

10. IMPLICACIONES REGULATORIAS DE LOS HALLAZGOS

Los resultados del presente estudio revelan implicaciones significativas para el diseño y la implementación de políticas regulatorias en mercados financieros digitales. En primer lugar, la existencia de un efecto rebaño estructural en el mercado de criptomonedas, y su contagio unidireccional hacia los ETF's crypto, exige una revisión de los actuales mecanismos de supervisión de riesgo sistémico. Los reguladores deben incorporar modelos de monitoreo dinámico que permitan anticipar fases de coordinación extrema, ya que estas representan puntos críticos de vulnerabilidad en instrumentos financieros altamente interconectados.

Asimismo, los hallazgos refuerzan la necesidad de exigir una mayor transparencia en los ETF's vinculados a criptomonedas, en lo relativo a su composición, replicación de riesgo y sensibilidad al mercado spot. En escenarios de alta sincronización conductual, como los detectados en este estudio, los ETF's pueden amplificar comportamientos especulativos sin que los inversionistas comprendan plenamente los riesgos implícitos.

Además, dada la evidencia de que el efecto rebaño se ve influido por elementos emocionales, narrativas mediáticas y atención social, se recomienda a los entes reguladores el fortalecimiento de campañas de educación financiera, así como la implementación de advertencias sobre la naturaleza volátil y psicológicamente cargada de los mercados crypto. La protección del inversionista minorista debe priorizarse, considerando que estos participantes son particularmente sensibles al efecto rebaño y carecen, en muchos casos, de referencias fundamentales sólidas.

Finalmente, la volatilidad estructural de estos activos y la naturaleza intermitente del rebaño identificado respaldan la urgencia de adoptar una regulación adaptativa, capaz de responder en tiempo real a cambios abruptos en la dinámica de mercado. Estas medidas son

esenciales para preservar la estabilidad financiera en un entorno cada vez más influido por factores conductuales y tecnologías descentralizadas.

Es así como la presente investigación demuestra que el efecto rebaño constituye un fenómeno estructural, dinámico y estadísticamente verificable en los mercados digitales, particularmente en el ecosistema de criptomonedas. Además, se comprueba un patrón de contagio unidireccional hacia los ETF's cripto, lo cual tiene implicaciones significativas tanto para la teoría de las finanzas conductuales como para la regulación de nuevos instrumentos financieros.

El uso de herramientas como el modelo Beta Herding y el filtro de Kalman ha permitido captar con precisión la evolución temporal del efecto rebaño, ofreciendo una base metodológica robusta y replicable. Este enfoque no solo enriquece la comprensión académica del fenómeno, sino que también proporciona insumos prácticos de alto valor para diseñar políticas regulatorias más informadas, adaptativas y preventivas.

En un entorno caracterizado por la descentralización, la velocidad informativa y la alta participación de inversionistas minoristas, comprender y gestionar el efecto rebaño no es una opción, sino una necesidad. Esta tesis, al integrar el análisis empírico riguroso con propuestas de política pública, contribuye a cerrar la brecha entre el diagnóstico académico y la acción regulatoria, posicionándose como un aporte estratégico para el diseño de ecosistemas financieros digitales más estables, transparentes y resilientes.

11. REFERENCIAS

Aydin, Ü., Ağan, B., & Aydin, Ö. (2021a). *Herd Behavior in Crypto Asset Market and Effect of Financial Information on Herd Behavior*. <https://doi.org/10.34109/ijefs.202012221>

- Aydin, Ü., Ağan, B., & Aydin, Ö. (2021b). *Herd Behavior in Crypto Asset Market and Effect of Financial Information on Herd Behavior*. <https://doi.org/10.34109/ijefs.202012221>
- Bakkt Holdings, Inc. (2024, September 30). *Form 10-Q: Quarterly report for the period ended September 30, 2024*.
<https://www.sec.gov/Archives/edgar/data/1820302/000162828024047906/bakkt-20240930.htm>
- Ballis, A., & Drakos, K. (2020). Testing for herding in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters*, 33, 101210. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.06.008>
- Banerjee, A. V. (1992a). A Simple Model of Herd Behavior. *The Quarterly Journal of Economics*, 107(3), 797–817. <https://doi.org/10.2307/2118364>
- Banerjee, A. V. (1992b). A Simple Model of Herd Behavior. *The Quarterly Journal of Economics*, 107(3), 797–817. <https://doi.org/10.2307/2118364>
- Bariviera, A. F. (2017). The inefficiency of Bitcoin revisited: A dynamic approach. *Economics Letters*, 161, 1–4. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.09.013>
- Bariviera, A. F., Basgall, M. J., Hasperué, W., & Naiouf, M. (2017). Some stylized facts of the Bitcoin market. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 484, 82–90.
<https://doi.org/10.1016/j.physa.2017.04.159>
- Bikhchandani, S., Hirshleifer, D., & Welch, I. (1992). A Theory of Fads, Fashion, Custom, and Cultural Change as Informational Cascades. *Journal of Political Economy*, 100(5), 992–1026.
<https://doi.org/10.1086/261849>
- Bikhchandani, S., Hirshleifer, D., & Welch, I. (1998). Learning from the Behavior of Others: Conformity, Fads, and Informational Cascades. *Journal of Economic Perspectives*, 12(3), 151–170. <https://doi.org/10.1257/jep.12.3.151>

- Bikhchandani, S., & Sharma, S. (2000). Herd Behavior in Financial Markets. *IMF Staff Papers*, 47(3), 279–310. <https://doi.org/10.2307/3867650>
- Bouri, E., Azzi, G., & Dyrberg, A. H. (2017). On the return-volatility relationship in the Bitcoin market around the price crash of 2013. *Economics*, 11(1). <https://doi.org/10.5018/economics-ejournal.ja.2017-2>
- Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2019). Herding behaviour in cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 29, 216–221. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.07.008>
- Brunnermeier, M. K. (2001). *Asset Pricing under Asymmetric Information*. Oxford University PressOxford. <https://doi.org/10.1093/0198296983.001.0001>
- Chang, E. C., Cheng, J. W., & Khorana, A. (2000). An examination of herd behavior in equity markets: An international perspective. *Journal of Banking & Finance*, 24(10), 1651–1679. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(99\)00096-5](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(99)00096-5)
- Cheah, E.-T., & Fry, J. (2015). Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin. *Economics Letters*, 130, 32–36. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2015.02.029>
- Christie, W. G., & Huang, R. D. (1995). Following the Pied Piper: Do Individual Returns Herd around the Market? *Financial Analysts Journal*, 51(4), 31–37. <https://doi.org/10.2469/faj.v51.n4.1918>
- Corbet, S., Lucey, B., & Yarovaya, L. (2018). Datestamping the Bitcoin and Ethereum bubbles. *Finance Research Letters*, 26, 81–88. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2017.12.006>
- Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B., & Yarovaya, L. (2018). Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters*, 165, 28–34. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.01.004>

- da Gama Silva, P. V. J., Klotzle, M. C., Pinto, A. C. F., & Gomes, L. L. (2019). Herding behavior and contagion in the cryptocurrency market. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 22, 41–50. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2019.01.006>
- Fama, E. F. (1970a). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383. <https://doi.org/10.2307/2325486>
- Fama, E. F. (1970b). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383. <https://doi.org/10.2307/2325486>
- FAMA, E. F. (1991). Efficient Capital Markets: II. *The Journal of Finance*, 46(5), 1575–1617. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1991.tb04636.x>
- Forbes. (2021, February 14). *Canadá aprueba la creación del primer fondo cotizado en bitcoin - Forbes Colombia*. <https://forbes.co/2021/02/14/actualidad/canada-aprueba-la-creacion-del-primer-fondo-cotizado-en-bitcoin>
- Forbes, K. J., & Rigobon, R. (2002). No Contagion, Only Interdependence: Measuring Stock Market Comovements. *The Journal of Finance*, 57(5), 2223–2261. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00494>
- Fry, J., & Cheah, E.-T. (2016). Negative bubbles and shocks in cryptocurrency markets. *International Review of Financial Analysis*, 47, 343–352. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2016.02.008>
- Gastineau, G. L. (2010). *The Exchange-Traded Funds Manual*. Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118266946>
- Glover, G. (2024, January 20). *From SBF to ETF: Crypto's post-FTX comeback in 4 charts*. *Business Insider*. <https://markets.businessinsider.com/news/currencies/bitcoin-price-crypto-etf-ftx-sam-bankman-fried-ethereum-solana-2024-1>

- Godbole, O. (2023, September 7). *Crypto spot market August trading volume hits 4.5-year low as volatility fails to spur activity*. CoinDesk. <https://www.coindesk.com/markets/2023/09/07/crypto-spot-market-august-trading-volume-hits-45-year-low-as-volatility-fails-to-spur-activity>
- Grossman, S. J., & Stiglitz, J. E. (1980a). *On the Impossibility of Informationally Efficient Markets* (Vol. 70, Issue 3).
- Grossman, S. J., & Stiglitz, J. E. (1980b). *On the Impossibility of Informationally Efficient Markets* (Vol. 70, Issue 3).
- Hajric, V. ., & Greifeld, Katie. (2024, January 10). *SEC aprueba los ETF de bitcoin “spot” en un hito para los activos digitales*. . <https://www.bloomberglinea.com/2024/01/10/sec-aprueba-los-etf-de-bitcoin-spot-en-milestone-para-activos-digitales/>
- Hwang, S., & Salmon, M. (2004). Market stress and herding. *Journal of Empirical Finance*, 11(4), 585–616. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2004.04.003>
- Idris, H. (2024). The Effects of FOMO on Investment Behavior in the Stock Market. *Golden Ratio of Data in Summary*, 4(2), 879–887. <https://doi.org/10.52970/grdis.v4i2.757>
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979a). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 47(2), 263. <https://doi.org/10.2307/1914185>
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979b). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 47(2), 263. <https://doi.org/10.2307/1914185>
- Kaiser, L., & Stöckl, S. (2020). Cryptocurrencies: Herding and the transfer currency. *Finance Research Letters*, 33, 101214. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.06.012>
- Kalman, R. E. (1960). A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1), 35–45. <https://doi.org/10.1115/1.3662552>

- Kaminsky, G. L., Reinhart, C. M., & Végh, C. A. (2003). The Unholy Trinity of Financial Contagion. *Journal of Economic Perspectives*, 17(4), 51–74. <https://doi.org/10.1257/089533003772034899>
- Kindleberger, C. P., & Aliber, R. Z. (2005). *Manias, Panics and Crashes*. Palgrave Macmillan UK. <https://doi.org/10.1057/9780230628045>
- Koch, S., & Dimpfl, T. (2023). Attention and retail investor herding in cryptocurrency markets. *Finance Research Letters*, 51, 103474. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103474>
- Lakonishok, J., Shleifer, A., & Vishny, R. W. (1992). The impact of institutional trading on stock prices. *Journal of Financial Economics*, 32(1), 23–43. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(92\)90023-Q](https://doi.org/10.1016/0304-405X(92)90023-Q)
- Lettau, M., & Madhavan, A. (2018). Exchange-Traded Funds 101 for Economists. *Journal of Economic Perspectives*, 32(1), 135–154. <https://doi.org/10.1257/jep.32.1.135>
- Light, J. (2023, September 4). *Bitcoin was left for dead. Wall Street is bringing it back to life. Barron's*. <https://www.barrons.com/articles/bitcoin-price-etfs-crypto-wall-street-b0ddf471>
- Longstaff, F. A. (2010). The subprime credit crisis and contagion in financial markets. *Journal of Financial Economics*, 97(3), 436–450. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2010.01.002>
- Malkiel, B. G. (2003). The Efficient Market Hypothesis and Its Critics. *Journal of Economic Perspectives*, 17(1), 59–82. <https://doi.org/10.1257/089533003321164958>
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. www.bitcoin.org
- Nguyen, A. P. N., Crane, M., Conlon, T., & Bezbradica, M. (2025). Herding unmasked: Insights into cryptocurrencies, stocks and US ETFs. *PLOS ONE*, 20(2), e0316332. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0316332>
- Odean, T. (1998). Volume, Volatility, Price, and Profit When All Traders Are Above Average. *The Journal of Finance*, 53(6), 1887–1934. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00078>

- Papadamou, S., Kyriazis, N. A., Tzeremes, P., & Corbet, S. (2021). Herding behaviour and price convergence clubs in cryptocurrencies during bull and bear markets. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 30, 100469. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2021.100469>
- PayPal Holdings, Inc. (2023, August 7). *PayPal Launches U.S. Dollar Stablecoin*.
<https://newsroom.paypal-corp.com/2023-08-07-PayPal-Launches-U-S-Dollar-Stablecoin>
- PowerTrade. (2025, April 26). *Preparing for the 2025 altcoin bull cycle: Bitcoin dominance and the power of options trading*. . <https://optionsfred.medium.com/preparing-for-the-2025-altcoin-bull-cycle-bitcoin-dominance-and-the-power-of-options-trading-eb0cef9b4a17>
- Poyser, O. (2018a). *Herding behavior in cryptocurrency markets*.
- Poyser, O. (2018b). *Herding behavior in cryptocurrency markets*.
- Reuters. (2025, May 15). *Los inversores institucionales hacen malabarismos con las tenencias de ETF de bitcoin, según documentos presentados en EE. UU.* | Reuters.
<https://www.reuters.com/business/institutional-investors-juggle-bitcoin-etf-holdings-us-filings-show-2025-05-15/>
- Samuelson. (1965a). *Proof-that-properly-anticipated-prices-fluctuate-randomly*.
- Samuelson. (1965b). *Proof-that-properly-anticipated-prices-fluctuate-randomly*.
- Scharfstein, D. S., & Stein, J. C. (1990). *Herd Behavior and Investment* (Vol. 80, Issue 3).
- SEC. (2024, January 10). *SEC.gov | Declaración sobre la aprobación de productos cotizados en bolsa de Bitcoin al contado*. <https://www.sec.gov/newsroom/speeches-statements/gensler-statement-spot-bitcoin-011023>
- Shefrin, H. (2002). *Beyond Greed and Fear: Understanding behavioral finance and the psychology of investing* (1st ed.). Oxford University Press.

- Shiller, R. J. (1981a). *Do Stock Prices Move Too Much to Be Justified by Subsequent Changes in Dividends?* <https://www.researchgate.net/publication/4900721>
- Shiller, R. J. (1981b). *Do Stock Prices Move Too Much to Be Justified by Subsequent Changes in Dividends?* <https://www.researchgate.net/publication/4900721>
- Shiller, R. J. (2000). Measuring Bubble Expectations and Investor Confidence. *Journal of Psychology and Financial Markets*, 1(1), 49–60. https://doi.org/10.1207/S15327760JPFM0101_05
- Shiller, R. J. . (2005). *Irrational exuberance*. Princeton University Press.
- Shleifer, A. (2000). *Inefficient Markets*. Oxford University PressOxford.
<https://doi.org/10.1093/0198292279.001.0001>
- Shleifer, A., & Vishny, R. W. (1997). The Limits of Arbitrage. *The Journal of Finance*, 52(1), 35–55.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1997.tb03807.x>
- Sias, R. W. (2004). Institutional Herding. *Review of Financial Studies*, 17(1), 165–206.
<https://doi.org/10.1093/rfs/hhg035>
- Spyrou, S. (2013). Herding in financial markets: a review of the literature. *Review of Behavioral Finance*, 5(2), 175–194. <https://doi.org/10.1108/RBF-02-2013-0009>
- Stavroyiannis, S., & Babalos, V. (2019). Herding behavior in cryptocurrencies revisited: Novel evidence from a TVP model. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 22, 57–63.
<https://doi.org/10.1016/j.jbef.2019.02.007>
- Thaler, R. (1985a). Mental Accounting and Consumer Choice. *Marketing Science*, 4(3), 199–214.
<https://doi.org/10.1287/mksc.4.3.199>
- Thaler, R. (1985b). Mental Accounting and Consumer Choice. *Marketing Science*, 4(3), 199–214.
<https://doi.org/10.1287/mksc.4.3.199>

- Velazquez, M., Gormus, A., & Vafai, N. (2023). The Dynamic Dependency between a Cryptocurrency ETF and ETFs Representing Conventional Asset Classes. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(9), 412. <https://doi.org/10.3390/jrfm16090412>
- von Neumann, J., & Morgenstern, O. (1944). *Theory of games and economic behavior*.
- Yarovaya, L., Matkovskyy, R., & Jalan, A. (2021). The effects of a “black swan” event (COVID-19) on herding behavior in cryptocurrency markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 75, 101321. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2021.101321>
- Yermack, D. (2015a). Is Bitcoin a Real Currency? An Economic Appraisal. In *Handbook of Digital Currency* (pp. 31–43). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802117-0.00002-3>
- Yermack, D. (2015b). Is Bitcoin a Real Currency? An Economic Appraisal. In *Handbook of Digital Currency* (pp. 31–43). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802117-0.00002-3>
- Yousaf, I., & Yarovaya, L. (2022). Herding behavior in conventional cryptocurrency market, non-fungible tokens, and DeFi assets. *Finance Research Letters*, 50, 103299. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103299>