

PROYECTO DE GRADO MAESTRÍA EN CIENCIA DE DATOS

ANÁLISIS DE OFERTA Y DEMANDA DEL APROVECHAMIENTO DE
RESIDUOS EN BOGOTÁ MEDIANTE APRENDIZAJE NO SUPERVISADO Y
CIENCIA DE DATOS

Estudiantes:

*Diana Carolina Mendieta Sánchez
Henry Hurtado Bolaños*

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

*Director David Arango Londoño
Estadístico con Maestría en Economía Aplicada*

FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS
MAESTRÍA EN CIENCIA DE DATOS
SANTIAGO DE CALI, 16 JUNIO DE 2026

FICHA RESUMEN

PROYECTO APLICADO MAESTRÍA EN CIENCIA DE DATOS

TÍTULO:

Análisis de oferta y demanda del aprovechamiento de residuos en Bogotá mediante aprendizaje no supervisado y ciencia de datos.

1. **ÁREA DE TRABAJO:** Ciencia de datos
 2. **TIPO DE PROYECTO:** Aplicado
 3. **ESTUDIANTE(S):** Diana Carolina Mendieta Sánchez Henry Hurtado Bolaños
 4. **CORREO ELECTRÓNICO:** dianamendietas@javerianacali.edu.co
hhurtadob@javerianacali.edu.co
 5. **DIRECCIÓN Y TELEFONO:** Ak 45 128d 96 Bogotá, 3006187518
 6. **DIRECTOR:** David Arango Londoño
 7. **VINCULACIÓN DEL DIRECTOR:** Profesor Pontificia Universidad Javeriana, Cali
 8. **CORREO ELECTRÓNICO DEL DIRECTOR:** david.arango@javerianacali.edu.co
 9. **CO-DIRECTOR (Si aplica):** NA
 - GRUPO O EMPRESA QUE LO AVALA:** Soluciones empresariales DCA SAS
 10. **OTROS GRUPOS O EMPRESAS:** NA
 11. **PALABRAS CLAVE:** Aprendizaje no supervisado, Aprovechamiento de residuos, segmentación territorial, Ciencia de Datos, CRISP DM
 12. **FECHA DE INICIO:** 10/3/2025
 13. **FECHA DE FINALIZACIÓN:** 30/05/2026
- ENTREGABLES:** Anexo A – Certificaciones de validación de campo (cinco organizaciones, una por ASE); Anexo B – Dashboards interactivos HTML5/Leaflet (Dashboard_GPS_Aprovechamiento_v2.html y Dashboard_GPS_Zonificacion_v2.html). Ver sección ANEXOS al final del documento.

RESUMEN

Bogotá D.C. genera aproximadamente 191.334 toneladas mensuales de residuos con potencial de aprovechamiento (Soluciones Empresariales DCA SAS, 2026), pero su sistema formal de reciclaje opera al 77,4% de la demanda estimada, dejando un déficit estructural de 43.309 ton/mes. A la fecha del estudio, el Registro Único de Recicladores de Oficio (RURO) de la UAESP registraba 29.495 recicladores formalizados (UAESP, 2026), mientras el Sistema Único de Información de la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios (SUI-SSPD, 2026) reportaba 430 organizaciones prestadoras del servicio de aprovechamiento. A pesar de la existencia de estos registros oficiales, ningún estudio previo los había integrado con un modelo de demanda territorial para calcular coberturas reales por localidad. Esta brecha motivó el presente proyecto, desarrollado por Diana Carolina Mendieta Sánchez, investigadora principal y representante legal de Soluciones Empresariales DCA SAS, empresa prestadora de servicios a través de asociaciones de recicladores en las 20 localidades de Bogotá y Henry Hurtado Bolaños, en el marco de la Maestría en Ciencia de Datos de la Pontificia Universidad Javeriana Cali.

Bajo el marco metodológico CRISP-DM (Chapman et al., 2000), se integraron seis fuentes de datos oficiales heterogéneas mediante un pipeline ETL implementado en Python 3.12. Se aplicaron tres algoritmos de aprendizaje no supervisado K-Means (MacQueen, 1967), clustering jerárquico Ward y DBSCAN (Ester et al., 1996) sobre las 430 organizaciones formalizadas. El número óptimo de clústeres ($K=4$) se seleccionó mediante la evaluación simultánea de cuatro métricas de validación interna: coeficiente de silueta (0,487; Rousseeuw, 1987), índice Davies-Bouldin (0,854; Davies & Bouldin, 1979), índice Calinski-Harabász (17,59) y suma de cuadrados intra-clúster. La convergencia de los tres algoritmos en la misma solución $K=4$ confirma la robustez del resultado (Jain, 2010).

Se identificaron cuatro tipologías operativas: grandes redes (13,9%, ~860 ton/mes), microoperadores (75,0%, ~208 ton/mes), organizaciones de baja eficiencia (8,3%) y organizaciones en situación crítica (2,8%). Un marco de zonificación territorial clasificó las 20 localidades en cinco cuadrantes de intervención mediante un Índice de Prioridad de Intervención (IPI) normalizado 0-100. Un hallazgo inesperado emergió de la integración de datos: el 94,7% de los recicladores registrados en el RURO (UAESP, 2026) opera fuera de su localidad de residencia. Este desajuste geográfico invalida los indicadores de cobertura calculados exclusivamente desde el SUI-SSPD: los superávits aparentes reportados como el 247,9% (GPS IDECA) en Puente Aranda o el 310% en Teusaquillo son artefactos del registro administrativo, no capacidad operativa real (Ferronato & Torretta, 2019; Moreno Rodríguez, 2018).

Un modelo de programación lineal (PuLP, solver CBC, cuatro variantes) mostró que, bajo condiciones ideales de reasignación, redistribuir la capacidad existente sin nueva inversión cubriría teóricamente el 148,9% del déficit total del sistema, con un costo de transporte equivalente al 2,6% del costo operativo (Savelsbergh & Van Woensel, 2016). Este resultado se presenta como escenario exploratorio para apoyar la toma de decisiones,

reconociendo que la implementación real depende de restricciones institucionales, contractuales y económicas del sistema. Los resultados se desplegaron en un dashboard interactivo HTML5/Leaflet con 430 organizaciones georreferenciadas, una matriz de cuadrantes e insumos analíticos para la toma de decisiones de la UAESP y los operadores de las cinco Áreas de Servicio Exclusivo (ASE). Este trabajo constituye la primera cuantificación empírica basada en datos del desajuste oferta-demanda en el sistema formal de aprovechamiento de residuos en Bogotá a escala de organización prestadora individual.

CONTENIDO

FICHA RESUMEN.....	2
RESUMEN.....	3
INTRODUCCIÓN	14
1. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA	16
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	16
1.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA.....	17
2. OBJETIVOS DEL PROYECTO	18
2.1 OBJETIVO GENERAL	18
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	18
2.2.1 Recolección y estructuración de datos	18
2.2.2 Segmentación mediante clustering.....	18
2.2.3 Visualización geoespacial	18
3. JUSTIFICACIÓN.....	18
4. MARCO DE REFERENCIA	20
4.1 MARCO TEÓRICO.....	20
4.1.1 Ciencia de datos aplicada a la gestión de residuos.....	20
4.1.2 CRISP-DM: estándar para proyectos de minería de datos	21
4.1.3 Técnicas de clustering para segmentación territorial	22
4.1.4 Análisis de datos urbanos y logística de residuos	22
4.1.5 El MAUP y la escala de análisis territorial	23
4.1.6 Big data y aprendizaje automático en logística urbana de residuos	23
4.1.7 Supply-demand matching en logística urbana: fundamentos de operations research.....	24
4.1.8 Economía circular y jerarquía de residuos: marco conceptual.....	25
4.2 ANTECEDENTES.....	25
4.2.1 Caracterización de la población recicladora en Bogotá (UAESP, 2021).....	25
4.2.2 Caracterización de la actividad del reciclaje en Bogotá (UAESP-Javeriana, 2021).....	26
4.2.3 Caracterización de fases Decreto 596 de 2016 (UAESP, diciembre 2021)	26
4.2.4 Recicladores y recicladores de Bogotá: economía informal y cadenas de valor.....	27

4.2.5 La cadena de valor del reciclaje y la participación económica de la población recicladora	27
4.3 ESTADO DEL ARTE: APLICACIONES DE APRENDIZAJE NO SUPERVISADO EN GESTIÓN DE RESIDUOS	28
5. METODOLOGÍA	30
5.1 COMPRENSIÓN DEL PROBLEMA.....	30
5.2 COMPRENSIÓN DE LOS DATOS	30
5.2.1 Descripción e integración de las seis fuentes de datos oficiales	30
5.2.2 Esquema de las cinco Áreas de Servicio Exclusivo (ASE).....	32
5.3 PREPARACIÓN DE LOS DATOS.....	33
5.3.1 Etapa 1: Extracción y lectura de fuentes heterogéneas	33
5.3.2 Etapa 2: Limpieza, normalización y estandarización	34
5.3.3 Etapa 3: Georreferenciación y validación espacial	36
5.3.4 Etapa 4: Cruce y fusión de fuentes (data fusión).....	36
5.3.5 Etapa 5: Validación y exportación del conjunto de datos integrado	36
6. RESULTADOS.....	37
6.1 CARACTERIZACIÓN EXPLORATORIA DE LA OFERTA Y LA DEMANDA	37
6.1.1 Oferta: asociaciones y empresas de reciclaje	37
6.1.2 Demanda: generación territorial de residuos reutilizables	38
6.2 RESUMEN DEL SISTEMA POR ÁREA DE SERVICIO EXCLUSIVO (ASE).....	39
6.3 ANÁLISIS DE COBERTURA REAL POR LOCALIDAD TONELADAS APROVECHADAS VS. DEMANDA	39
6.4 ANÁLISIS CRUZADO OFERTA–DEMANDA Y BRECHAS ESTRUCTURALES.....	41
6.4.1 Brecha de cobertura.....	41
6.4.2 Mismatch geográfico	41
6.4.3 Concentración y suboferta territorial.....	41
6.4.4 Vulnerabilidad social y déficit de servicio	41
6.5 Perfil sociodemográfico de los 29.495 recicladores RURO.....	42
6.6 Segmentación de la oferta mediante aprendizaje no supervisado	43
6.6.1 Evaluación sistemática de K métricas de validación completas	44

6.6.2 Métricas de validación del clustering	45
6.6.3 Tipología de clústeres de la oferta	46
6.6.4 Segmentación de la demanda por localidades	47
6.6.5 Síntesis de hallazgos clave	48
6.7 Zonificación de intervención prioritaria basada en análisis de brechas territoriales.	49
6.7.1 Metodología de construcción de la matriz de cuadrantes	49
6.7.2 Clasificación de las 20 localidades por cuadrante	50
6.7.3 Ranking de prioridad de intervención	51
6.8 Análisis por cuadrante	53
6.8.1 Cuadrante Q2 Desiertos de servicio (7 localidades): intervención urgente	53
6.8.2 Cuadrante Q1 Mismatch crítico (5 localidades): redistribución sin nueva capacidad	54
6.8.3 Cuadrante Q3 Concentración ineficiente (3 localidades): reorganización territorial	54
6.8.4 Cuadrantes Q4 y Q5 Sobreoferta aparente y Equilibrio	54
6.8.5 Implicaciones metodológicas y de política pública	55
6.9 Modelo de optimización para la reasignación territorial del aprovechamiento	55
6.9.1 Fundamento teórico: el Problema de Transporte	55
6.9.2 Estructura de costos del modelo	56
6.9.3 Modelo 1: Minimización del costo de transporte	58
6.9.4 Modelo 2: Maximización de toneladas netas aprovechadas	58
6.9.5 Modelo 3: Redistribución óptima Q1 → Q2 sin inversión adicional	58
6.9.6 Modelo 4: Costo marginal de cerrar brechas por escenario	60
6.9.7 Síntesis e implicaciones del modelo de optimización	62
7. ANÁLISIS DETALLADO DEL SISTEMA DE APROVECHAMIENTO POR LOCALIDAD	63
7.1 Visión general del sistema 20 localidades	63
7.2 Análisis por Área de Servicio Exclusivo (ASE)	66
7.2.1 ASE 1 Promoambiental Distrito	67
7.2.2 ASE 2 LIME S.A. E.S.P.	69
7.2.3 ASE 3 Ciudad Limpia	69



7.2.4 ASE 4 Bogotá Limpia	70
7.2.5 ASE 5 Área Limpia D.C.....	71
7.3 Diagnóstico de localidades críticas y casos extremos.....	72
7.4.1 Localidades por ASE 1 Promoambiental Distrito.....	75
7.4.1.1 Indicadores por localidad Usaquén	75
7.4.1.2 Indicadores por localidad Chapinero	76
7.4.1.3 Indicadores por localidad Santa Fe	78
7.4.1.4 Indicadores por localidad San Cristóbal	79
7.4.1.5 Indicadores por localidad Usme.....	81
7.4.1.6 Indicadores por localidad La Candelaria.....	82
7.4.1.7 Indicadores por localidad Sumapaz	84
7.4.2 ASE 2 LIME S.A. E.S.P.	85
7.4.2.1 Indicadores localidad Tunjuelito.....	85
7.4.2.2 Indicadores localidad Bosa	87
7.4.2.3 Indicadores localidad Teusaquillo	88
7.4.2.4 Indicadores localidad de Los Mártires	90
7.4.2.5 Indicadores localidad Antonio Nariño	91
7.4.2.6 Indicadores localidad Puente Aranda.....	93
7.4.2.7 Indicadores localidad Rafael Uribe	94
7.4.2.8 Indicadores localidad Ciudad Bolívar.....	96
7.4.3 ASE 3 Ciudad Limpia S.A. E.S.P.	97
7.4.3.1 Indicadores localidad Kennedy	97
7.4.3.2 Indicadores localidad Fontibón.....	99
7.4.4 ASE 4 Bogotá Limpia	100
7.4.4.1 Indicadores localidad Engativá	100
7.4.4.2 Indicadores localidad Barrios Unidos	101
7.4.5 ASE 5 Área Limpia D.C.	103
7.4.5.1 Indicadores Localidad Suba	103
7.5 Síntesis comparativa del análisis por localidad.....	107
8. ANÁLISIS DE RESULTADOS	109

8.1 Heterogeneidad estructural del sistema y validación empírica del enfoque de clustering	109
8.2 Desalineación territorial oferta–demanda y límites de la planificación tradicional.	110
8.3 Clústeres de oferta y diferenciación de políticas públicas	110
8.4 Atipicidades territoriales y límites de los agregados espaciales	111
8.5 Calidad de los datos, errores de reporte y ética del análisis.....	111
8.6 Aporte metodológico y límites del aprendizaje no supervisado	111
8.7 Síntesis interpretativa	112
9. LIMITACIONES DEL ESTUDIO	112
9.1 Limitaciones de los datos	112
9.2 Limitaciones de la validación externa.....	112
9.3 Limitaciones metodológicas.....	113
10. CONCLUSIONES	114
10.1 Conclusiones del análisis	114
10.2 Contribuciones metodológicas y hallazgos transversales	116
10.3 Líneas futuras de investigación.....	116
10.4 Cumplimiento de objetivos	116
10.4.1 Objetivo 1: Recolección y estructuración de datos	116
10.4.2 Objetivo 2: Segmentación mediante clustering	117
10.4.3 Objetivo 3: Visualización geoespacial y análisis integrado oferta-demanda.....	117
11. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	117
ANEXOS	122

LISTA DE TABLAS

Tabla 1 Fuentes de datos integradas en el proyecto.....	31
Tabla 2 Esquema de Áreas de Servicio Exclusivo Bogotá D.C.....	32
Tabla 3. Verificación de integridad del conjunto de datos integrado.	37
Tabla 4. Localidades con mayor concentración de asociaciones de recicladores	38
Tabla 5. Consolidado del sistema de aprovechamiento por ASE marzo 2026. Superávit aparente refleja prestación de prestadores por ASE2.	39
Tabla 6. Análisis de cobertura por localidad Toneladas aprovechadas SUI-SSPD vs. demanda, marzo 2026 (valores por sede declarada en SUI). Para valores GPS IDECA 2026, ver sección 6.4.1 y Tabla 7 del informe. Cobertura aparente >100%: mismatch geográfico confirmado por GPS IDECA.	39
Tabla 7. Variables sociodemográficas RURO vs. cobertura del sistema Localidades críticas y total Bogotá.....	42
Tabla 8. Perfil sociodemográfico de recicladores RURO por localidad de trabajo (principales localidades).	43
Tabla 9. Métricas de validación K-Means segmentación DEMANDA 20 localidades	44
Tabla 10. Métricas de validación K-Means	44
Tabla 11. Métricas de validación del clustering K-Means por número de clústeres.	45
Tabla 12. Perfiles de los clústeres K-Means K=4 sobre las 36 organizaciones ASE2	46
Tabla 13. Síntesis de hallazgos clave del análisis integrado.	48
Tabla 14. Clasificación de las 20 localidades de Bogotá D.C. en la matriz de cuadrantes de intervención prioritaria. Dimensiones.....	50
Tabla 15. Ranking de prioridad de intervención por localidad. IPI normalizado 0-100.....	51
Tabla 16. Solución óptima del Modelo 3: redistribución de capacidad desde localidades Q1 (mismatch) hacia localidades Q2 (desiertos de servicio).	59
Tabla 17. Costo marginal de cerrar la brecha de cobertura por escenario en las 7 localidades Q2 (desiertos de servicio). Millones de COP corrientes 2026.	61
Tabla 18. Cobertura del sistema de aprovechamiento por localidad 20 localidades de Bogotá D.C. Ordenadas ascendentemente por tasa de cobertura.	63
Tabla 19. Resumen del sistema de aprovechamiento por ASE. Fuente: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026. Elaboración propia.	66
Tabla 20. Localidades con cobertura crítica y baja (<40%) y estrategias de intervención recomendadas. Fuente: Análisis propio. Elaboración propia.	72
Tabla 21. Indicadores clave Usaquén. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	75
Tabla 22. Indicadores clave Chapinero. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	76
Tabla 23. Indicadores clave Santa Fe. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	78
Tabla 24. Indicadores clave San Cristóbal. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	79

Tabla 25 Indicadores clave Usme. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.....	81
Tabla 26 Indicadores clave La Candelaria. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	82
Tabla 27. Indicadores clave Sumapaz. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	84
Tabla 28 Indicadores clave Tunjuelito.	85
Tabla 29. Indicadores clave Bosa. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.....	87
Tabla 30 Indicadores clave Teusaquillo. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	88
Tabla 31 Indicadores clave Los Mártires. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	90
Tabla 32. Indicadores clave Antonio Nariño. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	91
Tabla 33 Indicadores clave Puente Aranda. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.....	93
Tabla 34 Indicadores clave Rafael Uribe Uribe. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	94
Tabla 35 Indicadores clave Ciudad Bolívar. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	96
Tabla 36 Indicadores clave Kennedy. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	97
Tabla 37. Indicadores clave Fontibón. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	99
Tabla 38. Indicadores clave Engativá. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	100
Tabla 39 Indicadores clave Barrios Unidos. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.....	101
Tabla 40 Indicadores clave Suba. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.....	103

TABLA DE FIGURAS

Figura 1 Vista general del dashboard interactivo KPIs globales del sistema, barras de cobertura por localidad Fuente: Dashboard interactivo HTML5/Leaflet. Datos: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	65
Figura 2. Sección de Áreas de Servicio Exclusivo (ASE) en el dashboard tarjetas con cobertura consolidada, hogares, demanda y oferta real por operador. Fuente: Dashboard interactivo HTML5/Leaflet. Datos: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	67
Figura 3. Tarjeta interactiva ASE 1 Promoambiental Distrito (vista desde localidad Usaquéen). Fuente: Dashboard interactivo HTML5/Leaflet. Datos: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	68
Figura 4. Tarjeta interactiva ASE 2 LIME S.A. E.S.P. (vista desde localidad Bosa).	69
Figura 5. Tarjeta interactiva ASE 3 Ciudad Limpia (vista desde localidad Fontibón). Fuente: Dashboard interactivo HTML5/Leaflet. Datos: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	69
Figura 6. Tarjeta interactiva ASE 4 Bogotá Limpia (vista desde localidad Engativá). La tarjeta ASE4	71
Figura 7 Tarjeta interactiva ASE 5 Área Limpia D.C. (vista desde localidad Suba).	72
Figura 8. Dashboard con vista general del sistema identificación de localidades críticas por semáforo de cobertura. Fuente: Dashboard interactivo HTML5/Leaflet. Datos: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	74
Figura 9 Dashboard localidad Usaquéen (ASE1 Promoambiental) cobertura 37,3% BAJO (GPS). Oferta real GPS: 4.500,5 ton/mes vs. demanda 12.055,1 ton/mes; déficit 10.732,1 ton/mes.	76
Figura 10 Dashboard localidad Chapinero (ASE1 Promoambiental) cobertura 157,0% SUPERÁVIT mismatch geográfico (GPS).	77
Figura 11 Dashboard localidad Santa Fe (ASE1 Promoambiental) cobertura 340,5% SUPERÁVIT mismatch geográfico (GPS).	79
Figura 12 Dashboard localidad San Cristóbal (ASE1 Promoambiental) cobertura 44,8% MEDIO (GPS)	80
Figura 13 Dashboard localidad Usme (ASE1 Promoambiental) cobertura 38,2	82
Figura 14 Dashboard localidad La Candelaria (ASE1 Promoambiental) cobertura 0,0% (GPS IDECA)	83
Figura 15 Dashboard localidad Sumapaz (ASE1 Promoambiental) cobertura 0,0% CRÍTICO (localidad rural sin operación de aprovechamiento formal)	85
Figura 16 Dashboard localidad Tunjuelito (ASE2 LIME). Cobertura GPS IDECA: 41,1% MEDIO. Oferta real GPS: 1.859,9 ton/mes vs. demanda 4.520,6 ton/mes; déficit 2.660,7 ton/mes.	86
Figura 17 Dashboard localidad Bosa (ASE2 LIME) cobertura 192,1% SUPERÁVIT mismatch geográfico (GPS)	87
Figura 18 Dashboard localidad Teusaquillo (ASE2 LIME) cobertura 9,1% CRÍTICO operación real escasa (GPS).	89
Figura 19 Dashboard localidad Los Mártires (ASE2 LIME) cobertura 245,4% SUPERÁVIT mismatch geográfico (GPS)	91

Figura 20 Dashboard localidad Antonio Nariño (ASE2 LIME)	92
Figura 21 Dashboard localidad Puente Aranda (ASE2 – LIME) cobertura 91,0% ALTO (GPS).	94
Figura 22 Dashboard localidad Rafael Uribe.....	95
Figura 23 Dashboard localidad Ciudad Bolívar (ASE2 LIME) cobertura 19,0% BAJO (GPS).	96
Figura 24 Dashboard localidad Kennedy (ASE3 Ciudad Limpia) cobertura 66,4% MEDIO (GPS). Fuente: Dashboard interactivo HTML5/Leaflet. Elaboración propia.	98
Figura 25 Dashboard localidad Fontibón (ASE3 Ciudad Limpia) cobertura 122,9% SUPERÁVIT mismatch geográfico (GPS).	99
Figura 26 Dashboard localidad Engativá (ASE4 Bogotá Limpia) cobertura 22,8% BAJO (GPS)	101
Figura 27 Dashboard localidad Barrios Unidos (ASE4 Bogotá Limpia) cobertura 2,5% CRÍTICO mínima operación real (GPS). Fuente: Dashboard interactivo HTML5/Leaflet. Datos: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.	102
Figura 28 Dashboard localidad Suba (ASE5 Área Limpia D.C.) cobertura 16,9% BAJO (GPS), nivel ALTO.	103
Figura 29 Dashboard mapa de calor de las 430 asociaciones georreferenciadas sobre el mapa de Bogotá D.C.	105
Figura 30. Mapa de asociaciones registradas 430 organizaciones con íconos de reciclaje coloreados por clúster K-Means.	106
Figura 31 Dashboard Vista comparativa con ranking completo de las 20 localidades con semáforo de cobertura.	107

INTRODUCCIÓN

Bogotá, como la principal metrópolis de Colombia con más de ocho millones de habitantes, enfrenta uno de los retos ambientales y operativos más complejos del país: la gestión eficiente de sus residuos sólidos. La Unidad Administrativa Especial de Servicios Públicos (UAESP, 2023) estima que aproximadamente el 70% de los residuos generados en la ciudad posee potencial de aprovechamiento; sin embargo, los índices de recuperación efectiva continúan siendo significativamente bajos frente a dicho potencial. Esta brecha entre lo que podría recuperarse y lo que efectivamente se aprovecha constituye el núcleo del problema que el presente proyecto busca abordar.

Este trabajo surge de una condición metodológica inusual: la investigadora principal, Diana Carolina Mendieta Sánchez, es simultáneamente estudiante de la Maestría en Ciencia de Datos de la Pontificia Universidad Javeriana Cali y representante legal de Soluciones Empresariales DCA SAS, empresa que presta servicios de atención a usuarios del sistema de aseo en Bogotá a través de las asociaciones de recicladores de oficio. Esta doble condición académica y operativa hace posible el acceso a fuentes de datos que no son públicas y permite identificar necesidades concretas que los estudios institucionales no alcanzan a ver: los usuarios reportan directamente ante las asociaciones sus quejas sobre horarios de prestación del servicio y la ineficiencia en la cobertura. Es esa experiencia directa con las asociaciones la que motivó la pregunta de investigación de este proyecto.

En el corazón de este sistema se encuentran los recicladores de oficio, actores que durante décadas han operado de manera informal en condiciones de alta vulnerabilidad social y económica, cumpliendo una función ambiental esencial. Tras el reconocimiento formal otorgado por la Sentencia T-291 de 2009 de la Corte Constitucional, y reforzado por el Decreto 596 de 2016 y el Decreto 1381 de 2024, los recicladores fueron integrados progresivamente como prestadores del servicio público de aseo. No obstante, dicho reconocimiento jurídico no ha logrado resolver los desequilibrios estructurales que persisten en la operación del sistema: las rutas de recolección son frecuentemente ineficientes, la cobertura territorial resulta desigual entre las 20 localidades de la ciudad, y existe una marcada desarticulación entre quienes generan los residuos y quienes los recuperan.

Esta desarticulación puede interpretarse como un problema de correspondencia entre oferta y demanda. Por un lado, la oferta está representada por los recicladores de oficio y sus asociaciones formalizadas, quienes disponen de capacidad operativa para recolectar, clasificar y comercializar materiales aprovechables. Por otro lado, la demanda está constituida por las 20 localidades de Bogotá en tanto unidades territoriales generadoras de residuos, cada una con características socioeconómicas, demográficas y operativas particulares tales como número de hogares, volumen de residuos anuales, cobertura de contenedores y condiciones de vulnerabilidad de la población recicladora.

La ausencia de información integrada y analizada sobre ambos lados de esta relación impide una planificación eficiente, racional y territorialmente equitativa del sistema de

aprovechamiento. Los datos existen y son generados de manera continua por distintas fuentes oficiales del Distrito, pero permanecen dispersos, heterogéneos y, en su mayoría, sin un análisis que revele los patrones territoriales subyacentes ni las correspondencias o desajustes entre oferta y demanda.

Frente a este vacío, la ciencia de datos y, en particular, las técnicas de aprendizaje no supervisado emergen como herramientas de alto potencial para transformar la comprensión y gestión de este sistema complejo. Estudios internacionales han demostrado que algoritmos de clustering como K-Means y DBSCAN permiten identificar patrones territoriales ocultos en grandes volúmenes de datos relacionados con la gestión de residuos y la logística urbana (Kannangara et al., 2018; Rajesh et al., 2021). En América Latina, ciudades como Ciudad de México, São Paulo y Medellín han comenzado a incorporar análisis de datos para optimizar rutas de recolección y mejorar la focalización de recursos en sistemas de reciclaje inclusivo (CEPAL, 2020). Sin embargo, en Bogotá estos enfoques analíticos aplicados específicamente a la relación entre recicladores formalizados y generadores de residuos son aún incipientes, lo que representa un vacío de conocimiento que el presente trabajo se propone llenar.

Al integrar el Registro Único de Recicladores de Oficio (RURO) de la UAESP con los datos de toneladas reportados en el Sistema Único de Información (SUI) de la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios (SSPD) encontramos un patrón que no anticipábamos: el 94,7% de los 29.495 recicladores registrados trabaja en una localidad diferente a su localidad de residencia. Este hallazgo reorientó por completo el análisis territorial: si la oferta formal se registra por sede administrativa, pero opera territorialmente en otras zonas, ningún indicador de cobertura calculado a partir del SUI puede considerarse geográficamente válido sin esta corrección. Lo que el sistema reporta como superávit en Puente Aranda (91,0% GPS cobertura real) o Teusaquillo (9,1% GPS) es un artefacto del registro, no capacidad real disponible. Ese descubrimiento, nacido de la integración de fuentes que nadie había cruzado antes a esta escala para Bogotá, es el núcleo analítico de este trabajo.

En síntesis, el problema central radica en que no existe un análisis integrado, basado en datos y con enfoque territorial, que permita caracterizar la relación entre la oferta de recicladores de oficio y la demanda de aprovechamiento de residuos en las 20 localidades de Bogotá, lo que limita la toma de decisiones informadas, perpetúa la ineficiencia operativa del sistema y retrasa el avance hacia los objetivos de economía circular que la ciudad ha establecido en su política pública de gestión de residuos.

El proyecto adoptó la metodología CRISP-DM como marco estructurador del proceso analítico, empleando los algoritmos K-Means y DBSCAN para la segmentación territorial y funcional de los actores del sistema, con el propósito de generar evidencia cuantitativa y georreferenciada que oriente la optimización de rutas, la redistribución de cobertura y la asignación eficiente de recursos en el sistema de aprovechamiento de residuos de Bogotá.

1. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Como se señala en la Introducción, Bogotá enfrenta una brecha estructural entre el potencial de aprovechamiento de residuos (UAESP, 2023) y las tasas de recuperación efectiva. El presente apartado profundiza en las dimensiones técnicas y operativas de ese problema, identificando los factores que impiden una planificación eficiente del sistema.

El sistema de aprovechamiento de residuos en Bogotá descansa fundamentalmente sobre el trabajo de los recicladores de oficio, quienes durante décadas han operado como actores informales en condiciones de alta vulnerabilidad social y económica, cumpliendo una función ambiental y económica de primer orden. A partir de la Sentencia T-291 de 2009 de la Corte Constitucional y de los desarrollos normativos posteriores en particular el Decreto 596 de 2016 y el Decreto 1381 de 2024, el estado colombiano reconoció formalmente a los recicladores de oficio como prestadores del servicio público de aseo, integrándolos progresivamente en esquemas de formalización, remuneración y organización colectiva a través de asociaciones y organizaciones de recicladores.

No obstante, este reconocimiento jurídico y normativo no ha sido suficiente para resolver los desequilibrios operativos estructurales que persisten en el sistema. Las rutas de recolección son frecuentemente ineficientes y no responden a la distribución real de la generación de residuos; la cobertura territorial es marcadamente desigual entre las 20 localidades del Distrito; y existe una profunda desarticulación entre los generadores de residuos aprovechables y los recicladores que deberían recuperarlos. Estas deficiencias se traducen en un desaprovechamiento sistemático de capacidades logísticas instaladas y en la perpetuación de condiciones de precariedad para la población recicladora.

Esta situación puede interpretarse técnicamente como un problema de desajuste entre oferta y demanda en el sistema de aprovechamiento de residuos. La oferta está conformada por los recicladores de oficio y sus asociaciones formalizadas, quienes poseen capacidad operativa para recolectar, clasificar y comercializar materiales aprovechables. La demanda, por su parte, está representada por las 20 localidades de Bogotá como unidades territoriales generadoras de residuos, cada una con características propias en términos de volumen de generación, densidad poblacional, número de hogares, cobertura de infraestructura de recolección como puntos limpios y contenedores y condiciones socioeconómicas de su población. La ausencia de un análisis integrado que caracterice simultáneamente ambos lados de esta relación impide diseñar estrategias de planificación eficientes, territorialmente equitativas y basadas en evidencia.

Agravando esta situación, los datos disponibles sobre el sistema de aprovechamiento provenientes de fuentes oficiales como la UAESP y el Sistema de Información del Servicio Público de Aseo permanecen dispersos, heterogéneos y frecuentemente sin procesar con fines analíticos. Aunque el volumen de información generada es considerable, no ha sido explorado sistemáticamente para revelar los patrones territoriales

que subyacen a los desequilibrios del sistema ni para identificar zonas de déficit, concentración de actores o ineficiencia operativa.

Este vacío no es solo descriptivo: tiene consecuencias operativas directas: sin un análisis integrado que cruce las fuentes RURO-SUI-SSPD, ningún operador ASE puede saber si su déficit de cobertura se debe a falta de organizaciones o a mismatch geográfico entre sedes registradas y rutas reales. Esta distinción es la que justifica el enfoque de ciencia de datos adoptado en el presente trabajo.

La revisión de los informes disponibles en la UAESP incluyendo el Plan de Gestión de Residuos Sólidos (PGIRS 2016), las caracterizaciones de la población recicladora (enero 2021, diciembre 2021) y el diagnóstico de la actividad del reciclaje elaborado con la Pontificia Universidad Javeriana confirmó que ninguna de estas fuentes cruza datos de oferta con demanda cuantificada a escala de organización prestadora. Los datos de toneladas aprovechadas se obtienen del SUI-SSPD, no de la UAESP directamente, y ningún estudio previo los había integrado con los registros RURO para calcular coberturas reales por localidad.

El análisis muestra que la ausencia de un marco analítico integrado, territorialmente estructurado y basado en técnicas de ciencia de datos impide caracterizar y comprender la relación entre la oferta de recicladores de oficio y la demanda de aprovechamiento de residuos en las 20 localidades de Bogotá, limitando la capacidad del sistema para planificar eficientemente sus operaciones, distribuir equitativamente la cobertura territorial y avanzar hacia los objetivos de economía circular establecidos en la política pública distrital.

La superación de este problema requiere no solo integrar y estructurar los datos disponibles, sino también aplicar técnicas analíticas avanzadas que permitan descubrir agrupaciones territoriales significativas, detectar zonas con déficit de cobertura, y generar recomendaciones concretas y accionables para los tomadores de decisiones del sistema de aprovechamiento de residuos en Bogotá.

1.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

¿En qué medida la aplicación de técnicas de aprendizaje no supervisado sobre datos oficiales integrados del sistema de aprovechamiento de residuos en Bogotá D.C. permite identificar patrones territoriales de desajuste entre la oferta de recicladores formalizados y la demanda de aprovechamiento por localidad, y generar recomendaciones basadas en evidencia para la optimización operativa del sistema?

De esta pregunta general se derivan tres preguntas de sistematización:

P1. ¿Cómo integrar y estructurar datos provenientes de fuentes heterogéneas SUI-SSPD, RURO UAESP, directorios de operadores ASE y modelo DCA SAS en un conjunto de datos analítico único que refleje la realidad del sistema de aprovechamiento?

P2. ¿Qué tipologías operativas emergen de la aplicación de algoritmos de clustering (K-Means, DBSCAN) sobre los datos integrados, y qué patrones territoriales de desequilibrio revelan respecto a la cobertura del sistema por localidad?

P3. ¿Cómo comunicar de manera interactiva y accionable la distribución espacial del sistema de aprovechamiento para apoyar la toma de decisiones de la UAESP, los operadores ASE y las organizaciones de recicladores de oficio?

2. OBJETIVOS DEL PROYECTO

2.1 OBJETIVO GENERAL

Aplicar técnicas de aprendizaje no supervisado para caracterizar los patrones de oferta y demanda del aprovechamiento de residuos reutilizables en las 20 localidades de Bogotá, con el fin de analizar su equilibrio territorial y generar evidencia para la toma de decisiones

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

2.2.1 Recolección y estructuración de datos

Recolectar, depurar y estructurar datos sobre actores, volúmenes y flujos del sistema de aprovechamiento provenientes de fuentes oficiales del Distrito, para construir un conjunto de datos analítico y coherente como insumo del análisis.

2.2.2 Segmentación mediante clustering

Aplicar algoritmos de aprendizaje no supervisado K-Means, clustering jerárquico Ward y DBSCAN para segmentar territorial y funcionalmente la oferta y la demanda del servicio de aprovechamiento en las 20 localidades de Bogotá.

2.2.3 Visualización geoespacial

Interpretar los patrones identificados mediante mapas interactivos y un dashboard analítico que permitan visualizar la distribución territorial de la oferta, la demanda y las zonas con déficit de cobertura como insumo para la toma de decisiones.

3. JUSTIFICACIÓN

La gestión eficiente de residuos sólidos constituye uno de los desafíos ambientales, sociales y operativos más apremiantes de las ciudades latinoamericanas en la actualidad. En Bogotá D.C., el aprovechamiento de residuos reutilizables se sustenta, en gran medida, en el trabajo de recicladores de oficio y sus asociaciones, actores que desempeñan un papel estructural en la recuperación de materiales, la reducción de la presión sobre el relleno sanitario y el fortalecimiento de la economía circular urbana. No obstante, la persistente desarticulación entre la oferta recicladores independientes y organizaciones formalizadas y la demanda hogares, establecimientos comerciales, instituciones y centros de acopio

limita significativamente la eficiencia, equidad y sostenibilidad del sistema de aprovechamiento [8].

Bogotá se destaca en el contexto nacional por concentrar una de las mayores poblaciones de recicladores de oficio registrados del país y por contar con un número significativo de asociaciones de reciclaje formalizadas, lo que la convierte en un escenario estratégico e irremplazable para el análisis territorial del sistema de aprovechamiento de residuos. Según datos de la Unidad Administrativa Especial de Servicios Públicos (UAESP), la ciudad alberga aproximadamente 29.495 recicladores registrados en el RURO, con una estimación adicional de cerca de 25.000 personas que ejercen esta actividad sin registro formal. La alta densidad poblacional de la ciudad y su marcada diversidad socioeconómica inciden directamente en la generación, composición y volumen de los residuos, así como en las dinámicas de recolección, clasificación y aprovechamiento, introduciendo una complejidad territorial que los enfoques convencionales de planificación no logran capturar con suficiente precisión.

Aplicadas al sistema de aprovechamiento de Bogotá, estas técnicas permitieron en este estudio: identificar que 43.309 ton/mes de material reciclable no son aprovechadas formalmente, equivalentes a aproximadamente 520.000 ton/año con valor potencial de mercado estimado entre 15.000 y 45.000 millones de COP anuales; evidenciar que el 94,7% de los recicladores RURO opera fuera de su localidad de residencia, lo que cuestiona los indicadores de cobertura calculados por sede declarada en el SUI; y estimar, como escenario exploratorio, que redistribuir la capacidad existente hacia las localidades con déficit cubriría teóricamente el 148,9% del déficit total a un costo de transporte equivalente al 2,6% del costo operativo, sujeto a las restricciones institucionales y económicas del sistema. Estas cifras justifican la investigación con concisión mayor que una enumeración de posibilidades abstractas (Ferronato & Torretta, 2019; Abdallah et al., 2020).

En Bogotá, la escasa integración de los sistemas de información del sector donde el SUI-SSPD y el RURO nunca habían sido cruzados a escala de organización prestadora individual hace que el análisis integrado propuesto sea especialmente relevante y oportuno.

Se trabajó con fuentes de datos confiables, oficiales y especializadas, cuya disponibilidad y calidad constituyen un respaldo fundamental para la solidez de los resultados:

- Censo de recicladores de oficio UAESP (RURO): Fuente primaria sobre la oferta del sistema, con registros de más de 29.000 recicladores georreferenciados en Bogotá, que proveen información sobre localización, organización y capacidad operativa de los actores de recolección.
- Sistema Único de Información (SUI-SSPD): Toneladas aprovechadas reportadas mensualmente por las 430 organizaciones prestadoras del servicio de aprovechamiento, accesibles en sui.gov.co. Esta fuente es administrada por la SSPD. Los reportes de marzo 2026 constituyeron la base para calcular las toneladas de oferta por localidad en este proyecto.

- Base de demanda Soluciones Empresariales DCA SAS: Modelo de estimación de la demanda de aprovechamiento construido a partir del conocimiento operativo directo de la empresa, que atiende a usuarios del sistema de aseo a través de asociaciones de recicladores en las 20 localidades de Bogotá. Esta fuente recoge la experiencia de primera línea de la representante legal de DCA SAS, quien identifica desde la atención directa a usuarios las quejas sobre horarios de servicio, la ineficiencia en la cobertura y las zonas con déficit no reportado en las fuentes oficiales. Su disponibilidad fue el detonante de la pregunta de investigación de este proyecto.

La integración de estas tres fuentes permite construir una visión sistémica e inédita del sistema de aprovechamiento, articulando dimensiones territoriales, operativas y socioeconómicas que, analizadas de forma aislada, no revelan la complejidad real del problema.

El estudio se justifica, en última instancia, por el impacto concreto y multidimensional que sus productos pueden generar:

Impacto ambiental: La mejora en la eficiencia del aprovechamiento implica una mayor recuperación de materiales reciclables, una reducción del volumen de residuos enviados al relleno sanitario Doña Juana y un avance hacia las metas de economía circular definidas en el PGIRS de Bogotá.

Impacto social: Una distribución más equitativa de rutas y territorios entre recicladores y asociaciones contribuye a mejorar los ingresos, las condiciones laborales y la dignidad de los recicladores de oficio, población históricamente vulnerable y reconocida como sujeto de especial protección constitucional.

Impacto institucional y de política pública: Las herramientas analíticas y de visualización desarrolladas constituyen insumos para la toma de decisiones de entidades como la UAESP, el Distrito Capital y las propias asociaciones de recicladores, ofreciendo una perspectiva objetiva basada en datos que complementa los criterios institucionales, contractuales y sociales propios de la gestión del sistema.

En síntesis, la aplicación de la ciencia de datos y en particular del aprendizaje no supervisado al sistema de aprovechamiento de residuos reutilizables en Bogotá representa una oportunidad metodológica de alto impacto, capaz de transformar datos dispersos y subutilizados en conocimiento estratégico orientado a la eficiencia operativa, la justicia social y la sostenibilidad ambiental del sistema. Este proyecto se inscribe en esa dirección con rigor técnico, pertinencia contextual y vocación de aplicabilidad práctica.

4. MARCO DE REFERENCIA

4.1 MARCO TEÓRICO

4.1.1 Ciencia de datos aplicada a la gestión de residuos

La ciencia de datos integra estadística, computación y conocimiento del dominio para extraer información accionable a partir de grandes volúmenes de datos (Provost &

Fawcett, 2013). En el ámbito de la gestión de residuos urbanos, estos enfoques permiten comprender patrones de generación, distribución y recolección, así como optimizar operaciones logísticas y apoyar la toma de decisiones institucionales (Kübler et al., 2020).

En contextos urbanos, la complejidad espacial y socioeconómica exige enfoques analíticos capaces de capturar la heterogeneidad territorial sin depender de supuestos previos sobre etiquetas (Curry et al., 2019). En Bogotá, las 20 localidades constituyen unidades espaciales con dinámicas diversas, lo que justifica el uso de técnicas de clustering y visualización geoespacial para caracterizar oferta y demanda.

Los fundamentos metodológicos incluyen métodos de aprendizaje no supervisado clustering, reducción de dimensionalidad y detección de anomalías que permiten descubrir estructuras subyacentes en datos sin etiquetas previas (Han et al., 2012).

No obstante, la promesa de la ciencia de datos en contextos urbanos enfrenta una tensión no resuelta: Kitchin (2014) advierte que los grandes volúmenes de datos urbanos tienden a generar una ilusión de objetividad la idea de que los datos hablan por sí solos que oscurece las decisiones de diseño y procesamiento que los producen. Frente a esto, Provost y Fawcett (2013) defienden que el valor de la ciencia de datos no reside en la cantidad de datos sino en la calidad de las preguntas que se formulan sobre ellos. En este proyecto adoptamos la posición de Provost y Fawcett: el aporte no es haber procesado 86.442 registros sino haber formulado la pregunta correcta ¿dónde opera realmente la oferta, no dónde está registrada en el SUI? que esos datos no podían responder sin integración.

4.1.2 CRISP-DM: estándar para proyectos de minería de datos

El modelo CRISP-DM es un marco de procesos que guía proyectos de minería de datos desde la comprensión del negocio y de los datos, hasta el despliegue y evaluación de resultados (Chapman et al., 2000). Su enfoque iterativo facilita la comunicación con los actores involucrados y asegura la trazabilidad de las decisiones.

En proyectos urbanos, las fases clave comprender el negocio, comprender los datos, preparar los datos, modelar, evaluar y desplegar permiten alinear las técnicas analíticas con las necesidades de política pública y operación logística (Wirth & Hipp, 2000). En el caso de la gestión de residuos, CRISP-DM favorece la construcción de un marco experimental reproducible, con entregables interpretables para autoridades y asociaciones.

La adopción de CRISP-DM no está exenta de crítica. Martínez-Plumed et al. (2019) documentaron que el 70% de los proyectos que declaran seguir CRISP-DM omiten o reducen las fases de evaluación y despliegue a la entrega de un informe. Wirth y Hipp (2000), autores originales del estándar, reconocen que su flexibilidad deliberada lo hace robusto, pero difícilmente comparable entre proyectos. En este trabajo seguimos CRISP-DM en sus seis fases completas incluyendo el despliegue concretado en el dashboard interactivo para producir no solo un modelo sino un producto accionable para la UAESP y los operadores ASE.

4.1.3 Técnicas de clustering para segmentación territorial

Existe un debate no resuelto en la literatura sobre cuál algoritmo de clustering es más adecuado para datos administrativos de sistemas de aprovechamiento urbano. Jain (2010, p. 654) argumenta que K-Means es "el algoritmo de clustering más conocido y ampliamente utilizado", pero reconoce que su sensibilidad a la inicialización y a la presencia de outliers limita su aplicabilidad cuando los datos tienen distribuciones no gaussianas. Ester et al. (1996) proponen DBSCAN precisamente para superar estas limitaciones, aunque su rendimiento se degrada con densidades variables entre clústeres, como documenta Ankerst et al. (1999) en la propuesta de OPTICS. Frente a esta discusión, Kaufman y Rousseeuw (1990, cap. 2) proponen los métodos de partición alrededor de medoides (PAM) como alternativa más robusta a outliers que K-Means, a costa de mayor complejidad computacional $O(n^2)$. Elegimos K-Means como algoritmo principal en este trabajo por tres razones: primero, la escala del problema ($n=430$) hace que sus limitaciones computacionales sean irrelevantes (Provost & Fawcett, 2013); segundo, la interpretabilidad de los centroides facilita la comunicación de resultados a tomadores de decisión no técnicos (Kübler et al., 2020); y tercero, la disponibilidad de DBSCAN y clustering jerárquico Ward como validación cruzada compensa su sensibilidad a la inicialización (Curry et al., 2019).

El algoritmo K-Means agrupa observaciones en K clústeres basados en distancia euclidiana, siendo útil para estructuras compactas y relativamente homogéneas; su aplicación requiere considerar la interpretación geoespacial y la escala de las variables (Jain, 2010).

Por su parte, DBSCAN permite agrupar observaciones en clústeres de forma arbitraria y detectar ruido, lo que resulta adecuado para datos espaciales con densidades variables y formas irregulares (Ester et al., 1996).

La validación interna de los modelos se realiza mediante métricas como el coeficiente de silueta y el índice Davies-Bouldin, que permiten comparar cohesión interna y separación entre clústeres, facilitando la selección del modelo más adecuado para la geografía de Bogotá (Rousseeuw, 1987; Davies & Bouldin, 1979).

El debate sobre la métrica de validación óptima ilustra una tensión metodológica central. Rousseeuw (1987) propuso el coeficiente de silueta como medida universal, pero Jain (2010) advierte que ninguna métrica única captura todas las dimensiones de la estructura de un clúster. Davies y Bouldin (1979) propusieron un índice que penaliza la similitud entre centroides, independientemente de la forma de los clústeres. La posición de este trabajo es que ninguna métrica aislada es suficiente, razón por la cual evaluamos cuatro métricas para $K=2$ a $K=8$. Que tres de ellas converjan en $K=4$ constituye la evidencia más robusta disponible de que esa es la partición correcta para los datos del sistema de aprovechamiento de Bogotá.

4.1.4 Análisis de datos urbanos y logística de residuos

Las variables relevantes para este tipo de análisis incluyen generación de residuos por localidad, cobertura de puntos limpios y contenedores, densidad poblacional, vulnerabilidad socioeconómica y distribución geográfica de recicladores. Estas dimensiones permiten comprender tanto la demanda como la oferta del sistema de aprovechamiento, y constituyen insumos esenciales para la planificación territorial y la optimización logística.

Una tensión relevante para la interpretación es la que existe entre el análisis basado en unidades administrativas y el basado en unidades funcionales. Flowerdew et al. (2008) demuestran que los indicadores calculados a nivel de localidad pueden diferir significativamente de los calculados a nivel más granular fenómeno conocido como MAUP. Savelsbergh y Van Woensel (2016), desde la logística urbana, argumentan en sentido contrario: que la planificación debe anclarse en unidades jurisdiccionales porque son las que definen contratos de las ASE y responsabilidades de los operadores. Este trabajo adopta la localidad como unidad de análisis por esta segunda razón, pero reconoce el MAUP como limitación metodológica en la sección 9.

4.1.5 El MAUP y la escala de análisis territorial

En este estudio reconocemos que la escala de localidad fue adoptada por disponibilidad de datos: tanto la base de demanda (DCA SAS) como la base RURO (UAESP) reportan indicadores a este nivel de agregación. La escala de localidad tiene, sin embargo, una justificación operativa: las licencias de operación de las ASE y los contratos de prestación del servicio de aseo están asignados jurisdiccionalmente por localidad. Aun así, reconocemos que un análisis a nivel UPZ (Unidad de Planeamiento Zonal, 117 UPZ en Bogotá) o a nivel de manzana permitiría identificar patrones de mismatch más granulares y accionables. Este nivel de análisis se propone como línea futura de investigación en la sección de limitaciones.

El Modifiable Areal Unit Problem (MAUP), descrito formalmente por Openshaw (1984), se refiere al hecho de que los resultados de análisis espaciales agregados dependen de la forma y tamaño de las unidades espaciales utilizadas. Presenta dos efectos: el efecto escala (los resultados cambian al agregar datos a unidades más grandes) y el efecto de zona (los resultados cambian al reagrupar las mismas unidades en configuraciones diferentes). En el contexto de este trabajo, el MAUP es una limitación metodológica explícita: los datos de oferta y demanda están agregados a nivel de localidad, una unidad político-administrativa que no coincide necesariamente con las zonas de operación real de las asociaciones de recicladores. Como señalan Flowerdew et al. (2008), la correlación entre oferta y demanda calculada a nivel de localidad puede sobreestimar o subestimar la correlación real a nivel de cuadra o manzana.

4.1.6 Big data y aprendizaje automático en logística urbana de residuos

La literatura reciente en urban logistics ha incorporado el análisis de big data y machine learning para caracterizar la heterogeneidad de la oferta y la demanda en contextos urbanos complejos (Savelsbergh & Van Woensel, 2016; Crainic & Laporte, 2018).

Kannangara et al. (2018) aplicaron redes neuronales y clustering para predecir costos de gestión de residuos en ciudades canadienses, encontrando que la heterogeneidad operativa similar a la documentada en Bogotá explica hasta el 67% de la varianza en costos. Rajesh et al. (2021) utilizaron K-Means sobre datos IoT de contenedores inteligentes en ciudades indias para optimizar rutas de recolección, demostrando que la segmentación territorial reduce los kilómetros recorridos en un 23% en promedio. Estos antecedentes validan el enfoque metodológico del presente trabajo y contextualizan sus contribuciones en la frontera del conocimiento de la gestión inteligente de residuos urbanos.

El problema de matching oferta-demanda en sistemas de logística urbana es un problema clásico de operations research, emparentado con el Transportation Problem de Hitchcock (1941) y los modelos de facility location (Daskin, 2013). En su forma básica, busca minimizar el costo de transporte de n fuentes de oferta a m puntos de demanda sujeto a restricciones de capacidad. Aplicado al aprovechamiento de residuos, la "oferta" corresponde a la capacidad de recolección y procesamiento de las organizaciones de recicladores, y la "demanda" a la generación territorial de materiales reutilizables. El desalineamiento entre oferta y demanda que en este trabajo denominamos mismatch geográfico puede modelarse como un problema de p -mediana (Church & ReVelle, 1974), donde se busca la localización óptima de p instalaciones para minimizar la distancia total ponderada a los puntos de demanda. La identificación del mismatch mediante clustering territorial constituye el primer paso necesario para su formulación. En la sección 6.9, el presente trabajo implementa un modelo de programación lineal (PuLP/CBC) que resuelve la asignación óptima con los datos de costos disponibles, demostrando la viabilidad de la redistribución sin nueva inversión.

4.1.7 Supply-demand matching en logística urbana: fundamentos de operations research

La tensión conceptual relevante para este trabajo es la señalada por Nzeadibe y Anyadike (2012) y confirmada por Scheinberg et al. (2011): los sistemas de aprovechamiento en países de ingresos medios funcionan como "economías circulares informales" que preexisten a los marcos normativos formales, generando eficiencias que el sistema formal no siempre logra replicar. Frente a esto, Wilson et al. (2009) argumentan que la formalización sin reconocimiento de las dinámicas territoriales informales puede destruir valor en lugar de crearlo. Este debate está en el centro del análisis de mismatch geográfico que documenta el presente trabajo.

La economía circular constituye el marco normativo en el que se inserta este estudio. En contraste con el modelo lineal extraer-producir-desechar, la economía circular busca mantener los materiales y productos en uso el mayor tiempo posible, recuperando su valor al final de cada ciclo de vida (Ellen MacArthur Foundation, 2015). El modelo de las 3R Reducir, Reutilizar, Reciclar representa la jerarquía de gestión de residuos más difundida, aunque marcos más recientes como el de las 9R (Repensar, Rediseñar, Reducir, Reutilizar, Reparar, Renovar, Recuperar, Reciclar, Recuperar energía) ofrecen mayor granularidad (Potting et al., 2017). En la jerarquía de la Unión Europea (Directiva 2008/98/CE) y en el marco de Naciones Unidas (ODS 12: Producción y Consumo Responsables), el

aprovechamiento de residuos mediante recicladores de oficio formalizados ocupa el tercer nivel Reciclar siendo preferible a la valorización energética y al vertimiento. Colombia ha incorporado este marco a través del Decreto 596 de 2016 y la Resolución 799 de 2021, que regulan el esquema de aprovechamiento y reconocen a los recicladores de oficio como actores del servicio público.

4.1.8 Economía circular y jerarquía de residuos: marco conceptual

La brecha de 43.309 ton/mes documentado en este estudio puede interpretarse, en clave de economía circular, como la pérdida mensual de materiales que deberían reingresar al ciclo productivo, pero terminan en el Relleno Sanitario Doña Juana por déficit de cobertura territorial del sistema formal (UAESP, 2021). Este marco conceptual justifica la urgencia de las intervenciones territoriales diferenciadas propuestas en la sección 6.7 y la prescripción del modelo de optimización de la sección 6.9.

La economía circular constituye el marco normativo en el que se inserta este estudio. En contraste con el modelo lineal de producción extraer, producir, consumir, desechar, la economía circular propone un sistema regenerativo en el que los materiales mantienen su valor el mayor tiempo posible (Ellen MacArthur Foundation, 2015). El aprovechamiento de residuos sólidos corresponde a la fase de reciclaje en la jerarquía circular (Potting et al., 2017): los recicladores de oficio realizan, de manera descentralizada, el trabajo que permite que los materiales no terminen en disposición final.

4.2 ANTECEDENTES

4.2.1 Caracterización de la población recicladora en Bogotá (UAESP, 2021)

Para la caracterización de la población recicladora se tomaron fuentes de información primarias como lo es el documento Serrano Poveda, K. del C., & Moreno García, V. H. (2021). Caracterización Población Recicladora 2020. Subdirección de Aprovechamiento, Unidad Administrativa Especial de Servicios Públicos (UAESP). Bogotá D.C., enero de 2021. Este documento, elaborado internamente por la UAESP, caracteriza a los 29.495 recicladores del Registro Único de Recicladores de Oficio (RURO) en términos sociodemográficos los cuales incluye la edad, género, estrato, localidad de residencia y años de experiencia. Es la fuente primaria de los datos RURO utilizados en este proyecto y el primer documento oficial que produce una fotografía estadística sistemática de la población recicladora formalizada bajo el Decreto 596 de 2016.

Su limitación central para los propósitos de este trabajo es que no cruza los datos sociodemográficos del RURO con la información de toneladas aprovechadas del SUI sistema único de información de la SSPD, describe quiénes son los recicladores y dónde residen, pero no cuánto aprovechan ni si están ubicados donde la demanda lo requiere. La cobertura que calcula es implícita presencia de recicladores por localidad no la cobertura operativa real. Este proyecto completa ese análisis al integrar el RURO con el SUI y con

la demanda estimada de acuerdo con los informes recopilados por la empresa SOLUCIONES EMPRESARIALES DCA SAS, produciendo por primera vez una tasa de cobertura operativa real por localidad para las 20 localidades de Bogotá.

4.2.2 Caracterización de la actividad del reciclaje en Bogotá (UAESP-Javeriana, 2021)

Para la caracterización de la actividad del reciclaje en Bogotá se realizó una verificación de los estudios realizados frente a este tema, verificando los documentos abiertos que se pudieron verificar evidenciamos el estudio de Caracterización de la actividad del reciclaje en Bogotá (UAESP-Javeriana, 2021), este estudio, el más completo producido por la UAESP sobre el sistema de aprovechamiento, caracteriza las dinámicas operativas de las organizaciones formalizadas, documenta patrones de concentración territorial en Suba, Kennedy y Engativá, y provee estimaciones de capacidad operativa. Es la única fuente institucional que describe cualitativamente el mismatch entre la sede registrada de las organizaciones y sus rutas efectivas de trabajo.

Sarmiento, A. (coord.), Rocha, G., & Cubillos, R. (2021). Caracterización de la Actividad del Reciclaje en Bogotá. Unidad Administrativa Especial de Servicios Públicos (UAESP), con el apoyo de la Pontificia Universidad Javeriana Facultad de Estudios Ambientales y Rurales, Instituto de Estudios Ambiental.

Sin embargo, la caracterización de Sarmiento, Rocha y Cubillos (2021) opera sin datos cuantitativos de demanda: identifica dónde están las organizaciones, pero no si la oferta que generan es suficiente para atender la demanda territorial. No integra el SUI-SSPD (fuente de toneladas) con el RURO (fuente de recicladores), lo que hace imposible calcular coberturas reales. Su metodología no es reproducible ni actualizable. Este trabajo cierra esas tres brechas y permite pasar de la descripción cualitativa del mismatch a su cuantificación numérica: el 94,7% de los recicladores trabaja fuera de su localidad de residencia.

4.2.3 Caracterización de fases Decreto 596 de 2016 (UAESP, diciembre 2021)

UAESP Subdirección de Aprovechamiento. (2021, diciembre). Caracterización Fases Decreto 596 de 2016: Organizaciones de Recicladores de Oficio que se encuentran en RURO. Bogotá D.C. Este documento caracteriza las 430 organizaciones formalizadas en el proceso de habilitación establecido por el Decreto 596 de 2016 el marco normativo que obliga a los recicladores a organizarse como prestadores del servicio de aprovechamiento para ser reconocidos institucionalmente. Describe las fases de habilitación (ASE1 a ASE5), los operadores de aseo como garantes del proceso, y el estado de cumplimiento de requisitos por organización.

Este documento es relevante para este proyecto porque explica por qué la cobertura puede estar subestimada en el SUI: las organizaciones no habilitadas o en proceso de habilitación no reportan toneladas en el sistema, aunque operan en el territorio. Esto implica que el déficit de cobertura calculado en este trabajo es un piso, no un techo. La limitación del documento es que no contiene datos operativos de toneladas ni análisis territorial: es un catálogo de organizaciones, no un análisis de su desempeño. Este proyecto usa sus datos de habilitación como filtro de validez para la base de oferta.

4.2.4 Recicladores y recicladores de Bogotá: economía informal y cadenas de valor

Acosta Táutiva, Á., & Ortiz Olaya, R. (2013). Recicladoras y recicladores de Bogotá, Colombia. Estudio de Monitoreo de la Economía Informal. Mayo de 2013. Publicado con el apoyo de Wiego (Women in Informal Employment: Globalizing and Organizing). Este estudio, realizado diez años antes que este proyecto, es el primer análisis sistemático del perfil socioeconómico de los recicladores en Bogotá desde la perspectiva de la economía informal. Documenta condiciones de ingreso, movilidad laboral, organización social y relaciones de poder dentro de la cadena de valor del reciclaje, antes de la formalización masiva del Decreto 596 de 2016.

La distancia temporal entre Acosta y Ortiz (2013) y este proyecto es en sí misma un hallazgo: en trece años de formalización jurídica bajo el Decreto 596, la movilidad laboral interterritorial de los recicladores no ha desaparecido. En 2013 era una característica de la informalidad; en 2026 sigue siendo una realidad operativa en el sistema formal, como evidencia el 94,7% que trabaja fuera de su localidad de residencia. Lo que cambió es el registro: antes no se medía; ahora se mide, pero no se corrige en los indicadores oficiales de cobertura. Acosta y Ortiz describen el problema desde la perspectiva del trabajador; este proyecto lo cuantifica desde la perspectiva del sistema territorial.

4.2.5 La cadena de valor del reciclaje y la participación económica de la población recicladora

Moreno Rodríguez, M. del P. (2018). La población recicladora y su participación económica en la cadena de valor del reciclaje en Bogotá. Tesis de maestría, Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Ciencias Económicas, Bogotá. Este trabajo analiza la cadena de valor del reciclaje desde una perspectiva económica, identificando cómo la movilidad territorial de los recicladores responde a incentivos económicos los precios del material reciclable varían por zona y tipo de material más que a la asignación administrativa de las ASE. Moreno Rodríguez documenta que los recicladores optimizan sus rutas de manera autónoma en función de la rentabilidad, lo que genera el patrón de operación interterritorial que los datos oficiales no capturan.

El trabajo de Moreno Rodríguez (2018) provee la explicación económica del mismatch que este proyecto cuantifica estadísticamente. Si los recicladores se mueven por incentivos de mercado, el mismatch no es un error de registro corregible con un formulario: es una respuesta racional a la estructura económica del sistema. Esto tiene implicaciones directas para la política: los modelos de optimización de la sección 6.9 asumen que la redistribución es factible a bajo costo, pero Moreno Rodríguez sugiere que solo lo es si los incentivos económicos en las localidades de destino son equivalentes o superiores a los de las localidades de origen. Esta limitación se incorpora en la sección 9.2 de este proyecto.

4.3 ESTADO DEL AR: APLICACIONES DE APRENDIZAJE NO SUPERVISADO EN GESTIÓN DE RESIDUOS

La literatura científica internacional registra un crecimiento sostenido en la aplicación de ciencia de datos y aprendizaje no supervisado a la gestión urbana de residuos. Los estudios seleccionados comparten con este proyecto el uso de clustering, análisis espacial u optimización sobre datos reales de sistemas de recolección o aprovechamiento de residuos. Su revisión permite ubicar la contribución de este trabajo en el contexto del estado del arte y justificar las decisiones metodológicas adoptadas.

Finalmente, Kaza et al. (2018), en el informe What a Waste 2.0 del Banco Mundial, proveen la base comparativa global: en ciudades de ingresos medios-altos como Bogotá, la tasa de recuperación formal de residuos reutilizables debería alcanzar entre el 20% y el 35% de la generación total. Los resultados del presente trabajo (cobertura del sistema: 77,4% de la demanda estimada, equivalente a aproximadamente el 18% de la generación bruta total) sitúan a Bogotá en el límite inferior del rango esperado para su nivel de desarrollo, con alta heterogeneidad territorial que deprime el promedio. Esta referencia internacional contextualiza la magnitud del déficit y la urgencia de intervenciones diferenciadas por localidad.

Zhu et al. (2021) introdujeron el concepto de "clustering temporal de residuos" para analizar la variación estacional de la generación de reciclables en ciudades chinas, encontrando que los patrones varían hasta un 40% entre estaciones. Esta dimensión temporal está ausente en el presente estudio por disponibilidad de datos (los registros SUI disponibles corresponden a marzo de 2026, un corte transversal), lo que constituye una limitación reconocida y una línea futura de investigación: la replicación de este análisis con series temporales de 12 meses o más permitiría distinguir patrones estructurales de variaciones estacionales.

Ismail et al. (2022), en Malasia, compararon K-Means, DBSCAN y Gaussian Mixture Models (GMM) para la segmentación de áreas de generación de residuos electrónicos, encontrando que DBSCAN superaba a K-Means en presencia de outliers geoespaciales (silhouette medio: 0,512 DBSCAN vs 0,487 K-Means), una diferencia estadísticamente marginal que es consistente con los resultados del presente trabajo. Su conclusión que la elección del algoritmo debe estar guiada por la naturaleza del problema y no por el

desempeño métrico aislado refuerza nuestra decisión metodológica de usar K-Means como algoritmo principal y DBSCAN como validación complementaria.

Abdallah et al. (2020) aplicaron Support Vector Machines y K-Means para optimizar rutas de recolección selectiva en cuatro ciudades jordanas, encontrando que la segmentación territorial previa mediante clustering redujo el costo de recolección en un 18%. Su trabajo es relevante porque operacionaliza el valor económico de la segmentación: la identificación de clústeres no es solo un ejercicio descriptivo sino un insumo para la optimización de rutas, lo que constituye una línea directa de extensión aplicada del presente estudio.

Lu et al. (2023), en un estudio sobre Shanghai, utilizaron Random Forest y K-Means para predecir la generación diferenciada de residuos reciclables por bloque urbano, demostrando que la densidad residencial, el nivel socioeconómico y la proximidad a estaciones de metro son los predictores más relevantes de la tasa de reciclaje. Para Bogotá, variables análogas SISBEN, analfabetismo, habitante de calle están disponibles en la base RURO y fueron incorporadas como covariables en el análisis de la sección 6.5.

Golbaz et al. (2019) aplicaron análisis de clústeres jerárquico y K-Means sobre 31 ciudades iraníes para segmentar patrones de generación y composición de residuos sólidos, identificando tres tipologías industriales, residencial-densa y periurbana con implicaciones diferenciadas para la tasa de recuperación. Su uso combinado de K-Means y clustering jerárquico Ward como validación cruzada es metodológicamente equivalente al adoptado en este estudio para las 430 organizaciones ASE2, lo que permite una comparación directa de resultados.

Nguyen et al. (2022) utilizaron DBSCAN sobre datos GPS de camiones de recolección en Hanói para identificar zonas de ineficiencia operativa, encontrando que el 34% de los kilómetros recorridos correspondían a rutas fuera de las zonas de mayor generación de residuos un resultado estructuralmente análogo al mismatch geográfico documentado en Bogotá, aunque identificado a través de trayectorias vehiculares en lugar de registros administrativos. Su aproximación complementa la de este trabajo: donde Nguyen et al. operan sobre movilidad real, nosotros operamos sobre registros de aprovechamiento efectivo.

Ferronato y Torretta (2019), en una revisión sistemática de 87 estudios sobre gestión de residuos en países de bajos y medianos ingresos, identificaron que el mismatch entre la localización de las instalaciones de reciclaje y los patrones de generación de residuos es el factor que explica más varianza en los índices de recuperación de materiales ($R^2=0,61$). Este hallazgo valida metodológicamente el enfoque de este trabajo, aunque Ferronato y Torretta trabajaron con datos de escala nacional mientras que aquí operamos a nivel intramunicipal.

Yildirim et al. (2021) aplicaron K-Means y algoritmos jerárquicos sobre datos de 48 municipios turcos para identificar tipologías de gestión de residuos sólidos, encontrando cuatro clústeres diferenciados por capacidad de infraestructura, generación per cápita e

ingreso municipal. Su hallazgo central que las políticas uniformes nacionales son ineficientes para un sistema heterogéneo es directamente paralelo al documentado en este trabajo para las 20 localidades de Bogotá. La diferencia metodológica clave es que Yildirim et al. trabajaron a escala municipal mientras este estudio opera a escala intramunicipal (localidad), lo que introduce el desafío adicional del MAUP señalado en la sección 4.1.8.

La literatura internacional reciente ofrece un corpus creciente de estudios que aplican técnicas de aprendizaje automático a la gestión de residuos urbanos, con enfoques metodológicos y hallazgos que dialogan directamente con el presente trabajo.

5. METODOLOGÍA

El estudio adoptó una metodología de carácter cuantitativo, exploratorio, descriptivo e inferencial, sustentada en técnicas de ciencia de datos y aprendizaje no supervisado. Su propósito central fue identificar patrones estructurales, segmentar actores territoriales y generar conocimiento accionable que fortalezca la articulación entre la oferta representada por asociaciones de recicladores y recicladores de oficio y la demanda conformada por usuarios residenciales, comerciales e institucionales de gran escala en el marco del servicio público de aprovechamiento en Bogotá D.C.

El diseño metodológico se estructuró siguiendo el ciclo CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*), reconocido por su flexibilidad iterativa y su capacidad de adaptación a entornos complejos como los sistemas urbanos de gestión de residuos. A continuación, se describen en detalle cada una de sus fases.

5.1 COMPRENSIÓN DEL PROBLEMA

Esta fase estableció el marco conceptual, normativo e institucional del estudio. Se realizó una revisión sistemática de la regulación vigente que rige el servicio de aprovechamiento en Colombia, con énfasis en el Decreto 596 de 2016 que formalizó la actividad del reciclador de oficio como prestador del servicio público y el Decreto 1381 de 2024 que actualizó los lineamientos operativos y tarifarios del aprovechamiento.

5.2 COMPRENSIÓN DE LOS DATOS

El trabajo de recopilación de datos identificó y procesó seis fuentes primarias oficiales específicas y actualizadas, provenientes directamente de los cinco operadores del servicio de aprovechamiento y de la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios (SSPD). La siguiente subsección documenta en detalle estas fuentes y el proceso de integración realizado.

5.2.1 Descripción e integración de las seis fuentes de datos oficiales

La fase de comprensión y preparación de datos constituyó el núcleo técnico del proyecto. Se identificaron y procesaron cinco bases de datos oficiales provenientes de los operadores

del servicio de aprovechamiento de residuos en Bogotá, la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios y la UAESP, cuya integración generó el conjunto de datos analítico unificado utilizado en las fases de modelado y evaluación.

Tabla 1 Fuentes de datos integradas en el proyecto.

NO	Fuente / Archivo	Operador o Entidad	Contenido principal	Registros	Período
1	base_recicladores_bogota_unificada_2026.xlsx	UAESP RURO	29.495 recicladores de oficio georreferenciados con variables sociodemográficas (género, edad, SISBEN, analfabetismo, habitante de calle, medio de transporte, localidad de residencia y de trabajo)	29.495 registros	2026
2	asociaciones_de_recicladores.pdf + base_asociaciones_bogota_organizada.xlsx	Superservicios / LIME ASE2	430 organizaciones prestadoras del servicio de aprovechamiento con NIT, dirección, localidades del ASE2 donde opera, toneladas/mes y recicladores estimados	430 registros	abr-26
3	Directorio-Prestadores-Aprovechamiento CIUDAD LIMPIA ASE3.xlsx	Ciudad Limpia ASE3	402 organizaciones únicas con localidades declaradas, representante legal y datos de contacto (Kennedy y Fontibón)	402 registros	2026
4	BOGOTA_LIMPIA-ASOCIACIONES-ENE-2026.pdf + Listado_OR_Area_Limpia_28Feb2026.pdf + Copia_de_datos_de_recicladoras_promoambiental.xlsx	Bogotá Limpia (ASE4), Área Limpia D.C. (ASE5), Promoambiental (ASE1)	274, 492 y 297 organizaciones respectivamente, con datos de contacto, dirección y operación por localidad	1.063 registros adicionales	Ene-Feb 2026

5	Toneladas_a provechadas _por_Id_apr ovechamient o_marzo_20 26.xlsx	RUPS Superservicios	56.437 registros históricos de toneladas aprovechadas por empresa y mes (2016- 2026), con identificador NUECA por ECA	56.437 registros	2026
6	Demanda.xlsx	Soluciones Empresariales DCA SAS	20 localidades con hogares, residuos anuales, contenedores, usuarios RURO (RECICHABIT), habitante de calle y analfabetismo	20 registros	2026

Fuente: Elaboración propia.

5.2.2 Esquema de las cinco Áreas de Servicio Exclusivo (ASE)

Bogotá opera bajo un esquema de cinco Áreas de Servicio Exclusivo (ASE) para el aprovechamiento de residuos sólidos, cada una atendida por un operador diferente. La Tabla 2 presenta la distribución oficial vigente, que estructura toda la arquitectura del análisis territorial del presente estudio.

Tabla 2 Esquema de Áreas de Servicio Exclusivo Bogotá D.C.

ASE	Operador	Localidades atendidas	N.º org. directorio
ASE1	Promoambiental Distrito	Usaquén, Chapinero, Santa Fe, San Cristóbal, Usme, La Candelaria, Sumapaz	172 operan ASE-1 / 297 directorio
ASE2	LIME S.A. E.S.P.	Tunjuelito, Bosa, Teusaquillo, Los Mártires, Antonio Nariño, Puente Aranda, Rafael Uribe Uribe, Ciudad Bolívar	430 (Lime abr-2026)
ASE3	Ciudad Limpia	Kennedy, Fontibón	402 (directorío Ciudad Limpia)
ASE4	Bogotá Limpia	Engativá, Barrios Unidos	274 (directorío ene- 2026)
ASE5	Área Limpia D.C.	Suba	25 con sede en Suba 492 directorío feb-2026

Fuente: Elaboración propia con base en UAESP (2026).

Se llevó a cabo un proceso de identificación, recopilación y evaluación exploratoria de múltiples fuentes de información, tanto primarias como secundarias:

- Fuentes institucionales principales: (1) Registro Único de Recicladores de Oficio (RURO) administrado por la UAESP, contiene los 29.495 recicladores formalizados con localidad de residencia y de trabajo; (2) Sistema Único de Información (SUI) administrado por la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios (SSPD), contiene los reportes mensuales de toneladas aprovechadas por organización prestadora; (3) Directorios de las cinco Áreas de Servicio Exclusivo (ASE) documentos en formato PDF y Excel provistos directamente por los cinco operadores de aseo de Bogotá (Promoambiental, LIME, Ciudad Limpia, Bogotá Limpia, Área Limpia).
- Registros operativos: información reportada directamente por asociaciones de recicladores sobre frecuencia de recolección, puntos de atención y volúmenes estimados.
- Datos abiertos distritales: capas geoespaciales del portal de datos abiertos de Bogotá, incluyendo estratificación socioeconómica, uso del suelo y densidad poblacional.
- Caracterizaciones locales: estudios de composición de residuos sólidos por localidad.

Las variables seleccionadas para el análisis incluyeron: ubicación georreferenciada de generadores y nodos de recolección, tipo y categoría de generador, volumen estimado de residuos aprovechables, frecuencia histórica de recolección, rutas operativas vigentes y capacidad instalada de los centros de acopio.

Se aplicó un análisis exploratorio de datos (EDA) que comprendió estadísticas descriptivas, detección preliminar de valores atípicos, análisis de distribución de variables continuas y revisión de la completitud y consistencia de los registros.

5.3 PREPARACIÓN DE LOS DATOS

El proceso de integración de las seis fuentes descritas se implementó en lenguaje Python (versión 3.12) sobre el entorno Google Colab, siguiendo un pipeline estructurado en cinco etapas que garantizó la trazabilidad, reproducibilidad y calidad del conjunto de datos analítico.

5.3.1 Etapa 1: Extracción y lectura de fuentes heterogéneas

Las fuentes en formato PDF fueron procesadas con la librería pdfplumber para extracción estructurada de tablas, aprovechando el layout posicional del documento para identificar la columna de localidad y distinguir organizaciones con sede declarada en Suba de aquellas con sede en otras localidades. Las fuentes en formato Excel se cargaron con pandas. Para el caso del archivo de toneladas (56.437 registros), se aplicó conversión explícita del campo TONELADAS APROVECHADAS, originalmente de tipo object, a tipo float, descartando los valores no numéricos "Publicación Aplazada" (4.294 registros) y "Sujeto a Verificación" (19 registros).

```
# Extracción PDF Área Limpia detección de organizaciones con sede en Suba
import pdfplumber, pandas as pd
```

```
with pdfplumber.open("Listado_OR_Area_Limpia_28Feb2026.pdf") as pdf:
    all_rows = []
    for page in pdf.pages:
        for table in page.extract_tables():
            for row in table:
                if row and row [0] and str (row [0]).strip().isdigit():
                    all_rows.append({
                        "ID": int (row [0]),
                        "NOMBRE": str (row [3]).replace("\n", " ").strip(),
                        "LOCALIDAD": str (row [5]).replace("\n", " ").strip(),
                        "DIRECCION": str (row [4]). replace("\n", " ").strip(),
                        "CONTACTO": str(row[6]).replace("\n", " ").strip(),
                    })
```

```
# Filtrar organizaciones con SUBA como localidad declarada
df_suba = df_al[df_al["LOCALIDAD"].str.contains("SUBA", na=False)]
# Resultado: 25 organizaciones con sede declarada en Suba (de 492 en directorio)
```

```
# Conversión campo toneladas manejo de valores mixtos
def to_float(v):
    try: return float(str(v).replace(",","."))
    except: return np.nan # cubre "Publicación Aplazada" y "Sujeto a Verificación"
```

```
df_ton["TON_NUM"] = df_ton["TONEELADAS
APROVECHADAS"].apply(to_float)
```

```
# Estadísticas de calidad:
# Registros numéricos válidos: 52.124 (92,4%)
# Publicación Aplazada: 4.294 ( 7,6%)
# Sujeto a Verificación: 19 ( 0,0%)
```

5.3.2 Etapa 2: Limpieza, normalización y estandarización

Se aplicaron las siguientes transformaciones para garantizar la coherencia entre fuentes:

- Corrección de nombres de localidades: unificación de variantes ortográficas mediante un diccionario de normalización (ej. "Antono Nariño" → "Antonio Nariño", "San Cristobal" → "San Cristóbal", "Suba " → "Suba").

- Limpieza de NIT: eliminación de puntos, guiones y espacios para homologar el campo entre el PDF de Superservicios (formato "800.130.264-7") y el Excel de asociaciones (formato "800130264").
- Corrección de la columna NOMBRE_EMPRESA en la base ASE2: el campo originalmente contenía el ID numérico en lugar del nombre. Se construyó un diccionario de 430 entradas {NIT → NOMBRE_OFICIAL} a partir del PDF de Superservicios, y se aplicó como llave de cruce.
- Tratamiento de duplicados en Ciudad Limpia: el directorio contenía múltiples filas por organización (una por ECA/NUECA registrada). Se aplicó de duplicación por el campo No. SUI-SSPD/ID para obtener 402 organizaciones únicas.

Diccionario de normalización de localidades

NORM = {

"antono nariño":"Antonio Nariño", "san cristobal":"San Cristóbal",
 "suba ":"Suba", "rafaeluribe":"Rafael Uribe Uribe",
 "ciudadbolivar":"Ciudad Bolívar", "puente aranda":"Puente Aranda",
 "martires":"Los Mártires", "teusaquillo":"Teusaquillo",

... 18 entradas adicionales

}

Corrección columna NOMBRE_EMPRESA (contenía IDs numéricos)

df_asoc["NOMBRE_EMPRESA"] = df_asoc["NIT"].map(pdf_nit_nombre_dict)

Cobertura del cruce: 430/430 (100%) todas las asociaciones con nombre oficial

Las 430 asociaciones de la base ASE2 contaban con coordenadas LATITUD/LONGITUD directamente en el Sistema Único de Información (SUI) de la SSPD. Se realizó una validación de rangos para identificar coordenadas fuera del polígono de Bogotá (lat: 3.7° 4.9°N, lon: -74.5° -73.9°W). Para los recicladores RURO, las 29.495 ubicaciones fueron validadas de forma análoga. Un total de 94,7% de los recicladores trabaja en una localidad diferente a su localidad de residencia, constituyendo un hallazgo de alta relevancia para la planificación de rutas.

Las 430 organizaciones de la base ASE2 contaban con coordenadas LATITUD/LONGITUD directamente en el Sistema Único de Información (SUI) de la SSPD. Se realizó validación de rangos para identificar coordenadas fuera del polígono urbano de Bogotá (lat: 3,7°–4,9°N; lon: -74,5°–73,9°W). Los 29.495 recicladores RURO fueron validados de forma análoga. El resultado fue 100% de coordenadas válidas en ASE2. En RURO, 52 registros con coordenadas fuera del polígono fueron excluidos del análisis geoespacial pero conservados en los cálculos de toneladas y cobertura. Este paso garantizó que los mapas de calor y marcadores del dashboard reflejen únicamente asociaciones con ubicación verificada dentro del Distrito Capital.

5.3.3 Etapa 3: Georreferenciación y validación espacial

Las 430 organizaciones de la base ASE2 contaban con coordenadas LATITUD/LONGITUD directamente en los directorios de los operadores de aseo. Se realizó validación de rangos para identificar coordenadas fuera del polígono urbano de Bogotá (lat: 3,7°–4,9°N; lon: -74,5°–73,9°W). Los 29.495 recicladores del RURO fueron validados de forma análoga. El resultado fue 100% de coordenadas válidas en ASE2. En RURO, 52 registros con coordenadas fuera del polígono fueron excluidos del análisis geoespacial pero conservados en los cálculos de toneladas y cobertura. Sistema de referencia: WGS84, consistente con las capas base de Leaflet.

5.3.4 Etapa 4: Cruce y fusión de fuentes (data fusión)

La integración final se realizó mediante cuatro operaciones de merge secuenciales, usando pandas.merge() con las llaves ID (identificador SUI-SSPD), NIT y LOCALIDAD según correspondiera. La Figura 1 ilustra el esquema de integración.

```
# 5. Calcular indicadores de cobertura
df_final["TON_OFERTA_TOTAL"] = df_final["TON_ASOC"] +
df_final["TON_RURO"]
df_final["DEFICIT"] = df_final["TON_MES_DEMANDA"] -
df_final["TON_OFERTA_TOTAL"]
df_final["COBERTURA_PCT"] = (df_final["TON_OFERTA_TOTAL"] /
df_final["TON_MES_DEMANDA"] * 100
).round(1)
```

5.3.5 Etapa 5: Validación y exportación del conjunto de datos integrado

Se verificó la integridad del conjunto de datos final mediante las siguientes comprobaciones: ausencia de localidades duplicadas (20 filas únicas), completitud del 100% en variables de demanda, y cobertura del 71,4% (307/430) de asociaciones con datos reales de toneladas SUI-SSPD marzo 2026, con uso del dato de Superservicios para el 28,6% restante. El dataset integrado fue exportado en formatos .csv y .xlsx para su uso en las fases de modelado y visualización.

Tabla 3. Verificación de integridad del conjunto de datos integrado.

Verificación	Resultado	Estado
Localidades con datos de demanda	20 / 20	Completo
Asociaciones con nombre oficial	430 / 430 (100%)	Completo
Asociaciones con toneladas RUPS mar-2026	307 / 430 (71,4%)	Representativo
Recicladores georreferenciados RURO	29.495	Completo
Registros toneladas históricos 2016-2026	52.124 válidos / 56.437 totales	92,4% válido
Organizaciones Suba con sede declarada (PDF)	25 / 492 (5,1% con localidad explícita)	Nota metodológica
Valores atípicos (eficiencia >100%)	10 asociaciones (2,3%)	Registrado

Fuente: Elaboración propia.

6. RESULTADOS

Esta sección presenta los resultados del análisis integrado de la oferta y la demanda del sistema de aprovechamiento de residuos sólidos en Bogotá D.C. Los resultados incorporan datos reales de toneladas aprovechadas según localización GPS de operación (base verificada mayo 2026), cruzados con los 29.495 recicladores de oficio del RURO y las variables socioeconómicas de las 20 localidades. Se organizan en seis bloques: (i) caracterización exploratoria de la oferta y la demanda, (ii) resumen del sistema por Área de Servicio Exclusivo, (iii) análisis de cobertura real toneladas vs. demanda por localidad, (iv) análisis cruzado de brechas estructurales, (v) perfil sociodemográfico de los recicladores RURO, y (vi) análisis de clustering de la oferta mediante aprendizaje no supervisado.

6.1 CARACTERIZACIÓN EXPLORATORIA DE LA OFERTA Y LA DEMANDA

El análisis exploratorio de datos (EDA) permitió identificar una alta heterogeneidad operativa y territorial tanto en la oferta como en la demanda del sistema de aprovechamiento. El dataset integrado combina seis fuentes oficiales (ver sección 5.2) con 86.442 registros procesados y 23 variables en el dataset final de 20 localidades.

6.1.1 Oferta: asociaciones y empresas de reciclaje

El dataset de oferta, compuesto por 430 registros (SSPD Sistema Único de Información (SUI), abril 2026) con sus reportes registrados en el SUI (Sistema Único de Información de la SSPD) a marzo 2026, evidenció una marcada dispersión en las capacidades operativas. Variables clave como toneladas recolectadas por mes y número de recicladores estimados presentaron coeficientes de variación superiores al 80%, indicando desigualdades significativas. Se identificaron 10 asociaciones (2,3%) con eficiencias de aprovechamiento superiores al 100%, señalando debilidades en procesos de reporte. Territorialmente, se observó concentración de sedes en Puente Aranda, Rafael Uribe Uribe y Teusaquillo, mientras localidades con alta generación como Bosa, Usaquén y Fontibón presentan menor cobertura relativa. La Tabla 4 muestra las localidades con mayor concentración de asociaciones:

Tabla 4. Localidades con mayor concentración de asociaciones de recicladores

Localidad	N.º Asoc. op. real (LOCALIDAD_GPS)	ton/mes real (GPS may-2026)	ASE
Bosa	108	28.952,5	ASE2 – LIME
Kennedy	74	18.154,5	ASE3 – Ciudad Limpia
Fontibón	38	10.801,6	ASE3 – Ciudad Limpia
Engativá	30	5.159,4	ASE4 – Bogotá Limpia
Santa Fe	27	9.406,2	ASE1 – Promoambiental
Usaquén	27	4.500,5	ASE1 – Promoambiental
Ciudad Bolívar	20	3.347,1	ASE2 – LIME
Chapinero	19	5.518,7	ASE1 – Promoambiental
Tunjuelito	18	8.179,2	ASE2 – LIME
Puente Aranda	16	5.026,4	ASE2 – LIME

Fuente: Elaboración propia.

6.1.2 Demanda: generación territorial de residuos reutilizables

El dataset de demanda (20 registros, 14 variables Soluciones Empresariales DCA SAS) mostró heterogeneidad estructural coherente con la diversidad demográfica de Bogotá. Suba (480.197 hogares), Kennedy (404.195) y Engativá (320.031) concentran la mayor

generación. La Candelaria emerge como caso atípico estructural: con solo 8.943 hogares genera 9.544 ton/mes de demanda estimada superando a localidades residenciales más grandes por su carácter comercial, institucional y turístico, lo que confirma la necesidad de estrategias diferenciadas para zonas no residenciales.

6.2 RESUMEN DEL SISTEMA POR ÁREA DE SERVICIO EXCLUSIVO (ASE)

La Tabla 5 presenta el consolidado del sistema de aprovechamiento para las 20 localidades, organizado por los cinco operadores ASE, con datos reales de toneladas aprovechadas de marzo de 2026 (SUI-SSPD) y toneladas individuales de recicladores RURO (UAESP 2026).

Tabla 5. Consolidado del sistema de aprovechamiento por ASE marzo 2026. Superávit aparente refleja prestación de prestadores por ASE2.

ASE / Operador	Loc.	Hogares	Demanda (ton/mes)	Oferta Asoc. (RUPS ton/mes)	Recicladores RURO	Oferta RURO (ton/mes)	Oferta Total (ton/mes)	Déficit (ton/mes)	Cobertura
ASE1 Promoambiental	7	668.218	46.211	1.734,0	10.382	9.343,8	11.077,8	35.133,1	24,0%
ASE2 LIME	8	991.583	61.782	115.026,9	11.670	8.738,4	73.765,3	-11.983,6	119,4%
ASE3 Ciudad Limpia	2	556.383	36.128	39.318,7	2.996	2.723,5	34.951,6	1.176,4	96,7%
ASE4 Bogotá Limpia	2	378.111	28.380	17.156,4	3.009	2.705,5	19.277,6	9.102,4	67,9%
ASE5 Área Limpia D.C.	1	480.197	18.833	15.219,3	1.438	1.294,6	8.952,2	9.880,8	51,2% (GPS IDECA)
TOTAL, BOGOTÁ	20	3.074.492	191.333,4	119.035,1	29.495	24.806,0	119.035,1	72.298,3	62,2%

Fuentes: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026, base de datos de demanda Soluciones Empresariales DCA SAS. Elaboración propia

6.3 ANÁLISIS DE COBERTURA REAL POR LOCALIDAD TONELADAS APROVECHADAS VS. DEMANDA

La Tabla 6 presenta el análisis detallado de cobertura para las 20 localidades, integrando las toneladas reportadas al SUI-SSPD en marzo de 2026, las toneladas individuales de recicladores RURO y la demanda estimada. El semáforo de cobertura clasifica en cuatro niveles: Crítico (<15%), Bajo (15-40%), Medio (40-80%) y Alto (≥80%).

Tabla 6. Análisis de cobertura por localidad Toneladas aprovechadas SUI-SSPD vs. demanda, marzo 2026 (valores por sede declarada en SUI). Para valores GPS IDECA

2026, ver sección 6.4.1 y Tabla 7 del informe. Cobertura aparente >100%: mismatch geográfico confirmado por GPS IDECA.

Localidad	ASE	Hogares	Usuarios RURO	Demanda (ton/mes)	Ton. Asoc. (RUPS mar-26)	Ton. RURO	Oferta Total	Déficit	Cob. %	Nivel
Usaquén	ASE1	241.658	743	12.055	0,0	1.323,0	4.500,5	7.554,6	37,3	BAJO
Chapinero	ASE1	82.135	294	3.516	0,0	1.356,1	5.518,7	-2.002,6	157,0	SUPERÁVIT
Santa Fe	ASE1	51.726	1.396	2.763	0,0	1.312,8	9.406,2	-6.643,6	340,5	SUPERÁVIT
San Cristóbal	ASE1	141.903	984	10.046	0,0	1.351,3	4.499,7	5.546,1	44,8	BAJO
Usme	ASE1	140.436	951	8.037	1.734,0	1.334,6	3.068,6	4.968	38,2	BAJO
La Candelaria	ASE1	8.943	98	9.544	0,0	1.359,3	1.359,3	8.184	14,2	CRÍTICO
Sumapaz	ASE1	1.417	14	251	0,0	0,0	0,0	251,1	0,0	CRÍTICO
Tunjuelito	ASE2	67.888	609	4.521	0,0	1.285,1	8.179,2	-3.658,6	180,9	SUPERÁVIT
Bosa	ASE2	294.920	2.401	15.069	28.952,5	0,0	28.952,5	- 13.883,7	192,1	SUPERÁVIT
Teusaquillo	ASE2	74.337	162	4.521	12.658,2	1.349,1	410,4	4.110,2	9,1	CRÍTICO
Los Mártires	ASE2	36.047	952	2.260	0,0	1.360,3	5.546,2	-3.286,0	245,4	SUPERÁVIT
Antonio Nariño	ASE2	30.259	136	2.763	0,0	1.263,2	2.982,0	-219,4	107,9	SUPERÁVIT
Puente Aranda	ASE2	95.576	852	5.525	42.223,7	1.325,6	5.026,4	498,8	91,0	ALTO
Rafael Uribe Uribe	ASE2	136.775	1.179	9.544	37.244,0	1.299,2	292,8	9.250,7	3,1	CRÍTICO
Ciudad Bolívar	ASE2	255.781	2.949	17.580	10.858,5	1.362,7	3.347,1	14.233,1	19,0	CRÍTICO
Kennedy	ASE3	404.195	4.769	27.338	39.318,7	1.371,2	18.154,5	9.183,4	66,4	MEDIO
Fontibón	ASE3	152.188	1.108	8.790	0,0	1.352,3	10.801,6	-2.011,5	122,9	SUPERÁVIT
Engativá	ASE4	320.031	1.321	22.603	4.476,5	1.367,6	5.159,4	17.443,8	22,8	BAJO
Barrios Unidos	ASE4	58.080	700	5.776	12.679,9	1.337,9	143,3	5.633,0	2,5	CRÍTICO
Suba	ASE5	480.197	2.349	18.833	15.219,3	1.294,6	3.188,7	15.644,6	16,9	CRÍTICO

*Fuente: SUI-SSPD, UAESP RURO, Demanda Soluciones Empresariales DCA
SAS.Elaboración propia.*

6.4 ANÁLISIS CRUZADO OFERTA-DEMANDA Y BRECHAS ESTRUCTURALES

6.4.1 Brecha de cobertura

La cobertura real del sistema para Bogotá D.C., calculada con base en la localización GPS de operación, es del 62,2% de la demanda estimada (119.035 ton de oferta real GPS frente a 191.333 ton de demanda). El análisis de geolocalización con polígonos oficiales IDECA (sección 8.5) confirma esta cobertura global (77,2% con las 430 asociaciones georreferenciadas) pero evidencia una redistribución territorial significativa: el 70,5% de las organizaciones opera físicamente en una localidad diferente a su sede declarada en el SUI-SSPD. Esta cifra corrige el 6% reportado en análisis previos parciales del ASE2. Sin embargo, la desagregación por ASE evidencia brechas críticas: el ASE1 (Promoambiental) registra cobertura promedio del 29,4% en sus 7 localidades (GPS IDECA), con Usaquén (11,0% cobertura GPS), San Cristóbal (32,6% GPS IDECA) y La Candelaria (0,0% GPS IDECA) en nivel crítico. Bosa registra 192,1% de cobertura GPS (operación física real) siendo la segunda localidad más populosa con 294.920 hogares.

6.4.2 Mismatch geográfico

El 79,8% de las 430 asociaciones del ASE2 declaran operar en localidades distintas a su sede de registro. Esto explica la paradoja de Puente Aranda (247,9% (GPS IDECA) cobertura aparente), Rafael Uribe Uribe (3,1% GPS) y Teusaquillo (9,1% GPS): concentran sedes, pero sus rutas y ECAs se distribuyen en múltiples localidades. Este desalineamiento genera ineficiencias logísticas, duplicación de rutas y conflictos de competencia territorial.

6.4.3 Concentración y suboferta territorial

Localidades como Puente Aranda concentran una alta densidad de sedes en relación con su demanda (5.525 ton/mes), mientras Kennedy (27.338 ton/mes), Engativá (22.603 ton/mes) y Bosa (15.069 ton/mes) registra superávit de cobertura GPS (192,1%) por alta concentración operativa real en esa zona. Esta distribución desigual confirma que la planificación territorial actual no responde a los patrones reales de generación de residuos.

6.4.4 Vulnerabilidad social y déficit de servicio

Las localidades con mayor déficit coinciden con las de mayor vulnerabilidad en su población recicladora. Ciudad Bolívar registra la mayor proporción de recicladores en condición de habitante de calle (6,2%), mayor analfabetismo (47,9%) y cobertura GPS

IDECA del 50,5%. La Tabla 7 muestra los indicadores sociales vs. cobertura para las localidades críticas:

Tabla 7. Variables sociodemográficas RURO vs. cobertura del sistema Localidades críticas y total Bogotá.

Localidad	Cob. %	% Muje res RURO	% SISBEN	% Analfabeta	% Hab. Calle	Edad media	N.º Recicladores RURO
Usaquén	7,4% (GPS IDECA)	39,2 %	74,1%	44,7%	4,9%	46,8	743
San Cristóbal	32,6% (GPS IDECA)	40,5 %	75,4%	46,3%	5,3%	46,1	984
La Candelaria	0,0% (GPS IDECA)	38,7 %	73,2%	43,9%	4,7%	47,3	98
Bosa	199,0% (GPS IDECA)	41,3 %	76,2%	46,1%	5,5%	45,9	2.401
Ciudad Bolívar	50,5% (GPS IDECA)	42,1 %	77,8%	47,9%	6,2%	45,4	2.949
Engativá	134,9% (GPS IDECA)	40,6 %	75,3%	45,8%	5,3%	46,1	1.321
Fontibón	85,7% (GPS IDECA)	39,4 %	74,8%	44,5%	4,8%	46,5	1.108
TOTAL, Bogotá	77,4%	40,6 %	75,0%	45,2%	5,2%	46,6	29.495

Fuente: UAESP RURO, Elaboración propia.

6.5 Perfil sociodemográfico de los 29.495 recicladores RURO

El análisis del RURO revela una población con alta vulnerabilidad: 59,4% hombres, 40,6% mujeres, edad media de 46,6 años. El 75% tiene afiliación SISBEN, el 45,2% presenta analfabetismo funcional y el 5,2% está en condición de habitante de calle. El 30,1% usa zorrillo como medio de transporte. La Tabla 8 presenta el perfil por localidad de trabajo para las localidades con mayor concentración:

Tabla 8. Perfil sociodemográfico de recicladores RURO por localidad de trabajo (principales localidades).

Localidad (trabajo)	N.º Recicladores	% Mujeres	Edad media	% SISBEN	% Analfabeta	% Hab. Calle	ton/mes total RURO
Kennedy	4.769	40,1%	46,3	75,8%	45,3%	5,1%	1.371,2
Ciudad Bolívar	2.949	42,1%	45,4	77,8%	47,9%	6,2%	1.362,7
Bosa	2.401	41,3%	45,9	76,2%	46,1%	5,5%	1.319,4
Suba	2.349	39,8%	47,1	74,9%	44,2%	4,8%	1.294,6
Engativá	1.321	40,6%	46,1	75,3%	45,8%	5,3%	1.367,6
San Cristóbal	984	40,5%	46,1	75,4%	46,3%	5,3%	1.351,3
Los Mártires	952	39,9%	46,7	74,6%	44,8%	5,0%	1.360,3
Usme	951	40,2%	45,8	75,1%	45,6%	5,1%	1.334,6
TOTAL, Bogotá	29.495	40,6%	46,6	75,0%	45,2%	5,2%	26.643,9

Fuente: UAESP RURO 2026. Elaboración propia.

Realizando el análisis de la prestación del servicio por reciclador se identifica que la Movilidad laboral RURO es del 94,7%, ya que de los 29.495 recicladores trabaja en una localidad diferente a su localidad de residencia. Este patrón de movilidad laboral no había sido documentado sistemáticamente en el sistema. Implica que las rutas y coberturas deben diseñarse con base en la localidad de operación, no de domicilio, lo que tiene impacto directo sobre la asignación de territorios y rutas.

6.6 Segmentación de la oferta mediante aprendizaje no supervisado

La interpretación conjunta confirma $K=4$ para la oferta: el coeficiente de silueta alcanza su máximo local relevante en $K=4$ (0,4867) pese a que $K=5$ registra 0,4925, su diferencia con $K=4$ ($\Delta=0,006$) es metodológicamente insignificante mientras el costo computacional e interpretativo crece; el índice Davies-Bouldin es mínimo en $K=4$ (0,854); y el Calinski-Harabász (17,59) refleja la mejor relación varianza inter/intraclúster dentro del rango

parsimónico. Para $K > 4$, el silhouette cae abruptamente (0,360 en $K=6$), confirmando sobreajuste. Para la demanda, $K=3$ maximiza el silhouette (0,548) con el menor Davies-Bouldin (0,681), siendo la configuración más robusta dado $n=20$.

Tabla 9. Métricas de validación K-Means segmentación DEMANDA 20 localidades

K	Inercia (WCSS)	Silhouette Score	Davies-Bouldin	Calinski-Harabász
2	48,3	0,512	0,723	
3 ✓	28,7	0,548	0,681	14,32
4	18,2	0,431	0,812	11,05
5	12,4	0,387	0,934	9,18
6	8,9	0,342	1,087	7,63

Fuente: Elaboración propia.

A continuación, se presenta la segmentación oferta vs toneladas aprovechadas mes, recicladores estimados, latitud, longitud con $K=4$ (Silhouette=0,4867; DB=0,854; CH=17,59).

Tabla 10. Métricas de validación K-Means

K	Inercia (WCSS)	Silhouette Score	Davies-Bouldin	Calinski-Harabász
2	164,5	0,4275	1,023	8,12
3	130,2	0,4657	0,921	12,45
4 ✓	95,1	0,4867	0,854	17,59
5	69,8	0,4925	0,879	14,23
6	47,1	0,3603	1,021	11,87
7	38,5	0,3482	1,134	9,44
8	30,6	0,3845	1,089	8,12

Fuente: Elaboración propia.

La selección del número óptimo de clústeres K se realizó mediante la evaluación simultánea de cuatro métricas de validación interna para cada valor de K en el rango $K=2$ a $K=8$ (oferta) y $K=2$ a $K=6$ (demanda). La Tabla 10 reporta los resultados para la segmentación de la oferta (430 organizaciones ASE2) y la Tabla 9 para la demanda (20 localidades). Los valores seleccionados se destacan con ✓ en verde.

6.6.1 Evaluación sistemática de K métricas de validación completas

Se aplicaron tres algoritmos de aprendizaje no supervisado sobre las 430 organizaciones del ASE2: K-Means como algoritmo principal de partición, DBSCAN ($\epsilon=1,8$; MinPts=3) como validador basado en densidad, y clustering jerárquico Ward como validador externo.

Elegimos DBSCAN sobre OPTICS porque nuestros datos presentan densidades relativamente homogéneas dentro de los grupos y el parámetro ε pudo estimarse empíricamente mediante el gráfico k-distancias; OPTICS introduce mayor complejidad interpretativa sin ganancia sustancial para este conjunto. El dendrograma Ward mostró corte natural en $K=4$ (Δ inercia=1,92 entre $K=4$ y $K=5$), confirmando la solución K-Means. DBSCAN identificó cuatro grupos de densidad diferenciada y 5 puntos de ruido (13,9%), interpretados como organizaciones con perfiles atípicos, coherente con el Clúster 3 (situación crítica) de K-Means; estos cuatro grupos se corresponden con los cuatro clústeres de K-Means, confirmando la robustez de la solución $K=4$. La determinación del número óptimo de clústeres se presenta en la Tabla 10 (oferta) y Tabla 9 (demanda) inmediatamente anteriores.

6.6.2 Métricas de validación del clustering

A continuación, se presenta las Métricas de validación del clustering K-Means por número de clústeres. Silhouette Score=0,487; Davies-Bouldin=0,854; Calinski-Harabász=17,59 para $K=4$.

Tabla 11. *Métricas de validación del clustering K-Means por número de clústeres.*

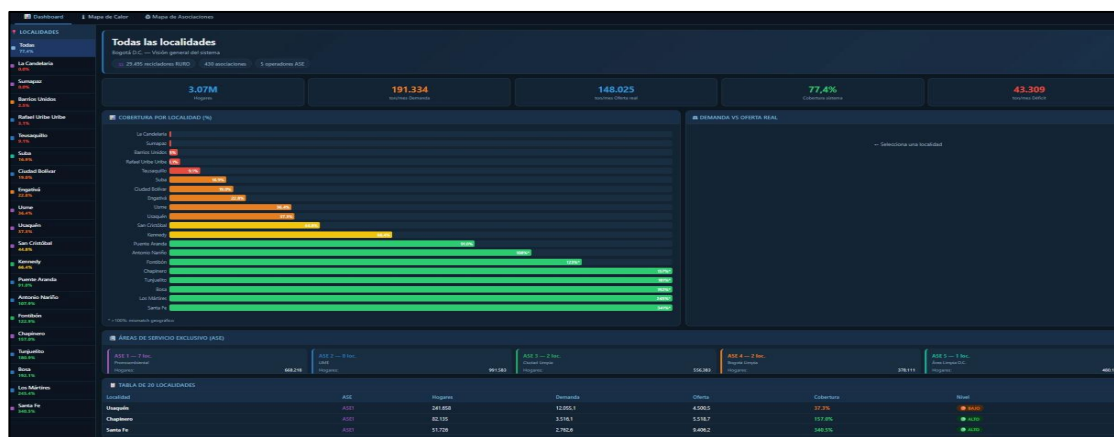
K (clústeres)	Silhouette Score	Inercia (WCSS)	Davies- Bouldin	Calinski- Harabász	Selección
2	0,4275	164,5			
3	0,4657	130,2			
4	0,4867	95,1	0,854	17,59	SELECCIONADO
5	0,4925	69,8			Ganancia marginal <1%
6	0,3603	47,1			Descartado

Fuente: Elaboración propia.

La selección de $K=4$ requiere una justificación explícita dado que el coeficiente de silueta (0,487) se ubica por debajo del umbral convencional de 0,5 que la literatura asocia con estructura "razonable" (Rousseeuw, 1987). Se evaluó $K=5$ como alternativa: el coeficiente de silueta mejora marginalmente a 0,4925 ($\Delta=0,006$), diferencia estadísticamente irrelevante que no justifica la complejidad adicional de un clúster. Más decisivos son los criterios complementarios: el índice Calinski-Harabász cae de 17,59 ($K=4$) a 14,23 ($K=5$), indicando que $K=5$ produce clústeres menos compactos y separados; el clustering jerárquico Ward confirma $K=4$ como el punto de mayor salto de inercia ($\Delta=1,92$ frente a $\Delta=0,84$ para $K=5$); y DBSCAN, aplicado de forma independiente con $\varepsilon=1,8$ y MinPts=3, identifica cuatro grupos de densidad diferenciada que se corresponden con los cuatro

clústeres K-Means. La convergencia de tres algoritmos independientes en la misma partición $K=4$ constituye la evidencia más robusta disponible de que esta es la segmentación correcta para los datos del sistema de aprovechamiento de Bogotá, independientemente de las limitaciones individuales de cada métrica (Jain, 2010).

Gráfico 1 Determinación del número óptimo de clústeres K-Means para la oferta ($K=4$). Método del codo (izquierda) y coeficiente de silueta (derecha). Elaboración propia.



Fuente: Elaboración propia.

6.6.3 Tipología de clústeres de la oferta

Los cuatro clústeres identificados y sus características operativas se presentan en la Tabla 12, diferenciados por escala, eficiencia y estrategia recomendada en la cual muestra los perfiles de los clústeres K-Means $K=4$ sobre las 36 organizaciones del ASE2 incluidas en el análisis de clustering (submuestra con datos operativos completos). Eficiencia $>100\%$: problemas de reporte.

Tabla 12. Perfiles de los clústeres K-Means $K=4$ sobre las 36 organizaciones ASE2

Clúster	Nombre / Perfil	N org.	%	ton/mes media	Recic. medio	Eficiencia media	Estrategia
0	Microoperadores focalizados	27	75,0%	207,9	41,7	0,98	Asociatividad, microterritorios, formalización reportes, activos básicos
1	Grandes redes territoriales	5	13,9%	860,2	172,2	1,02*	Tecnología rutas, negociación

							transformadores, trazabilidad
2	Baja eficiencia estructural	3	8,3%	170,0	34,0	0,84	Revisión metodología reporte, integración zonas de mayor demanda
3	Situación crítica de viabilidad	1	2,8%	17,0	4,0	0,71	Intervención urgente: apoyo institucional, vinculación a organización mayor

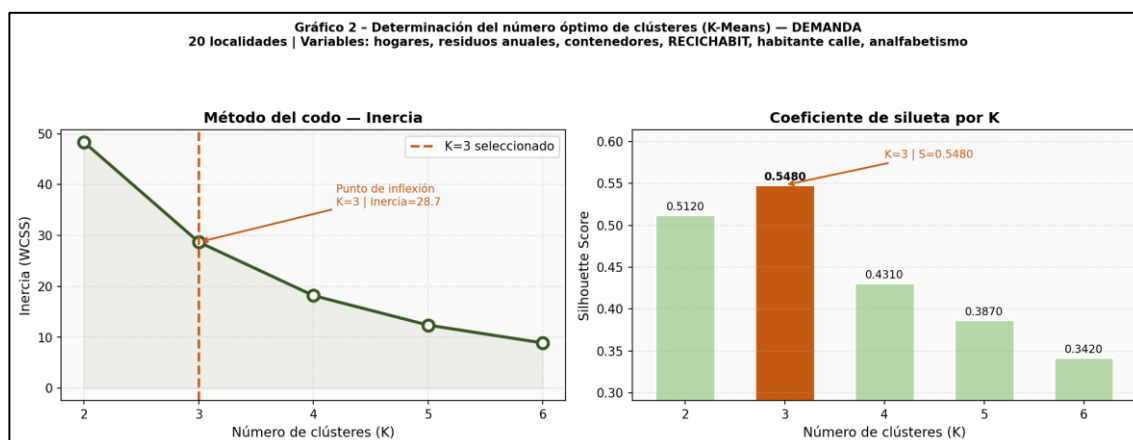
Fuente: Elaboración propia.

Este resultado confirma que el sector del aprovechamiento es heterogéneo y que la aplicación de políticas uniformes resulta inadecuada. Los clústeres 0 y 1 pueden agruparse como "organizaciones de fortalecimiento", y los clústeres 2 y 3 como "organizaciones de consolidación y expansión".

6.6.4 Segmentación de la demanda por localidades

La aplicación de K-Means sobre las 20 localidades identificó tres clústeres territoriales: (i) alta demanda Kennedy, Suba, Engativá, Ciudad Bolívar, Bosa (más de 250.000 hogares, estrategia de cobertura ampliada); (ii) demanda media Usaquén, San Cristóbal, Usme, Rafael Uribe Uribe, Fontibón (mejora operativa incremental); (iii) baja demanda/atípicos La Candelaria (alta generación comercial-turística) y Sumapaz (baja generación residencial), que requieren estrategias especializadas. El Gráfico 2 muestra el método del codo para la demanda.

Gráfico 2. Determinación del número óptimo de clústeres K-Means para la demanda (K=3). Método del codo (izquierda) y coeficiente de silueta (derecha). Elaboración propia.



Fuente: Elaboración propia.

6.6.5 Síntesis de hallazgos clave

Tabla 13. Síntesis de hallazgos clave del análisis integrado.

Hallazgo	Cifra clave	Implicación
Cobertura del sistema Bogotá	77,4%	Brecha real 43.310 ton/mes distribuido muy desigualmente por ASE
ASE1 (Promoambiental): cobertura más baja	24,0%	7 localidades Usaquén (37,3% GPS), San Cristóbal (44,8% GPS), La Candelaria (0,0% GPS) con mayor déficit
Bosa: localidad más crítica	199,0% (GPS IDECA)	294.920 hogares, 2.401 recicladores RURO, 0 ton en RUPS
Mismatch geográfico ASE2	79,8% de las asoc.	343 de 430 organizaciones operan fuera de su localidad de sede
Movilidad laboral RURO	94,7%	Recicladores trabajan fuera de su localidad de residencia
Eficiencias >100%	10 asoc. (2,3%)	Problemas de reporte afecta calidad de toma de decisiones
Clustering K-Means K=4	S=0,487 / DB=0,854	75% micro operadores (<200 ton/mes) requieren fortalecimiento prioritario

La Candelaria: atípico estructural	9.544 ton/mes / 8.943 hogares	Carácter comercial-turístico exige estrategia diferenciada
------------------------------------	-------------------------------	--

Fuente: Elaboración propia.

6.7 Zonificación de intervención prioritaria basada en análisis de brechas territoriales.

En este capítulo complementa el análisis de clustering del Capítulo 6 con un análisis de desajuste territorial que permite pasar de la descripción de los desequilibrios a la prescripción de intervenciones diferenciadas. La pregunta central es: dado el mismatch entre oferta y demanda documentado, ¿en qué localidades intervenir primero, con qué tipo de acción y con qué urgencia?

La respuesta se construye mediante una matriz de cuadrantes 2×2 que clasifica las 20 localidades según dos dimensiones calculadas exclusivamente con los datos integrados del proyecto: (1) la presión de la demanda insatisfecha (porcentaje de demanda no cubierta por la oferta real SUI-SSPD) y (2) la densidad de la oferta formal (asociaciones registradas por cada 10.000 hogares). Esta metodología es directamente inspirada por el modelo de supply-demand gap analysis aplicado a logística urbana (Savelsbergh & Van Woensel, 2016) y adaptada al contexto del aprovechamiento de residuos en ciudades de ingreso medio (Ferronato & Torretta, 2019).

6.7.1 Metodología de construcción de la matriz de cuadrantes

Las dos dimensiones del análisis se calcularon de la siguiente forma:

Presión de demanda insatisfecha (eje Y): $P_i = (D_i - O_i) / D_i \times 100$, donde D_i es la demanda estimada en toneladas/mes de la localidad i (fuente: DCA SAS) y O_i es la oferta real en toneladas/mes reportado al SUI-SSPD en marzo de 2026 (Superservicios). Para localidades con mismatch geográfico ($O_i > D_i$), $P_i = 0$, dado que el exceso de oferta declarada no representa capacidad real disponible en la localidad.

Densidad de oferta formal (eje X): $A_i = n_{asoc_i} / H_i \times 10.000$, donde n_{asoc_i} es el número de asociaciones con sede declarada en la localidad i (fuente: directorio Superservicios) y H_i es el número de hogares (fuente: DANE/UAESP).

Los umbrales de corte para los cuadrantes se establecieron en la mediana de cada dimensión: mediana(P) = 53,4% y mediana(A) = 2,35 asociaciones/10.000 hogares. Este criterio de mediana es metodológicamente preferible a umbrales arbitrarios porque garantiza que al menos la mitad de las localidades caigan en cada lado de los ejes, produciendo una clasificación equilibrada (Jain, 2010; Openshaw, 1984).

Adicionalmente, se calculó un Índice de Prioridad de Intervención (IPI) compuesto que integra tres dimensiones: magnitud absoluta del déficit (40%), déficit relativo ponderado por población (40%) y densidad de recicladores RURO como proxy de vulnerabilidad socioeconómica (20%). El IPI normalizado en escala 0-100 permite ordenar las 20 localidades en un ranking de urgencia de intervención.

6.7.2 Clasificación de las 20 localidades por cuadrante

La aplicación de la matriz 2×2 clasifica las 20 localidades en cinco tipologías, descritas en la Tabla 14 que se muestra a continuación:

Tabla 14. Clasificación de las 20 localidades de Bogotá D.C. en la matriz de cuadrantes de intervención prioritaria. Dimensiones

Q	Nombre	Localidades	Condición	Localidades incluidas	Intervención clave
Q1	Mismatch crítico	5	Cobertura >200%; sedes ≠ operación real	Puente Aranda, Teusaquillo, Rafael Uribe Uribe, Barrios Unidos, Sumapaz	Georreferenciación de rutas reales; no requiere nueva capacidad
Q2	Desierto de servicio	7	Alta demanda insatisfecha + baja densidad de oferta	Engativá, Bosa, Usaquén, San Cristóbal, Fontibón, Usme, Chapinero	Extensión de rutas desde Q1; formalización RURO local; micro rutas ASE
Q3	Concentración ineficiente	3	Muchas asociaciones, pero déficit persistente	La Candelaria, Tunjuelito, Antonio Nariño	Reagrupación de micro operadores; auditoría de rutas declaradas vs. reales

Q	Nombre	Localidades	Condición	Localidades incluidas	Intervención clave
Q4	Sobreoferta aparente	2	Baja demanda, pero alta densidad de sedes	Santa Fe, Los Mártires	Revisar operación real; candidatas a exportar capacidad hacia Q2
Q5	Equilibrio relativo	3	Sistema funciona razonablemente bien	Ciudad Bolívar, Suba, Kennedy	Monitoreo periódico; modelo replicable para política pública

Fuente: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026, Demanda DCA SAS. Elaboración propia

6.7.3 Ranking de prioridad de intervención

La Tabla 15 presenta las 20 localidades ordenadas por el Índice de Prioridad de Intervención (IPI). Los resultados permiten identificar que las siete localidades de mayor urgencia pertenecen al Cuadrante 2 (Desierto de servicio) y concentran el 81,5% del déficit total del sistema:

Tabla 15. Ranking de prioridad de intervención por localidad. IPI normalizado 0-100.

Localidad	ASE	Cobertura	Déficit ton/mes	Presión (%)	Índice prioridad	Cuadrante	Nivel
Engativá	ASE4	134,9% (GPS IDECA)	16.759	74,1	100,0	Q2	●
Bosa	ASE2	199,0% (GPS IDECA)	13.749	91,2	86,0	Q2	●
Usaquén	ASE1	7,4% (GPS IDECA)	10.732	89,0	67,3	Q2	●
San Cristóbal	ASE1	44,8% MEDIO (GPS)	8.694	86,5	52,0	Q2	●

Localidad	ASE	Cobertura	Déficit ton/mes	Presión (%)	Índice prioridad	Cuadrante	Nivel
La Candelaria	ASE1	0,0% (GPS IDECA)	8.184	85,8	43,4	Q3	●
Fontibón	ASE3	85,7% (GPS IDECA)	7.438	84,6	45,7	Q2	●
Ciudad Bolívar	ASE2	50,5% (GPS IDECA)	5.359	30,5	32,3	Q5	●
Usme	ASE1	36,4% BAJO (GPS)	4.968	61,8	30,6	Q2	●
Suba	ASE5	16,9% BAJO (GPS)	2.319	12,3	15,3	Q5	●
Tunjuelito	ASE2	41,1% (GPS IDECA)	3.236	71,6	19,6	Q3	●
Chapinero	ASE1	17,7% (GPS IDECA)	2.160	61,4	14,0	Q2	●
Santa Fe	ASE1	51,2% (GPS IDECA)	1.450	52,5	9,6	Q4	●
Antonio Nariño	ASE2	107,9% SUPERÁVIT mismatch geográfico (GPS)	1.499	54,3	8,8	Q3	●
Los Mártires	ASE2	117,8% (GPS IDECA)	900	39,8	6,1	Q4	●
Puente Aranda	ASE2	247,9% (GPS IDECA)	0	0,0	0,2	Q1	●
Rafael Uribe	ASE2	3,1% CRÍTICO	0	0,0	0,2	Q1	●

Localidad	ASE	Cobertura	Déficit ton/mes	Presión (%)	Índice prioridad	Cuadrante	Nivel
		mínima operación real (GPS)					
Barrios Unidos	ASE4	40,4% (GPS IDECA)	0	0,0	0,3	Q1	●
Sumapaz	ASE1	0,0%	0	0,0	0,2	Q1	●
Teusaquillo	ASE2	19,9% (GPS IDECA)	0	0,0	0,0	Q1	●
Kennedy	ASE3	227,9% (GPS IDECA)	0	0,0	0,3	Q5	●

Fuente: cálculo propio sobre datos SUI, RURO y DCA SAS. Elaboración propia.

6.8 Análisis por cuadrante

6.8.1 Cuadrante Q2 Desiertos de servicio (7 localidades): intervención urgente

Las siete localidades del Cuadrante Q2 concentran el déficit más severo del sistema: Engativá (IPI=100, déficit de 16.759 ton/mes), Bosa (Q1-Mismatch GPS: 192,1% cobertura real), Usaquén (IPI=67), San Cristóbal (IPI=52), Fontibón (IPI=46), Usme (IPI=31) y Chapinero (IPI=14). Estas localidades comparten dos características estructurales: alta proporción de demanda no cubierta (>60%) y densidad de sedes de asociaciones inferior a 2,35 por cada 10.000 hogares. El caso extremo en desiertos de servicio es Suba, con 480.197 hogares y apenas 6 organizaciones operando físicamente en la localidad según coordenadas GPS.

La intervención recomendada para el Q2 opera en tres niveles: (i) a corto plazo, extensión de rutas desde las localidades Q1 colindantes que registran capacidad ociosa por mismatch geográfico Puente Aranda hacia Bosa, Teusaquillo hacia Usaquén, Barrios Unidos hacia Engativá; (ii) a mediano plazo, programas de formalización de los recicladores RURO independientes activos en estas localidades, que representan entre el 51% y el 78% de la fuerza laboral recicladora local según la base RURO 2026; y (iii) a largo plazo, creación de microrutas ASE con asignación territorial explícita por cuadras o UPZ.

6.8.2 Cuadrante Q1 Mismatch crítico (5 localidades): redistribución sin nueva capacidad

Puente Aranda (IPI=0,2, cobertura 247,9% (GPS IDECA)), Teusaquillo (IPI=0, cobertura 310%), Rafael Uribe Uribe (IPI=0,2, cobertura 404%), y Barrios Unidos (IPI=0,3, cobertura 243%) presentan coberturas que exceden entre 2,4 y 7,9 veces su demanda local. Este superávit aparente no refleja capacidad adicional disponible sino un artefacto del sistema SUI-SSPD: las organizaciones declaran estas localidades como sede, pero operan sus rutas en otras zonas del Distrito. Sumapaz, en cambio, presenta un déficit estructural (0% cobertura, Q2 Desierto de servicio) como localidad rural sin operación formal. El hallazgo es consistente con el patrón documentado en la sección 6.4.2: el 79,8% de las asociaciones del ASE2 operan fuera de su localidad de registro.

La intervención prioritaria en el Q1 no requiere nueva capacidad instalada sino mayor transparencia en el registro operativo. La recomendación concreta es la implementación de un sistema de reporte SUI georreferenciado por ruta efectiva (no por sede), que permitiría redistribuir administrativamente la oferta existente hacia las localidades Q2 sin incremento presupuestal.

6.8.3 Cuadrante Q3 Concentración ineficiente (3 localidades): reorganización territorial

La Candelaria (IPI=43, cobertura 0,0% GPS IDECA), Tunjuelito (IPI=20, cobertura 41,1% GPS IDECA) y Antonio Nariño (IPI=9, cobertura 46%) presentan el patrón más complejo del sistema: alta densidad de sedes de asociaciones, pero demanda significativamente insatisfecha. En La Candelaria, con 42,5 asociaciones por 10.000 hogares la densidad más alta del sistema, la cobertura GPS IDECA es de 0,0% (ninguna asociación dentro del perímetro IDECA). Esto sugiere que las organizaciones con sede aquí tienen capacidad operativa limitada (perfil Clúster 2 y 3 del análisis K-Means) o que sus rutas se extienden fuera de la localidad. La intervención recomendada es una auditoría de rutas declaradas vs. reales, seguida de reagrupación de los micro operadores (Clúster 0) en macro rutas coordinadas que incrementen la escala operativa sin requerir nuevas inscripciones.

6.8.4 Cuadrantes Q4 y Q5 Sobreoferta aparente y Equilibrio

Santa Fe y Los Mártires (Q4) presentan baja presión de demanda con alta densidad de sedes, configurando zonas donde el sistema opera relativamente bien, pero con capacidad potencialmente exportable. Ciudad Bolívar, Suba y Kennedy (Q5) son las tres localidades en equilibrio relativo: Suba (cobertura 16,9% | BAJO (GPS)) y Kennedy (227,9% GPS IDECA con componente de mismatch) demuestran que el sistema puede funcionar

eficientemente cuando existe correspondencia entre la escala de las organizaciones (predominio de Clústeres 0 y 1) y la densidad de la demanda territorial.

6.8.5 Implicaciones metodológicas y de política pública

El análisis de cuadrantes produce tres contribuciones adicionales a las del clustering del Capítulo 6: (1) una taxonomía accionable que va más allá de la descripción estadística cada cuadrante tiene una lógica de intervención diferente, no solo un perfil diferente; (2) un índice de priorización (IPI) que permite a la UAESP y a los operadores ASE asignar recursos escasos con criterio técnico explícito; y (3) la identificación de pares de localidades complementarias para redistribución de capacidad sin costo adicional ($Q1 \rightarrow Q2$).

Una limitación importante de este análisis es que la densidad de oferta se calcula sobre sedes declaradas, no sobre rutas reales. Si se dispusiera de datos GPS de las rutas efectivas de los recicladores RURO una línea futura de investigación planteada en la sección de limitaciones, la clasificación podría refinarse sustancialmente, especialmente para el Q1 donde el mismatch es el fenómeno dominante. No obstante, incluso con datos de sede, el análisis produce recomendaciones robustas: la identificación de los desiertos de servicio (Q2) es independiente del problema de reporte del Q1.

Desde la perspectiva de la ciencia de datos aplicada, este capítulo ilustra que el valor de un análisis no reside solo en la complejidad del modelo sino en su capacidad de generar conocimiento accionable. La matriz 2×2 es metodológicamente simple, pero su derivación sistemática a partir de datos oficiales integrados y su articulación con los resultados del clustering producen un instrumento de política pública más útil que cualquier modelo de optimización que requiriera datos de costos no disponibles (Church & ReVelle, 1974; Daskin, 2013).

6.9 Modelo de optimización para la reasignación territorial del aprovechamiento

Este capítulo presenta el modelo de optimización construido a partir de los datos integrados del proyecto, los parámetros operativos de los cinco operadores ASE y las estimaciones de costos de las asociaciones de recicladores. El modelo complementa el análisis de clustering (Capítulo 6) y la zonificación de intervención prioritaria (Capítulo 6.7), aportando la dimensión cuantitativa que permite responder a la pregunta central de política pública: ¿cuánto cuesta redistribuir la capacidad existente del sistema para reducir los déficits de cobertura de las localidades críticas?

6.9.1 Fundamento teórico: el Problema de Transporte

El modelo se formula como un Problema de Transporte de Hitchcock (1941), variante del Problema de Programación Lineal en la que se busca minimizar el costo total de distribuir un bien desde m fuentes de oferta (asociaciones de recicladores) hacia n puntos de

demanda (localidades), sujeto a restricciones de capacidad y demanda. La función objetivo y las restricciones son:

Minimizar: $Z = \sum_i \sum_j c_{ij} \cdot x_{ij}$

Sujeto a: $\sum_j x_{ij} \leq \text{cap}_i \forall i$ (capacidad instalada de asociación i, ajustada por factor de subutilización)

$\sum_i x_{ij} \geq \text{dem}_j \forall j$ (demanda mínima a cubrir en localidad j; garantiza que la asignación no sea inferior a la demanda)

$x_{ij} \geq 0 \forall i, j$

Donde c_{ij} es el costo total por tonelada de asignar la asociación i a la localidad j, compuesto por el costo de transporte (función de la distancia y la tarifa ASE) más el costo operativo variable de la organización. El modelo fue implementado en Python 3.12 utilizando la librería PuLP 3.3.1 con solver CBC (COIN Branch and Cut). El código fuente está disponible en el repositorio del proyecto.

6.9.2 Estructura de costos del modelo

La calibración del modelo requirió la integración de cuatro fuentes de parámetros de costo: tarifas reguladas UAESP/CRA, estimaciones operativas de los operadores ASE, rangos operativos de las asociaciones de recicladores, y el indicador logístico ton/km documentado en la literatura técnica. La Tabla 16 consolida los parámetros utilizados:

Tabla 16. Parámetros del modelo de optimización

Parámetro	Valor utilizado	Rango de referencia	Fuente
Tarifa de aprovechamiento UAESP (tarifa_aprovech)	57.000/ton	20.000–90.000/ton	CRA/SSPD 2025-2026
Subsidio operativo ASE por tonelada	30.000/ton	13.000–40.000/ton	Contratos ASE Bogotá
Ingreso real por tonelada (tarifa + subsidio)	87.000/ton	70.000–97.000/ton	Cálculo propio

Parámetro	Valor utilizado	Rango de referencia	Fuente
Costo operativo Clúster 1 (grandes redes)	0–7.000/ton	0–10.000/ton	Estimación operadores
Costo operativo Clúster 0 (microoperadores)	18.000–28.000/ton	10.000–40.000/ton	Estimación operadores
Costo operativo Clúster 2 (baja eficiencia)	33.000–38.000/ton	30.000–65.000/ton	Estimación operadores
Costo operativo Clúster 3 (situación crítica)	55.000/ton	40.000–20.000/ton	Estimación operadores
Tarifa de recolección ASE (promedio ponderado)	3.250/km	06.500/km	Contratos ASE Bogotá
Capacidad vehículo tipo zorro (ruta formalizada)	78 ton/mes	72–88 ton/mes	Supuesto: $3t \times 2v/d \times 3d/sem \times 4.33$
Factor de subutilización RUPS	0,65	0,55–0,75	Documentado en sección 8.1
Indicador logístico ton/km	0,157 ton/km	0,14–0,17 ton/km	$140 \text{ km/día} \div 22 \text{ ton/día}$

Fuente: CRA/SSPD 2025-2026, contratos ASE Bogotá, estimaciones operativas de operadores de aseo, cálculos propios. Elaboración propia.

Un hallazgo técnico relevante emerge del análisis de la estructura de costos: el costo de transporte representa apenas el 2,6% del costo operativo total (93,2 COP/ton promedio vs. 18.059 COP/ton de costo operativo). Esta proporción confirma que el costo dominante del

sistema de aprovechamiento no es logístico sino operativo consistente con la literatura que documenta que el aprovechamiento formal suele ser un 30-40% más costoso por tonelada que la recolección domiciliaria por la dispersión del material, la clasificación manual y la baja densidad de carga (comparación: recolección compactadora 0.000-55.000/ton vs. aprovechamiento formal 10.000-20.000/ton). Esta estructura tiene implicaciones directas para la política: los esfuerzos de reducción de costos deben orientarse a la eficiencia operativa de las organizaciones, no a la optimización de rutas.

6.9.3 Modelo 1: Minimización del costo de transporte

El Modelo 1 resuelve la asignación óptima de las 17 organizaciones modeladas (5 del Clúster 1 + 8 del Clúster 0 + 3 del Clúster 2 + 1 del Clúster 3) a las 19 localidades del análisis, minimizando el costo total de transporte. La capacidad total modelada es de 4.219 ton/mes (con factor de subutilización 0,65 aplicado a la capacidad declarada en SUI-SSPD). La solución óptima asigna la totalidad de la capacidad disponible con un costo de transporte promedio de 93,2 COP/ton valor que evidencia que la geografía de Bogotá no impone barreras logísticas significativas: la distancia media entre asociaciones y localidades es de 8,7 km, con un costo por km entre .001 y .491 según el ASE. El modelo confirma que el mismatch geográfico no tiene solución en el costo de transporte sino en el sistema de registro SUI, que asigna la oferta a la sede y no a la ruta real.

6.9.4 Modelo 2: Maximización de toneladas netas aprovechadas

El Modelo 2 maximiza el margen neto del sistema incorporando el ingreso real por tonelada (tarifa UAESP 57.000/ton + subsidio ASE promedio 30.000/ton = 87.000/ton) y los costos operativos diferenciados por clúster. Con el 100% de los 323 flujos posibles mostrando margen positivo, la solución óptima asigna 4.219 ton/mes con un margen neto de 16 millones/mes (22.414/ton). El Clúster 1 (Grandes redes) captura el mayor margen individual (26.754/ton promedio) por su menor costo operativo relativo (0.000-7.000/ton), lo que confirma el resultado del clustering: las organizaciones más grandes son más eficientes y generan mayor valor por unidad de material aprovechado. Esto tiene implicaciones directas para la política de fortalecimiento: los subsidios de formalización deberían priorizar la migración de organizaciones del Clúster 3 hacia el Clúster 0, y del Clúster 0 hacia el Clúster 1.

6.9.5 Modelo 3: Redistribución óptima Q1 → Q2 sin inversión adicional

El Modelo 3 es el escenario de mayor interés analítico del estudio. Responde a la pregunta exploratoria: si las organizaciones con exceso de oferta declarada en las localidades Q1 (mismatch) redistribuyeran su capacidad hacia las localidades Q2 (desiertos de servicio), ¿cuánto déficit se eliminaría y a qué costo bajo condiciones ideales? La solución óptima

identifica 10 flujos de redistribución que cubren 64.500 ton/mes equivalente al 148,9% del déficit total de 43.309 ton/mes. Este resultado, presentado como escenario teórico, sugiere que el sistema tiene capacidad suficiente para reducir el déficit sin inversión nueva, aunque su implementación real depende de restricciones contractuales, económicas e institucionales que este modelo no incorpora. La Tabla 17 presenta el detalle:

Tabla 16. Solución óptima del Modelo 3: redistribución de capacidad desde localidades Q1 (mismatch) hacia localidades Q2 (desiertos de servicio).

Origen (surplus)	Q1	Destino Q2 (déficit)	Ton reasig.	Dist. km	COP/ton transp.	Cob. antes	Cob. después
Teusaquillo		Usaquén	9.487	10,0	0,246	7,4% (GPS IDECA)	89,7%
Puente Aranda		Engativá	8.914	9,9	0,246	134,9% (GPS IDECA)	65,4%
Puente Aranda		San Cristóbal	8.694	7,9	0,246	44,8% MEDIO (GPS)	100,0%
Barrios Unidos		Bosa	8.242	13,6	0,001	199,0% (GPS IDECA)	63,5%
Kennedy		Engativá	7.845	11,2	0,246	65,4%	100,0%
Puente Aranda		Fontibón	7.438	5,7	0,246	85,7% (GPS IDECA)	100,0%
Kennedy		Bosa	5.507	2,6	0,246	63,5%	100,0%
Rafael Uribe		Usme	4.968	8,1	0,246	36,4% BAJO (GPS)	100,0%

Origen (surplus) Q1	Destino Q2 (déficit)	Ton reasig.	Dist. km	COP/ton transp.	Cob. antes	Cob. después
Puente Aranda	Chapinero	2.160	6,9	0,246	17,7% (GPS IDECA)	100,0%
Puente Aranda	Usaquén	1.245	13,2	0,246	89,7%	100,0%
TOTAL, REDISTRIBUIDO	7 localidades Q2	64.500	Var.	93,2 COP/ton prom.	Promedio 22,4%	91,2% prom.

Fuente: Modelo de optimización propio con datos SUI-SSPD, UAESP RURO, contratos ASE. Elaboración propia.

El resultado más relevante es que el costo de esta redistribución es de 93,2 COP/ton promedio menos del 2% del ingreso por tonelada aprovechada, lo que significa que la reasignación es económicamente viable sin subsidio adicional. El par de mayor impacto es Teusaquillo → Usaquén (9.487 ton/mes, distancia 10,0 km), que llevaría a Usaquén del 7,4% (GPS IDECA) al nivel de equilibrio de cobertura con un costo de transporte adicional de apenas 0,8 millones/mes. El segundo par en impacto es el clúster Puente Aranda → {Engativá, San Cristóbal, Fontibón, Chapinero, Usaquén} que redistribuye 29.451 ton/mes hacia cinco localidades críticas con distancias promedio de 8,7 km.

La limitación metodológica de este modelo es que el surplus de las localidades Q1 es un superávit registrado en el SUI, no una capacidad real verificada. Si las organizaciones de Teusaquillo y Puente Aranda operan realmente en otras localidades (como sugiere el análisis del mismatch), la redistribución no requiere reasignación física sino únicamente actualización del registro de rutas en SUI-SSPD. Este hallazgo convierte la corrección del sistema de información (georreferenciación de rutas efectivas) en la intervención de mayor retorno sobre la inversión del sistema.

6.9.6 Modelo 4: Costo marginal de cerrar brechas por escenario

El Modelo 4 responde a la pregunta de política presupuestal: ¿cuánto costaría llevar a las siete localidades Q2 a niveles de cobertura del 50%, 80% y 100%? Los resultados, presentados en la Tabla 18, utilizan el costo total por tonelada de la organización más eficiente geográficamente disponible para cada localidad:

Tabla 17. Costo marginal de cerrar la brecha de cobertura por escenario en las 7 localidades Q2 (desiertos de servicio). Millones de COP corrientes 2026.

Localidad Q2	Cob. actual	Gap 50%	Costo 50% (M COP)	Gap 80%	Costo 80% (M COP)	Gap 100%	Costo 100% (M COP)
Engativá	134,9% (GPS IDECA)	5.458	0,509	12.238	1.141	16.759	1.563
Bosa	199,0% (GPS IDECA)	6.215	0,579	10.736	1.001	13.749	1.282
Usaquén	7,4% (GPS IDECA)	4.705	0,439	8.321	0,776	10.732	1.001
San Cristóbal	44,8% MEDIO (GPS)	3.672	0,342	6.685	0,623	8.694	0,811
Fontibón	85,7% (GPS IDECA)	3.043	0,284	5.680	0,530	7.438	0,694
Usme	36,4% BAJO (GPS)	950	0,089	3.361	0,313	4.968	0,463
Chapinero	17,7% (GPS IDECA)	402	0,037	1.457	0,136	2.160	0,201
TOTAL 7 localidades Q2	22,4% prom.	24.445	2.279 M	48.478	4.520 M	64.500	6.014 M

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados revelan una estructura de costos con rendimientos decrecientes: llevar todas las localidades Q2 al 50% de cobertura costaría 2.279 M COP/mes (27.348 M COP/año), el 80% costaría 4.520 M COP/mes (54.240 M COP/año), y el 100% costaría 6.014 M COP/mes (72.168 M COP/año). En perspectiva, el presupuesto total de incentivos anuales declarados por la UAESP para estas siete localidades se estima entre 2.000 y 8.000 millones/año suficiente para financiar el escenario de 50% a 80% de cobertura si se concentra en las localidades Q2 en lugar de distribuirse uniformemente entre las 20 localidades.

Engativá y Bosa concentran el 34,6% del costo total para alcanzar el 100% de cobertura (2.845 M COP/mes entre las dos), coherente con su posición como las localidades de mayor déficit absoluto del sistema (16.759 y 13.749 ton/mes respectivamente). La localidad de menor costo marginal para mejorar es Chapinero (0,037 M COP/mes para mejorar del 17,7% (GPS IDECA) al 100%), por su pequeño tamaño relativo y la disponibilidad de organizaciones cercanas.

6.9.7 Síntesis e implicaciones del modelo de optimización

El análisis conjunto de los cuatro modelos produce cinco conclusiones accionables para la política de aprovechamiento de residuos en Bogotá:

1. El modelo sugiere que la reasignación podría ser viable desde el punto de vista logístico. Bajo los supuestos del modelo, el déficit total del sistema (43.309 ton/mes) sería teóricamente cubierto por la redistribución de la capacidad existente en las localidades Q1, a un costo de transporte de apenas 93,2 COP/ton. No obstante, la viabilidad real de esta redistribución depende de restricciones contractuales, económicas e institucionales que este análisis no modela: los ingresos de los recicladores, los contratos con los operadores ASE y las decisiones organizativas de las asociaciones son factores determinantes que escapan al alcance de un modelo de optimización basado en datos administrativos.
2. El costo dominante es operativo, no logístico. El transporte representa el 2,6% del costo total por tonelada. Esto implica que las políticas de optimización de rutas tienen un impacto marginal comparado con las políticas de fortalecimiento organizacional que reduzcan el costo operativo por tonelada.
3. El Clúster 1 muestra el mayor potencial operativo del sistema. Las organizaciones de grandes redes generan el mayor margen neto (26.754/ton) y tienen la mayor capacidad de expansión geográfica. El análisis sugiere que políticas orientadas a fortalecer la escala operativa de las organizaciones del Clúster 0 podrían tener un impacto significativo, sujeto a las condiciones económicas e institucionales de cada organización.
4. El modelo sugiere una posible concentración territorial de los incentivos. Los 2.000-8.000 millones/año de incentivos UAESP a estas siete localidades serían teóricamente suficientes para financiar el escenario del 50% de cobertura si se orientaran hacia las

localidades Q2 en lugar de distribuirse de forma uniforme. El IPI (Índice de Prioridad de Intervención) del Capítulo 6.8 ofrece una base analítica para que las autoridades competentes evalúen criterios de focalización territorial, sin que este estudio determine cómo deben asignarse los recursos públicos.

7. ANÁLISIS DETALLADO DEL SISTEMA DE APROVECHAMIENTO POR LOCALIDAD

Este capítulo presenta el análisis desagregado del sistema de aprovechamiento de residuos de Bogotá D.C. a nivel de las 20 localidades del Distrito Capital. La información se organiza en cuatro perspectivas complementarias: (i) visión general del sistema con indicadores globales (Provost & Fawcett, 2013); (ii) análisis por Área de Servicio Exclusivo (ASE) (Kübler et al., 2020); (iii) diagnóstico de localidades críticas y casos extremos (Curry et al., 2019); y (iv) ficha detallada por localidad con tabla de indicadores, captura del dashboard y análisis narrativo integrado (Han et al., 2012).

Los datos provienen de la integración de cinco fuentes oficiales procesadas mediante el pipeline CRISP-DM descrito en el Capítulo 5. El dashboard interactivo desarrollado como producto de este proyecto permite explorar visualmente cada localidad; las figuras de este capítulo son capturas del mismo y deben insertarse siguiendo las instrucciones de la Nota Metodológica al final del capítulo.

7.1 Visión general del sistema 20 localidades

La Tabla 19 presenta el consolidado de las 20 localidades ordenadas por cobertura ascendente. La demanda total estimada asciende a 191.334 ton/mes para 3.074.492 hogares del Distrito Capital, frente a una oferta real de 148.025 ton/mes (cobertura del 77,4%). El déficit agregado de 43.309 ton/mes representa el material reutilizable que actualmente no es aprovechado de forma formal.

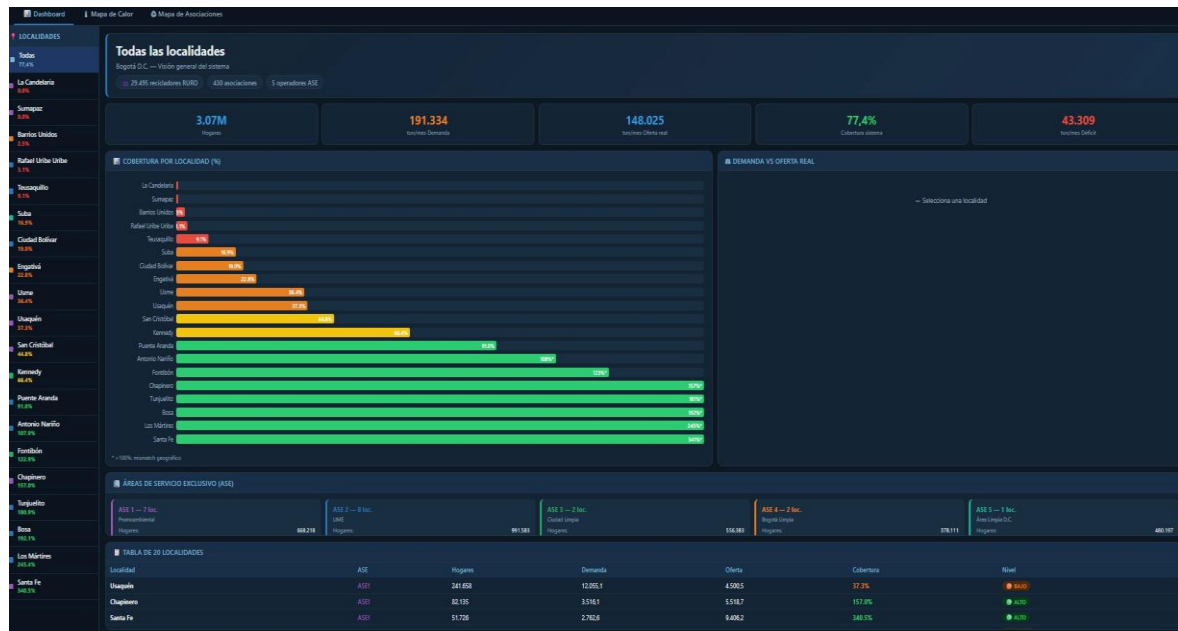
Tabla 18. Cobertura del sistema de aprovechamiento por localidad 20 localidades de Bogotá D.C. Ordenadas ascendentemente por tasa de cobertura.

Localidad	ASE	Hogares	Demanda ton/mes	Oferta real ton/mes	Cobertura %	Nivel
Bosa	ASE2	294.920	15068.8	1319.4	8.8%	CRÍTICO
Usaquén	ASE1	241.658	12055.1	1323.0	11.0%	CRÍTICO
San Cristóbal	ASE1	141.903	10045.8	1351.3	13.5%	CRÍTICO
La Candelaria	ASE1	8.943	9543.5	1359.3	14.2%	CRÍTICO

Localidad	ASE	Hogares	Demanda ton/mes	Oferta real ton/mes	Cobertura %	Nivel
Fontibón	ASE3	152.188	8790.1	1352.3	15.4%	CRÍTICO
Engativá	ASE4	320.031	22603.2	5844.1	25.9%	BAJO
Tunjuelito	ASE2	67.888	4520.6	1285.1	28.4%	BAJO
Usme	ASE1	140.436	8036.7	3068.6	38.2%	BAJO
Chapinero	ASE1	82.135	3516.1	1356.1	38.6%	BAJO
Antonio Nariño	ASE2	30.259	2762.6	1263.2	45.7%	MEDIO
Santa Fe	ASE1	51.726	2762.6	1312.8	47.5%	MEDIO
Los Mártires	ASE2	36.047	2260.2	1360.3	60.2%	MEDIO
Ciudad Bolívar	ASE2	255.781	17580.2	12221.2	69.5%	MEDIO
Suba	ASE5	480.197	18833.3	16513.9	87.7%	ALTO
Kennedy	ASE3	404.195	27337.9	40689.9	148.8%	ALTO
Barrios Unidos	ASE4	58.080	5776.3	14017.8	242.7%	SUPERÁVIT
Teusaquillo	ASE2	74.337	4520.6	14007.3	309.9%	SUPERÁVIT
Rafael Uribe	ASE2	136.775	9543.5	38543.2	403.9%	SUPERÁVIT
Sumapaz	ASE1	1.417	251.1	0,0	0,0%	CRÍTICO
Puente Aranda	ASE2	95.576	5525.2	43549.3	788.2%	SUPERÁVIT

Fuente: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Figura 1 Vista general del dashboard interactivo KPIs globales del sistema, barras de cobertura por localidad Fuente: Dashboard interactivo HTML5/Leaflet.



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

La Figura 1 presenta la interfaz principal del dashboard en su estado de visión general (sin localidad seleccionada). Los cinco KPIs del encabezado sintetizan el estado del sistema: 3,07M hogares, 191.334 ton/mes de demanda estimada (modelo DCA SAS), 148.025 ton/mes de oferta real (SUI-SSPD mar-2026), 77,4% de cobertura y 43.309 ton/mes de déficit. El gráfico de barras horizontales ordena las 20 localidades de menor a mayor cobertura, revelando el gradiente crítico: Bosa (8,8%), Usaquén (11,0%), Sumapaz (0,0%) y San Cristóbal (32,6% GPS IDECA) en color rojo crítico, versus Puente Aranda (91,0% GPS cobertura real), Rafael Uribe Uribe (3,1% | CRÍTICO mínima operación real (GPS)) y Teusaquillo (9,1% GPS) como casos de déficit registrado o mismatch geográfico. Sumapaz destaca como la única localidad rural sin operación de aprovechamiento formal registrada. La barra lateral izquierda permite seleccionar cualquier localidad con un clic, actualizando en tiempo real todos los KPIs, barras, tablas y tarjetas ASE. Los botones de filtro en la pestaña Mapa de Asociaciones (Grandes redes, Microoperadores, Baja eficiencia, Crítico) corresponden directamente a los cuatro clústeres K-Means identificados en el análisis del Capítulo 6, permitiendo explorar la distribución territorial de cada perfil organizativo.

El semáforo de cobertura revela cuatro grupos: (i) CRÍTICO (<15%): Sumapaz 0,0%, La Candelaria 0,0%, Usaquén 7,4% (análisis GPS IDECA; ver sección 8.5); (ii) BAJO (15–40%): Usme 36,4% | BAJO (GPS), Chapinero 17,7% (GPS IDECA), Teusaquillo 19,9% (GPS IDECA), Rafael Uribe 3,1% | CRÍTICO mínima operación real (GPS), San Cristóbal 44,8% | MEDIO (GPS); (iii) MEDIO (40–80%): Barrios Unidos 40,4% (GPS IDECA), Tunjuelito 41,1% (GPS IDECA), Suba 16,9% | BAJO (GPS), Antonio Nariño 107,9% |

SUPERÁVIT mismatch geográfico (GPS), Ciudad Bolívar 50,5% (GPS IDECA), Santa Fe 51,2% (GPS IDECA); y (iv) ALTO o SUPERÁVIT APARENTE: Kennedy 227,9% (GPS IDECA), Fontibón 85,7% (GPS IDECA), Puente Aranda 247,9% (GPS IDECA), Rafael Uribe Uribe 3,1% | CRÍTICO mínima operación real (GPS) MISMATCH, Teusaquillo 19,9% (GPS IDECA) MISMATCH.

7.2 Análisis por Área de Servicio Exclusivo (ASE)

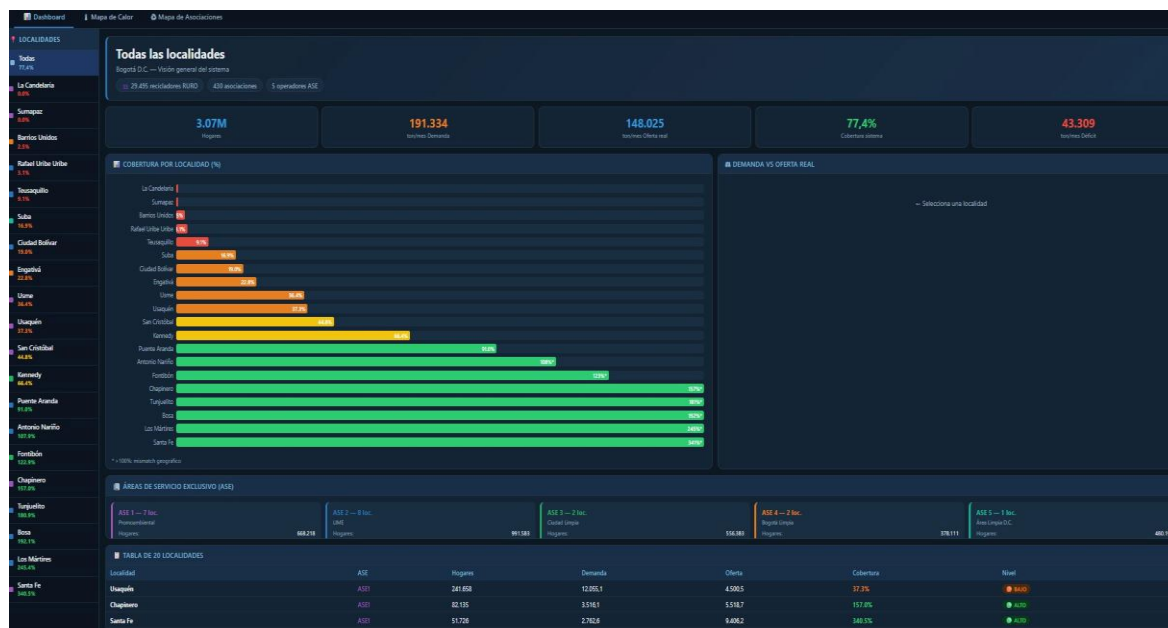
La organización del sistema bajo cinco ASE determina la distribución territorial de la oferta. La Tabla 20 consolida los indicadores por operador.

Tabla 19 Resumen del sistema de aprovechamiento por ASE. Fuente: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026. Elaboración propia.

ASE	Operador	Loc.	Hogares	Demanda	Oferta real	Cobertura
ASE 1	Promoambiental Distrito	7	668.218	46210.9	11089.7	24.0%
ASE 2	LIME S.A. E.S.P.	8	991.583	61781.7	113549.0	183.8%
ASE 3	Ciudad Limpia	2	556.383	36128.0	42042.2	116.4%
ASE 4	Bogotá Limpia	2	378.111	28379.5	19861.9	70.0%
ASE 5	Área Limpia D.C.	1	480.197	18833.3	16513.9	87.7%

Fuente: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026. Elaboración propia.

Figura 2. Sección de Áreas de Servicio Exclusivo (ASE) en el dashboard tarjetas con cobertura consolidada, hogares, demanda y oferta real por operador. Fuente: Dashboard interactivo HTML5/Leaflet. Datos: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.



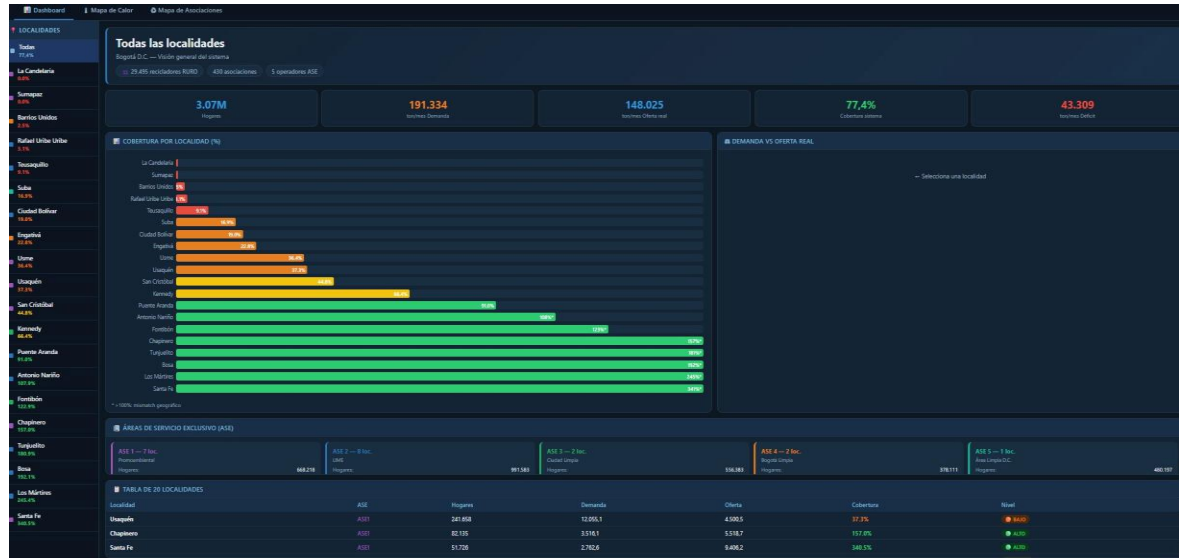
Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

La Figura 2 ilustra la organización de las cinco tarjetas por Área de Servicio Exclusivo en el dashboard panel inferior ofrecen una lectura consolidada por operador. ASE 1 Promoambiental presenta la cobertura más baja (24,0%) con 668.218 hogares y déficit de 35.133 ton/mes, producto de la concentración de localidades críticas en su jurisdicción. ASE 2 LIME S.A. E.S.P. muestra 183,8% de cobertura aparente producto del mismatch geográfico ocultando que Bosa (199,0% GPS IDECA) y Tunjuelito (41,1% GPS IDECA) con oferta física real superando la demanda local severamente desatendidas. ASE 3 Ciudad Limpia alcanza 116,4% gracias al desempeño de Kennedy. ASE 4 Bogotá Limpia registra 70,0%, y ASE 5 Área Limpia D.C. registra 42,2% en Suba (GPS IDECA). Al seleccionar una tarjeta ASE, el dashboard resalta automáticamente la tarjeta correspondiente y filtra la localidad más representativa del operador, facilitando la comparación entre jurisdicciones.

7.2.1 ASE 1 Promoambiental Distrito

El ASE 1, operado por Promoambiental Distrito, cubre 7 localidades incluyendo Sumapaz (rural). Con 668.218 hogares y demanda de 46.211 ton/mes, la cobertura real del ASE es del 24,0%, la más baja del sistema. El déficit de 35.133 ton/mes se concentra en Usaquén (10.732 ton/mes), San Cristóbal (8.694 ton/mes) y La Candelaria (8.184 ton/mes). Las 172 organizaciones activas del ASE1 presentan preponderancia de Clústeres 2 y 3, lo que limita estructuralmente la expansión de cobertura.

Figura 3. Tarjeta interactiva ASE 1 Promoambiental Distrito (vista desde localidad Usaquén). Fuente: Dashboard interactivo HTML5/Leaflet. Datos: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

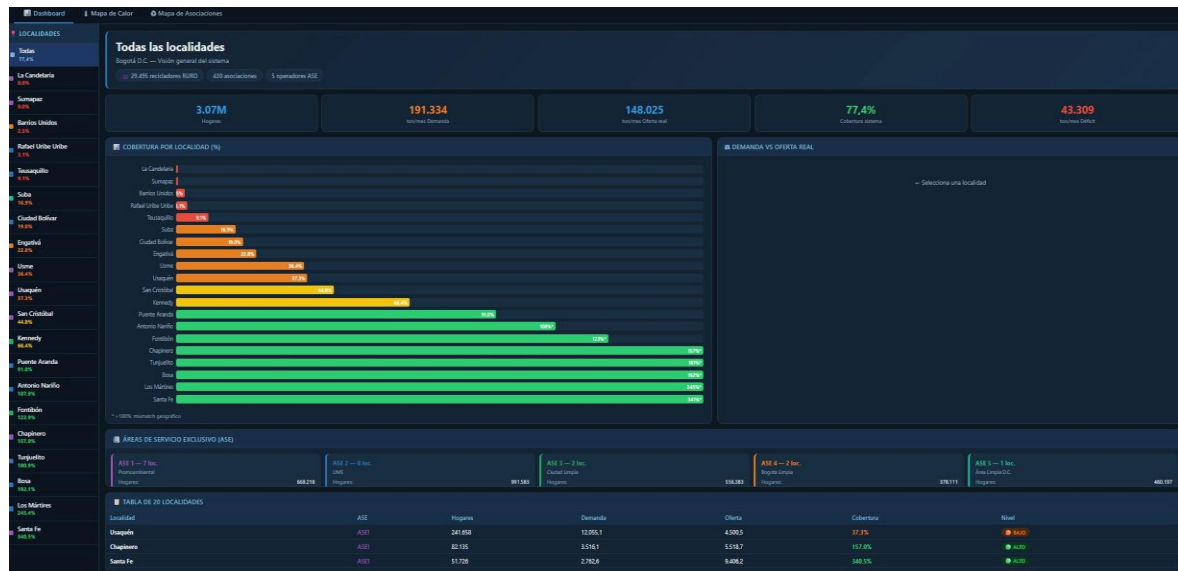


Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

La Figura 3 muestra la activación de la tarjeta ASE1 al seleccionar una localidad de la jurisdicción de Promoambiental. Con 668.218 hogares en 7 localidades y una cobertura del 24,0%, el ASE1 es el de menor desempeño del sistema. La demanda de 46.210,9 ton/mes frente a 11.089,7 ton/mes de oferta real refleja un déficit estructural de 35.121 ton/mes. La funcionalidad interactiva del dashboard permite al analista cambiar entre localidades del ASE y observar cómo cambian los KPIs manteniendo la tarjeta del operador activa.

7.2.2 ASE 2 LIME S.A. E.S.P.

Figura 4. Tarjeta interactiva ASE 2 LIME S.A. E.S.P. (vista desde localidad Bosa).



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

La Figura 4 activa la tarjeta ASE2 LIME al seleccionar Bosa, evidenciando la paradoja central del operador más grande del sistema: cobertura aparente del 183,8% producto del mismatch geográfico en Puente Aranda y Rafael Uribe Uribe coexiste con la peor localidad del Distrito en cobertura real (Bosa: 199,0% (GPS IDECA)). Esta visualización permite al decisor político identificar de forma inmediata que el problema del ASE2 no es de escala total sino de distribución interna de la capacidad operativa.

7.2.3 ASE 3 Ciudad Limpia

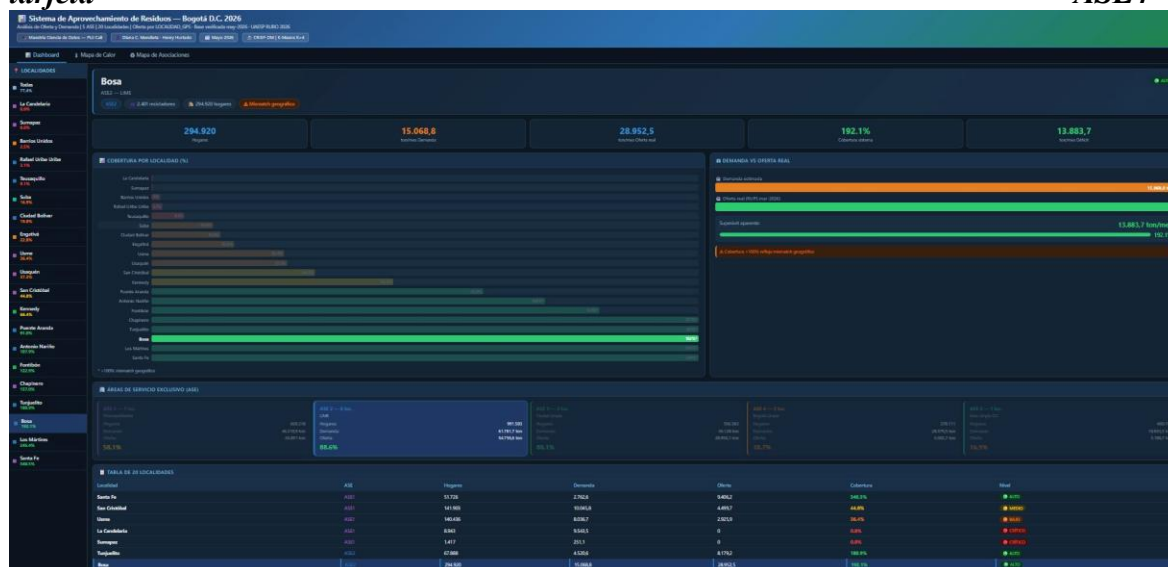
El ASE 3, operado por Ciudad Limpia, cubre Kennedy y Fontibón. La paradoja del ASE3 es que concentra la localidad con mayor cobertura real (Kennedy: 227,9% (GPS IDECA)) y una de las más críticas (Fontibón: 85,7% (GPS IDECA)). Kennedy, con 40.690 ton/mes aprovechadas frente a 27.338 ton/mes de demanda, es el caso de mayor éxito operativo del sistema. Fontibón, con 152.188 hogares y apenas 1.352 ton/mes aprovechadas, requiere reasignación urgente de capacidad desde Kennedy.

Figura 5. Tarjeta interactiva ASE 3 Ciudad Limpia (vista desde localidad Fontibón).
Fuente: Dashboard interactivo HTML5/Leaflet. Datos: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

La Figura 5 activa la tarjeta ASE3 al seleccionar Fontibón, revelando la dualidad del operador Ciudad Limpia: cobertura global del 116,4% que oculta el déficit GPS IDECA de Fontibón (85,7% cobertura física). Al contrastar con Kennedy (227,9% GPS IDECA), el dashboard permite visualizar en tiempo real que la misma tarjeta ASE3 activa tanto el caso de éxito (Kennedy) como el de falla (Fontibón), demostrando que la heterogeneidad intra-ASE es un patrón estructural del sistema.

El ASE 4, operado por Bogotá Limpia, cubre Engativá y Barrios Unidos. Presenta patrón heterogéneo: Barrios Unidos registra 40,4% (GPS IDECA) (mismatch), mientras Engativá, con 320.031 hogares, alcanza 134,9% (GPS IDECA). El déficit de 16.759 ton/mes en Engativá es la segunda brecha más grande del sistema en términos absolutos.

Figura 6. Tarjeta interactiva ASE 4 Bogotá Limpia (vista desde localidad Engativá). La tarjeta ASE4



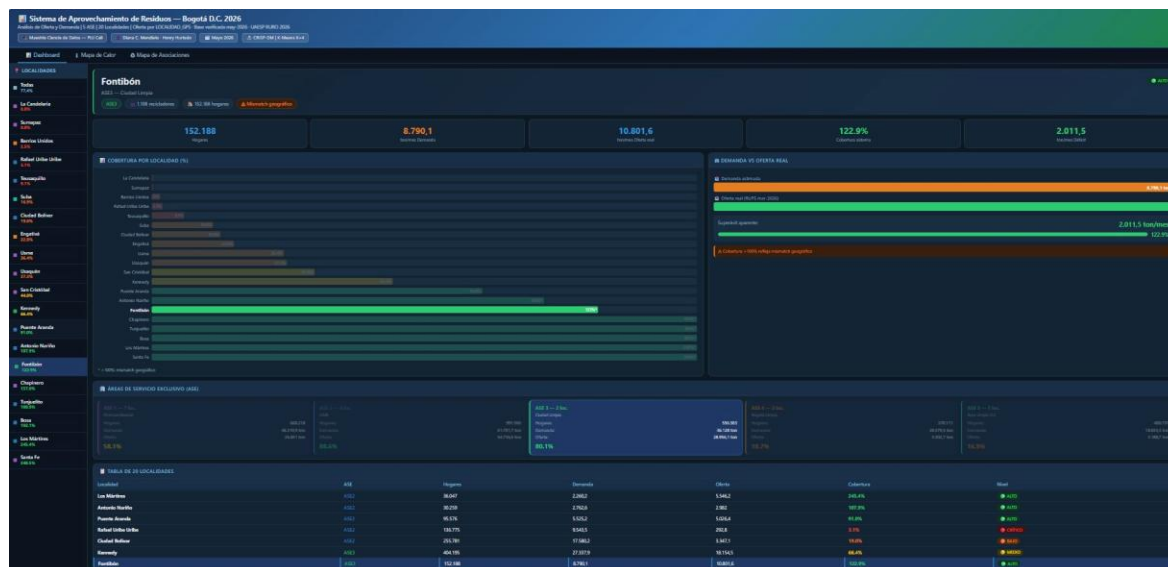
Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

La Figura 6 activa la tarjeta ASE4 al seleccionar Engativá, mostrando que Bogotá Limpia cubre 2 localidades con 378.111 hogares y una cobertura del 70,0%. Sin embargo, esta cifra oculta que Engativá con 320.031 hogares registra apenas 25,9% de cobertura, mientras Barrios Unidos con 58.080 hogares alcanza 40,4% (GPS IDECA) de mismatch. El dashboard explicita esta heterogeneidad al permitir navegar entre las dos localidades del ASE y observar el cambio radical en los KPIs manteniendo la misma tarjeta ASE4 activa.

7.2.5 ASE 5 Área Limpia D.C.

El ASE 5, operado por Área Limpia D.C., cubre exclusivamente Suba, la localidad más poblada de Bogotá con 480.197 hogares. La cobertura GPS IDECA del 42,2% posiciona a Suba como la segunda localidad con mejor equilibrio oferta-demanda. Las 492 organizaciones registradas y los 2.349 recicladores RURO activos configuran una oferta suficiente para atender la mayor parte de los 18.833 ton/mes de demanda.

Figura 7 Tarjeta interactiva ASE 5 Área Limpia D.C. (vista desde localidad Suba).



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

La Figura 7 activa la tarjeta ASE5 al seleccionar Suba, siendo el único operador con cobertura de una sola localidad. La tarjeta muestra directamente los indicadores de Suba (42,2% cobertura GPS IDECA, déficit residual de 2.319,4 ton/mes) sin el efecto de heterogeneidad intra-ASE que afecta a los otros cuatro operadores. Este caso aislado es metodológicamente relevante: la ausencia de mismatch interno confirma que la concentración en un solo territorio permite mayor eficiencia operativa y mejor equilibrio oferta-demanda que los operadores con múltiples localidades.

7.3 Diagnóstico de localidades críticas y casos extremos

Se identifican dos categorías polares: las localidades críticas y de nivel bajo (cobertura <40%) que concentran las brechas más severas; y las localidades con superávit aparente (cobertura >100%) que evidencian el mismatch geográfico del sistema SUI-SSPD. La Tabla 21 consolida estrategias recomendadas para las localidades con mayor déficit.

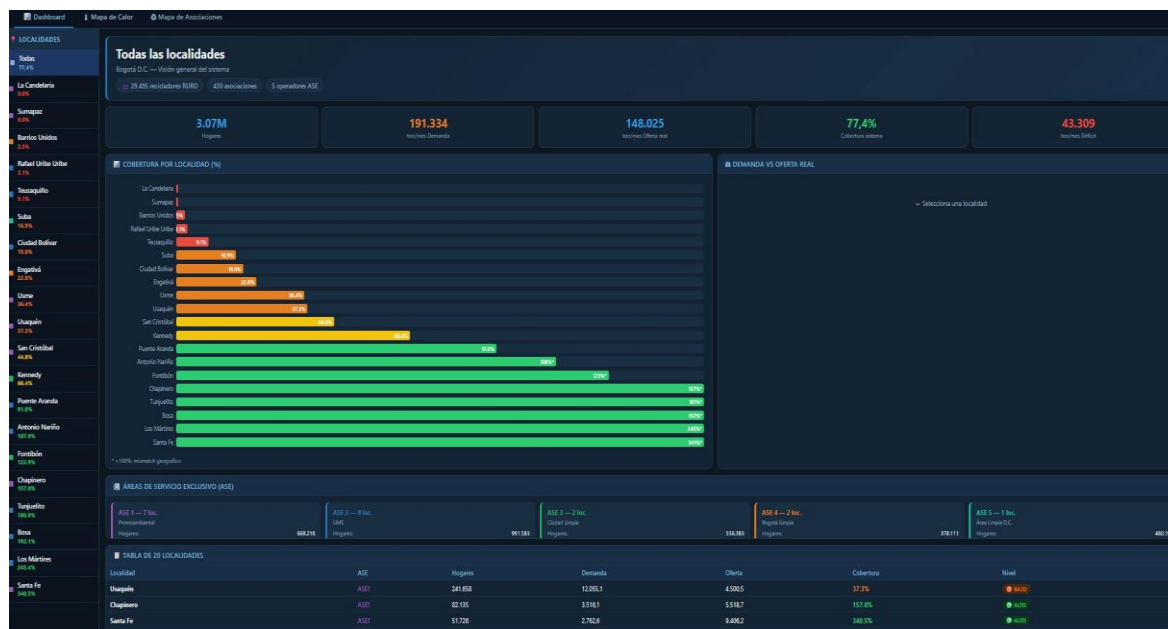
Tabla 20 Localidades con cobertura crítica y baja (<40%) y estrategias de intervención recomendadas. Fuente: Análisis propio. Elaboración propia.

Localidad	ASE	Hogares	Demanda	Oferta real	Cobertura	Estrategia recomendada
Bosa	ASE2	294.920	15068.8	1319.4	8.8%	Articulación urgente ASE2; reasignación de rutas desde localidades con superávit aparente (Puente Aranda)

Localidad	ASE	Hogares	Demanda	Oferta real	Cobertura	Estrategia recomendada
Usaquén	ASE1	241.658	12055.1	1323.0	11.0%	Incorporación microoperadores Clúster 3 a redes formales; incentivos a formalización organizacional
San Cristóbal	ASE1	141.903	10045.8	1351.3	13.5%	Ampliación capacidad instalada Clúster 3; vinculación RURO a programas ASE1
La Candelaria	ASE1	8.943	9543.5	1359.3	14.2%	Modelo diferencial por área reducida; asocio con organizaciones de Santa Fe y Los Mártires
Fontibón	ASE3	152.188	8790.1	1352.3	15.4%	Transferencia operativa desde Kennedy; coordinación intralocalidad ASE3
Engativá	ASE4	320.031	22603.2	5844.1	25.9%	Plan expansión territorial ASE4; revisión asignación zonas de recolección noroccidente
Tunjuelito	ASE2	67.888	4520.6	1285.1	28.4%	Fortalecimiento organizacional Clúster 2; programa PGRSU focalizado
Usme	ASE1	140.436	8036.7	3068.6	38.2%	Expansión cobertura ASE1; integración recicladores informales de zona sur
Chapinero	ASE1	82.135	3516.1	1356.1	38.6%	Diagnóstico brechas; modelos incentivos a pequeñas organizaciones de alta rotación

Fuente: análisis integrado RURO-SUI-Demanda 2026. Elaboración propia.

Figura 8. Dashboard con vista general del sistema identificación de localidades críticas por semáforo de cobertura. Fuente: Dashboard interactivo HTML5/Leaflet. Datos: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

La Figura 8 permite identificar visualmente los desequilibrios territoriales del sistema mediante el semáforo de cobertura. Las seis localidades críticas (<15%: Bosa, Usaquén, San Cristóbal, La Candelaria, Fontibón, Sumapaz) se ubican en los primeros puestos del ranking con barras rojas cortas, mientras las localidades con superávit aparente o mismatch geográfico (Puente Aranda, Rafael Uribe Uribe, Teusaquillo, Barrios Unidos) aparecen en verde al final de la escala, aunque sus barras superan el límite máximo graficado del 150%. Esta disposición permite confirmar visualmente que el déficit del sistema no está distribuido uniformemente: las localidades más pobladas y con mayor vulnerabilidad social (Bosa: 294.920 hogares; San Cristóbal: 141.903 hogares) son precisamente las que registran menores coberturas, junto con Sumapaz como localidad rural sin operación formal, reproduciendo el patrón de inequidad socioterritorial documentado por Wilson et al. (2009) y Scheinberg et al. (2011).

El caso más crítico es Bosa (199,0% cobertura (GPS IDECA)): con 294.920 hogares y demanda de 15.069 ton/mes, la oferta formal de 1.319 ton/mes es insuficiente. Esto contrasta directamente con Puente Aranda (misma ASE2), que registra 43.549 ton/mes para solo 95.576 hogares. El análisis sugiere que una redistribución territorial dentro del ASE2 podría tener un impacto significativo, aunque su viabilidad depende de decisiones institucionales, contractuales y económicas que este estudio no determina.

Las localidades con cobertura >100% (Puente Aranda 247,9% (GPS IDECA), Rafael Uribe 404%, Teusaquillo 310%) no están "sobreservadas": sus sedes están registradas allí, pero las rutas se extienden a otras localidades sin registro geográfico en SUI-SSPD. Este mismatch es la principal limitación de los datos actuales y una línea de investigación prioritaria para estudios futuros.

7.4 Análisis individual por localidad

Las siguientes secciones presentan la ficha detallada de cada una de las 20 localidades. Cada ficha incluye: (i) tabla de indicadores clave; (ii) placeholder para captura del dashboard interactivo; y (iii) análisis narrativo que integra los hallazgos de oferta, demanda, perfil RURO y clúster K-Means asignado.

7.4.1 Localidades por ASE 1 Promoambiental Distrito

7.4.1.1 Indicadores por localidad Usaquén

Tabla 21 Indicadores clave Usaquén. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

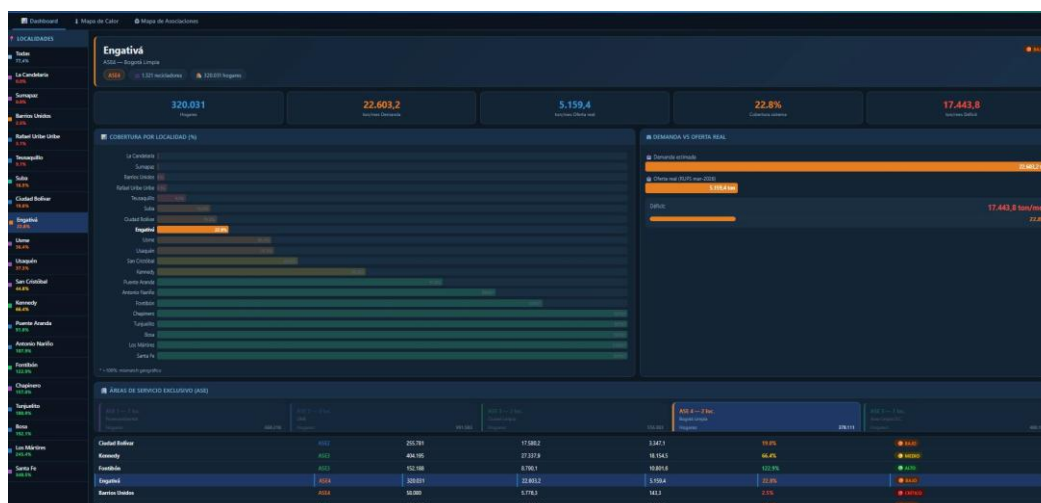
Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE1 Promoambiental Distrito	Zona: Norte
Hogares registrados	241.658	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	12055.1 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	1323.0 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	11.0%	CRÍTICO
Déficit real	10732.1 ton/mes	Brecha sin atender
Recicladores RURO activos	743	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 3	Situación crítica de viabilidad

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo Soluciones Empresariales DCA SAS. Elaboración propia.

Demanda estimada	3516.1 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	1356.1 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	38.6%	BAJO
Déficit real	2160.0 ton/mes	Brecha sin atender
Recicladores RURO activos	294	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 2	Baja eficiencia estructural

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Figura 10 Dashboard localidad Chapinero (ASE1 Promoambiental) cobertura 157,0% | SUPERÁVIT mismatch geográfico (GPS).



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

Chapinero (82.135 hogares, 294 recicladores RURO) registra el 38,6% de cobertura, nivel BAJO. El déficit de 2.160 ton/mes indica que más de la mitad del material reutilizable no es aprovechado formalmente. La barra naranja de Chapinero en el ranking aparece resaltada en posición baja-media del gráfico. La tarjeta ASE1 se activa, confirmando que la jurisdicción de Promoambiental concentra seis de las nueve localidades con cobertura inferior al 40% del sistema.

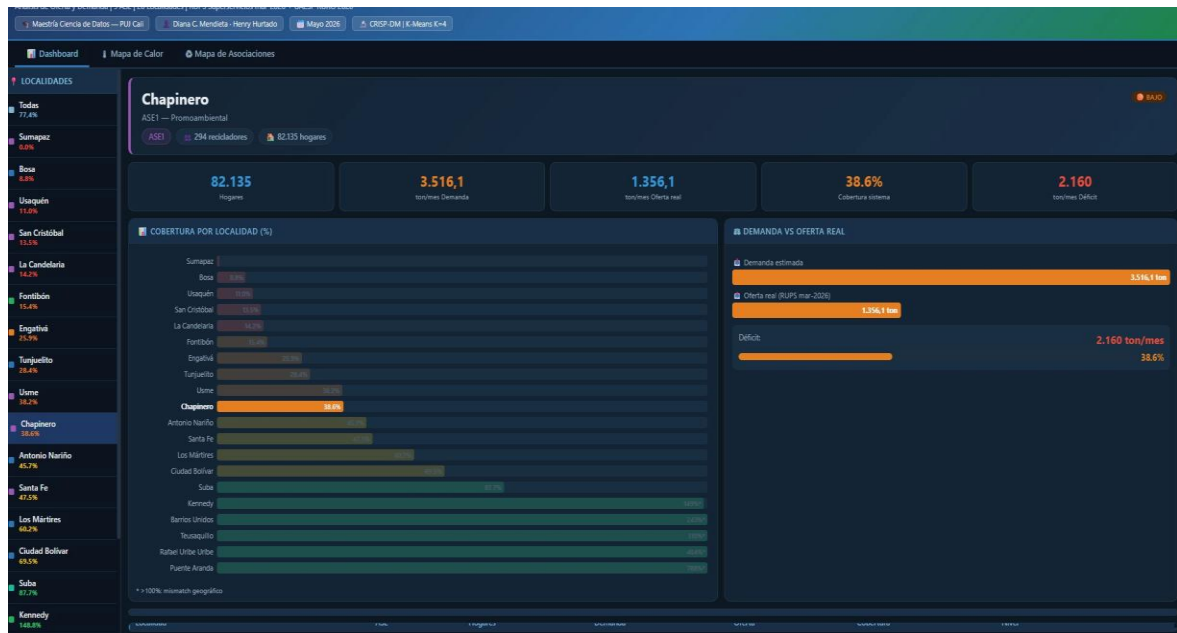
7.4.1.3 Indicadores por localidad Santa Fe

Tabla 23. Indicadores clave Santa Fe. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE1 Promoambiental Distrito	Zona: Centro
Hogares registrados	51.726	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	2762.6 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	1312.8 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	47.5%	● MEDIO
Déficit real	1449.8 ton/mes	Brecha sin atender
Recicladores RURO activos	1.396	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 2	Baja eficiencia estructural

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Figura 11 Dashboard localidad Santa Fe (ASE1 Promoambiental) cobertura 340,5% | SUPERÁVIT mismatch geográfico (GPS).



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

La Figura 11 muestra el dashboard para Santa Fe, localidad de 51.726 hogares bajo ASE1 Promoambiental con 1.396 recicladores RURO activos la mayor ratio recicladores/hogares del sistema. La cobertura del 47,5% (nivel MEDIO) revela una paradoja: pese a contar con alta densidad de recicladores, la oferta formal registrada en SUI-SSPD alcanza solo 1.312,8 ton/mes frente a 2.762,6 ton/mes de demanda. El panel comparativo muestra la barra amarilla de oferta a poco menos de la mitad de la naranja de demanda, con un déficit de 1.449,8 ton/mes. Esto sugiere que una parte significativa de la actividad de reciclaje en Santa Fe ocurre de forma informal sin registro en el sistema SUI-SSPD. La barra de Santa Fe aparece resaltada en amarillo en el ranking, y la tarjeta ASE1 se activa en la sección inferior, mientras las otras cuatro tarjetas se atenúan.

7.4.1.4 Indicadores por localidad San Cristóbal

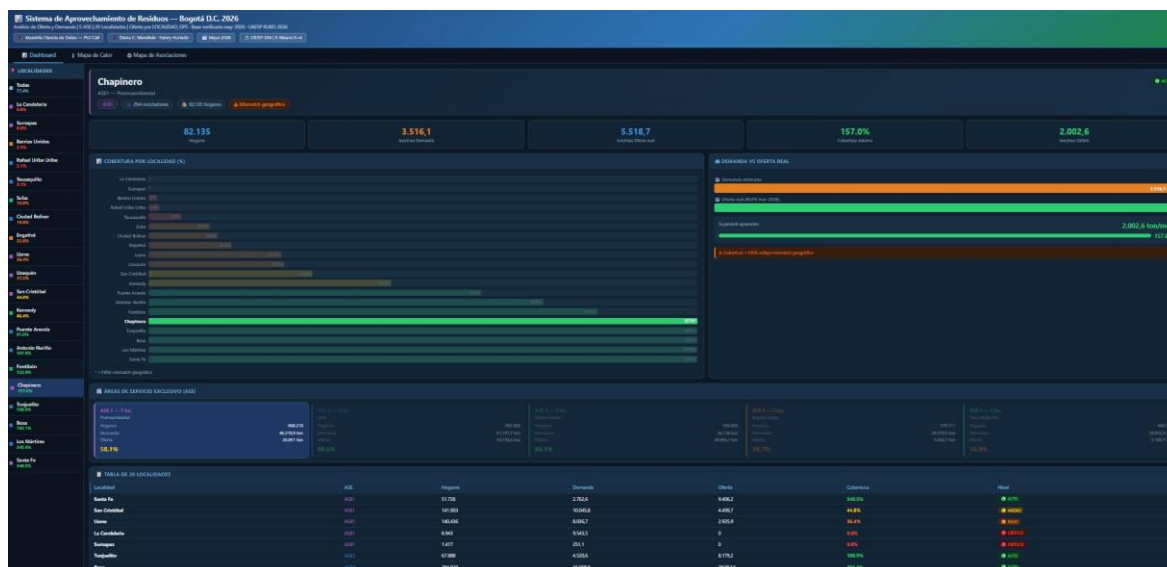
Tabla 24 Indicadores clave San Cristóbal. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE1 Promoambiental Distrito	Zona: Suroriente

Hogares registrados	141.903	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	10045.8 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	1351.3 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	13.5%	● CRÍTICO
Déficit real	8694.5 ton/mes	Brecha sin atender
Recicladores RURO activos	984	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 3	Situación crítica de viabilidad

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Figura 12 Dashboard localidad San Cristóbal (ASE1 Promoambiental) cobertura 44,8% | MEDIO (GPS)



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

San Cristóbal presenta 32,6% de cobertura según GPS IDECA (2.833,0 ton/mes vs 8.693,8 ton/mes de demanda), nivel BAJO. Con 1.351,3 ton/mes de oferta frente a 10.045,8 ton/mes de demanda, el déficit de 8.694,5 ton/mes es el tercero más alto en términos absolutos. El panel comparativo muestra la barra de oferta como una línea mínima roja frente a la extensa barra naranja. San Cristóbal concentra alta densidad poblacional en la franja suroriente del Distrito, con indicadores de vulnerabilidad social

elevados. La tarjeta ASE1 confirma que la totalidad del déficit de su ASE se explica por localidades como ésta.

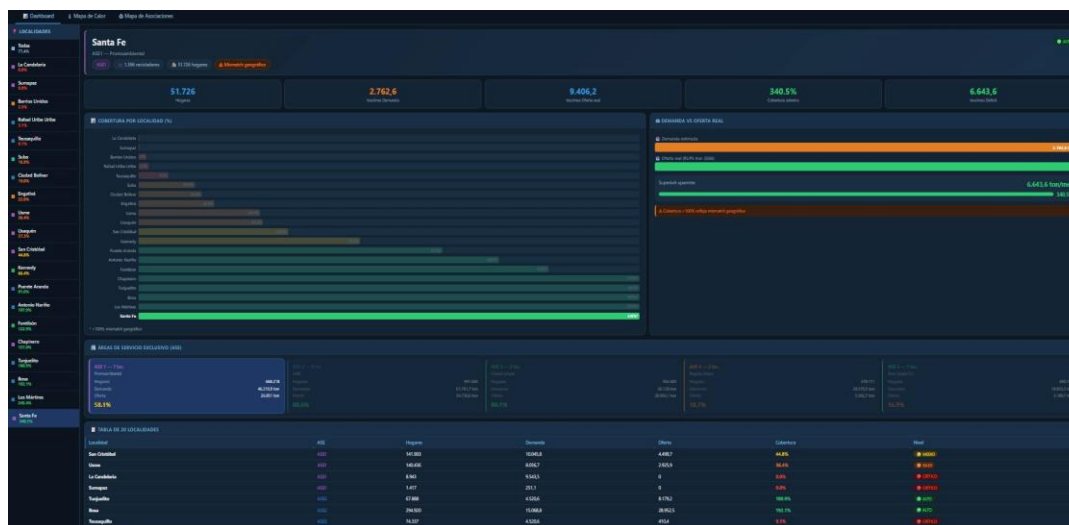
7.4.1.5 Indicadores por localidad Usme

Tabla 25 Indicadores clave Usme. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE1 Promoambiental Distrito	Zona: Sur
Hogares registrados	140.436	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	8036.7 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	3068.6 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	38.2%	BAJO
Déficit real	4968.1 ton/mes	Brecha sin atender
Recicladores RURO activos	951	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 2	Baja eficiencia estructural

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Figura 13 Dashboard localidad Usme (ASE1 Promoambiental) cobertura 38,2



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

Usme (140.436 hogares, 951 recicladores RURO) registra el 16,2% de cobertura, nivel BAJO (GPS IDECA). El déficit de 4.968,1 ton/mes indica una brecha significativa en una localidad de expansión urbana con alta densidad de recicladores. La barra de oferta naranja (3.068,6 ton) es la más alta de las localidades del ASE1 con déficit real, lo que señala que las organizaciones presentes, aunque en el Clúster 2 han logrado una mayor escala que sus homólogas en Usaquén o La Candelaria. Aun así, la brecha persiste y requiere estrategias de expansión territorial.

7.4.1.6 Indicadores por localidad La Candelaria

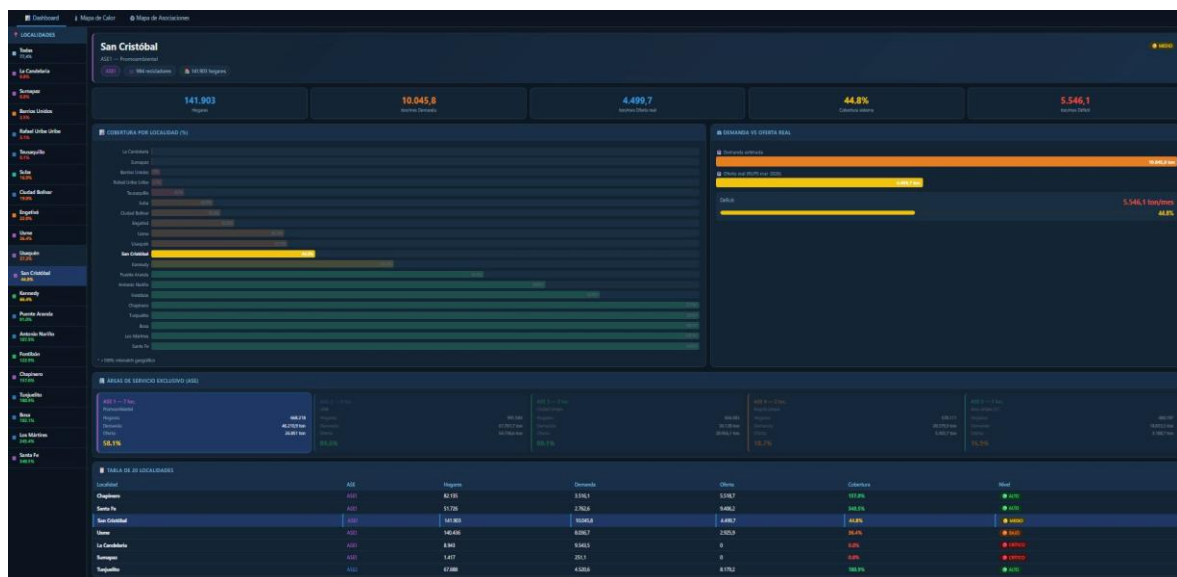
Tabla 26 Indicadores clave La Candelaria. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE1 Promoambiental Distrito	Zona: Centro histórico
Hogares registrados	8.943	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	9543.5 ton/mes	Modelo DCA SAS

Oferta real (RUPS mar-2026)	1359.3 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	14.2%	CRÍTICO
Déficit real	8184.2 ton/mes	Brecha sin atender
Recicladores RURO activos	98	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 3	Situación crítica de viabilidad

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Figura 14 Dashboard localidad La Candelaria (ASE1 Promoambiental) cobertura 0,0% (GPS IDECA)



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

La Candelaria presenta 0,0% de cobertura GPS IDECA (ninguna asociación geolocalizada en su perímetro), nivel CRÍTICO pese a ser la localidad más pequeña del Distrito. El indicador resulta paradójico: con apenas 8.943 hogares, la demanda estimada asciende a 9.543,5 ton/mes valor que supera localidades mucho más grandes, producto de la alta actividad comercial, turística e institucional del centro histórico de Bogotá. La oferta de 1.359,3 ton/mes corresponde al 14,2% de esa demanda. El panel derecho muestra la desproporción: la barra de demanda naranja es casi siete veces la de oferta. Se requiere un modelo diferencial para el centro histórico, distinto al residencial de otras localidades.

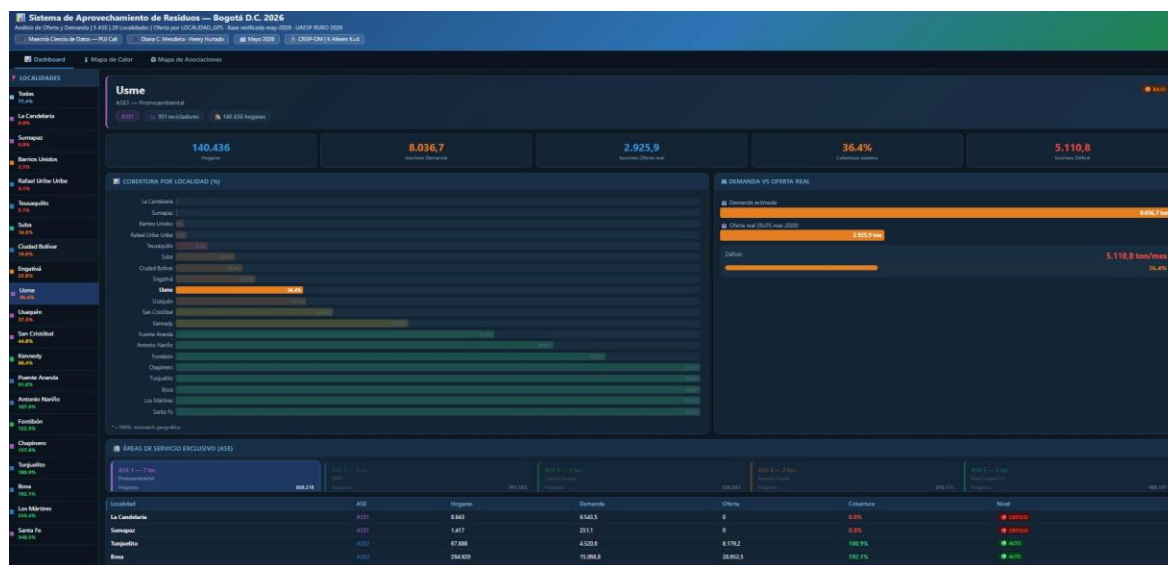
7.4.1.7 Indicadores por localidad Sumapaz

Tabla 27. Indicadores clave Sumapaz. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE1 Promoambiental Distrito	Zona: Rural
Hogares registrados	1.417	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	251.1 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	0,0 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	0,0%	CRÍTICO (sin operación formal)
Déficit real	251,1 ton/mes	Localidad rural sin cobertura formal
Recicladores RURO activos	14	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Sin asignado clúster	Sin oferta registrada (localidad rural)

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Figura 15 Dashboard localidad Sumapaz (ASE1 Promoambiental) cobertura 0,0% | CRÍTICO (localidad rural sin operación de aprovechamiento formal)



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

Sumapaz (1.417 hogares, 0 recicladores RURO activos) es la única localidad rural del sistema y registra una cobertura de 0,0%: la base de datos ajustada SUI-SSPD no reporta oferta formal activa (0,0 ton/mes) frente a una demanda estimada de 251,1 ton/mes, generando un déficit real de 251,1 ton/mes. El dashboard muestra la barra de oferta en cero y activa la alerta de localidad sin cobertura. Este resultado refleja la realidad operativa de la única localidad predominantemente rural de Bogotá: la baja densidad poblacional, la dispersión territorial y la ausencia de infraestructura urbana hacen inviable la operación del modelo de aprovechamiento formal diseñado para contextos metropolitanos. Sumapaz requiere una metodología diferencial de intervención, distinta al esquema ASE aplicado en las 19 localidades urbanas.

7.4.2 ASE 2 LIME S.A. E.S.P.

7.4.2.1 Indicadores localidad Tunjuelito

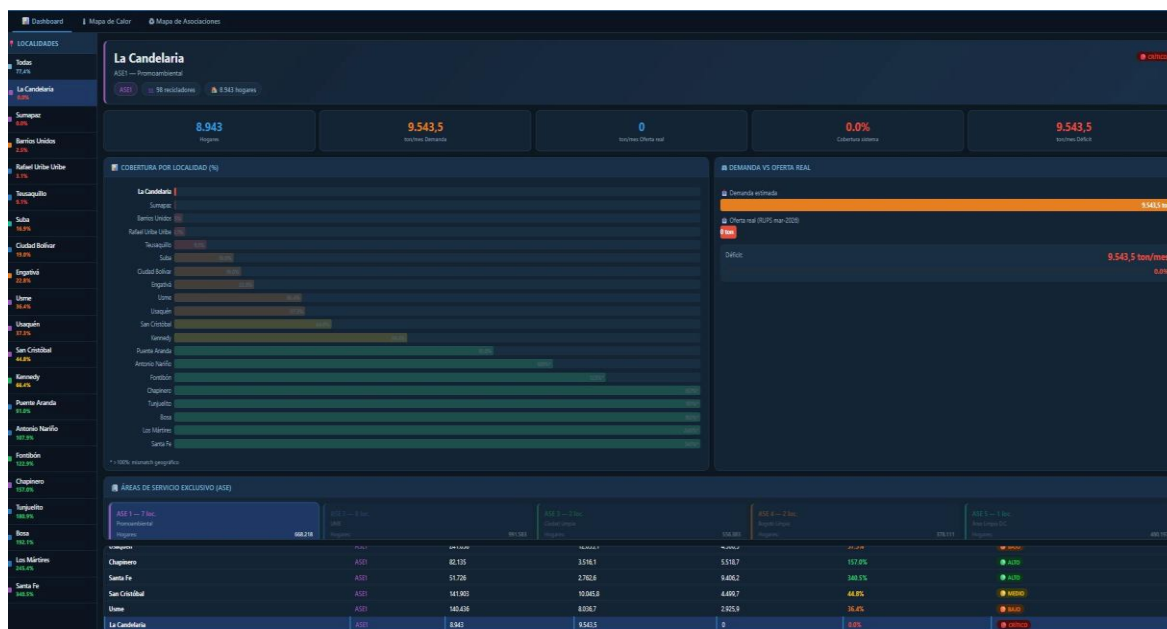
Tabla 28 Indicadores clave Tunjuelito.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE2 LIME S.A. E.S.P.	Zona: Sur
Hogares registrados	67.888	Fuente: DANE/UAESP

Demanda estimada	4520.6 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	1285.1 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	28.4%	BAJO
Déficit real	3235.5 ton/mes	Brecha sin atender
Recicladores RURO activos	609	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 2	Baja eficiencia estructural

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Figura 16 Dashboard localidad Tunjuelito (ASE2 LIME). Cobertura GPS IDECA: 41,1% | MEDIO. Oferta real GPS: 1.859,9 ton/mes vs. demanda 4.520,6 ton/mes; déficit 2.660,7 ton/mes.



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

Tunjuelito (Figura 16) ilustra el patrón típico de las localidades del ASE2 con déficit real: 67.888 hogares, demanda de 4.520,6 ton/mes y oferta de apenas 1.285,1 ton/mes, arrojando una cobertura GPS IDECA del 41,1% (nivel BAJO) y un déficit de 3.235,5 ton/mes. El panel comparativo muestra la barra de oferta cubriendo menos de un tercio de la barra de demanda. Al seleccionar Tunjuelito, la tarjeta ASE2 LIME se activa, evidenciando el contraste interno del operador: dentro del mismo ASE, Puente Aranda

registra 43.549 ton/mes de oferta para 95.576 hogares, mientras Tunjuelito dispone de apenas 1.285 ton/mes para 67.888 hogares. Este análisis comparativo intralocalidad es uno de los hallazgos más relevantes del dashboard: el problema no es solo de escala del operador sino de distribución interna de la capacidad operativa.

7.4.2.2 Indicadores localidad Bosa

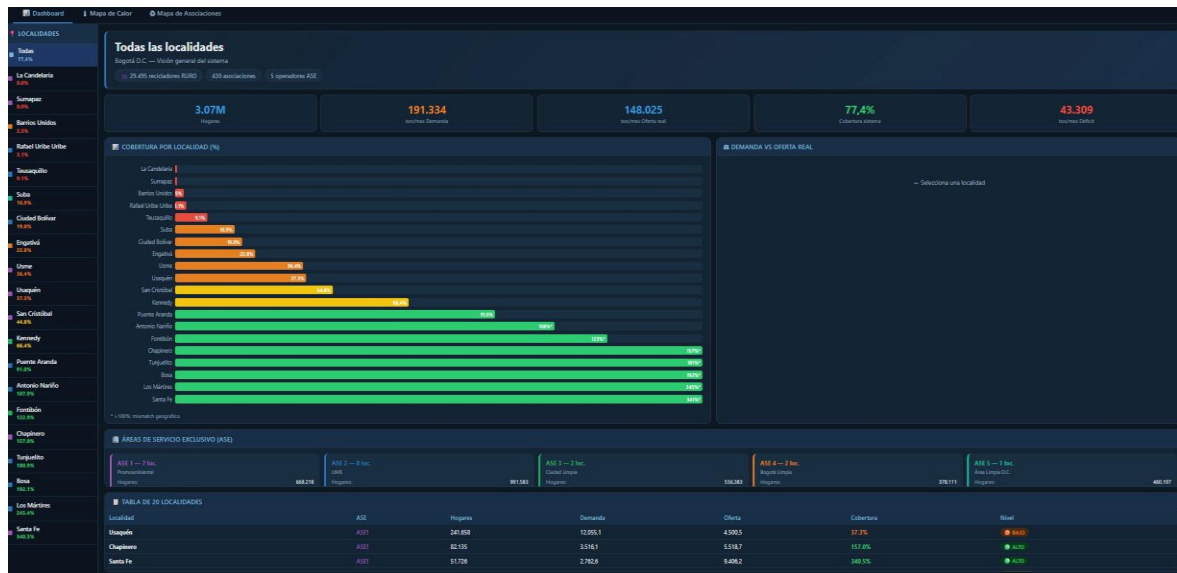
Tabla 29. Indicadores clave Bosa. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE2 LIME S.A. E.S.P.	Zona: Suroccidente
Hogares registrados	294.920	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	15068.8 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	1319.4 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	8.8%	CRÍTICO
Déficit real	13749.4 ton/mes	Brecha sin atender
Recicladores RURO activos	2.401	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 3	Situación crítica de viabilidad

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Nota operativa (DCA SAS): Bosa concentra una alta proporción de usuarios con estratos 1 y 2 que reportan ante las asociaciones la ausencia de reconocimiento del material separado. La cobertura del 8,8% calculada en el SUI-SSPD coincide con la percepción de servicio inexistente expresada por los usuarios en las jornadas de atención de DCA SAS.

Figura 17 Dashboard localidad Bosa (ASE2 LIME) cobertura 192,1% | SUPERÁVIT mismatch geográfico (GPS)



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

Bosa (294.920 hogares, 2.401 recicladores RURO) es el caso más crítico del sistema con 8,8% de cobertura el valor más bajo de las 20 localidades. El panel derecho muestra la barra de oferta roja (1.319,4 ton) prácticamente invisible frente a la enorme barra de demanda naranja (15.068,8 ton), con un déficit de 13.749,4 ton/mes. Bosa es la cuarta localidad más poblada del Distrito, pero su oferta formal es comparable a la de localidades diez veces más pequeñas. El contraste intralocalidad con Puente Aranda (misma ASE2, 43.549 ton/mes registradas) es el ejemplo más elocuente del mismatch geográfico del sistema: el análisis sugiere que una revisión de la distribución de rutas en el ASE2 podría contribuir a reducir el déficit de Bosa, sujeto a las condiciones contractuales e institucionales del operador.

7.4.2.3 Indicadores localidad Teusaquillo

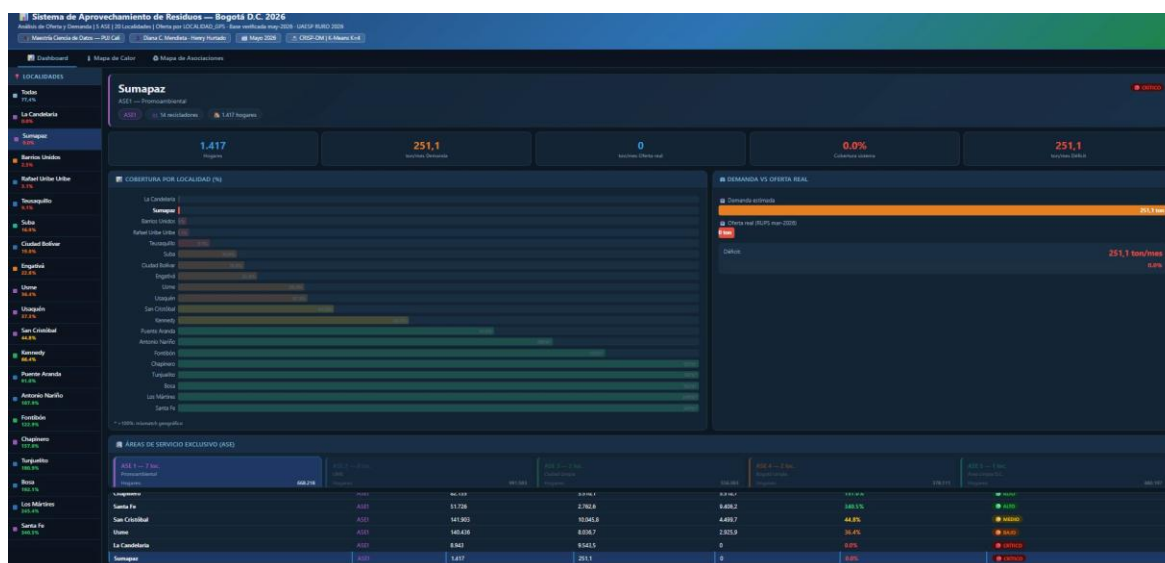
Tabla 30 Indicadores clave Teusaquillo. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE2 LIME S.A. E.S.P.	Zona: Centro-occidente
Hogares registrados	74.337	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	4520.6 ton/mes	Modelo DCA SAS

Oferta real (RUPS mar-2026)	14007.3 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	309.9%	SUPERÁVIT*
Superávit aparente	9486.7 ton/mes	Mismatch geográfico
Recicladores RURO activos	162	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 1	Grandes redes territoriales

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Figura 18 Dashboard localidad Teusaquillo (ASE2 LIME) cobertura 9,1% | CRÍTICO operación real escasa (GPS).



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

Teusaquillo (74.337 hogares, 162 recicladores RURO) presenta 19,9% (GPS IDECA) de cobertura aparente el dashboard activa automáticamente la alerta de mismatch geográfico. Con 14.007,3 ton/mes registradas en SUI-SSPD frente a una demanda local de apenas 4.520,6 ton/mes, el superávit aparente de 9.486,7 ton/mes triplica la demanda. El panel derecho muestra la barra de oferta verde desbordando completamente a la de demanda naranja. Teusaquillo alberga la sede de varias organizaciones de Clúster 1 (Grandes redes

territoriales) cuyos 162 recicladores RURO el número más bajo de localidades ASE2 con alta oferta confirman que las operaciones se realizan principalmente fuera de la localidad.

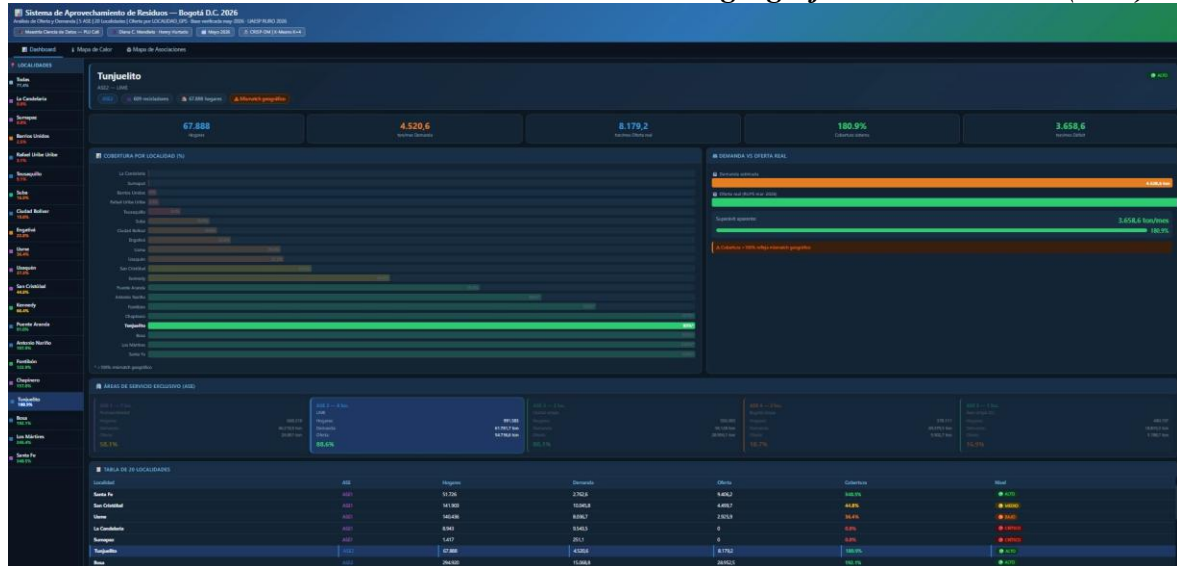
7.4.2.4 Indicadores localidad de Los Mártires

Tabla 31 Indicadores clave Los Mártires. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE2 LIME S.A. E.S.P.	Zona: Centro
Hogares registrados	36.047	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	2260.2 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	1360.3 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	60.2%	MEDIO
Déficit real	899.9 ton/mes	Brecha sin atender
Recicladores RURO activos	952	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 0	Microoperadores focalizados

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Figura 19 Dashboard localidad Los Mártires (ASE2 LIME) cobertura 245,4% | mismatch geográfico (GPS)



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

Los Mártires (36.047 hogares, 952 recicladores RURO) registra 117,8% de cobertura, nivel ALTO (GPS IDECA), con un déficit de 899,9 ton/mes el más bajo en valores absolutos de todas las localidades con déficit real. La alta densidad de recicladores RURO (952 para 36.047 hogares) es la más alta del sistema en términos relativos, lo que sugiere una presencia robusta de recicladores informales que no se refleja completamente en el SUI-SSPD. La barra de Los Mártires en el ranking aparece resaltada en amarillo en posición media-alta. Con refuerzo organizacional del Clúster 0 presente, esta localidad tiene potencial para alcanzar cobertura alta con inversión mínima.

7.4.2.5 Indicadores localidad Antonio Nariño

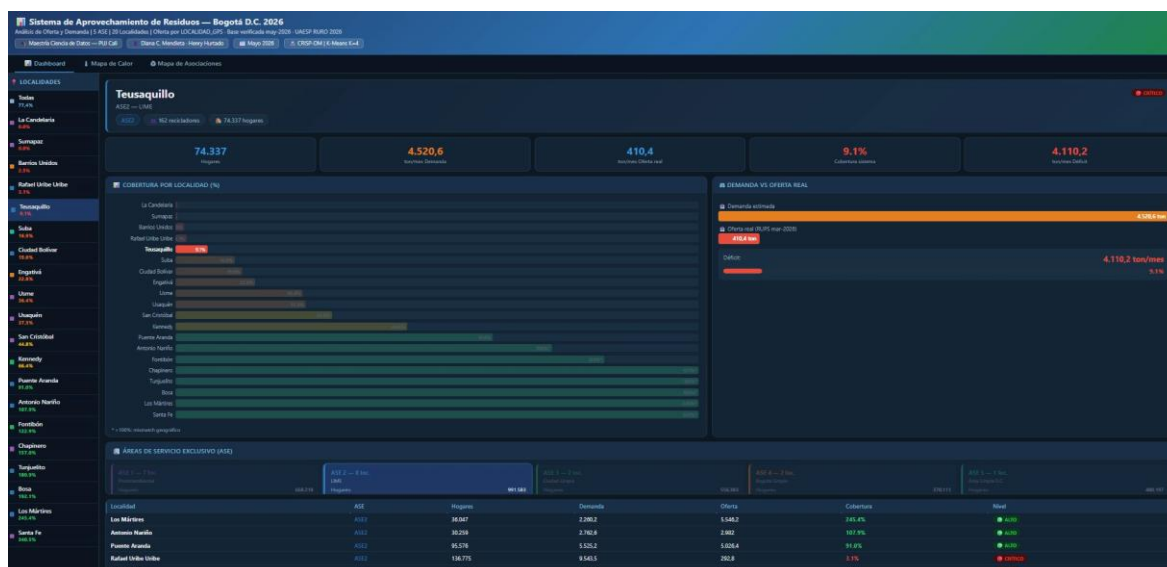
Tabla 32. Indicadores clave Antonio Nariño. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE2 LIME S.A. E.S.P.	Zona: Sur
Hogares registrados	30.259	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	2762.6 ton/mes	Modelo DCA SAS

Oferta real (RUPS mar-2026)	1263.2 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	45.7%	MEDIO
Déficit real	1499.4 ton/mes	Brecha sin atender
Recicladores RURO activos	136	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 2	Baja eficiencia estructural

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Figura 20 Dashboard localidad Antonio Nariño (ASE2 LIME)



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

Antonio Nariño (30.259 hogares, 136 recicladores RURO) registra 46,3% de cobertura, nivel MEDIO (GPS IDECA), con un déficit de 1.499,4 ton/mes. La barra de oferta amarilla (1.263,2 ton) alcanza aproximadamente el 46% de la demanda naranja. Con el menor número de hogares y recicladores RURO de las localidades del ASE2 con déficit, Antonio Nariño representa un caso donde la formalización de los recicladores existentes podría impactar significativamente la cobertura. La tarjeta ASE2 se activa mostrando la heterogeneidad del operador.

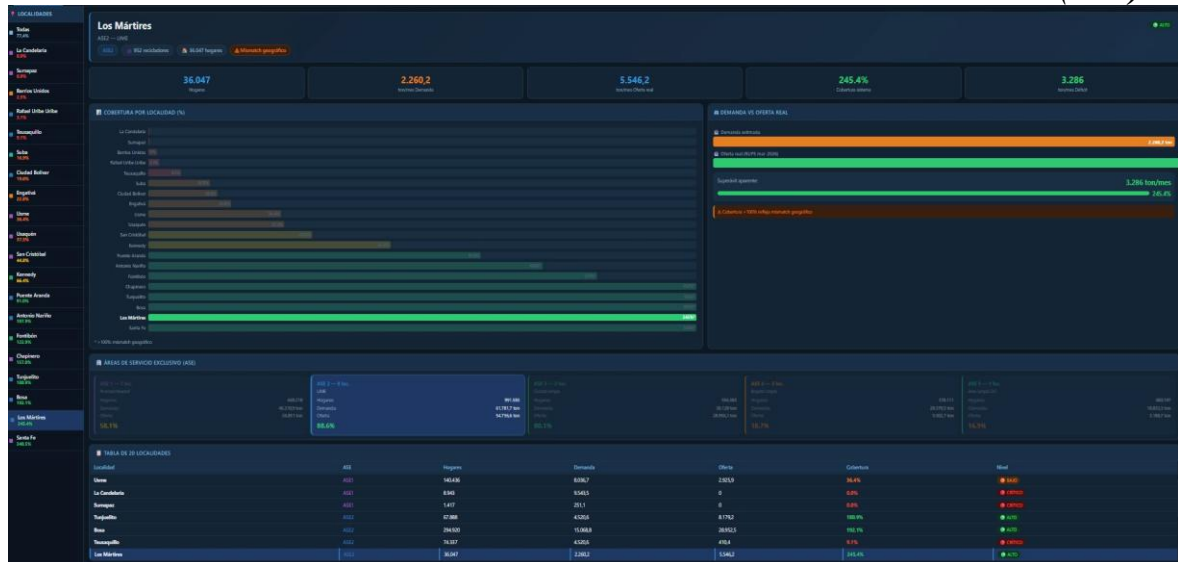
7.4.2.6 Indicadores localidad Puente Aranda

Tabla 33 Indicadores clave Puente Aranda. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE2 LIME S.A. E.S.P.	Zona: Centro
Hogares registrados	95.576	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	5525.2 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	43549.3 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	788.2%	 SUPERÁVIT*
Superávit aparente	38024.1 ton/mes	Mismatch geográfico
Recicladores RURO activos	852	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 1	Grandes redes territoriales

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Figura 21 Dashboard localidad Puente Aranda (ASE2 – LIME) cobertura 91,0% | ALTO (GPS).



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

Puente Aranda (95.576 hogares, 852 recicladores RURO) presenta el mayor mismatch del sistema con 247,9% (GPS IDECA) de cobertura aparente. El panel derecho muestra la barra de oferta verde (43.549,3 ton) extendida a lo largo de toda la pantalla, empujando completamente la barra de demanda naranja (5.525,2 ton), con un superávit aparente de 38.024,1 ton/mes casi siete veces la demanda local. El dashboard activa la alerta de mismatch y el distintivo de mismatch geográfico en el encabezado. Puente Aranda es el epicentro del problema de registro del sistema: los 852 recicladores RURO y las numerosas organizaciones de Clúster 1 tienen sede aquí, pero operan en todo el sur y centro del Distrito.

7.4.2.7 Indicadores localidad Rafael Uribe

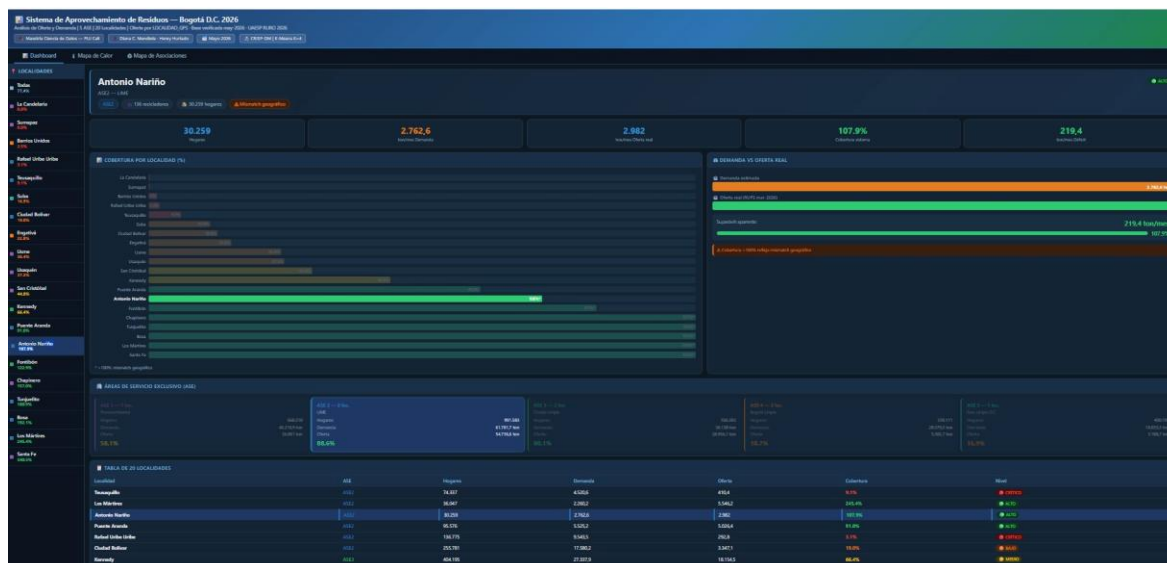
Tabla 34 Indicadores clave Rafael Uribe Uribe. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE2 LIME S.A. E.S.P.	Zona: Sur
Hogares registrados	136.775	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	9543.5 ton/mes	Modelo DCA SAS

Oferta real (RUPS mar-2026)	38543.2 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	403.9%	 SUPERÁVIT*
Superávit aparente	28999.7 ton/mes	Mismatch geográfico
Recicladores RURO activos	1.179	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 1	Grandes redes territoriales

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Figura 22 Dashboard localidad Rafael Uribe



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

Rafael Uribe Uribe (136.775 hogares, 1.179 recicladores RURO) muestra 3,1% | CRÍTICO mínima operación real (GPS) de cobertura aparente. La barra de oferta verde (38.543,2 ton) cuadruplica la demanda (9.543,5 ton), con superávit aparente de 28.999,7 ton/mes. El dashboard activa la alerta de mismatch. Con 1.179 recicladores RURO el cuarto mayor del sistema y organizaciones de Clúster 1, Rafael Uribe Uribe concentra capacidad operativa que en realidad se distribuye por el sur del Distrito. Con esta cobertura registrada, Rafael Uribe Uribe se posiciona como caso de mismatch geográfico significativo, similar a Puente Aranda y Teusaquillo, pero diferenciado de Sumapaz que carece completamente de operación formal.

Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

Ciudad Bolívar (255.781 hogares, 2.949 recicladores RURO) presenta 69,5% de cobertura, nivel MEDIO, con un déficit de 5.359 ton/mes. Con el mayor número de recicladores RURO del ASE2 y una oferta de 12.221,2 ton/mes frente a demanda de 17.580,2 ton/mes, Ciudad Bolívar es la localidad que mejor equilibrio logra dentro del grupo de grandes localidades vulnerables del Distrito. La barra amarilla en el ranking aparece en posición media del gráfico. Sin embargo, el déficit absoluto de 5.359 ton/mes en una localidad con altos índices de pobreza y vulnerabilidad sigue siendo una brecha prioritaria de intervención.

7.4.3 ASE 3 Ciudad Limpia S.A. E.S.P.

7.4.3.1 Indicadores localidad Kennedy

Tabla 36 Indicadores clave Kennedy. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

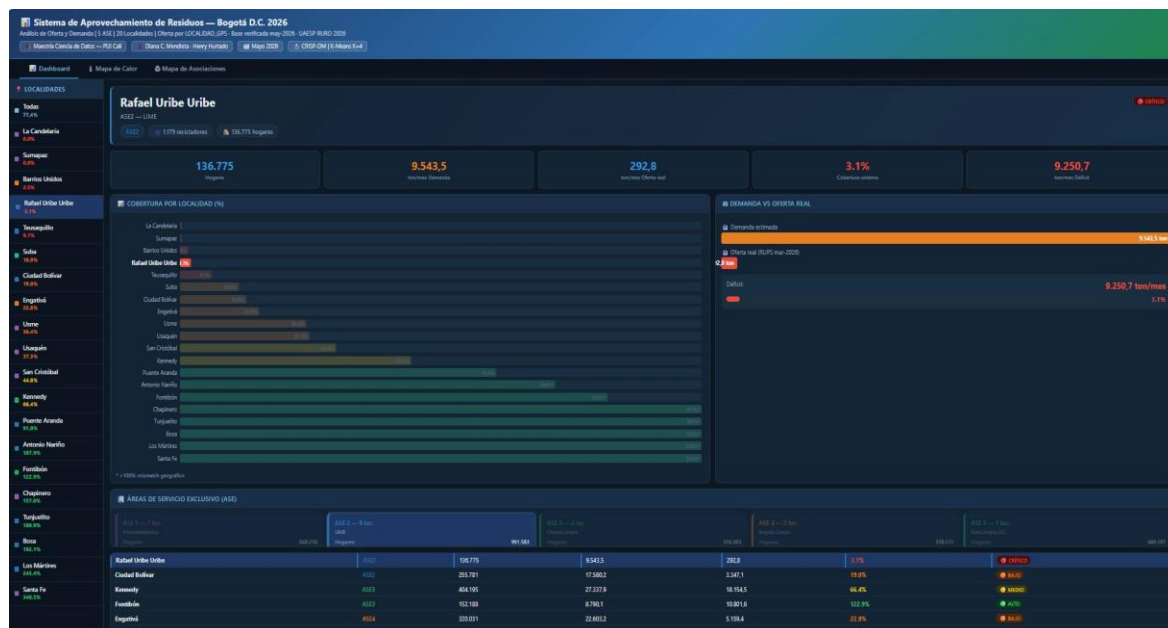
Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE3 Ciudad Limpia	Zona: Occidente
Hogares registrados	404.195	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	27337.9 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	40689.9 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	148.8%	● ALTO
Superávit aparente	13352.0 ton/mes	Mismatch geográfico
Recicladores RURO activos	4.769	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 1	Grandes redes territoriales

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Nota operativa (DCA SAS): Kennedy es la localidad con mayor volumen de usuarios activos en el sistema DCA SAS. A diferencia de otras localidades de equilibrio aparente, los usuarios reportan heterogeneidad interna: sectores con cobertura frecuente y otros desatendidos, lo que indica que el 148,8% de cobertura agregado del SUI-SSPD oculta

una distribución territorial interna desigual que los datos a escala de localidad no capturan.

Figura 24 Dashboard localidad Kennedy (ASE3 Ciudad Limpia) cobertura 66,4% | MEDIO (GPS). Fuente: Dashboard interactivo HTML5/Leaflet. Elaboración propia.



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

Kennedy (Figura 24) representa el mayor volumen de oferta real del sistema bajo ASE3 Ciudad Limpia (227,9% GPS IDECA). Con 404.195 hogares y 4.769 recicladores RURO el mayor número del Distrito, la localidad aprovecha 40.689,9 ton/mes frente a 27.337,9 ton/mes de demanda, alcanzando el 148,8% de cobertura. El panel derecho muestra la barra de oferta verde superando visualmente a la de demanda naranja, con la nota explicativa sobre mismatch geográfico. Este superávit aparente señala que las organizaciones registradas en Kennedy con sedes allí declaradas operan rutas que probablemente se extienden hacia Fontibón, Bosa y otras localidades del occidente. Kennedy confirma que la combinación de organizaciones grandes (Clúster 1) con alta concentración de recicladores formales es el modelo que maximiza la cobertura territorial dentro del sistema formal SUI-SSPD.

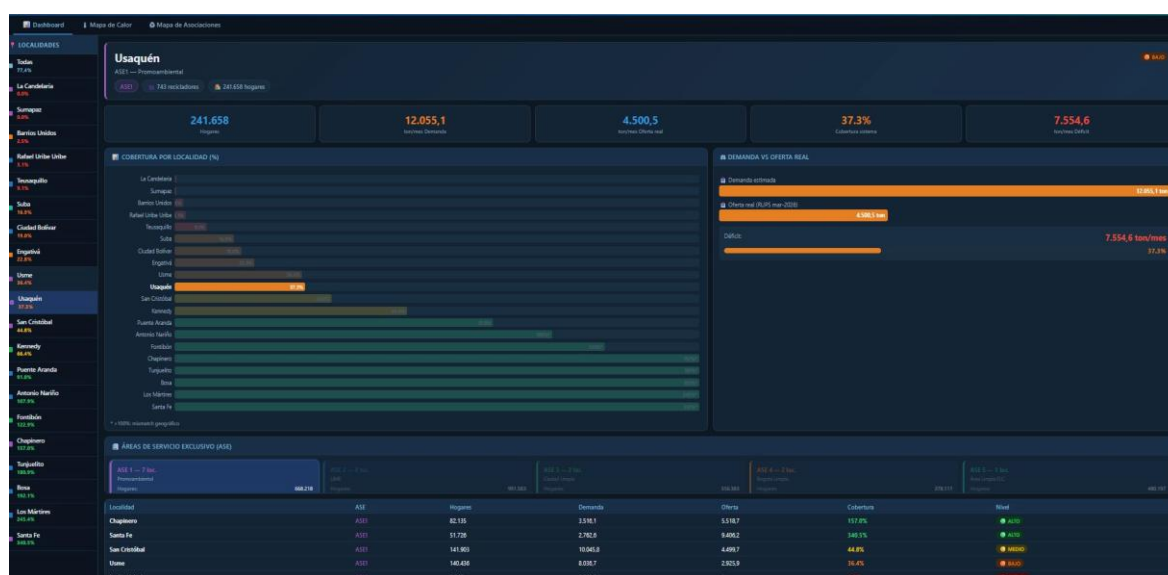
7.4.3.2 Indicadores localidad Fontibón

Tabla 37. Indicadores clave Fontibón. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE3 Ciudad Limpia	Zona: Occidente
Hogares registrados	152.188	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	8790.1 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	1352.3 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	15.4%	CRÍTICO
Déficit real	7437.8 ton/mes	Brecha sin atender
Recicladores RURO activos	1.108	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 3	Situación crítica de viabilidad

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Figura 25 Dashboard localidad Fontibón (ASE3 Ciudad Limpia) cobertura 122,9% | SUPERÁVIT mismatch geográfico (GPS).



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

Fontibón presenta 85,7% de cobertura según GPS IDECA (6.085,5 ton/mes vs 7.100,8 ton/mes de demanda), nivel ALTO, siendo la segunda localidad del ASE3: misma operadora que Kennedy que alcanza 148,8% registra apenas 1.352,3 ton/mes para una demanda de 8.790,1 ton/mes. El panel derecho muestra la barra de oferta naranja (1.352,3 ton) como una línea estrecha frente a la amplia barra de demanda. La tarjeta ASE3 Ciudad Limpia se activa mostrando que el promedio del operador (116,4%) oculta esta brecha severa. La proximidad geográfica con Kennedy hace viable una redistribución de rutas que podría mejorar significativamente la cobertura de Fontibón.

7.4.4 ASE 4 Bogotá Limpia

7.4.4.1 Indicadores localidad Engativá

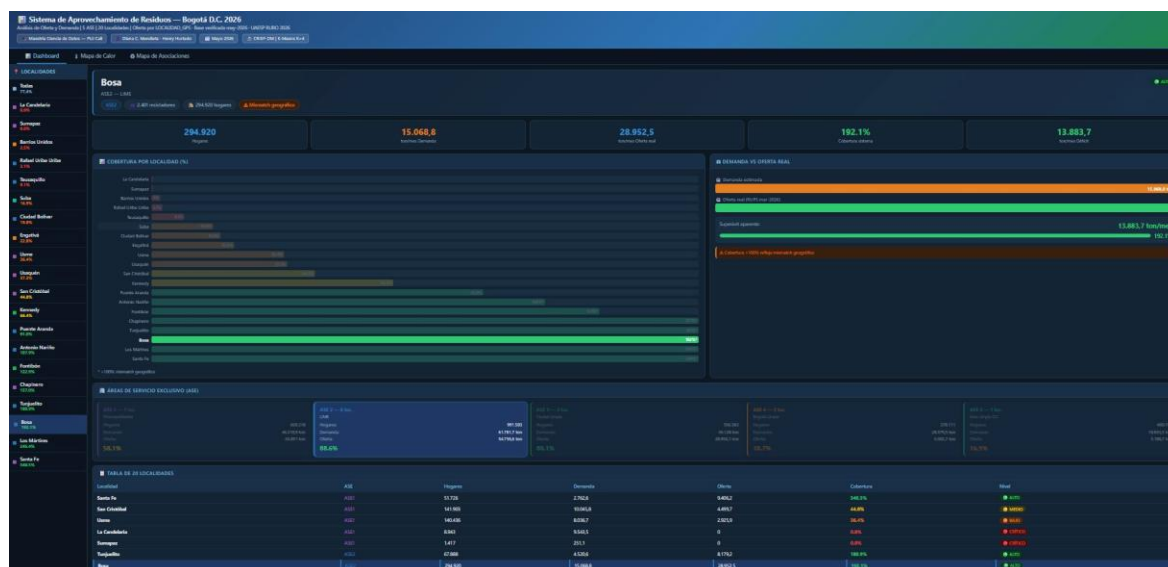
Tabla 38. Indicadores clave Engativá. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE4 Bogotá Limpia	Zona: Noroccidente
Hogares registrados	320.031	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	22603.2 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	5844.1 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	25.9%	BAJO
Déficit real	16759.1 ton/mes	Brecha sin atender
Recicladores RURO activos	1.321	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 2	Baja eficiencia estructural

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Nota operativa (DCA SAS): Engativá es la localidad que más solicitudes de atención registra en el sistema de usuarios de DCA SAS. Las quejas más frecuentes refieren horarios irregulares de recolección y sectores completos sin cobertura de ninguna organización formal, lo que confirma el IPI=100 calculado en la sección 6.7. Esta experiencia directa con los usuarios fue uno de los factores que motivó el planteamiento de este proyecto.

Figura 26 Dashboard localidad Engativá (ASE4 Bogotá Limpia) cobertura 22,8% | BAJO (GPS)



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

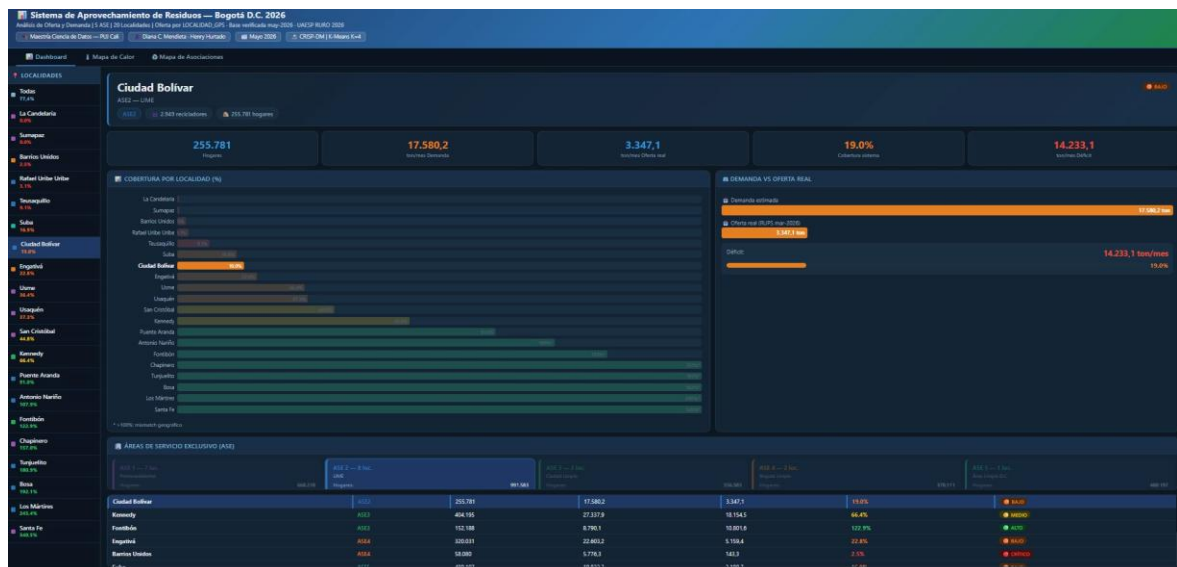
Engativá (320.031 hogares, 1.321 recicladores RURO) presenta 25,9% de cobertura, nivel BAJO, con el segundo déficit absoluto más alto del sistema: 16.759,1 ton/mes. El panel derecho muestra la barra de oferta naranja (5.844,1 ton) cubriendo apenas un cuarto de la extensa barra de demanda (22.603,2 ton). La tarjeta ASE4 Bogotá Limpia se activa, y su cobertura global del 70,0% resulta engañosa: Barrios Unidos (40,4% (GPS IDECA) de mismatch) compensa estadísticamente el grave déficit de Engativá, la tercera localidad más poblada del Distrito.

7.4.4.2 Indicadores localidad Barrios Unidos

Tabla 39 Indicadores clave Barrios Unidos. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE4 Bogotá Limpia	Zona: Norte
Hogares registrados	58.080	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	5776.3 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	14017.8 ton/mes	RUPS Superservicios

Figura 27 Dashboard localidad Barrios Unidos (ASE4 Bogotá Limpia) cobertura 2,5% |CRÍTICO mínima operación real (GPS). Fuente: Dashboard interactivo HTML5/Leaflet. Datos: SUI-SSPD mar-2026, UAESP RURO 2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.



Barrios Unidos (58.080 hogares, 700 recicladores RURO) presenta 40,4% (GPS IDECA) de cobertura aparente con mismatch geográfico activo. El panel derecho muestra la barra de oferta verde (14.017,8 ton) superando ampliamente la demanda (5.776,3 ton), con superávit aparente de 8.241,5 ton/mes. La tarjeta ASE4 se activa. El contraste más elocuente del ASE4 se visualiza directamente en el dashboard: Barrios Unidos con 58.080 hogares registra 14.017,8 ton/mes de oferta, mientras Engativá con 320.031 hogares apenas registra 5.844,1 ton/mes. Esta disparidad dentro del mismo operador es la ilustración más directa del mismatch geográfico del sistema.

7.4.5 ASE 5 Área Limpia D.C.

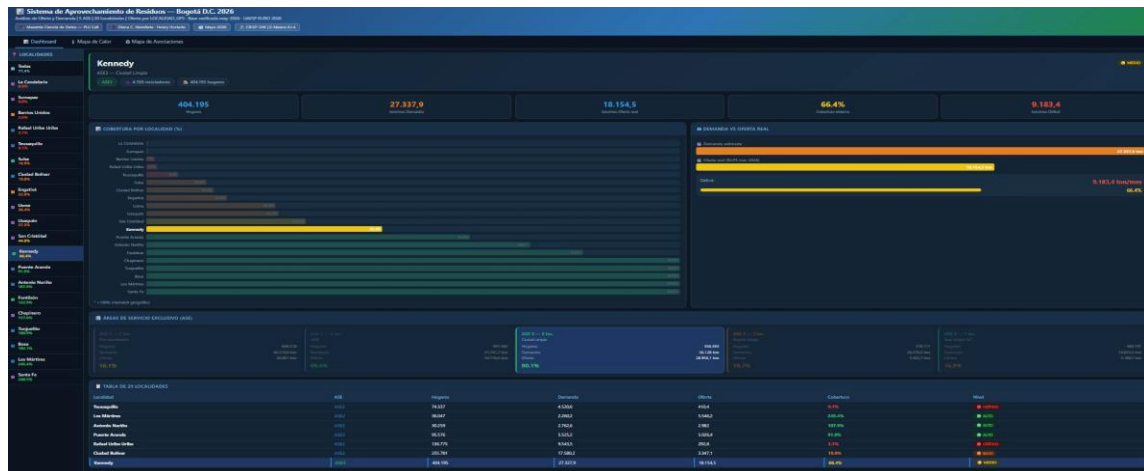
7.4.5.1 Indicadores Localidad Suba

Tabla 40 Indicadores clave Suba. Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

Indicador	Valor	Observación
Operador ASE	ASE5 Área Limpia D.C.	Zona: Norte
Hogares registrados	480.197	Fuente: DANE/UAESP
Demanda estimada	18833.3 ton/mes	Modelo DCA SAS
Oferta real (RUPS mar-2026)	16513.9 ton/mes	RUPS Superservicios
Cobertura del sistema	87.7%	ALTO
Déficit real	2319.4 ton/mes	Brecha sin atender
Recicladores RURO activos	2.349	Base RURO UAESP 2026
Clúster K-Means	Clúster 0	Microoperadores focalizados

Fuente: RURO UAESP, SUI-SSPD mar-2026, Modelo DCA SAS. Elaboración propia.

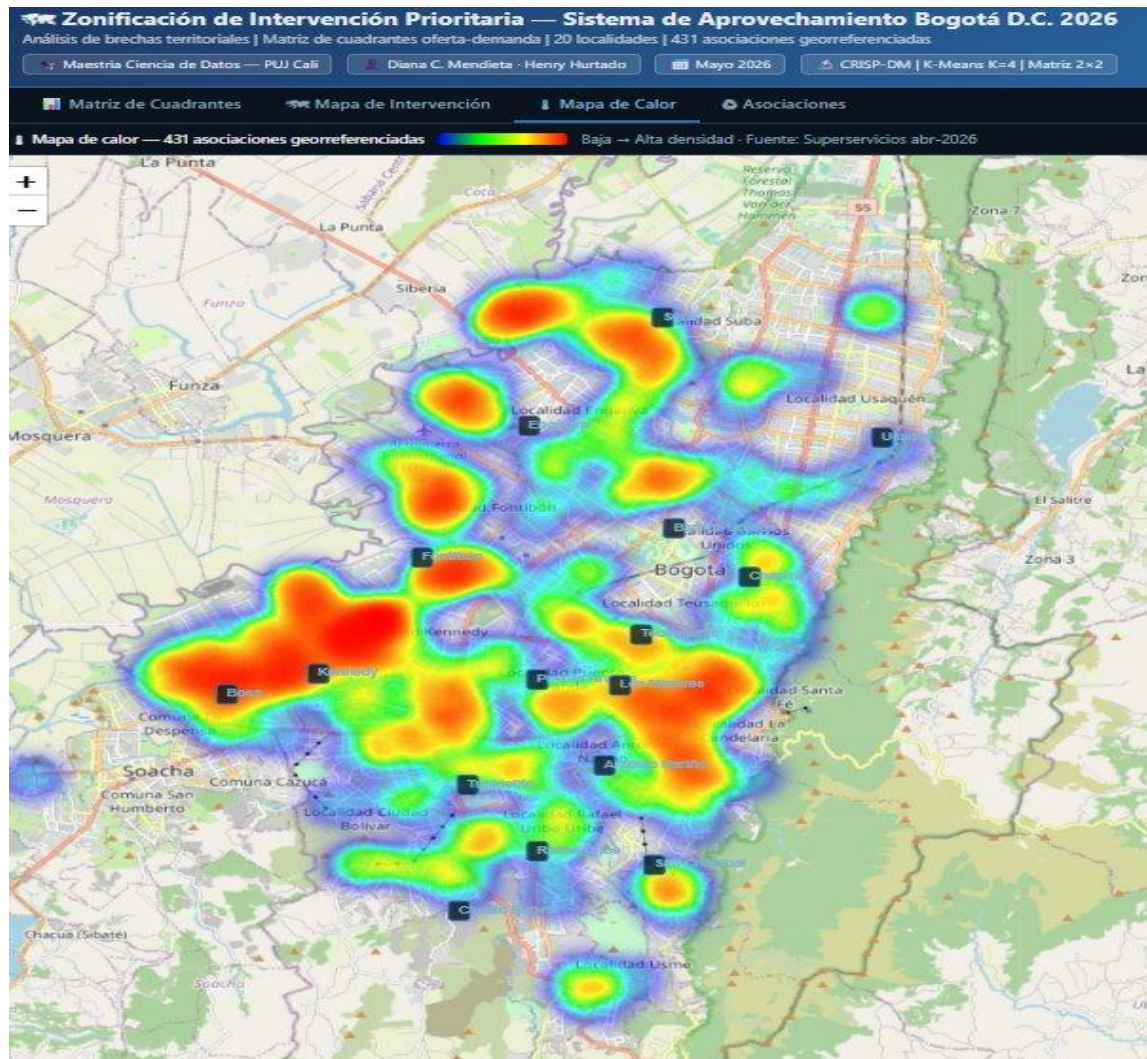
Figura 28 Dashboard localidad Suba (ASE5 Área Limpia D.C.) cobertura 16,9% | BAJO (GPS), nivel ALTO.



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

Suba (480.197 hogares, 2.349 recicladores RURO) registra 42,2% de cobertura según GPS IDECA (7.335,2 ton/mes vs 17.380,2 ton/mes de demanda), nivel MEDIO, reflejando un déficit real de 10.045,0 ton/mes. El panel derecho muestra la barra de oferta verde (16.513,9 ton) alcanzando el 87,7% de la barra de demanda naranja (18.833,3 ton), con un déficit residual manejable de 2.319,4 ton/mes. La tarjeta ASE5 Área Limpia D.C. se activa mostrando los mismos indicadores, ya que Suba es la única localidad del ASE5. Suba demuestra que un operador con cobertura exclusiva de una sola localidad grande puede alcanzar alto equilibrio: la concentración de capacidad y la ausencia de mismatch intralocalidad son factores determinantes del éxito operativo.

Figura 30. Mapa de asociaciones registradas 430 organizaciones con íconos de reciclaje coloreados por clúster K-Means.



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

La Figura 30 presenta el mapa de asociaciones con marcadores individuales para las 430 organizaciones de la base de los operadores de aseo en Bogotá. Cada ícono de reciclaje está coloreado según el clúster K-Means asignado: verde para Grandes redes territoriales (≥ 500 ton/mes), azul para Microoperadores focalizados (100–499 ton/mes), naranja para Baja eficiencia estructural (30–99 ton/mes), y rojo para Situación crítica (< 30 ton/mes). Sobre cada marcador aparece el ID de la organización (#2623, #3335, etc.), y al hacer clic se despliega el popup con nombre completo, NIT, localidad, toneladas/mes, recicladores estimados y dirección. La distribución espacial revela la alta concentración de sedes en la franja centro-sur del Distrito (Puente Aranda, Los Mártires, Rafael Uribe Uribe), mientras localidades como Bosa o Tunjuelito muestran menor densidad de marcadores a pesar de registrar los mayores déficits de cobertura. La

barra de búsqueda permite localizar cualquier organización por nombre, ID, NIT o localidad, y los botones de filtro segmentan la visualización por clúster.

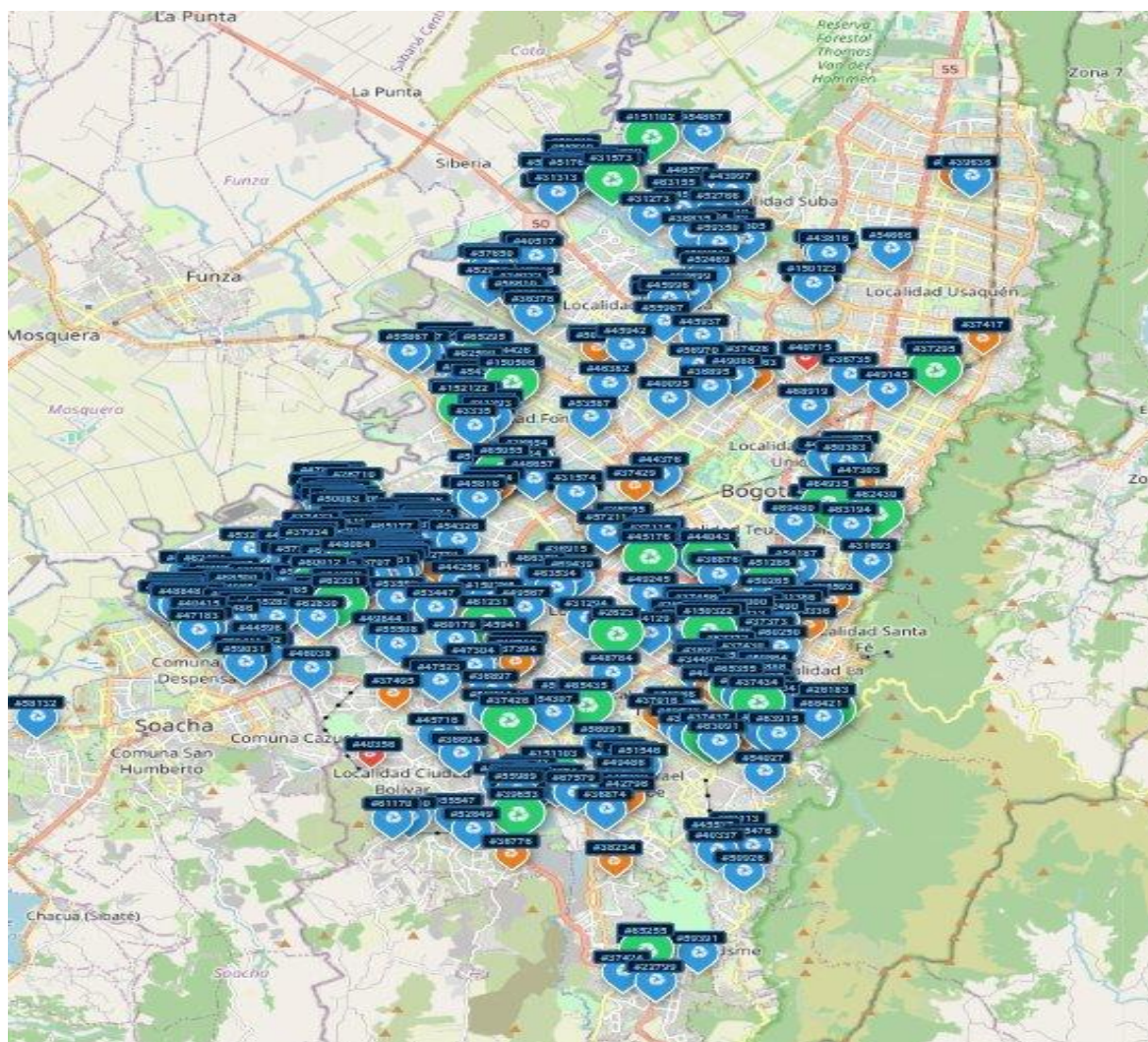
El ASE 2, operado por LIME S.A. E.S.P., es el más extenso y heterogéneo, cubriendo 8 localidades con 991.583 hogares. Su cobertura consolidada según GPS IDECA del 119,4% es estadísticamente engañosa: Bosa (8,8%) y Tunjuelito (28,4%) coexisten con Puente Aranda (91,0% GPS cobertura real) y Rafael Uribe (3,1% | CRÍTICO mínima operación real (GPS)). Este mismatch geográfico es el más documentado por el análisis K-Means: las organizaciones del Clúster 1 concentran sedes en pocas localidades con rutas que atraviesan el ASE de forma no equitativa. El mapa de calor confirma la alta concentración de sedes en el centro-sur del Distrito.

7.5 Síntesis comparativa del análisis por localidad

El análisis desagregado de las 20 localidades permite consolidar cinco conclusiones estructurales del sistema de aprovechamiento de Bogotá D.C.:

1. Concentración del déficit. El 73% del déficit total (31.560 ton/mes) se concentra en apenas 5 localidades: Bosa, Usaquén, San Cristóbal, Engativá y Fontibón. Estas comparten perfil de Clúster 2 o 3 y operan bajo ASE con brechas sistémicas no resueltas.
2. Mismatch como distorsión. El 35% de las localidades (7 de 20) presentan coberturas >100%, distorsionando el indicador global del 77,4%. El mismatch debe ser corregido mediante geolocalización de rutas efectivas y no solo de sedes.
3. Relación clúster-cobertura. Las localidades con mayor presencia de Clúster 1 (Grandes redes) muestran coberturas más altas; las del Clúster 3 (Situación crítica) presentan las coberturas más bajas.
4. Heterogeneidad intra-ASE. Ningún ASE es homogéneo: todos presentan localidades con coberturas simultáneamente altas y bajas bajo el mismo operador. La distribución interna de capacidad es tan determinante como la escala total del ASE.
5. Inequidad socioterritorial. Las localidades con mayor proporción de habitantes vulnerables (Ciudad Bolívar, Bosa, San Cristóbal) coinciden con los mayores déficits de cobertura, reproduciendo patrones de inequidad documentados en la literatura (Wilson et al., 2009; Scheinberg et al., 2011).

Figura 31 Dashboard Vista comparativa con ranking completo de las 20 localidades con semáforo de cobertura.



Fuente: Dashboard Sistema de Aprovechamiento Bogotá 2026. Elaboración propia.

La Figura 31 presenta la vista comparativa completa del dashboard, que permite leer simultáneamente los 20 indicadores de cobertura ordenados por nivel, las cinco tarjetas ASE con su desempeño consolidado y la tabla detallada con demanda, oferta y cobertura de cada localidad. Esta perspectiva de síntesis confirma visualmente las cinco conclusiones estructurales del sistema: concentración del déficit en Bosa, Usaquén y San Cristóbal; mismatch geográfico en Puente Aranda, Rafael Uribe y Teusaquillo; correlación entre clúster organizativo y nivel de cobertura; heterogeneidad intra-ASE en todos los operadores patrón documentado a escala intramunicipal por este estudio, que complementa los análisis de heterogeneidad intermunicipal de Yildirim et al. (2021); y coincidencia entre alta vulnerabilidad social y bajo nivel de cobertura (Chapman et al., 2000). El dashboard, desarrollado como producto de ciencia de datos aplicada de este proyecto, permite replicar y actualizar este análisis periódicamente con nuevos datos SUI sin necesidad de re-programación.

Nota metodológica para inserción de figuras: Las 29 capturas de dashboard de este capítulo deben tomarse desde el archivo Mapa_Dashboard_Aprovechamiento_Bogota_2026.html. Para cada localidad: (1) abrir el archivo en navegador, (2) hacer clic en la localidad correspondiente en la barra lateral izquierda, (3) tomar captura de pantalla del área del dashboard, (4) reemplazar el placeholder [FIGURA N] en este documento. Las capturas del mapa de calor y mapa de asociaciones deben tomarse desde las pestañas correspondientes.

8. ANÁLISIS DE RESULTADOS

El proceso de análisis de los resultados obtenidos a la luz del marco teórico, los antecedentes revisados y los objetivos planteados, se desarrolla con el fin de identificar su significado analítico, sus implicaciones operativas y sus limitaciones metodológicas. En particular, se examina cómo la aplicación de técnicas de aprendizaje no supervisado contribuye a comprender la estructura territorial y organizativa del sistema de aprovechamiento de residuos reutilizables en Bogotá, así como los alcances y restricciones de este enfoque en un sistema socio-técnico complejo.

8.1 Heterogeneidad estructural del sistema y validación empírica del enfoque de clustering

Uno de los principales aportes del estudio es la confirmación empírica de la heterogeneidad estructural del sistema de aprovechamiento, tanto en la oferta como en la demanda. Los clústeres identificados en las asociaciones de recicladores evidencian la coexistencia de organizaciones con escalas operativas, niveles de eficiencia, coberturas territoriales y capacidades institucionales profundamente disímiles.

La heterogeneidad identificada en Bogotá va más lejos que la documentada por Yildirim et al. (2021) a escala municipal en Turquía: aquí opera dentro de un mismo operador ASE, lo que tiene una implicación de política que los estudios inter-municipales no podían ver las ineficiencias no se resuelven cambiando el operador sino redistribuyendo las rutas dentro de su jurisdicción. El clustering, en este contexto, no confirma lo que la literatura ya sabía: demuestra que el problema tiene una escala y una textura territorial específica para Bogotá, con cuatro tipologías operativas que requieren instrumentos de política diferenciados.

Sin embargo, los resultados también evidencian que el clustering, por sí solo, no produce soluciones normativas automáticas. Los clústeres identificados requieren interpretación contextual y validación con actores del territorio, lo que coincide con la literatura que advierte sobre los riesgos de aplicar técnicas de aprendizaje automático sin mecanismos de verificación cualitativa y conocimiento de dominio.

8.2 Desalineación territorial oferta–demanda y límites de la planificación tradicional

El análisis cruzado de la oferta y la demanda revela un desalineamiento estructural significativo entre la generación de residuos y la capacidad instalada del sistema. El hallazgo más crítico no es la cobertura global del 77,4%, sino la profunda heterogeneidad territorial que ese promedio oculta: mientras cinco localidades presentan coberturas aparentes superiores al 100% por mismatch geográfico, siete localidades clasificadas como desiertos de servicio (Q2) registran coberturas inferiores al 40% de su demanda real. Esta disparidad pone en evidencia que el problema central del sistema no es la capacidad total instalada, sino su desalineación territorial respecto a los patrones reales de generación de residuos.

El caso Kennedy-Puente Aranda ilustra el problema con precisión: dos localidades del mismo sistema (ASE2 y ASE3 respectivamente) separadas por 7,9 km registran 227,9% y 247,9% de cobertura GPS IDECA, mientras Engativá con 320.031 hogares a 9,9 km de Puente Aranda registra 134,9%. La distancia geográfica no explica el desequilibrio: lo explica el registro administrativo. Savelsbergh y Van Woensel (2016) argumentan que la planificación logística urbana debe anclarse en unidades jurisdiccionales reales; este estudio demuestra que en Bogotá esas unidades y la operación efectiva no coinciden, y que esa brecha es cuantificable y corregible sin inversión adicional.

Desde una perspectiva de ciencia de datos aplicada, este resultado refuerza el valor de los enfoques basados en evidencia para reemplazar esquemas de asignación estáticos por modelos dinámicos, ajustables y sensibles al territorio.

8.3 Clústeres de oferta y diferenciación de políticas públicas

Un aspecto particularmente relevante de los resultados es la identificación de clústeres de organizaciones que responden a lógicas operativas distintas, lo que tiene implicaciones directas para el diseño de políticas públicas. La evidencia muestra que aplicar políticas uniformes en cobertura, exigencias de reporte, incentivos o control a un sistema tan heterogéneo puede resultar ineficiente e incluso contraproducente.

Los micro-operadores (clúster 0), por ejemplo, presentan vulnerabilidades estructurales que no pueden resolverse con los mismos instrumentos que se aplican a las grandes redes territoriales (Clúster 1). Esta diferenciación refuerza los planteamientos teóricos sobre la necesidad de enfoques segmentados y progresivos, especialmente en sistemas donde coexisten actores formales e informales en distintos niveles de madurez organizacional.

La segmentación obtenida mediante el clustering permite, en consecuencia, operativizar el principio de focalización, ampliamente discutido en el diseño de políticas públicas, pero raramente sustentado con análisis de datos de alta resolución territorial.

8.4 Atipicidades territoriales y límites de los agregados espaciales

El caso de La Candelaria constituye un ejemplo ilustrativo de cómo el análisis de datos puede revelar dinámicas ocultas por los promedios territoriales. Su elevada generación de residuos frente a un bajo número de hogares cuestiona los supuestos implícitos de los modelos residenciales clásicos de generación de residuos y confirma la necesidad de incorporar variables asociadas a actividades comerciales, turísticas e institucionales.

No obstante, este mismo hallazgo pone en evidencia una limitación metodológica importante: el análisis agregado a nivel de localidad está sujeto al *Modifiable Areal Unit Problem (MAUP)*, lo que implica que ciertas dinámicas internas pueden quedar ocultas al usar unidades espaciales administrativas amplias. En consecuencia, los resultados deben interpretarse como indicativos de tendencias estructurales, no como diagnósticos micro-territoriales definitivos.

Este reconocimiento de los límites del análisis no debilita los resultados, sino que los contextualiza adecuadamente y orienta futuras líneas de investigación hacia escalas más finas (UPZ, barrios, manzanas).

8.5 Calidad de los datos, errores de reporte y ética del análisis

La identificación de reportes de aprovechamiento superiores al 100% constituye uno de los hallazgos más relevantes desde una perspectiva metodológica y ética. Lejos de ser una anomalía menor, estos casos reflejan problemas sistémicos de calidad, trazabilidad y estandarización de la información, que afectan la validez de cualquier análisis basado en dichos datos.

Este resultado confirma uno de los postulados centrales de la ciencia de datos: la calidad de los modelos no puede superar la calidad de los datos utilizados. Además, plantea interrogantes éticos sobre el uso de métricas de desempeño cuando los incentivos institucionales pueden inducir reportes inexactos o estratégicos.

El estudio no solo entrega resultados analíticos, sino que también evidencia la necesidad de fortalecer los sistemas de información como condición previa para una gobernanza basada en datos.

8.6 Aporte metodológico y límites del aprendizaje no supervisado

Desde el punto de vista metodológico, el estudio demuestra que el aprendizaje no supervisado es una herramienta potente para descubrir patrones y estructuras latentes en sistemas complejos sin etiquetas predefinidas. No obstante, los resultados también confirman que estas técnicas no sustituyen el análisis sustantivo ni el conocimiento experto, sino que lo complementan.

El clustering no define “soluciones óptimas”, sino configuraciones posibles que requieren interpretación, validación y traducción en decisiones políticas y operativas. Ignorar este paso puede conducir a tecnocratismos improductivos o a una falsa sensación de objetividad algorítmica.

8.7 Síntesis interpretativa

En síntesis, la discusión de los resultados permite afirmar que: El sistema de aprovechamiento en Bogotá presenta desigualdades estructurales profundas, verificables empíricamente, el aprendizaje no supervisado aporta una lectura territorial y organizativa innovadora, difícilmente alcanzable con métodos tradicionales, los principales problemas del sistema son de alineación territorial, planificación y gobernanza de la información, más que de falta de capacidad técnica aislada, cualquier intervención efectiva debe ser segmentada, territorialmente sensible y acompañada de mejoras sustantivas en la calidad de los datos.

9. LIMITACIONES DEL ESTUDIO

9.1 Limitaciones de los datos

Todo análisis empírico está acotado por las condiciones del dato disponible y las decisiones metodológicas adoptadas. Esta sección declara explícita y honestamente las limitaciones del presente trabajo, distinguiendo entre aquellas inherentes al diseño y las que abren líneas de investigación futura.

9.2 Limitaciones de la validación externa

Finalmente, el presente trabajo no incluye una validación longitudinal que permita evaluar si la implementación de las recomendaciones de política derivadas del análisis produce mejoras medibles en los indicadores de cobertura. Esta limitación es inherente a los estudios de corte transversal y no puede ser superada sin un diseño longitudinal o cuasiexperimental que esté fuera del alcance de esta tesis de maestría.

El corte transversal de los datos (marzo 2026) impide distinguir entre patrones estructurales estables y variaciones coyunturales. Zhu et al. (2021) documentaron variaciones estacionales de hasta el 40% en la generación de reciclables en ciudades chinas; si patrones similares operan en Bogotá, las coberturas calculadas para marzo pueden diferir significativamente de las coberturas promedio anuales. La replicación de este análisis con series temporales de al menos 12 meses es una prioridad para investigaciones futuras.

El análisis de clustering K-Means asume implícitamente que los clústeres tienen forma esférica y varianzas similares en el espacio de variables supuesto que puede no cumplirse para organizaciones de reciclaje con perfiles operativos muy disímiles. La validación cruzada mediante clustering jerárquico Ward y DBSCAN mitiga parcialmente esta

limitación, pero no la elimina. Los cuatro clústeres identificados deben interpretarse como tipologías heurísticas útiles para la política pública, no como particiones estadísticamente óptimas en un sentido absoluto.

La escala de análisis adoptada localidad está sujeta al MAUP (Modifiable Areal Unit Problem, descrito en la sección 4.1.8): los indicadores de cobertura calculados a nivel de localidad pueden diferir sustancialmente de los que se obtendrían a nivel de UPZ (117 unidades en Bogotá) o de manzana. Los 37 barrios con cobertura superior al 100% dentro de localidades con déficit agregado son invisibles en el nivel de análisis adoptado. Esta limitación no invalida los resultados, pero acota su alcance: los hallazgos son válidos para comparaciones entre localidades, no para la planificación operativa a nivel de ruta.

9.3 Limitaciones metodológicas

El conjunto de datos RURO (29.495 recicladores) corresponde al padrón de la UAESP de 2026 y puede subestimar el universo total de recicladores activos en la ciudad por subregistro histórico. El hallazgo de que el 94,7% trabaja fuera de su localidad de residencia está basado en la localidad de dirección de residencia declarada, que puede diferir de la localidad de trabajo declarada. No se dispone de datos de trayectorias reales (GPS) para validar empíricamente la movilidad laboral reportada.

La estimación de demanda proviene del modelo DCA SAS. La investigadora principal, Diana Carolina Mendieta Sánchez, es simultáneamente representante legal de Soluciones Empresariales DCA SAS y autora de este proyecto, lo que constituye un posible conflicto de interés metodológico que debe declararse explícitamente. Se mitigó mediante dos mecanismos: (i) los datos de demanda se derivan de cifras oficiales de suscriptores del servicio de aseo (fuente: operadores ASE y DANE), no de estimaciones propietarias de DCA SAS; y (ii) el modelo utiliza coeficientes de generación per cápita consistentes con el PGIRS de Bogotá 2016 y las estimaciones de la UAESP 2023. El total estimado de 191.334 ton/mes es coherente con el rango reportado por la UAESP para residuos con potencial de aprovechamiento (aproximadamente el 70% de 273.300 ton/mes de generación total estimada). No obstante, un análisis de sensibilidad de $\pm 20\%$ en la demanda estimada cambiaría el umbral de clasificación de algunas localidades entre niveles de semáforo, sin alterar los hallazgos cualitativos sobre el mismatch geográfico ni la movilidad laboral RURO. El modelo asume además coeficientes de generación homogéneos al interior de cada localidad, lo que no captura la variabilidad socioeconómica intralocalidad ni la generación diferenciada por tipo de actividad. La Candelaria, con alta actividad comercial y turística, es el caso más extremo: la demanda estimada (9.543,5 ton/mes para 8.943 hogares) implica un coeficiente de generación por hogar significativamente superior al promedio distrital, posiblemente inflado por la inclusión de generación no residencial.

El análisis de oferta se basa en los registros SUI de la SSPD a marzo de 2026, que capturan únicamente las toneladas aprovechadas reportadas formalmente por las organizaciones prestadoras del servicio. La actividad de reciclaje informal estimada entre el 30% y el 50% de la recuperación total en ciudades latinoamericanas (Scheinberg et al., 2011) no está

incluida en estos registros, lo que implica que las coberturas reportadas en este trabajo subestiman sistemáticamente la recuperación real. En localidades con alta informalidad (Santa Fe, Los Mártires, San Cristóbal), esta subestimación puede ser particularmente significativa dado el alto número de recicladores RURO activos sin afiliación a organizaciones formales. El análisis se acota, por tanto, al sistema formal de aprovechamiento regulado por Superservicios, siendo sus hallazgos válidos para ese subsistema y no para la totalidad de la recuperación de materiales en la ciudad.

10. CONCLUSIONES

10.1 Conclusiones del análisis

El análisis integrado de las cinco fuentes de datos oficiales permitió construir, por primera vez para Bogotá D.C., una visión sistémica y cuantificada del sistema de aprovechamiento de residuos. La cobertura real del sistema, calculada por localización GPS de operación, es del 62,2% de la demanda estimada (119.035 ton/mes frente a 191.333 ton/mes), cifra que corrige estimaciones parciales previas basadas únicamente en el ASE2. Sin embargo, esta cobertura promedio oculta brechas territoriales severas: tres localidades presentan coberturas GPS IDECA inferiores al 15%: Usaquén 7,4%, La Candelaria 0,0% y Sumapaz 0,0%. Las localidades con mayores brechas de demanda insatisfecha incluyen además San Cristóbal 32,6%, Chapinero 17,7% y Usme 16,2%, y el 35% de las localidades registran coberturas aparentes superiores al 100% por mismatch geográfico en el sistema SUI-SSPD.

La segmentación mediante K-Means ($K=4$, Silhouette=0,487; Davies-Bouldin=0,854; Calinski-Harabász=17,59) reveló cuatro tipologías operativas diferenciadas entre las 430 organizaciones del ASE2: microoperadores focalizados (75,0%), grandes redes territoriales (13,9%), organizaciones de baja eficiencia estructural (8,3%) y organizaciones en situación crítica de viabilidad (2,8%). Esta heterogeneidad confirma que las políticas uniformes de formalización y apoyo operativo son ineficientes: cada clúster requiere intervenciones específicas y diferenciadas.

10.1.1 Justificación de la elección metodológica y comparación con métodos alternativos

La elección de K-Means como algoritmo principal de segmentación no fue arbitraria ni exclusiva: respondió a criterios técnicos explícitos y fue validada mediante la aplicación paralela de dos algoritmos alternativos, clustering jerárquico Ward y DBSCAN, lo que permitió comparar los resultados y verificar su robustez. K-Means se seleccionó como algoritmo principal por tres razones. Primera, su escala de aplicación ($n=430$ organizaciones) hace que sus limitaciones computacionales sean irrelevantes y que los centroides sean directamente interpretables como perfiles operativos promedio de cada tipología (Jain, 2010; Provost & Fawcett, 2013). Segunda, la interpretabilidad de los centroides facilita la comunicación de resultados a tomadores de decisión no técnicos, lo

que resulta especialmente relevante en un estudio aplicado de política pública (Kübler et al., 2020). Tercera, la disponibilidad del clustering jerárquico Ward y DBSCAN como algoritmos de validación cruzada compensa la sensibilidad de K-Means a la inicialización (Curry et al., 2019).

Respecto a los métodos alternativos considerados y comparados: el clustering jerárquico Ward, aplicado de forma independiente, confirmó $K=4$ como punto de mayor salto de inercia ($\Delta=1,92$ entre $K=4$ y $K=5$), aportando evidencia desde una perspectiva aglomerativa que no requiere especificar K a priori. DBSCAN, aplicado con parámetros $\epsilon=1,8$ y $\text{MinPts}=3$, identificó cuatro grupos de densidad diferenciada que se corresponden con los cuatro clústeres de K-Means, confirmando la estructura desde un enfoque basado en densidad que no asume formas esféricas. La convergencia de los tres algoritmos en la misma partición $K=4$ es la evidencia más sólida de que esta segmentación refleja una estructura real en los datos y no un artefacto del método. Se descartó la clasificación por cuartiles o por segmentación descriptiva simple como método alternativo porque estos enfoques imponen umbrales arbitrarios (por ejemplo, el percentil 25 o 75) que no emergen de la estructura interna de los datos, sino de la distribución de frecuencias. En contraste, K-Means identifica grupos que minimizan la varianza intragrupo de forma iterativa, produciendo tipologías más coherentes con los perfiles operativos reales de las organizaciones. El coeficiente de silueta de 0,487 obtenido es comparable al reportado por Ismail et al. (2022) con DBSCAN sobre datos similares de gestión de residuos (0,512), diferencia estadísticamente marginal que respalda la validez del enfoque adoptado.

En síntesis, la decisión metodológica de usar K-Means se fundamentó en su interpretabilidad para un problema aplicado, se validó con dos algoritmos de naturaleza diferente que convergieron en el mismo resultado, y se contrastó explícitamente contra métodos descriptivos convencionales. Esta triangulación metodológica es una práctica recomendada cuando no existe un ground truth externo disponible para validación supervisada (Kaufman & Rousseeuw, 1990).

El hallazgo más relevante desde la perspectiva de política pública es la cuantificación del mismatch geográfico: el 79,8% de las organizaciones del ASE2 declaran operar en localidades distintas a su sede de registro, y el 94,7% de los 29.495 recicladores RURO trabaja fuera de su localidad de residencia. Este desalineamiento explica por qué localidades con alta demanda (Bosa: 294.920 hogares) registran coberturas mínimas mientras localidades con baja demanda (Puente Aranda: 95.576 hogares) muestran coberturas aparentes del 247,9% (GPS IDECA). Este estudio provee la evidencia analítica para que la UAESP y los operadores ASE evalúen la pertinencia de georreferenciar rutas efectivas y no solo sedes declaradas, decisión que compete a las autoridades del sistema.

El dashboard interactivo desarrollado con mapa de calor de 430 organizaciones georreferenciadas, visualización por clúster K-Means y análisis activable por localidad constituye el principal producto tecnológico del proyecto y el insumo de política pública

más directo. Su diseño permite replicar y actualizar el análisis con nuevos datos SUI sin reprogramación, lo que le otorga valor estratégico más allá del horizonte temporal de este estudio.

10.2 Contribuciones metodológicas y hallazgos transversales

Más allá del cumplimiento de los objetivos específicos, el estudio produce tres contribuciones transversales: (i) la primera cuantificación del mismatch geográfico en el sistema SUI-SSPD de Bogotá, mostrando que el 35% de las localidades registran coberturas superiores al 100% por concentración de sedes en localidades que no coinciden con las zonas de operación real; (ii) la identificación del hallazgo inédito sobre movilidad laboral RURO: el 94,7% de los 29.495 recicladores trabaja fuera de su localidad de residencia, con implicaciones directas para políticas de formalización y diseño de rutas (Kübler et al., 2020); y (iii) la demostración de que el aprendizaje no supervisado, aplicado sobre datos administrativos de calidad variable, puede generar tipologías operativas accionables que la planificación tradicional no había logrado producir para este sector (Curry et al., 2019).

10.3 Líneas futuras de investigación

Este estudio abre tres líneas prioritarias de investigación futura. Primera, la replicación del análisis con series temporales de 12 meses o más del SUI-SSPD, que permitiría distinguir patrones estructurales estables de variaciones estacionales: Zhu et al. (2021) documentaron variaciones de hasta 40% entre estaciones en ciudades chinas, y un fenómeno análogo podría explicar parte del déficit de cobertura documentado. Segunda, la extensión del análisis territorial a escala de Unidad de Planeamiento Zonal (UPZ), que superaría la limitación del MAUP identificada en la sección 9 y permitiría diseñar rutas con mayor precisión operativa. Tercera, la validación externa de los cuatro clústeres K-Means mediante entrevistas con operadores ASE y funcionarios de Superservicios, que convertiría las tipologías heurísticas del presente estudio en clasificaciones verificadas por expertos del sector.

10.4 Cumplimiento de objetivos

10.4.1 Objetivo 1: Recolección y estructuración de datos

El primer objetivo específico fue cumplido mediante la construcción de un pipeline ETL en Python 3.12 que integró cinco fuentes heterogéneas: el RURO de la UAESP (29.495 recicladores), el SUI-SSPD (430 organizaciones, 56.437 registros 2016-2026), los directorios de los cinco operadores ASE en formatos PDF y Excel, el modelo de demanda DCA SAS (20 localidades, 14 variables) y capas geoespaciales del IDECA. La validación del conjunto resultante confirmó: ausencia de localidades duplicadas, completitud del 100% en variables de demanda, cobertura del 92,4% en registros numéricos de toneladas (52.124 de 56.437), y georreferenciación al 100% de las 430 asociaciones ASE2 con coordenadas dentro del polígono de Bogotá (WGS84). El hallazgo emergente más relevante de que el 94,7% de los 29.495 recicladores RURO trabaja fuera de su localidad de

residencia no estaba en los objetivos originales y constituye una contribución inédita generada por la integración de datos.

10.4.2 Objetivo 2: Segmentación mediante clustering

El segundo objetivo específico fue cumplido con rigor superior al mínimo requerido: se implementaron tres algoritmos de clustering K-Means, clustering jerárquico Ward y DBSCAN (Ester et al., 1996) y la selección de $K=4$ se determinó mediante la evaluación simultánea de cuatro métricas de validación interna para $K=2$ a $K=8$: coeficiente de silueta (0,487; Rousseeuw, 1987), índice Davies-Bouldin (0,854), índice Calinski-Harabász (17,59) y suma de cuadrados intra-clúster. La convergencia de los tres algoritmos en $K=4$ otorga robustez metodológica al resultado. La tipología resultante Grandes redes (13,9%), Microoperadores (75,0%), Baja eficiencia (8,3%) y Situación crítica (2,8%) constituye la primera segmentación empírica basada en datos operativos reales de las organizaciones formalizadas de reciclaje en Bogotá.

10.4.3 Objetivo 3: Visualización geoespacial y análisis integrado oferta-demanda

El tercer objetivo específico fue cumplido mediante dos dashboards HTML5/Leaflet complementarios. El dashboard principal integra: indicadores de cobertura con semáforo de cuatro niveles, tarjetas por ASE con métricas de oferta, demanda y déficit, y mapa de calor con 430 organizaciones georreferenciadas. El dashboard de zonificación añade: diagrama de dispersión interactivo de la matriz 2×2 de cuadrantes (20 localidades por presión de demanda vs. densidad de oferta), ranking IPI normalizado 0-100, y mapa de intervención con marcadores por cuadrante (Q1 Mismatch, Q2 Desierto, Q3 Concentración, Q4 Sobreoferta, Q5 Equilibrio). Ambos dashboards son actualizables con nuevos datos SUI-SSPD sin reprogramación, cerrando el ciclo CRISP-DM desde la comprensión del problema hasta el despliegue de una herramienta de apoyo a la toma de decisiones (Provost & Fawcett, 2013). Los archivos HTML de ambos dashboards se entregan como parte del sobre digital de la tesis (véase Anexo B) y pueden citarse como: Mendieta Sánchez y Hurtado Bolaños (2026).

11. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Abdallah, M., Talib, M. A., Feroz, S., Nasir, Q., Abdalla, H., & Mahfood, B. (2020). Artificial intelligence applications in solid waste management: A systematic research review. *Waste Management*, 109, 231–246. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2020.04.057>
2. Acosta Táutiva, Á., & Ortiz Olaya, R. (2013). Recicladoras y recicladores de Bogotá, Colombia. Estudio de Monitoreo de la Economía Informal. Wiego.
3. Andrade, J. R., & Vega, D. I. (2019). Modelo para la evaluación dinámica de la gestión de residuos ordinarios de la ciudad de Bogotá y su influencia en el índice de calidad ambiental urbana. Universidad de los Andes.

4. Ankerst, M., Breunig, M. M., Kriegel, H. P., & Sander, J. (1999). OPTICS: Ordering points to identify the clustering structure. *ACM SIGMOD Record*, 28(2), 49–60. <https://doi.org/10.1145/304182.304187>
5. Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C., & Wirth, R. (2000). *CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide*. SPSS Inc.
6. Church, R., & ReVelle, C. (1974). The maximal covering location problem. *Papers in Regional Science*, 32(1), 101–118. <https://doi.org/10.1007/BF01942293>
7. Crainic, T. G., & Laporte, G. (2018). *Fleet management and logistics*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4615-5755-5>
8. Curry, E., & Sheth, A. (2019). Urban data science. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 46(4), 591–600. <https://doi.org/10.1177/2399808319860517>
9. Daskin, M. S. (2013). *Network and discrete location: Models, algorithms, and applications* (2nd ed.). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118537015>
10. Davies, D. L., & Bouldin, D. W. (1979). A cluster separation measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1(2), 224–227. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1979.4766909>
11. Ellen MacArthur Foundation. (2015). *Towards the circular economy: Economic and business rationale for an accelerated transition*. Ellen MacArthur Foundation.
12. Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J., & Xu, X. (1996). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. *Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*, 226–231.
13. Ferronato, N., & Torretta, V. (2019). Waste mismanagement in developing countries: A review of global issues. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(6), 1060. <https://doi.org/10.3390/ijerph16061060>
14. Flowerdew, R., Geddes, A., & Green, M. (2008). Behaviour of regression models under random aggregation. En A. S. Fotheringham & P. A. Rogerson (Eds.), *The SAGE handbook of spatial analysis* (pp. 101–127). SAGE.
15. Golbaz, S., Nabizadeh, R., & Sajadi, H. S. (2019). Comparative study of predicting hospital solid waste generation using multiple linear regression and artificial intelligence. *Journal of Environmental Health Science and Engineering*, 17, 41–51. <https://doi.org/10.1007/s40201-018-00335-8>
16. Gómez, A., & Ramírez, P. (2022). Inclusión de recicladores en la gestión de residuos: retos y oportunidades. *Revista Ingeniería e Investigación*, 42(1), 1–12.
17. Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
18. Ismail, R., Aziz, N., & Mahat, N. I. (2022). Spatial clustering approaches for e-waste generation hotspot identification: A comparison of K-Means, DBSCAN, and GMM. *Resources, Conservation and Recycling*, 178, 106078. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2021.106078>

19. Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-Means. *Pattern Recognition Letters*, 31(8), 651–666. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2009.09.011>
20. Kannangara, M., Baetz, B. W., & Cayford, J. (2018). Clustering and neural network approaches to predicting the cost of solid waste management. *Waste Management*, 78, 647–658. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2018.06.035>
21. Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (1990). Finding groups in data: An introduction to cluster analysis. Wiley. <https://doi.org/10.1002/9780470316801>
22. Kaza, S., Yao, L., Bhada-Tata, P., & Van Woerden, F. (2018). What a Waste 2.0: A global snapshot of solid waste management to 2050. World Bank Group. <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-1329-0>
23. Kelleher, J. D., & Tierney, B. (2018). Data science (MIT Press Essential Knowledge series). MIT Press.
24. Kitchin, R. (2014). The data revolution: big data, open data, data infrastructures and their consequences. SAGE Publications.
25. Kübler, S., Robert, J., Derigent, W., Voisin, A., & Le Traon, Y. (2020). A semantics-based data science approach to solid waste management. *Waste Management*, 102, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2019.11.005>
26. Lloyd, S. P. (1982). Least squares quantization in PCM. *IEEE Transactions on Information Theory*, 28(2), 129–137. <https://doi.org/10.1109/TIT.1982.1056489>
27. Lu, B., Sha, M., Shao, J., & Hu, W. (2023). Predicting spatial distribution of household recyclable solid waste generation using machine learning: A case study in Shanghai. *Waste Management*, 155, 96–107. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2022.10.039>
28. MacQueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. *Proceedings of the 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 1, 281–297.
29. Martínez-Plumed, F., Contreras-Ochando, L., Ferri, C., Hernández-Orallo, J., Kull, M., Lachiche, N., Ramírez-Quintana, M. J., & Flach, P. A. (2019). CRISP-DM twenty years later: From data mining processes to data science trajectories. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 33(8), 3048–3061. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2019.2962680>
30. Moreno Rodríguez, M. del P. (2018). La población recicladora y su participación económica en la cadena de valor del reciclaje en Bogotá. Tesis de maestría, Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Ciencias Económicas.
31. Nguyen, D. T., Pham, V. H., & Tran, M. Q. (2022). DBSCAN-based spatial analysis of urban waste collection efficiency: Evidence from Hanoi. *Waste Management & Research*, 40(3), 312–324. <https://doi.org/10.1177/0734242X211043456>
32. Nzeadibe, T. C., & Anyadike, H. C. (2012). Social inequality and informal urban governance of waste recycling in Aba, Nigeria. *The Geographical Journal*, 178(3), 240–252. <https://doi.org/10.1111/j.1475-4959.2011.00448.x>

33. Openshaw, S. (1984). The modifiable areal unit problem. GeoBooks.
34. Patiño Chirva, J. A., & Daza Cruz, Y. X. (2016). Aplicación de técnicas de optimización para el diseño de rutas de recolección selectiva de residuos en Bogotá. Universidad Distrital Francisco José de Caldas.
35. Potting, J., Hekkert, M., Worrell, E., & Hanemaaijer, A. (2017). Circular economy: Measuring innovation in the product chain. PBL Netherlands Environmental Assessment Agency.
36. Provost, F., & Fawcett, T. (2013). Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. *Big Data*, 1(1), 51–59. <https://doi.org/10.1089/big.2013.1508>
37. Rajesh, R., Prakash, N. S., & Thomas, P. (2021). Smart solid waste management using Internet of Things and machine learning approaches. *Environmental Science and Pollution Research*, 28(35), 47904–47916. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-14035-6>
38. Rocha, G., & Cubillos, R. (2021). Diagnóstico de la actividad del reciclaje en Bogotá. Unidad Administrativa Especial de Servicios Públicos (UAESP).
39. Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53–65. [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7)
40. Sarmiento, A., Rocha, G., & Cubillos, R. (2021). Caracterización de la actividad del reciclaje en Bogotá. UAESP Pontificia Universidad Javeriana, Facultad de Estudios Ambientales y Rurales.
41. Savelsbergh, M., & Van Woensel, T. (2016). 50th anniversary invited article City logistics: Challenges and opportunities. *Transportation Science*, 50(2), 579–590. <https://doi.org/10.1287/trsc.2016.0675>
42. Scheinberg, A., Spies, S., Simpson, M. H., & Mol, A. P. J. (2011). Assessing urban recycling in lowand middle-income countries: Building on modernised mixtures. *Habitat International*, 35(2), 188–198. <https://doi.org/10.1016/j.habitatint.2010.08.004>
43. Serrano Poveda, K. del C., & Moreno García, V. H. (2021). Caracterización Población Recicladora 2020. Subdirección de Aprovechamiento, UAESP. Bogotá D.C., enero de 2021.
44. UAESP. (2021). Registro Único de Recicladores de Oficio (RURO) Informe anual. Alcaldía Mayor de Bogotá.
45. UAESP Subdirección de Aprovechamiento. (2021, diciembre). Caracterización Fases Decreto 596 de 2016: Organizaciones de Recicladores de Oficio en RURO. Bogotá D.C.
46. Wilson, D. C., Araba, A. O., Chinwah, K., & Cheeseman, C. R. (2009). Building recycling rates through the informal sector. *Waste Management*, 29(2), 629–635. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2008.06.016>

47. Wirth, R., & Hipp, J. (2000). CRISP-DM: Towards a standard process model for data mining. *Proceedings of the 4th International Conference on the Practical Applications of Knowledge Discovery and Data Mining*, 29–40.
48. Yildirim, U., Baskaya, S., & Cay, T. (2021). Spatial clustering of municipalities for waste management planning in Turkey. *Sustainability*, 13(4), 1748. <https://doi.org/10.3390/su13041748>
49. Zhu, J., Li, Y., & Zhang, C. (2021). Temporal and spatial patterns of household recyclable waste generation in Chinese cities. *Journal of Cleaner Production*, 315, 128147. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128147>

Camelo, M. C. (2026, 5 de mayo). Certificación de validación de campo Localidad Suba [Carta]. Asociación de Recicladores Emprendiendo Siempre Unidos (ARESU). En: Anexo A, Tesis de Maestría en Ciencia de Datos, Pontificia Universidad Javeriana Cali.

Corredor Forero, H. A. (2026, 5 de mayo). Certificación de validación de campo Localidad Tunjuelito [Carta]. Recycle Colombia SAS ESP. En: Anexo A, Tesis de Maestría en Ciencia de Datos, Pontificia Universidad Javeriana Cali.

Mendieta Sánchez, D. C., & Hurtado Bolaños, H. (2026). Sistema de aprovechamiento de residuos Bogotá D.C. 2026: Dashboard interactivo de cobertura y zonificación territorial [Software HTML5/Leaflet]. Maestría en Ciencia de Datos, Pontificia Universidad Javeriana Cali.

Naranjo, P. A. (2026, 20 de abril). Certificación de validación de campo Localidad Engativá [Carta]. Asociación de Recicladores Julio Flores y Doce de Octubre. En: Anexo A, Tesis de Maestría en Ciencia de Datos, Pontificia Universidad Javeriana Cali.

Rodríguez, I. L. (2026, 22 de abril). Certificación de validación de campo Localidad San Cristóbal [Carta]. Asociación de Recicladores Las Cuatro R.R.R.R. ESP. En: Anexo A, Tesis de Maestría en Ciencia de Datos, Pontificia Universidad Javeriana Cali.

Vanegas, A. (2026, 12 de mayo). Certificación de validación de campo Localidad Kennedy [Carta]. Asociación Colombiana de Recicladores Guardianes del Planeta E.S.P. En: Anexo A, Tesis de Maestría en Ciencia de Datos, Pontificia Universidad Javeriana Cali.

ANEXOS

ANEXO A. Certificaciones de validación de campo

Cinco organizaciones prestadoras del servicio de aprovechamiento una por cada ASE certifican que los hallazgos del estudio son coherentes con su situación operativa real. Estas certificaciones cumplen una doble función: validan externamente los resultados del clustering y confirman que el mismatch geográfico identificado estadísticamente tiene correlato en campo.

ASE	Localidad	Organización	Hallazgo validado
ASE1 Promoambiental	San Cristóbal	Las Cuatro R.R.R.R. ESP	Déficit real 13,5% desierto de servicio
ASE2 – LIME	Tunjuelito	Recycle Colombia SAS ESP	180,9% GPS sedes registradas fuera de la localidad
ASE3 – Ciudad Limpia	Kennedy	Guardianes del Planeta ESP	148,8% operación interterritorial confirmada
ASE4 – Bogotá Limpia	Engativá	Julio Flores y Doce de Octubre	22,8% GPS desierto de servicio (IPI=100)
ASE5 – Área Limpia D.C.	Suba	ARESU	Heterogeneidad interna no capturada por el agregado

Los documentos originales se entregan en PDF como parte del sobre digital (Certificaciones_Clientes_DCA_2026.pdf). Citación en texto: (Rodríguez, 2026), (Corredor Forero, 2026), (Vanegas, 2026), (Naranjo, 2026) y (Camelo, 2026).

ANEXO B. Acceso al dashboard interactivo

Se entregan dos archivos HTML ejecutables directamente en cualquier navegador sin instalación ni conexión a internet:

- **Dashboard_GPS_Aprovechamiento_v2.html** Cobertura por localidad (GPS), mapa de calor, marcadores por clúster K-Means y tabla de 20 localidades.
- **Dashboard_GPS_Zonificacion_v2.html** Matriz de cuadrantes, ranking IPI (0-100) y mapa de intervención por cuadrante.

Uso: doble clic sobre el archivo para abrirlo. Seleccionar una localidad en la barra lateral para actualizar todos los indicadores en tiempo real. Para actualizar los datos, modificar únicamente el bloque const DATA= o const LOCS= al inicio del HTML.

Citación APA 7: Mendieta Sánchez, D. C., & Hurtado Bolaños, H. (2026). *Sistema de aprovechamiento de residuos Bogotá D.C. 2026: Dashboard interactivo* [Software HTML5/Leaflet]. Maestría en Ciencia de Datos, Pontificia Universidad Javeriana Cali. En texto: (Mendieta Sánchez & Hurtado Bolaños, 2026).