

UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

Comunidad Educativa al Servicio del Pueblo

FACULTAD DE INFORMÁTICA, CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN E INNOVACIÓN TECNOLÓGICA

CARRERA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS DE INFORMACIÓN

MODELO DE INTELIGENCIA DE NEGOCIOS PARA EL ANÁLISIS DE FACTURACIÓN, MOROSIDAD Y PAGOS EN LÍNEA DEL SERVICIO DE RECOLECCIÓN DE RESIDUOS SÓLIDOS EN LA EMMAIPC-EP.

PROYECTO DE INVESTIGACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN

AUTOR: JOHN SEBASTIAN URGILES CAMPOVERDE

DIRECTOR: ING. CRISTINA FLORES URGILES

CAÑAR - ECUADOR

2026

DIOS, PATRIA, CULTURA Y DESARROLLO



UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

Comunidad Educativa al Servicio del Pueblo

FACULTAD DE INFORMÁTICA, CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN E INNOVACIÓN TECNOLÓGICA

CARRERA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS DE INFORMACIÓN

MODELO DE INTELIGENCIA DE NEGOCIOS PARA EL ANÁLISIS DE FACTURACIÓN, MOROSIDAD Y PAGOS EN LÍNEA DEL SERVICIO DE RECOLECCIÓN DE RESIDUOS SÓLIDOS EN LA EMMAIPC-EP.

PROYECTO DE INVESTIGACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN

AUTORA: JOHN SEBASTIAN URGILES CAMPOVERDE

DIRECTOR: ING. CRISTINA FLORES URGILES

CAÑAR – ECUADOR

2026

DIOS, PATRIA, CULTURA Y DESARROLLO

DECLARATORIA DE AUTORÍA Y RESPONSABILIDAD

John Sebastián Urgiles Campoverde, portadora de la cedula de ciudadanía **N°03027920890**. Declaro ser el autor de la obra: **"Modelo de inteligencia de negocios para el análisis de facturación, morosidad y pagos en línea del servicio de recolección de residuos sólidos en la EMMAIPC-EP"** sobre la cual me hago responsable de las opiniones, versiones e ideas expresadas. Declaro que la misma ha sido elaborada respetando los derechos de propiedad intelectual de terceros y eximo a la Universidad Católica de Cuenca sobre cualquier reclamación que pudiera existir al respecto. Declaro finalmente que mi obra ha sido realizada cumpliendo con todos los requisitos legales, éticos y bioéticos de investigación, que la misma no incumple con la normativa nacional e internacional en el área específica de investigación, sobre la que también me responsabilizo y eximo a la Universidad Católica de Cuenca de toda reclamación al respecto.

Cañar, 29 de septiembre 2026



John Sebastián Urgiles Campoverde

C.I. 0302792080

CERTIFICADO DEL TUTOR

Certifico que el presente trabajo denominado "**Modelo de inteligencia de negocios para el análisis de facturación, morosidad y pagos en línea del servicio de recolección de residuos sólidos en la EMMAIPC-EP.**" realizado por **John Sebastián Urgiles Campoverde** con documento de identidad No. **0302792080**, previo a la obtención del título profesional de Ingeniero en Sistemas de Información, ha sido asesorado, supervisado y desarrollado bajo mi tutoría en todo su proceso, cumpliendo con la reglamentación pertinente que exige la Universidad Católica de Cuenca y los requisitos que determina la investigación científica.

Cañar, 29 de septiembre 2026



Ing. Cristina Flores Urgiles

DIRECTOR DEL TRABAJO INVESTIGATIVO

UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA EXTENSIÓN CAÑAR

DEDICATORIA

Dedico este trabajo, en primer lugar, a Dios, por ser mi guía y fortaleza, por darme sabiduría para superar las dificultades y permitirme culminar con éxito esta importante etapa de mi vida.

A mi amada madre, **Carmita Campoverde**, quien, aunque ya no se encuentra físicamente conmigo, permanece viva en mi corazón. Su recuerdo me acompaña en cada paso y me inspira a seguir adelante. Dedico este logro a su memoria, con la esperanza de que, desde el cielo, se sienta orgullosa de mí. Aunque ya no pueda abrazarla, su amor será siempre parte de mi vida y de cada sueño que logre cumplir.

A mi querido padre, **Leonardo Urgiles**, por su apoyo, sus consejos y por ser parte fundamental de mi vida. Gracias por acompañarme en este camino y contribuir a que hoy pueda alcanzar una de mis metas más importantes.

A mis hermanas, **Wendy Urgiles y Jazmín Urgiles**, y a mi hermano, **Leonardo Urgiles**, por su cariño, comprensión y compañía. Gracias por estar presentes en mi vida y por brindarme el ánimo necesario para continuar incluso en los momentos difíciles.

A toda mi familia **Urgiles Campoverde**, por el cariño y el respaldo que me han brindado a lo largo de este camino. Su presencia ha sido valiosa para mí y forma parte de este logro que hoy celebro con gratitud.

Con todo mi corazón, dedico este trabajo a quienes han sido parte de mi historia, de mis esfuerzos y de mis sueños. Este logro representa la culminación de una etapa importante de mi vida y el comienzo de nuevos caminos que espero recorrer con fe, perseverancia y orgullo.

AGRADECIMIENTO

Expreso mi más sincero agradecimiento a Dios, por concederme la sabiduría, la fortaleza, la salud y la perseverancia necesarias para culminar esta importante etapa de mi formación profesional. A Él sea toda la honra y la gloria por haberme guiado y acompañado en cada paso de este camino.

A mi familia, por su amor, apoyo incondicional, comprensión y por estar siempre presente en cada momento de este proceso, brindándome la motivación necesaria para seguir adelante.

A la Universidad Católica de Cuenca, Extensión Cañar, y de manera particular a la Carrera de Ingeniería de Sistemas de Información, por los conocimientos, experiencias y valores adquiridos durante mi formación académica.

Al Ing. Jhovany Santacruz Espinoza, subdirector de la Carrera, por su gestión, apoyo y constante disposición para atender las necesidades de los estudiantes durante nuestro proceso formativo. Extiendo mi gratitud al cuerpo docente, que con su dedicación, profesionalismo y vocación compartió sus conocimientos y contribuyó a mi crecimiento académico y personal, así como al personal administrativo, por su amabilidad, colaboración y oportuna atención en cada uno de los trámites y requerimientos a lo largo de la carrera.

De manera especial, expreso mi agradecimiento al Ing. Cristina Flores Urgiles, director de este trabajo de investigación, por su orientación, acompañamiento, paciencia y rigurosidad académica. Sus valiosas observaciones y recomendaciones fueron fundamentales para el desarrollo y culminación de la presente investigación.

RESUMEN

La presente investigación desarrolló un modelo de inteligencia de negocios para el análisis de la facturación, la morosidad y los pagos en línea del servicio de recolección de residuos sólidos de la EMMAIPC-EP. El estudio adoptó un enfoque mixto bajo la modalidad de estudio de caso y aplicó la metodología de Ralph Kimball en sus seis fases: planificación, análisis de requerimientos, modelado dimensional, diseño físico, extracción, transformación y carga, y desarrollo de aplicaciones de inteligencia de negocios. Los datos se obtuvieron del sistema institucional Flectra y comprendieron el catastro, el registro de usuarios, las emisiones y los pagos del período de noviembre de 2025 a julio de 2026. El modelo se implementó en Power BI Desktop mediante una constelación de hechos con tres tablas de hechos, facturación, recaudación y cartera, y cuatro dimensiones compartidas: tiempo, usuario, territorio y canal. Los indicadores se calcularon con medidas DAX y se presentaron en cuatro tableros de control. Durante el período se emitieron 336.488 documentos por 1.452.969,28 dólares y se recaudaron 724.745,24 dólares, lo que corresponde a una efectividad de recaudación del 49,9 %. El índice de morosidad fue del 33,6 %, con 15.893 usuarios en mora, y las parroquias de Cañar y Biblián concentraron el 47,5 % de la cartera vencida. La participación del canal de pago en línea pasó del 12,9 % al 20,3 % de la recaudación mensual. El modelo integra en una sola herramienta la información para el seguimiento de la gestión financiera del servicio.

Palabras clave: inteligencia de negocios, metodología Kimball, Power BI, morosidad, recaudación

ABSTRACT

This study developed a business intelligence model for analyzing billing, delinquency, and online payments for the EMMAIPC-EP solid waste collection service. The study adopted a mixed-methods approach using -a case study methodology and applying Ralph Kimball's six-phase methodology: planning, requirements analysis, dimensional modeling, physical design, extraction, transformation, and loading, and business intelligence application development. The data was obtained from the Flectra institutional system and included the cadaster, user registry, billings, and payments for the period from November 2025 to July 2026. The model was implemented in Power BI Desktop using a fact constellation with three fact tables: billing, collections, and portfolio, and four shared dimensions: time, user, territory, and channel. The indicators were calculated using DAX metrics and presented in four dashboards. During the period, a total of 336,488 documents were issued for a total of 1,452,969.28 U.S dollars, and a total of 724,745.24 U.S dollars was collected, corresponding to a collection rate of 49.9%. The delinquency rate was 33.6% , with a total of 15,893 delinquent customers, and the parishes of Cañar and Biblián accounted for 47.5%of the delinquent portfolio. The share of online payments rose from 12.9% to 20.3% of monthly collections. The model integrates all the information needed to monitor the service's financial management into a single tool.

Keywords: business intelligence, Kimball methodology, Power BI, delinquent accounts, collections

ÍNDICE

DECLARATORIA DE AUTORÍA Y RESPONSABILIDAD I
CERTIFICADO DEL TUTOR II
DEDICATORIA III
AGRADECIMIENTO IV
RESUMEN V
ABSTRACT VI
ÍNDICE VII
ÍNDICE DE TABLAS XII
ÍNDICE DE ILUSTRACIONES XIII
INTRODUCCIÓN XIV
1. CAPÍTULO I 1
1.1. Planteamiento del problema 1
1.1.1 Formulación del problema 2
1.2. Antecedentes de la Investigación 3
1.3. Justificación de la investigación 6
1.4. Objetivos 7
1.4.1 Objetivo General 7
1.4.2 Objetivos Específicos 7
1.5. Limitaciones 8
1.6. Delimitaciones 8
Capitulo II 9
2. MARCO TEÓRICO 9
2.1. MARCO REFERENCIAL O ESTADO DEL ARTE 9
2.1.1 Estudios a nivel internacional 9
2.1.2 Estudios a nivel nacional 10
2.1.3 Estudios a nivel local 11
2.2. INTELIGENCIA DE NEGOCIOS 11
2.2.1 Definición, evolución y propósito 11
2.2.2 Pirámide dato–información–conocimiento 12
2.2.3 Arquitectura y componentes de una solución de inteligencia de negocios 14

2.2.4 Niveles de analítica 24
2.2.5 Indicadores de gestión (KPI) 26
2.2.6 Inteligencia de negocios y la toma de decisiones organizacionales 26
2.3. HERRAMIENTAS DE VISUALIZACIÓN DE DATOS Y ANALÍTICA DE NEGOCIOS 29
2.3.1 Power BI 29
2.3.2 Tableau 30
2.3.3 Qlik Sense 30
2.3.4 Matriz comparativa de herramientas 31
2.4. METODOLOGÍAS PARA EL DESARROLLO DE SOLUCIONES DE INTELIGENCIA DE NEGOCIOS 34
2.4.1 Metodología de Ralph Kimball 35
2.4.2 Metodología de Bill Inmon 39
2.4.3 Metodología Hefesto 43
2.4.4 Cuadro comparativo de metodologías 47
2.5. El servicio de recolección de residuos sólidos: facturación, morosidad y pagos en línea 51
2.5.1 Gestión integral de residuos sólidos y sostenibilidad financiera 51
2.5.2 Facturación del servicio 51
2.5.3 Morosidad y recuperación de cartera 52
2.5.4 Pagos en línea 52
CAPITULO III 54
3. MARCO METODOLOGICO 54
3.1. Enfoque de la investigación 54
3.2. Tipo y nivel de investigación 55
3.3. Diseño de la investigación 55
3.4. Población y muestra 56
3.4.1 Población de informantes 56
3.4.2 Población documental y de datos 57
3.4.3. Delimitación temporal de la serie de datos 58
3.5. Operacionalización de las variables 59
3.6. Técnicas e instrumentos de recolección de información 60

3.7. Validez y confiabilidad de los instrumentos 61
3.8. Procedimiento de la investigación 62
3.9. Tratamiento y análisis de la información 63
3.10. Consideraciones éticas y de protección de datos 64
3.11. Recursos 65
3.12. Limitaciones metodológicas 65
CAPÍTULO IV 67
PROPUESTA 67
4.1. Fase 1: Planificación del proyecto 67
4.1.1. Administración del proyecto 68
4.2. Fase 2: Análisis de requerimientos 69
4.3. Fase 3: Modelado dimensional 69
4.3.1. Definición de la granularidad 70
4.3.2. Tablas de dimensiones 70
4.3.3. Tablas de hechos 70
4.4. Fase 4: Diseño físico 71
4.4.1. Diseño de la arquitectura técnica 71
4.4.2. Selección e instalación de productos 72
4.4.3. Estructura física del repositorio analítico 73
4.5. Fase 5: Ejecución del proceso de extracción, transformación y carga 74
4.5.1. Extracción 74
4.5.2. Transformación 74
4.5.3. Carga 76
4.6. Fase 6: Especificación y desarrollo de las aplicaciones de inteligencia de negocios 77
4.6.1. Especificación de las aplicaciones 77
4.6.2. Medidas de cálculo 77
4.6.3. Resultados de la facturación 79
4.6.4. Resultados de la recaudación 80
4.6.5. Resultados de la morosidad 81
4.6.6. Tableros de control 82
4.7. Implementación, mantenimiento y crecimiento 85

4.7.1. Implementación 85
4.7.2. Mantenimiento 85
4.7.3. Crecimiento 86
4.8. Validación de la propuesta 87
4.9. Consideraciones sobre el alcance de los resultados 87
Conclusiones 88
recomendaciones 89
A la Universidad Católica de Cuenca 89
A la EMMAIPC-EP 90
Referencias 91
ANEXOS 99
Anexo A. Cuestionario de diagnóstico para informantes clave 99
Anexo B. Ficha de análisis documental 101
Anexo C. Ficha técnica de caracterización de fuentes 102
Anexo D. Matriz de requerimientos de información 103
Anexo E. Ficha de definición de indicadores 104
Anexo F. Lista de verificación de calidad de datos 107
Anexo G. Cuestionario de validación del modelo 109
Anexo H. Oficio de solicitud de información y autorización institucional 111
Anexo I. Cuestionario técnico complementario para la Unidad de Tecnologías de la Información 113
Anexo J. Consultas SQL de extracción y análisis del modelo 115
J.1. Construcción de la dimensión de tiempo 115
J.2. Valor emitido por período (KPI-01) 115
J.3. Valor recaudado por período (KPI-02) 115
J.4. Efectividad de la recaudación (KPI-03) 115
J.5. Índice de morosidad (KPI-04) 115
J.6. Cartera por antigüedad (KPI-06) 116
J.7. Usuarios morosos (KPI-05) 116
J.8. Participación del pago en línea (KPI-08) 116
J.9. Recaudación por canal (KPI-09) 116

J.10. Tiempo promedio de pago (KPI-10) 116
J.11. Morosidad por sector territorial (KPI-11) 116
J.12. Análisis del punto de corte de la recaudación 116
Anexo K. Formato del anteproyecto Formato del Anteproyecto. 118

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Dimensiones de calidad de los datos 17
Tabla 2. Matriz comparativa de herramientas de inteligencia de negocios 32
Tabla 3. Cuadro comparativo de metodologías de inteligencia de negocios 48
Tabla 4. Composición de la muestra de informantes clave 57
Tabla 5. Etapas de la serie de datos según el mecanismo de recaudación 59
Tabla 6. Operacionalización de las variables 59
Tabla 7. Técnicas, instrumentos y fuentes de información 60
Tabla 8. Articulación de las fases de la metodología Ralph Kimball con el procedimiento de la investigación 62
Tabla 9. Procesos de negocio incorporados al modelo 68
Tabla 10. Requerimientos de información del modelo 69
Tabla 11. Dimensiones construidas 70
Tabla 12. Tablas de hechos construidas 70
Tabla 13. Relaciones del modelo implementadas en Power BI 73
Tabla 14. Fuentes extraídas 74
Tabla 15. Transformaciones aplicadas y resultados 74
Tabla 16. Mapeo de fuentes de origen a tablas de destino 76
Tabla 17. Medidas DAX implementadas 78
Tabla 18. Emisión mensual de la tasa 79
Tabla 19. Emisión por categoría de usuario 79
Tabla 20. Efectividad de la recaudación por período de emisión 80
Tabla 21. Recaudación por canal 80
Tabla 22. Cartera pendiente por antigüedad 81
Tabla 23. Morosidad por parroquia (diez primeras) 82
Tabla 24. Tableros de control desarrollados 82

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Figura 1. Pirámide dato–información–conocimiento 14
Figura 2. Arquitectura general de una solución de inteligencia de negocios 15
Figura 3. Proceso de extracción, transformación y carga (ETL) 19
Figura 4. Proceso de Data Warehouse 21
Figura 5. Procesamiento analítico en línea OLAP 23
Figura 6. Niveles de analítica de la inteligencia de negocios 25
Figura 7. Niveles de decisión organizacional 28
Figura 8. Logotipo de Power Bi 29
Figura 9. Logo de Tableu 30
Figura 10. Logo de Qlik Sense 30
Figura 11. Ventajas y desventajas de la metodología Ralph Kimball 37
Figura 12. Fases de la metodología Ralph Kimball 38
Figura 13. Ventajas y desventajas de la Metodología de Bill Inmon 41
Figura 14. Fases de la metodología Inmon 42
Figura 15. Ventajas y desventajas de la metodología Hefesto 45
Figura 16. Fases de la metodología Hefesto 46
Figura 17. Esquema en estrella del modelo dimensional 71
Figura 18. Proceso de extracción, transformación y carga ejecutado 77
Figura 19. Tablero de resumen gerencial 83
Figura 20. Tablero de facturación 84
Figura 21. Tablero de recaudación y pagos en línea 84
Figura 22. Tablero de morosidad y cartera 85

INTRODUCCIÓN

La gestión de los servicios públicos de saneamiento ambiental genera de manera cotidiana un volumen creciente de datos asociados a la emisión de tasas, a la recaudación y al comportamiento de pago de los usuarios. Esa información constituye un insumo estratégico para sostener financieramente el servicio; sin embargo, su valor solo se concreta cuando los registros operativos se integran, se depuran y se transforman en indicadores que la administración pueda interpretar y comparar a lo largo del tiempo.

La Empresa Pública Municipal Mancomunada de Aseo Integral de los cantones Cañar, Biblián, El Tambo y Suscal (EMMAIPC-EP) presta el servicio de recolección de residuos sólidos y registra sus operaciones en el sistema institucional Flectra. No obstante, el catastro de usuarios, las emisiones mensuales de la tasa y los pagos efectuados por los distintos canales se consultan de forma separada y se consolidan manualmente en hojas de cálculo. Esta práctica dificulta conocer con oportunidad el nivel real de recaudación, la antigüedad de la cartera vencida y la distribución territorial de la morosidad.

La ausencia de una herramienta analítica integrada limita la capacidad de la institución para anticipar riesgos financieros y para orientar las acciones de cobranza hacia las parroquias con mayor incumplimiento. Asimismo, impide valorar el efecto que la incorporación del pago en línea ha tenido sobre el comportamiento de los usuarios. En ese contexto, la inteligencia de negocios ofrece un marco adecuado, porque articula la extracción, la transformación y la carga de los datos con un repositorio analítico y con tableros de control que presentan los indicadores de forma visual.

Por lo expuesto, la presente investigación tuvo como objetivo general desarrollar un modelo de inteligencia de negocios para el análisis de la facturación, la morosidad y los pagos en línea del servicio de recolección de residuos sólidos en la EMMAIPC-EP, mediante la integración

y transformación de datos, el diseño de un repositorio analítico y la implementación de herramientas de visualización, con el propósito de generar información que apoye la toma de decisiones administrativas y financieras de la institución.

El estudio se desarrolló con un enfoque mixto, bajo la modalidad de estudio de caso, y aplicó la metodología de Ralph Kimball en sus seis fases: planificación del proyecto, análisis de requerimientos, modelado dimensional, diseño físico, ejecución del proceso de extracción, transformación y carga, y especificación y desarrollo de las aplicaciones de inteligencia de negocios. El modelo se construyó sobre una constelación de hechos conformada por las tablas de facturación, recaudación y cartera, y por las dimensiones compartidas de tiempo, usuario, territorio y canal. Los indicadores se calcularon con medidas DAX y se presentaron en cuatro tableros desarrollados en Power BI Desktop, con datos correspondientes al período comprendido entre noviembre de 2025 y julio de 2026.

El documento se organiza en cuatro capítulos. El primero presenta el planteamiento del problema, los antecedentes, la justificación, los objetivos, las limitaciones y las delimitaciones de la investigación. El segundo desarrolla el marco teórico, que comprende el estado del arte, los fundamentos de la inteligencia de negocios, las herramientas de visualización y las metodologías de desarrollo, así como las particularidades del servicio de recolección de residuos sólidos. El tercero expone el marco metodológico, con el enfoque, el diseño, la población, las técnicas e instrumentos y las consideraciones éticas de la investigación. El cuarto desarrolla la propuesta mediante la ejecución de las fases de la metodología seleccionada y presenta los resultados obtenidos. Finalmente, se exponen las conclusiones, las recomendaciones, las referencias y los anexos que respaldan el trabajo.

1. CAPÍTULO I

1.1. Planteamiento del problema

En la actualidad, las entidades públicas responsables de la prestación de servicio básicos enfrentan importantes desafíos relacionados con administración y análisis de grandes cantidades de información generada diariamente por los procesos de facturación, recaudación y pagos electrónicos. En el caso de la EMMAIPC-EP, la información referente al servicio de recolección de residuos sólidos se encuentra distribuida en diferentes sistemas y registros operativos, lo que dificulta la consolidación, análisis y visualización eficientemente los datos útiles para el soporte de los procesos de toma de decisiones de las organizaciones.

La falta de implementación de un modelo de Inteligencia de Negocios impide a la empresa identificar patrones territoriales de morosidad, sectores con bajo nivel de recaudación y tendencias en el comportamiento de pagos en línea. Esta situación ocasiona problemas en el control financiero y operativo, debido a que las decisiones son tomadas, en muchos casos, a partir de reportes tradicionales, información dispersa y análisis manuales que no permiten obtener indicadores estratégicos en tiempo real. Diversos estudios señalan que los sistemas de Business Intelligence y los Data Warehouse permiten integrar y transformar datos provenientes de diversas fuentes, obteniendo información estratégica que ayudará a mejorar la gestión de las organizaciones y a consolidar los procesos de planificación y control (Duque, Godinho, & Vasconcelos, 2022)

Asimismo, la inexistencia de herramientas analíticas orientadas al análisis territorial impide reconocer zonas geográficas con mayores índices de incumplimiento de pago, dificultando la implementación de estrategias eficientes de cobranza y seguimiento. De acuerdo con 10 afirmado (0kaily, AIOkaily, & Ai Ping, 2023), en su estudio la efectividad de un Data Warehouse

afecta a la calidad de la información disponible y fortalece la capacidad organizacional para la toma de decisiones estratégicas basadas en datos.

Por ello, surge la necesidad de desarrollar un modelo de Inteligencia de Negocios que permita integrar, procesar y analizar la información relacionada con facturación, morosidad y pagos en línea, proporcionando indicadores y dashboards que contribuyan a mejorar la gestión financiera y operativa de la EMMAIPC-EP.

1.1.1 Formulación del problema

La EMMAIPC-EP presenta dificultades para integrar, consolidar y analizar la información generada por los procesos de facturación, recaudación, morosidad y pagos en línea correspondientes al servicio de recolección de residuos sólidos, debido a que los datos se encuentran distribuidos en diferentes sistemas y registros operativos. Esta situación limita la disponibilidad de indicadores estratégicos oportunos, dificulta la identificación de patrones territoriales de incumplimiento y de sectores con bajos niveles de recaudación, y obliga a realizar análisis manuales basados en reportes tradicionales. Como consecuencia, la empresa enfrenta limitaciones en el control financiero y operativo, así como en la planificación de estrategias de cobranza y seguimiento. Por tanto, se requiere desarrollar un modelo de Inteligencia de Negocios que integre y transforme los datos disponibles en información útil, mediante indicadores y dashboards, para fortalecer la toma de decisiones y mejorar la gestión financiera y operativa de la EMMAIPC-EP.

¿De qué manera un modelo de Inteligencia de Negocios, basado en la integración y análisis de datos de facturación, morosidad y pagos en línea, puede contribuir a mejorar la gestión financiera y operativa y la toma de decisiones en la EMMAIPC-EP?

1.2. Antecedentes de la Investigación

Vizuete (2024) realizó una investigación llamada “Diseño e implementación de un sistema de inteligencia de negocios con analítica descriptiva y predictiva como soporte para la toma de decisiones para la empresa Servicios Integrales de Cobranza y Correspondencia Ecuador SICCEC”, desarrolla un sistema de inteligencia de negocios orientado a mejorar la toma de decisiones mediante la integración de datos operativos, analítica descriptiva y modelos predictivos. El estudio permite consolidar información proveniente de procesos de gestión de cobranza, generando indicadores y visualizaciones que facilitan el análisis del comportamiento de la cartera y el desempeño operativo. Asimismo, se implementan técnicas de analítica que permiten identificar patrones históricos y tendencias, con el fin de apoyar la toma de decisiones gerenciales basadas en datos. Los resultados evidencian que el uso de Business Intelligence mejora la eficiencia en el análisis de la información, reduce los tiempos de generación de reportes y optimiza la capacidad de respuesta organizacional.

Este antecedente aporta de manera significativa a la presente investigación, ya que demuestra la aplicabilidad de los sistemas de inteligencia de negocios en entornos de gestión de cobranza, los cuales comparten similitudes con el contexto de la empresa EMMAIPC-EP. Además, valida la importancia de estructurar la información mediante modelos analíticos que integren datos de facturación, morosidad y pagos, lo cual respalda el diseño de un modelo de inteligencia de negocios con analítica descriptiva y predictiva orientado a mejorar la toma de decisiones en la gestión de servicios públicos.

Rosero (2024) realizó una investigación titulada “Optimización del proceso de facturación y su impacto en la eficiencia de la gestión de cobranza. Caso de la empresa SOLUTEC B. S.A.”, en la cual analizó las deficiencias del proceso de facturación y cobranza de una empresa de

servicios tecnológicos. El estudio identificó que la falta de herramientas automáticas, la ausencia de políticas claras de crédito y el manejo manual de la información generaban retrasos en la cobranza, dificultades para elaborar reportes y altos niveles de morosidad. Para ello, se aplicó una metodología mixta, mediante observación, análisis documental y entrevistas, considerando indicadores como facturas no procesadas, facturas no gestionadas a tiempo, tasa de recuperación de cartera e índice de morosidad. Como resultado, se propuso un plan estratégico orientado a automatizar la gestión de cobranza, mejorar el seguimiento de cuentas por cobrar y optimizar la generación de información para la toma de decisiones.

Este antecedente es relevante para la presente investigación, ya que demuestra la importancia de optimizar los procesos de facturación y cobranza mediante herramientas tecnológicas e indicadores de gestión. Su aporte se relaciona con el análisis de facturación, morosidad y pagos en línea en la EMMAIPC-EP, al evidenciar que la automatización y el control de la cartera permiten reducir retrasos, mejorar la recuperación de pagos y fortalecer la toma de decisiones administrativas.

Upegui, Lara y Castañeda (2025) realizaron una investigación titulada “Optimización del proceso de análisis de riesgo crediticio en EMCOSERVICIOS mediante el diseño de un modelo de inteligencia de negocios”, en la cual diseñaron un modelo BI para mejorar el análisis de riesgo crediticio y apoyar la toma de decisiones en una cooperativa financiera. El estudio propuso la integración de datos, procesos ETL, Data Warehouse y dashboards en Power BI para visualizar indicadores como cartera, créditos activos, tiempos de respuesta, morosidad y desempeño operativo. Los resultados evidenciaron que la inteligencia de negocios permite mejorar la calidad de la información, reducir tiempos de análisis y fortalecer la gestión basada en datos.

Este antecedente es relevante para la presente investigación, ya que demuestra cómo un modelo de inteligencia de negocios puede aplicarse al análisis de información financiera y de pagos. Aunque se desarrolla en el sector cooperativo, su aporte se relaciona con la gestión de facturación, morosidad y pagos en línea en la EMMAIPC-EP, al servir como referencia para el diseño de tableros de control e indicadores que apoyen la toma de decisiones.

Ñauta y Silva (2025) realizaron una investigación titulada "Data Warehouse para la toma de decisiones oportunas: caso de estudio Empresa de Agua Potable de Azogues (EMAPAL)", en la cual implementaron un Data Warehouse mediante la metodología Kimball, procesos ETL y dashboards en Power BI para centralizar información de consumo, facturación, morosidad y pagos en una empresa pública de agua potable. Los resultados evidenciaron mejoras en la disponibilidad de información, reducción de tiempos de respuesta y mayor precisión en el monitoreo financiero. Este antecedente es relevante para la presente investigación, ya que respalda el diseño de un modelo de inteligencia de negocios aplicado a servicios públicos, permitiendo analizar la facturación, morosidad y pagos en línea en la EMMAIPC-EP para fortalecer la toma de decisiones.

Pérez y Pérez (2025) realizaron una investigación titulada "Impacto de la facturación electrónica en las pequeñas y medianas empresas de Canarias", en la cual analizaron cómo la implementación de la facturación electrónica influye en la digitalización y eficiencia operativa de las PYMEs. Mediante una metodología cualitativa basada en entrevistas a expertos, el estudio identificó que la facturación electrónica permite modernizar procesos, reducir errores, mejorar la trazabilidad de la información y fortalecer el control administrativo; sin embargo, también evidenció barreras como la falta de formación digital, resistencia al cambio y dificultades técnicas. Este antecedente es relevante para la presente investigación, ya que aporta fundamentos sobre la importancia de digitalizar la facturación y automatizar procesos administrativos, aspectos

necesarios para el diseño de un modelo de inteligencia de negocios que analice la facturación, morosidad y pagos en línea del servicio de recolección de residuos sólidos en la EMMAIPC-EP

1.3. Justificación de la investigación

La presente investigación se justifica por la necesidad que tiene la EMMAIPC-EP de mejorar la gestión de la información relacionada con la facturación, morosidad y pagos en línea del servicio de recolección de residuos sólidos. Actualmente, las instituciones públicas generan grandes volúmenes de datos que requieren ser organizados, integrados y analizados de manera eficiente para apoyar la toma de decisiones. En este sentido, la Inteligencia de Negocios permite transformar los datos operativos y financieros en información estratégica, facilitando el control de la facturación, el seguimiento de usuarios morosos y el análisis del comportamiento de los pagos realizados por medios digitales.

Asimismo, el desarrollo de un modelo de Inteligencia de Negocios permitirá integrar información mediante procesos ETL, estructurar datos en un Data Warehouse y generar dashboards e indicadores de gestión que apoyen el análisis administrativo y financiero de la institución. Esto contribuirá a mejorar la eficiencia en la recuperación de cartera, identificar sectores con mayor morosidad, optimizar las estrategias de recaudación y fortalecer la toma de decisiones basada en datos. Además, la investigación servirá como aporte académico para futuros estudios relacionados con inteligencia de negocios, transformación digital y gestión de servicios públicos.

1.4. Objetivos

1.4.1 Objetivo General

Desarrollar un modelo de Inteligencia de Negocios para el análisis de facturación, morosidad y pagos en línea del servicio de recolección de residuos sólidos en la EMMAIPC-EP,

mediante la integración y transformación de datos, el diseño de un Data Warehouse y la implementación de herramientas analíticas, con el propósito de generar información estratégica que apoye la mejora de la gestión administrativa, toma de decisiones y financiera de la institución.

1.4.2 Objetivos Específicos

- Fundamentar teórica y conceptualmente la investigación mediante la recopilación, análisis e interpretación de información científica relacionada con Inteligencia de Negocios, Data Warehouse, procesos ETL, analítica de datos, indicadores de gestión y análisis territorial, con el fin de establecer las bases metodológicas y técnicas del proyecto.
- Seleccionar las metodologías de investigación y de desarrollo más adecuadas para implementar el modelo de inteligencia de negocios, mediante el análisis comparativo de enfoques, técnicas y buenas prácticas aplicadas en proyectos de Business Intelligence, con la finalidad de definir una estructura metodológica eficiente para la ejecución.
- Generar un modelo de Inteligencia de Negocios mediante la ejecución y fases definidas en la metodología seleccionada, incluyendo la integración de datos, diseño del Data Warehouse, procesos ETL, construcción de indicadores y elaboración de dashboards analíticos, con el propósito de analizar territorialmente la facturación, morosidad y pagos en línea para ayudar a la mejor toma de decisiones estratégicas de la EMMAIPC-EP.

1.5. Limitaciones

- El acceso a la información interna de la empresa restringida, lo que podría limitar el análisis detallado de algunos procesos y variables relevantes para el presente estudio.
- El tiempo disponible para la realización de la investigación es reducido, lo que condiciona la profundidad del análisis y la amplitud de la recolección de datos.

1.6. Delimitaciones

- El estudio se desarrollará exclusivamente en la EMMAIPC-EP del cantón Cañar, por lo que los resultados no serán generalizables a otras instituciones.
- La investigación se centrará en el diseño de un modelo de negocio específico, delimitando el alcance únicamente a su formulación teórica.
- El estudio corresponde exclusivamente a una propuesta de carácter académico, sin contemplar su implementación o ejecución práctica.

CAPITULO II

2. MARCO TEÓRICO

2.1. MARCO REFERENCIAL O ESTADO DEL ARTE

2.1.1 Estudios a nivel internacional

Guzmán Mamani (2025) desarrolló un análisis bibliométrico sobre la aplicabilidad de la inteligencia de negocios en la gestión financiera de gobiernos municipales, a partir de 223 artículos indexados en Scopus. El autor evidenció un crecimiento sostenido de las publicaciones desde 2020 y determinó que los temas centrales son la transparencia, la rendición de cuentas y la eficiencia fiscal; asimismo, identificó vacíos relacionados con contextos de baja capacidad institucional y una escasa representación de América Latina. Este estudio respalda la pertinencia de aplicar BI a la gestión financiera del sector público y orienta la definición de indicadores vinculados a la eficiencia en la recaudación.

Por su parte, Wang et al. (2024)) analizaron la aplicación de la inteligencia de negocios basada en big data para la evaluación de datos en el comercio electrónico. Los autores demostraron que la integración de fuentes de datos con procesos analíticos mejora la precisión del análisis y la calidad de las decisiones comerciales. Aunque su dominio de aplicación difiere, sus resultados sustentan el valor de los procesos de extracción, modelado y visualización de datos transaccionales, que también caracterizan a los registros de facturación y pagos.

En el ámbito del servicio que constituye el contexto de este estudio, Correal et al. (2023), en una publicación del Banco Interamericano de Desarrollo, examinaron la sostenibilidad financiera de la gestión de residuos sólidos en América Latina y el Caribe. El informe advierte que cerca de 65 millones de personas carecen de acceso al servicio, que las tasas de valorización de residuos son las más bajas del mundo y que la sostenibilidad financiera depende de una adecuada

estructura de costos y del cobro efectivo de tasas y tarifas. Este antecedente justifica la necesidad de herramientas analíticas que permitan monitorear la facturación y la recuperación de cartera en las entidades prestadoras del servicio.

2.1.2 Estudios a nivel nacional

En el contexto ecuatoriano, Carrillo Trujillo y Aguilar Encarnación (2025), investigadores de la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, desarrollaron un modelo de análisis predictivo para la gestión optimizada de la cartera de clientes morosos en la Corporación Nacional de Electricidad (CNEL EP), Unidad de Negocio Bolívar. Mediante un enfoque basado en Design Science Research y CRISP-DM, los autores analizaron 72 483 registros históricos y aplicaron técnicas de minería de datos y modelos de aprendizaje automático para anticipar el riesgo de incumplimiento de pago. Los autores señalan que la morosidad constituye una barrera estructural para la sostenibilidad financiera de las empresas públicas y que el análisis de datos permite reducir las pérdidas por incobrabilidad. Este estudio es un antecedente directo, dado que aborda la morosidad en una empresa pública de servicios mediante técnicas analíticas.

Asimismo, Medina Benalcázar (2024) implementó una solución de inteligencia de negocios con Power BI para la toma de decisiones en una empresa ecuatoriana, definiendo tablas de hechos y dimensiones y construyendo tableros con análisis descriptivo y predictivo. Su trabajo ilustra la aplicabilidad del modelado dimensional y de las herramientas de visualización en el contexto nacional. De manera complementaria, Ordóñez Abril et al. (2023) realizaron una revisión sistemática sobre la innovación en la inteligencia de negocios, en la que caracterizan las tendencias metodológicas y tecnológicas del campo, aportando un marco actualizado para su comprensión.

2.1.3 Estudios a nivel local

En el ámbito local, Serpa Arreaga (2024), en un trabajo de titulación de la Universidad Católica de Cuenca, analizó la evolución de las tecnologías de la inteligencia de negocios y su impacto en la toma de decisiones administrativas mediante una revisión sistemática. El autor concluye que la BI es una herramienta costo-efectiva que favorece la mejora de procesos, el soporte a la gestión, la eficiencia y la ventaja competitiva, y destaca su potencial para mejorar el desempeño financiero y no financiero de las organizaciones. Este antecedente, por su cercanía institucional y territorial, respalda la viabilidad de aplicar inteligencia de negocios en el contexto del cantón Cañar. Cabe señalar que la producción académica local sobre BI aplicada específicamente a servicios de recolección de residuos sólidos es aún limitada, lo que constituye un vacío de conocimiento que la presente investigación busca contribuir a reducir.

2.2. INTELIGENCIA DE NEGOCIOS

2.2.1 Definición, evolución y propósito

La inteligencia de negocios se entiende como un conjunto integrado de aplicaciones, prácticas y tecnologías que permiten extraer, transformar, integrar, analizar y visualizar datos con el propósito de apoyar la toma de decisiones en una organización (Guzman Mamani, 2025). Su finalidad no consiste únicamente en almacenar datos, sino en convertir la información generada por los procesos administrativos, financieros, operativos y comerciales en conocimiento útil, confiable y oportuno para la gestión.

Desde una perspectiva evolutiva, Serpa Arreaga (2024) señala que las tecnologías de inteligencia de negocios han transitado desde reportes operativos básicos hacia sistemas complejos que integran fuentes de datos, alertas, herramientas de visualización, cuadros de mando integral, analítica de datos, minería de datos y ciencia de datos. Esta evolución se ha visto potenciada por

la integración con big data y con la inteligencia artificial, lo que ha ampliado la capacidad de las organizaciones para anticipar escenarios y no solo describir hechos pasados.

El propósito central de la inteligencia de negocios es, por tanto, generar valor a partir de los datos. Ragazou et al. (2023) demuestran que la integración de datos con procesos analíticos mejora la precisión del análisis y la calidad de las decisiones, mientras que Perifanis y Kitsios (2023) subrayan que la combinación de BI con tecnologías inteligentes incrementa el valor de negocio en la era digital. En síntesis, la inteligencia de negocios constituye un soporte tecnológico y metodológico orientado a mejorar la eficiencia, la competitividad y la sostenibilidad de las organizaciones.

2.2.2 Pirámide dato–información–conocimiento

La generación de valor en la inteligencia de negocios puede comprenderse a través de la jerarquía que vincula los datos, la información y el conocimiento. El dato se entiende como un registro básico y aislado obtenido de los procesos organizacionales, que aún no posee suficiente significado para apoyar una decisión; la información surge cuando estos datos son procesados, depurados, agrupados, relacionados y organizados dentro de una estructura que permite reconocer patrones, tendencias o relaciones relevantes; mientras que el conocimiento se genera cuando las personas interpretan dicha información, la vinculan con el contexto de la organización y la utilizan para formular conclusiones, explicar situaciones y seleccionar alternativas de acción. De esta manera, los datos constituyen la materia prima, la información representa el resultado de su procesamiento y el conocimiento corresponde a su comprensión y aplicación en la toma de decisiones empresariales (Neira Picon, Arévalo Valero, & Cordero Guzmán, 2022).

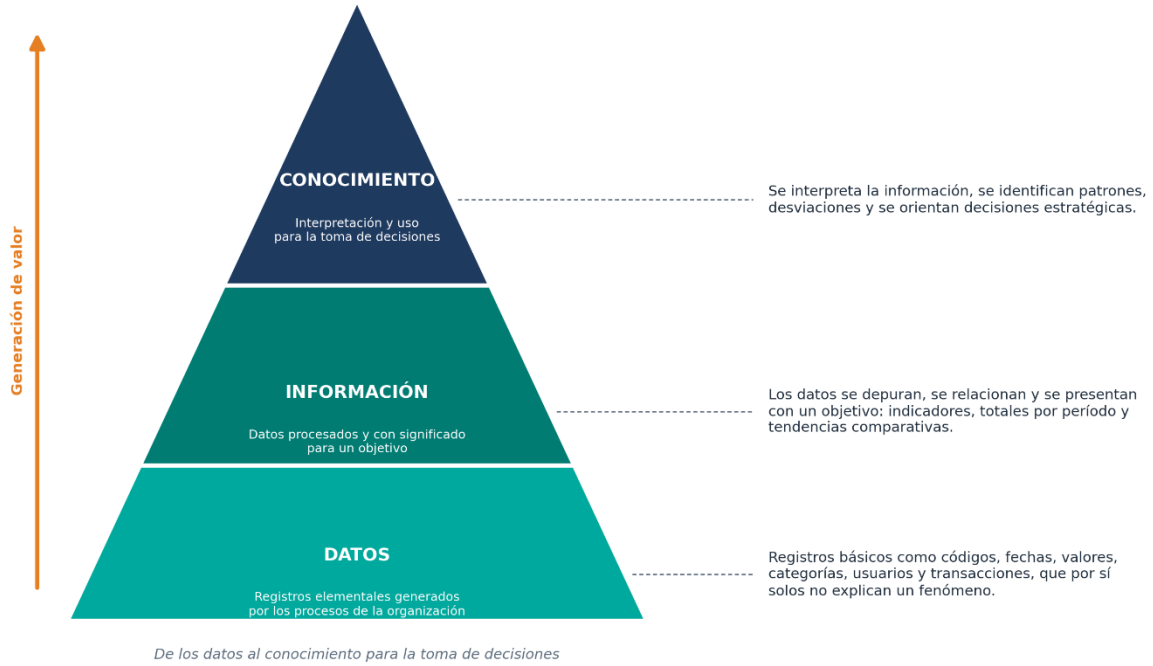
La transición entre los tres niveles no es automática, sino que depende de procesos deliberados de tratamiento de los datos. El paso del dato a la información exige depurar los

registros, eliminar duplicidades, homogeneizar los formatos y relacionar los datos que provienen de distintas fuentes, de modo que puedan agregarse y compararse; el paso de la información al conocimiento, en cambio, requiere que los usuarios interpreten los resultados a la luz de su experiencia y de los objetivos de la organización. En el contexto de la EMMAIPC-EP, cada registro de emisión, con su fecha, su valor y el código del usuario, constituye un dato; la suma de los valores emitidos y recaudados por período y por parroquia constituye información; y la identificación de los sectores en los que se concentra la morosidad, junto con la definición de acciones de cobro para atenderlos, constituye conocimiento aplicado a la gestión. Esta jerarquía justifica la necesidad de una solución de inteligencia de negocios que automatice los dos primeros niveles y facilite el tercero.

En la Figura 1 se representa esta jerarquía de manera ascendente, evidenciando cómo cada nivel agrega valor al anterior hasta sustentar la toma de decisiones fundamentada en evidencia.

Figura 1

Pirámide dato–información–conocimiento



Nota. Elaboración propia La pirámide representa la jerarquía ascendente entre datos, información y conocimiento, la cual constituye la base conceptual para la generación de valor en la toma de decisiones.

La ilustración muestra cómo una organización transforma los datos en información y luego en conocimiento para generar valor y tomar mejores decisiones: en la base se encuentran los datos básicos, como fechas, códigos, valores o transacciones, que por sí solos no explican una situación; después, estos datos se depuran, relacionan y presentan con un significado y un objetivo, convirtiéndose en información mediante indicadores, comparaciones y tendencias; finalmente, la información se interpreta para identificar patrones, problemas y oportunidades, produciendo conocimiento útil para orientar decisiones estratégicas.

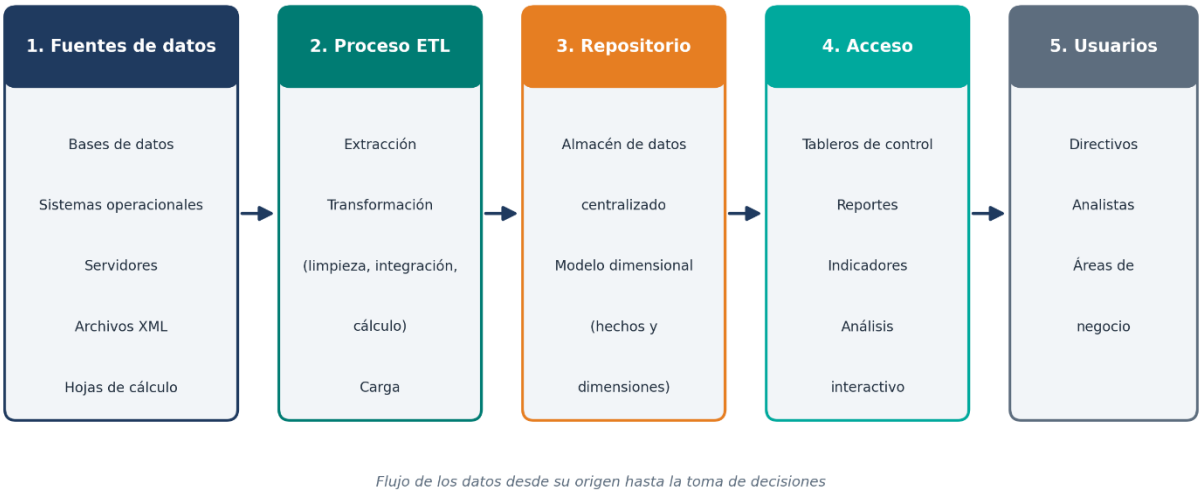
2.2.3 Arquitectura y componentes de una solución de inteligencia de negocios

Una solución de inteligencia de negocios se compone de varios elementos tecnológicos y metodológicos articulados en un flujo de trabajo. En términos generales, el proceso inicia con la identificación de las fuentes de datos, continúa con los procesos de extracción, transformación y

carga, y culmina en un repositorio analítico del cual se generan reportes, tableros e indicadores (Guerrero García & Roda-Sevilla, 2022). En la Figura 2 se presenta el flujo general de esta arquitectura.

Figura 2

Arquitectura general de una solución de inteligencia de negocios



Nota. Elaboración propia a partir de Guerrero García y Roda-Sevilla (2022). El esquema representa el flujo general de una solución de inteligencia de negocios, desde la identificación de las fuentes de datos hasta la generación de reportes e indicadores para la toma de decisiones.

La imagen muestra la arquitectura básica de una solución de inteligencia de negocios: los datos se obtienen de distintas fuentes, como bases de datos, sistemas operacionales, servidores, archivos XML y Excel; después pasan por un proceso ETL, donde se extraen, transforman y cargan; luego se almacenan en un repositorio centralizado y, finalmente, se presentan mediante dashboards, reportes y análisis para que directivos, analistas y áreas de negocio puedan tomar decisiones basadas en información organizada y confiable

Cada componente de esta arquitectura cumple una función definida. Las fuentes de datos corresponden a los sistemas transaccionales, las bases de datos y los archivos en los que la

organización registra sus operaciones cotidianas, y suelen presentar formatos y estructuras heterogéneos. La capa de integración, constituida por los procesos de extracción, transformación y carga, obtiene los datos de dichas fuentes, los depura y los homogeneiza. El repositorio analítico, que puede adoptar la forma de un almacén de datos corporativo o de data marts orientados a procesos específicos, almacena la información integrada y la organiza para facilitar su consulta (Nambiar & Mundra, 2022). Finalmente, la capa de presentación pone la información a disposición de los usuarios mediante reportes, tableros e indicadores, que constituyen el punto de contacto entre la solución y los responsables de la toma de decisiones (Guerrero García & Roda-Sevilla, 2022). La separación entre estas capas permite que las consultas analíticas no afecten el funcionamiento de los sistemas operacionales y que cada componente pueda ajustarse sin modificar los demás.

2.2.3.1 Fuentes de datos

Las fuentes de datos son los sistemas, archivos, bases de datos o reportes desde los cuales se obtienen los registros que alimentan la solución analítica. Estas fuentes pueden ser transaccionales, administrativas, financieras, operativas o externas, según el alcance del análisis. Su selección debe responder al objetivo analítico y priorizar aquellas fuentes pertinentes, confiables, actualizadas y técnicamente accesibles, considerando la estructura de cada archivo, la periodicidad de actualización y el nivel de detalle disponible (Carballo-Mendívil, Arvizu Bayliss, & Arellano González, 2024).

2.2.3.2 Calidad de los datos

La calidad de los datos constituye un requisito crítico para cualquier solución analítica, ya que de ella depende la confiabilidad de los reportes e indicadores. Dimensiones como la completitud, la exactitud, la consistencia y la oportunidad permiten evaluar si los datos son

adecuados para su uso y reducir errores, duplicidades y contradicciones entre fuentes (Carballo-Mendívil, Arvizu Bayliss, & Arellano González, 2024). En la Tabla 1 se describen las principales dimensiones de calidad de datos y su criterio general de aplicación.

Tabla 1

Dimensiones de calidad de los datos

Dimensión	**Criterio general**
Completitud	Verificar que los registros necesarios para el análisis estén completos y que no existan campos críticos vacíos.
Exactitud	Confirmar que los valores registrados coincidan con las fuentes oficiales o los sistemas de origen.
Consistencia	Evitar contradicciones entre campos, tablas, períodos, códigos o estados de un mismo proceso.
Oportunidad	Actualizar los datos con la frecuencia requerida para que los reportes reflejen la situación vigente.
Trazabilidad	Conservar la fuente, la fecha de carga y la regla de transformación aplicada a cada registro.

Nota. Elaboración propia a partir de la Norma ISO/IEC 25012:2008 (International Organization for Standardization [ISO], 2008). Las dimensiones presentadas corresponden a los criterios de calidad de datos aplicables al análisis de la información de facturación, morosidad y pagos en línea de la EMMAIPC-EP.

La Tabla 1 presenta las principales dimensiones utilizadas para evaluar la calidad de los datos en una solución analítica. La completitud verifica que no existan campos críticos vacíos; la exactitud confirma que los valores correspondan con las fuentes oficiales; la consistencia evita contradicciones entre registros, períodos o sistemas; la oportunidad asegura que la información esté actualizada según las necesidades del análisis; y la trazabilidad permite identificar el origen de los datos, la fecha de carga y las transformaciones realizadas. En conjunto, estas dimensiones

contribuyen a generar reportes e indicadores confiables para la toma de decisiones, conforme al modelo de calidad de datos de la Norma ISO/IEC 25012 (ISO, 2008).

2.2.3.3 Proceso de extracción, transformación y carga (ETL)

EL proceso ETL (***extracción, transformación y carga) permite*** integrar datos provenientes de fuentes heterogéneas en un repositorio centralizado. Durante la extracción se recuperan datos de bases de datos, archivos, aplicaciones y otros sistemas; en la transformación se realizan actividades de limpieza, filtrado, conversión, integración y agregación para adaptar los datos a las reglas del análisis; finalmente, en la carga, los datos procesados se transfieren al almacén de datos, donde quedan disponibles para la elaboración de consultas, reportes e indicadores que apoyan la toma de decisiones (Dhaouadi , Bousselmi, Mohsen Gammoudi, Monnet, & Hammoudi, 2022)

Cada una de las tres etapas cumple una función específica dentro de la solución analítica. La extracción consiste en obtener los datos desde los sistemas de origen, ya sea mediante conexiones directas a las bases de datos o mediante archivos exportados, y puede realizarse de forma completa, cuando se obtiene la totalidad de los registros, o incremental, cuando solo se recuperan los registros nuevos o modificados desde la última ejecución. La transformación aplica las reglas que convierten los datos operativos en datos aptos para el análisis: la limpieza de valores nulos, erróneos o duplicados; la estandarización de formatos, códigos y tipos de datos; la integración de registros de distintas fuentes mediante claves comunes; y el cálculo de campos derivados, como períodos, montos agregados o indicadores. En esta etapa se verifican también las dimensiones de calidad presentadas en la Tabla 1. La carga, finalmente, traslada los datos transformados hacia las tablas de hechos y de dimensiones del almacén de datos, respetando la integridad referencial entre ellas, y puede ejecutarse como una carga inicial o como actualizaciones periódicas. Dentro de la metodología de Kimball, el diseño y la implementación del proceso ETL

constituyen una fase propia del desarrollo, debido a que de su correcta ejecución depende la confiabilidad de los indicadores que se presentan a los usuarios (Yanayaco Chaca, 2023).

La Figura 3 presenta el proceso ETL de manera integral: desde las fuentes de datos, la información atraviesa las etapas de extracción, preparación, transformación y carga hasta llegar al almacén de datos, desde el cual se explota mediante reportes, tableros e indicadores; de forma transversal, el control de calidad y el registro de metadatos acompañan a cada etapa para garantizar la confiabilidad y la trazabilidad de los datos.

Figura 3

Proceso de extracción, transformación y carga (ETL)



Nota. (2026)Elaboración propia a partir de Dhaouadi et al. (2022). El diagrama ilustra las etapas del proceso ETL, desde la extracción de datos de múltiples fuentes hasta su carga en el almacén de datos, con el control de calidad y los metadatos como componentes transversales.

2.2.3.4 Data warehouse

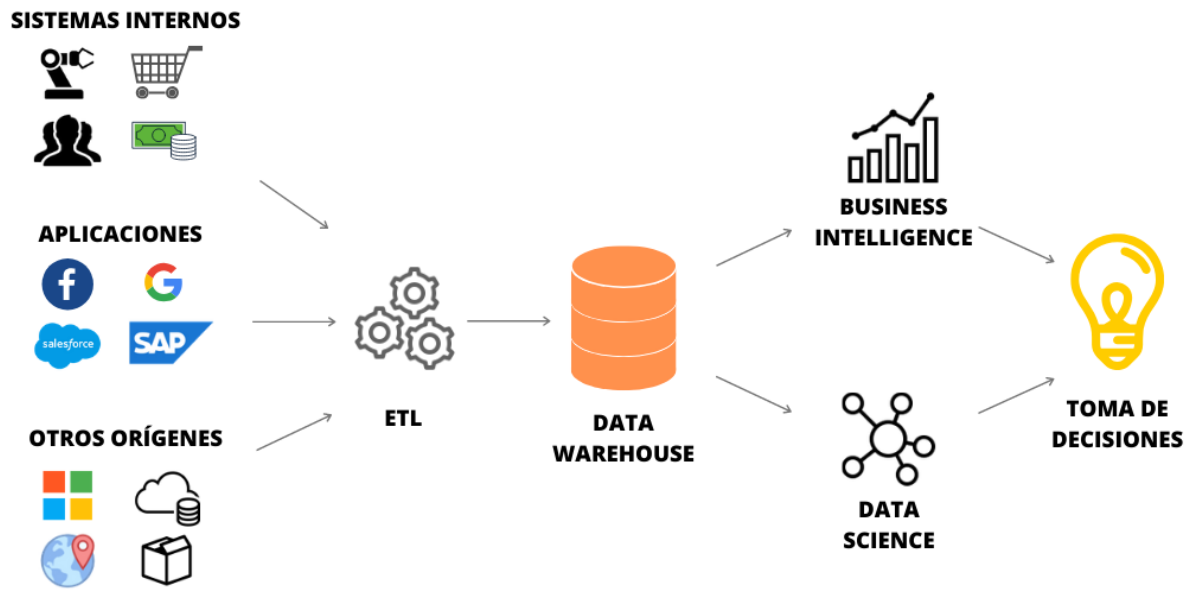
Un data warehouse o almacén de datos es un sistema centralizado diseñado para integrar, organizar y almacenar información procedente de diferentes fuentes de una organización. Antes de ser almacenados, los datos se depuran, transforman y unifican para garantizar su calidad y

consistencia. Su finalidad principal es facilitar el análisis de datos históricos, la elaboración de reportes e indicadores y la identificación de tendencias que apoyen la toma de decisiones (Nambiar & Mundra, 2022). A diferencia de una base de datos operacional, utilizada para registrar las actividades diarias, un data warehouse está orientado principalmente al análisis y la inteligencia de negocios (Vaisman & Zimányi , 2022).

La Figura 4 esquematiza cómo los sistemas internos, aplicaciones y otras fuentes convergen en el data warehouse, sirviendo como base para los procesos de business intelligence y data science que sustentan la toma de decisiones.

Figura 4

Proceso de Data Warehouse



Nota. Elaborado por (Business Intelligence, 2023). El esquema representa cómo los datos provenientes de distintas fuentes se integran y almacenan en un data warehouse para su posterior análisis

2.2.3.5 Data mart

Un data mart es un repositorio de datos orientado al análisis que almacena un subconjunto de información relacionado con un departamento, proceso o tema específico de una organización, como ventas, finanzas o recursos humanos. A diferencia del data warehouse, que integra información de toda la empresa, el data mart tiene un alcance más reducido y permite que un área acceda con mayor rapidez a los datos necesarios para elaborar reportes, indicadores y análisis. Puede formar parte de un data warehouse central o funcionar de manera independiente; sin embargo, la creación de data marts aislados puede producir duplicidades e inconsistencias si no existen normas comunes de integración y gobierno de dato (Janssen, Ilayperuma, Jayasinghe, Bukhsh, & Daneva, 2024).

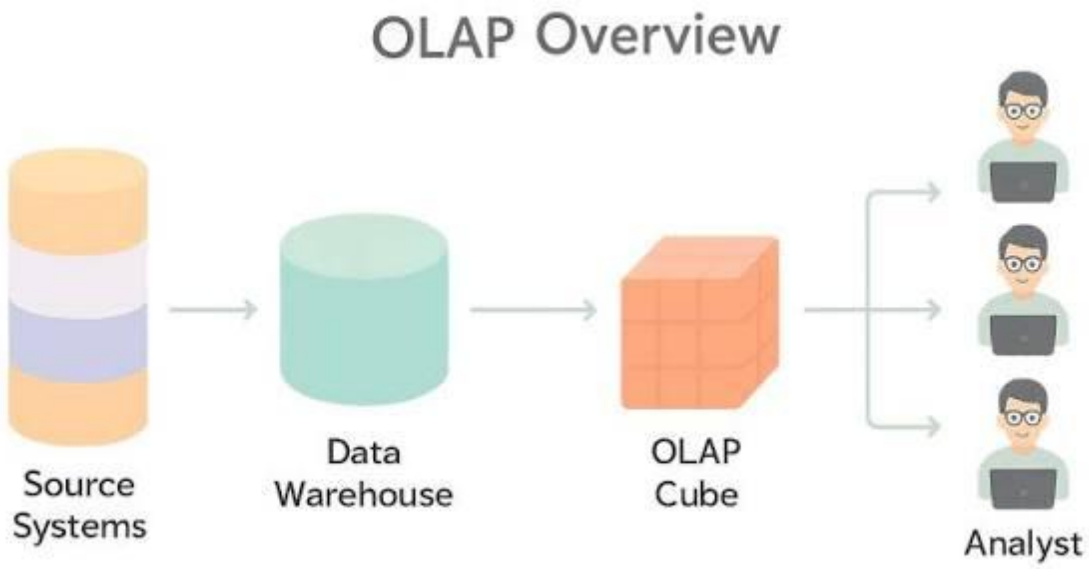
2.2.3.6 Procesamiento analítico en línea (OLAP)

El procesamiento analítico en línea (OLAP) es una tecnología que permite consultar y analizar grandes volúmenes de datos desde una perspectiva multidimensional, generalmente a partir de la información almacenada en un data warehouse (Nambiar & Mundra, 2022). Mediante OLAP, los usuarios pueden examinar los datos por diferentes dimensiones, como tiempo, producto, región o cliente, y realizar operaciones de resumen, desglose, comparación y filtrado. A diferencia del procesamiento transaccional, orientado al registro de las actividades diarias, OLAP está diseñado para ejecutar consultas analíticas complejas con rapidez y facilitar la elaboración de informes, indicadores y paneles que apoyen la toma de decisiones organizacionales (Vaisman & Zimányi , 2022).

Como se aprecia en la Figura 5, los datos fluyen desde los sistemas fuente hacia el data warehouse, donde se estructuran en un cubo OLAP que los analistas consultan para su interpretación.

Figura 5

Procesamiento analítico en línea OLAP



Nota. Elaborado por (Somani, 2026). El esquema ilustra cómo los datos fluyen desde los sistemas fuente hacia un cubo OLAP para su consulta y análisis multidimensional

2.2.3.7 Tableros de control y reporting

Un tablero de control o *dashboard* es una interfaz de visualización que integra indicadores, gráficos y mecanismos interactivos para apoyar el monitoreo, la exploración y la comunicación de datos. Su diseño debe equilibrar la cantidad de información, el espacio disponible, el nivel de detalle y las posibilidades de interacción, además de considerar las necesidades y capacidades de los usuarios para evitar problemas de comprensión o sobrecarga informativa (Bach, y otros, 2023).Por su parte, el *reporting* comprende la generación de consultas, indicadores e informes a partir de datos almacenados y procesados para el análisis. Aunque los reportes suelen presentar información más estructurada y detallada, la diferencia con los tableros no es absoluta, ya que los *dashboards* modernos también permiten aplicar filtros, consultar los datos y cambiar entre

distintos niveles de detalle; por ello, ambos recursos se complementan dentro de una solución de inteligencia de negocios (Setlur, Correll, Satyanarayan, & Tory, 2024).

2.2.4 Niveles de analítica

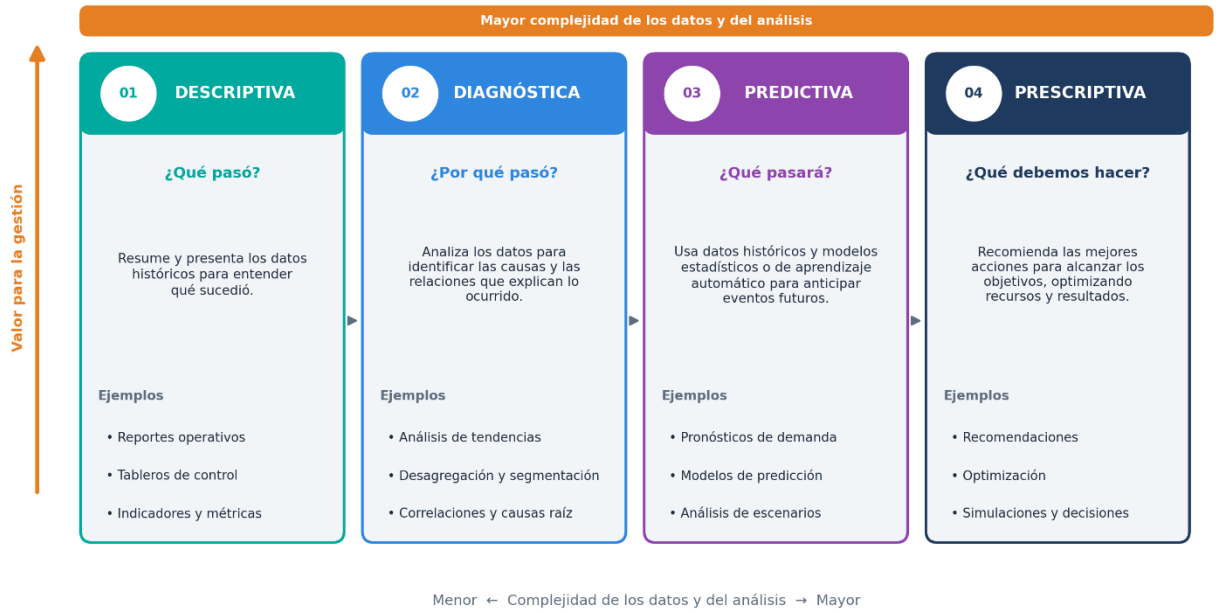
La inteligencia de negocios puede ofrecer distintos niveles de analítica según la profundidad del análisis y el tipo de pregunta que responde. La analítica descriptiva responde a la pregunta de qué ocurrió, mediante la síntesis de hechos y tendencias históricas; la analítica diagnóstica indaga por qué ocurrió, identificando causas y relaciones; la analítica predictiva estima qué ocurrirá, proyectando escenarios futuros probables; y la analítica prescriptiva determina qué se debe hacer, recomendando acciones óptimas (Lepenioti , Bousdekis, Apostolou, & Mentzas, 2020) En la Figura 6 se presentan estos niveles en orden de complejidad creciente.

Cada nivel de analítica responde a necesidades de gestión distintas. La analítica descriptiva, que constituye el punto de partida, se materializa en reportes, indicadores y tableros que resumen el comportamiento histórico, como el valor emitido y recaudado en cada período. La analítica diagnóstica profundiza en ese comportamiento mediante la comparación entre segmentos y la desagregación de los indicadores, por ejemplo, al contrastar la morosidad entre parroquias o categorías de usuario para identificar dónde se origina una variación. La analítica predictiva emplea modelos estadísticos o de aprendizaje automático para estimar resultados futuros, como la probabilidad de que un usuario incurra en mora o el monto que se espera recaudar en un período (Carrillo Trujillo & Aguilar Encarnación, 2025; Sánchez et al., 2022). La analítica prescriptiva, por último, combina las predicciones con reglas de optimización para recomendar la acción más conveniente, como la priorización de los usuarios a los que conviene dirigir la gestión de cobro. Los niveles son acumulativos: cada uno se apoya en los datos integrados y en los indicadores de los niveles anteriores, por lo que la construcción de un modelo descriptivo y diagnóstico confiable

constituye la base para incorporar posteriormente capacidades predictivas y prescriptivas (Lepenioti et al., 2020).

Figura 6

Niveles de analítica de la inteligencia de negocios



Nota. Elaboración propia a partir de Lepenioti et al. (Lepenioti , Bousdekis, Apostolou, & Mentzas, 2020). Los niveles se presentan en orden ascendente de complejidad y valor para la gestión, desde la analítica descriptiva hasta la prescriptiva.

El avance desde la analítica descriptiva hacia la prescriptiva implica un mayor grado de sofisticación técnica, pero también un mayor valor para la gestión, dado que permite pasar de la comprensión de lo ocurrido a la anticipación y a la recomendación de acciones. En el contexto del análisis de facturación, morosidad y pagos, estos niveles habilitan desde el seguimiento de valores emitidos y recaudados hasta la anticipación del riesgo de incumplimiento (Carrillo Trujillo y Aguilar Encarnación, 2025).

2.2.5 Indicadores de gestión (KPI)

Los indicadores clave de desempeño (Key Performance Indicators, KPI), también denominados indicadores de gestión, son métricas cuantitativas que las organizaciones utilizan para evaluar y monitorear el rendimiento de sus actividades en relación con sus objetivos estratégicos (Murillo Valverde, Taiz Iturralde, Cruz Fajardo, Navia Cevallos, & Coronel Díaz, 2024). Su función es traducir los datos en información útil que permita medir si una unidad, un proceso o la organización en su conjunto avanza hacia las metas definidas en la planeación, facilitando la detección de desviaciones y la toma de decisiones fundamentada.

Para que un indicador sea útil debe estar correctamente formulado. La literatura recomienda que los indicadores de gestión cumplan criterios SMART, es decir, que sean específicos, medibles, alcanzables, relevantes y acotados en el tiempo, de modo que reflejen con claridad el objetivo que pretenden evaluar (Murillo Valverde, Taiz Iturralde, Cruz Fajardo, Navia Cevallos, & Coronel Díaz, 2024). Asimismo, los indicadores pueden clasificarse según distintos criterios: cuantitativos o cualitativos, internos o externos, y orientados a la eficacia o a la eficiencia de los procesos, lo que permite un monitoreo integral del desempeño organizacional.

2.2.6 Inteligencia de negocios y la toma de decisiones organizacionales

El propósito de la inteligencia de negocios es transformar los datos organizacionales en información útil y oportuna que contribuya a mejorar la calidad de la toma de decisiones. Su aplicación puede abarcar los niveles operativo, táctico y estratégico de una organización (Girolimetto, Athanasopoulos, Di Fonzo, & Hyndman, 2024). El nivel operativo se relaciona con las actividades cotidianas y las decisiones inmediatas; el nivel táctico corresponde principalmente a los mandos medios; y el nivel estratégico se vincula con la alta dirección y con las decisiones que orientan el rumbo general de la organización (Montenegro-Velandia, 2024). Estos niveles

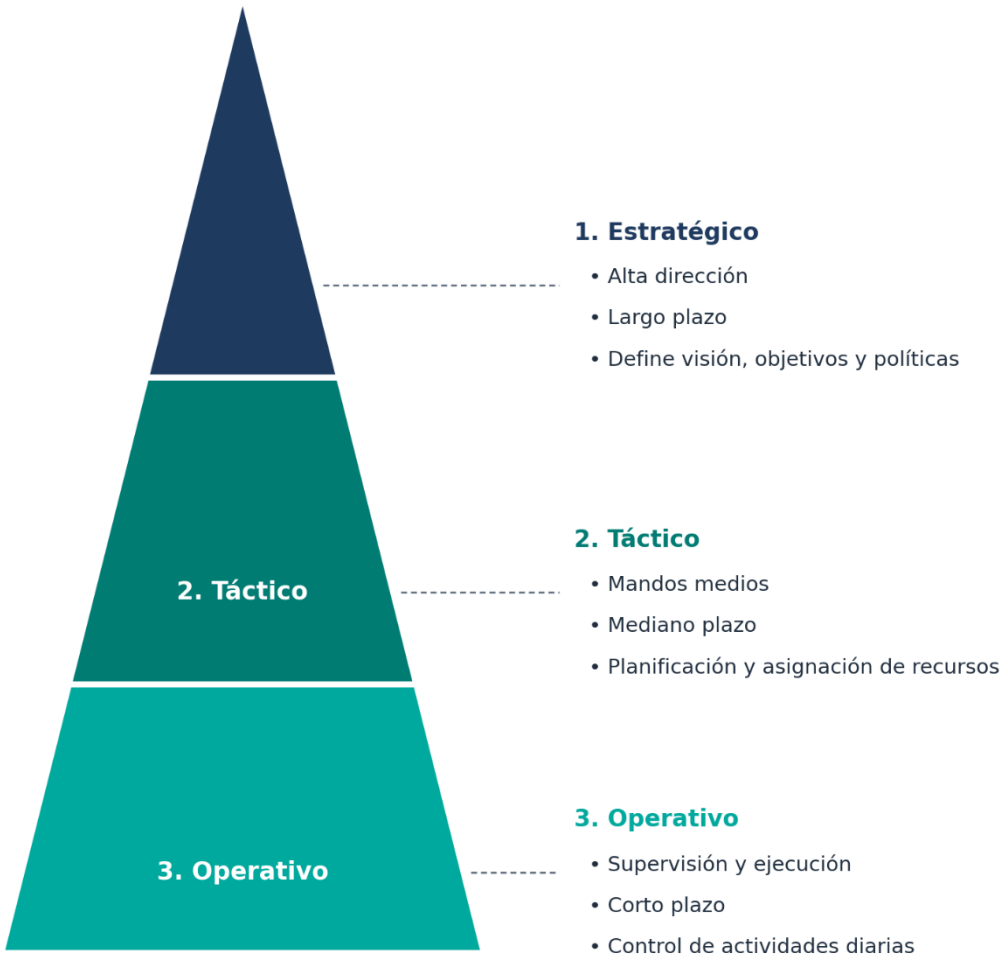
también se diferencian por su horizonte temporal: corto plazo para las decisiones operativas, mediano plazo para las tácticas y largo plazo para las estratégicas (Girolimetto, Athanasopoulos, Di Fonzo, & Hyndman, 2024).

Las decisiones de cada nivel difieren en su frecuencia, en su grado de estructuración y en el tipo de información que requieren. En el nivel operativo predominan decisiones frecuentes y estructuradas, que se resuelven con reglas conocidas y demandan información detallada y actualizada, como el seguimiento de los pagos registrados en cada canal de recaudación. En el nivel táctico se toman decisiones semiestructuradas de mediano plazo, que requieren información agregada y comparativa, como la asignación del personal de cobranza a las parroquias con mayor cartera vencida. En el nivel estratégico se adoptan decisiones poco estructuradas y de largo plazo, que se apoyan en indicadores consolidados y en tendencias, como la definición de políticas de recaudación o la ampliación de los convenios con canales de pago en línea. La inteligencia de negocios atiende estas diferencias mediante distintos niveles de agregación de un mismo modelo de datos: reportes detallados para el nivel operativo, tableros de seguimiento para el nivel táctico e indicadores clave de desempeño para el nivel estratégico (Murillo Valverde et al., 2024). De esta manera, todos los niveles de la organización toman decisiones a partir de una misma fuente de datos, lo que reduce las discrepancias entre áreas.

La Figura 7 sintetiza esta jerarquía, ubicando el nivel operativo en la base de la pirámide, el táctico en el nivel intermedio y el estratégico en la cúspide, asociado a la alta dirección.

Figura 7

Niveles de decisión organizacional



Nota. Elaboración propia, (2026). La pirámide ilustra los niveles operativo, táctico y estratégico de decisión organizacional según su horizonte temporal y su alcance dentro de la EMMAIPC-EP.

La pirámide muestra que la inteligencia de negocios puede apoyar la toma de decisiones en todos los niveles de la organización. Desde el nivel estratégico, correspondiente a la alta dirección y orientado a decisiones de largo plazo; el nivel táctico, encargado de planificar y asignar recursos a mediano plazo; y el nivel operativo, relacionado con la ejecución y el control de las actividades diarias.

2.3. HERRAMIENTAS DE VISUALIZACIÓN DE DATOS Y ANALÍTICA DE NEGOCIOS

Las herramientas de visualización de datos y analítica de negocios permiten conectar fuentes de datos, transformar registros, construir modelos analíticos y generar visualizaciones interactivas (Guerrero García & Roda-Sevilla, 2022). Su selección debe considerar criterios como la conectividad con distintas fuentes, las capacidades de visualización, la curva de aprendizaje y la pertinencia general para el tipo de análisis requerido, criterios que han sido empleados en estudios comparativos de herramientas de inteligencia de negocios. A continuación, se describen tres de las plataformas más utilizadas.

2.3.1 Power BI

Figura 8

Logotipo de Power Bi



Nota. Tomado de Microsoft Corporation (2026). https://powerbi.microsoft.com

Power BI es una plataforma de Microsoft orientada al análisis, la creación y la publicación de informes interactivos. Ofrece capacidades para conectar datos, modelarlos, crear reportes y compartir resultados, y se caracteriza por su orientación al autoservicio y su integración con fuentes estructuradas. La literatura reciente la identifica como una herramienta ampliamente

utilizada en soluciones de inteligencia de negocios, especialmente en proyectos que requieren tableros interactivos y modelado de datos (Microsoft Corporation, 2026).

2.3.2 Tableau

Figura 9

Logo de Tableu



Nota. Tomado de Tableau Software, LLC (2025). https://www.tableau.com

Tableau es una plataforma de análisis visual que permite conectar datos, prepararlos, generar visualizaciones y compartir resultados. Destaca por sus capacidades avanzadas de visualización y exploración visual orientadas a usuarios de negocio, así como por sus funciones de gobierno de datos y colaboración, lo que la hace pertinente para la presentación ejecutiva y la exploración de tendencias (Tableau Software, LLC, 2025).

2.3.3 Qlik Sense

Figura 10

Logo de Qlik Sense



Nota. Tomado de Qlik (2026). https://www.qlik.com

Qlik Sense es una plataforma de analítica de autoservicio que permite crear, compartir y distribuir tableros y visualizaciones interactivas. Su motor asociativo facilita la exploración libre de los datos y permite identificar relaciones entre valores seleccionados, asociados y no relacionados. Por estas características, puede considerarse adecuada cuando se requiere analizar vínculos entre procesos, usuarios y registros desde distintas perspectivas La literatura académica reconoce que las herramientas de inteligencia de negocios de autoservicio permiten que los usuarios desarrollen reportes, visualizaciones y análisis con mayor independencia, e incluye a Qlik Sense entre las plataformas examinadas dentro de esta categoría (Qlik, 2026).

2.3.4 Matriz comparativa de herramientas

La selección de los criterios de comparación se sustenta en los estudios previos sobre plataformas de inteligencia de negocios. La conectividad se consideró porque la herramienta debe integrar datos provenientes de fuentes heterogéneas, como los archivos exportados de los sistemas institucionales (Guerrero García & Roda-Sevilla, 2022). La visualización se incluyó debido a que el valor de una solución analítica para los usuarios depende de la claridad con la que los tableros presentan los indicadores y de las posibilidades de interacción que ofrecen (Bach et al., 2023). La curva de aprendizaje se incorporó porque la sostenibilidad de la solución depende de que el personal de la institución pueda actualizar el modelo y modificar los reportes sin requerir una especialización avanzada. La pertinencia general valora la correspondencia de cada herramienta con el tipo de análisis requerido, en este caso financiero y operativo; y el presupuesto o costo de licenciamiento se incluyó por tratarse de una empresa pública, en la que la adquisición de software está sujeta a restricciones presupuestarias. En conjunto, estos criterios recogen los aspectos técnicos, de uso y económicos que condicionan la adopción de una plataforma de inteligencia de negocios.

A continuación, se presenta la Tabla 2, en la que se comparan las herramientas Power BI, Tableau y Qlik Sense a partir de los criterios de conectividad, visualización, curva de aprendizaje, pertinencia general y presupuesto o costo de licenciamiento, criterios utilizados en estudios previos sobre selección de plataformas de inteligencia de negocios (Guerrero García & Roda-Sevilla, 2022).

Tabla 2

Matriz comparativa de herramientas de inteligencia de negocios

Criterio	Power BI	Tableau	Qlik Sense
Conectividad	Alta integración con fuentes Microsoft, bases de datos y archivos estructurados.	Amplia conectividad con fuentes empresariales y servicios en la nube.	Conectividad empresarial y modelo asociativo de exploración.
Visualización	Reportes y tableros interactivos con indicadores, filtros y medidas calculadas.	Visualizaciones avanzadas y exploración visual orientada al negocio.	Tableros interactivos con exploración asociativa.
Curva de aprendizaje	Accesible para usuarios con experiencia en hojas de cálculo y modelado tabular.	Adecuada para el análisis visual y la comunicación ejecutiva.	Requiere familiarización con el modelo asociativo.
Pertinencia general	Tableros de gestión, seguimiento de indicadores	Análisis visual, presentación ejecutiva y exploración de tendencias.	Exploración asociativa de relaciones entre procesos y registros.

	y análisis financiero u operativo.		
Costo o licenciamiento	Power BI Desktop es de descarga gratuita; la publicación y el uso compartido requieren una licencia de pago por usuario.	Edición gratuita de escritorio limitada al trabajo local; el uso compartido requiere licencias de pago por rol, con al menos una licencia de creador.	El uso institucional en Qlik Cloud Analytics requiere una suscripción de pago basada en el volumen de datos.

Nota. Elaboración propia en base a (Guerrero García & Roda-Sevilla, 2022) . La matriz sintetiza las características de Power BI, Tableau y Qlik Sense según los criterios de conectividad, visualización, curva de aprendizaje, pertinencia general y presupuesto o costo de licenciamiento.

En la tabla 2 se presenta la comparación entre Power BI, Tableau y Qlik Sense, considerando su conectividad, visualización, curva de aprendizaje y pertinencia general. Power BI se destaca por su integración con herramientas de Microsoft y, principalmente, por tener una curva de aprendizaje más accesible para usuarios familiarizados con hojas de cálculo y modelos tabulares, lo que facilita la creación de reportes, indicadores y tableros de gestión. Tableau ofrece visualizaciones avanzadas, pero requiere mayor adaptación al análisis visual, mientras que Qlik Sense exige familiarizarse con su modelo asociativo. Por lo tanto, Power BI es la mejor opción para el proyecto, debido a su facilidad de aprendizaje, funcionalidad y utilidad para el análisis financiero y operativo.

Si bien las tres herramientas satisfacen los requisitos básicos de conectividad y visualización, los criterios que presentan mayor variación son la curva de aprendizaje y el costo. Respecto del primero, Power BI emplea el Editor de Power Query y el lenguaje DAX, cuya lógica es cercana a la de las fórmulas de las hojas de cálculo, lo que reduce el tiempo de capacitación para usuarios con experiencia en ese tipo de herramientas; Tableau requiere adaptarse a un enfoque

de construcción de visualizaciones basado en la manipulación de campos sobre el lienzo; y Qlik Sense exige comprender su motor asociativo y su lenguaje de script de carga de datos. Respecto del costo, las tres plataformas ofrecen opciones sin costo para el trabajo individual, con distintas limitaciones, y requieren licenciamiento de pago para compartir contenidos dentro de la organización: Power BI y Tableau mediante licencias por usuario, y Qlik Cloud Analytics mediante suscripciones basadas en el volumen de datos (Microsoft Corporation, s.f.; Qlik, s.f.; Tableau Software, LLC, s.f.). Power BI Desktop, de descarga gratuita, incluye la totalidad de las funciones de modelado de datos y de construcción de reportes, lo que permite desarrollar y validar la solución completa sin costo de licenciamiento; y, en la etapa de uso compartido, el valor de su licencia por usuario es inferior al de la licencia de creador exigida por Tableau (Microsoft Corporation, s.f.; Tableau Software, LLC, s.f.). La combinación de una curva de aprendizaje más accesible y de un menor costo de licenciamiento constituye el principal argumento para la selección de Power BI en el contexto de la EMMAIPC-EP.

2.4. METODOLOGÍAS PARA EL DESARROLLO DE SOLUCIONES DE INTELIGENCIA DE NEGOCIOS

Las metodologías de inteligencia de negocios orientan la construcción de una solución desde la identificación de requerimientos hasta la explotación de la información en reportes o tableros. Estas metodologías permiten estructurar el trabajo mediante fases apoyadas en modelos y buenas prácticas, con el propósito de ofrecer información confiable y oportuna. Entre los enfoques más reconocidos se encuentran las metodologías de Kimball, de Inmon y Hefesto.

2.4.1 Metodología de Ralph Kimball

La metodología de Ralph Kimball se caracteriza por un enfoque ascendente (bottom-up) orientado a la construcción incremental de data marts integrables mediante dimensiones

conformadas. Su estructura privilegia el levantamiento de los requerimientos del negocio, el modelado dimensional, el diseño físico, el proceso ETL y el desarrollo de aplicaciones analíticas. Su principal ventaja es la posibilidad de generar resultados por etapas y de entregar valor de forma progresiva, aunque exige disciplina en la definición de las dimensiones para evitar inconsistencias futuras (Pamo Ferro, 2022).

El fundamento de la metodología es el modelado dimensional, que organiza los datos en tablas de hechos y tablas de dimensiones. Las tablas de hechos registran las medidas numéricas de un proceso de negocio, como los valores emitidos o recaudados, con un nivel de detalle o granularidad definido; las tablas de dimensiones describen el contexto en el que ocurren esos hechos, como el tiempo, el usuario, el territorio o el canal. La relación entre una tabla de hechos y sus dimensiones conforma el esquema en estrella, que simplifica las consultas y resulta comprensible para los usuarios de negocio. Cuando varias tablas de hechos comparten las mismas dimensiones, denominadas dimensiones conformadas, es posible integrar los distintos data marts en una visión común de la organización (Guerrero García & Roda-Sevilla, 2022). Las características, las ventajas y desventajas y las fases de la metodología se desarrollan en los apartados siguientes.

2.4.1.1. Características

Según Guerrero García & Roda-Sevilla (2022) la metodología Ralph Kimball posee las siguientes características:

- Emplea un enfoque ascendente (bottom-up), iniciando con la construcción de Data Marts específicos que posteriormente se integran para conformar el Data Warehouse de la organización.

- Parte de la identificación y priorización de los requerimientos del negocio según el valor que aportan a las áreas usuarias.
- Organiza la información mediante un modelo dimensional de esquema estrella, compuesto por tablas de hechos y tablas de dimensiones relacionadas entre sí.
- Integra progresivamente los diferentes Data Marts mediante dimensiones conformadas, permitiendo una construcción coherente y escalable del Data Warehouse (Pamo Ferro, 2022).
- Busca establecer una infraestructura de información única, integrada, de alto rendimiento y fácil de utilizar para responder a las necesidades del negocio).
- Desarrolla el Data Warehouse mediante entregas incrementales priorizadas según su valor para el negocio y realizadas en periodos aproximados de 6 a 12 meses.
- Incluye el almacén de datos, las herramientas de consulta, las aplicaciones de informes, la capacitación, el soporte y la documentación necesaria (Guerrero García & Rodas-Silva, 2022).
- Organiza el proyecto en fases definidas que comprenden la planificación, el análisis de requerimientos, el modelado dimensional, el diseño físico, el proceso ETL y el desarrollo de aplicaciones de inteligencia de negocios (Perales-Domínguez et al., 2024).

2.4.1.2. Ventajas y desventajas

Las ventajas y desventajas de la metodología Ralph Kimball se detallan a continuación:

Figura 11

Ventajas y desventajas de la metodología Ralph Kimball



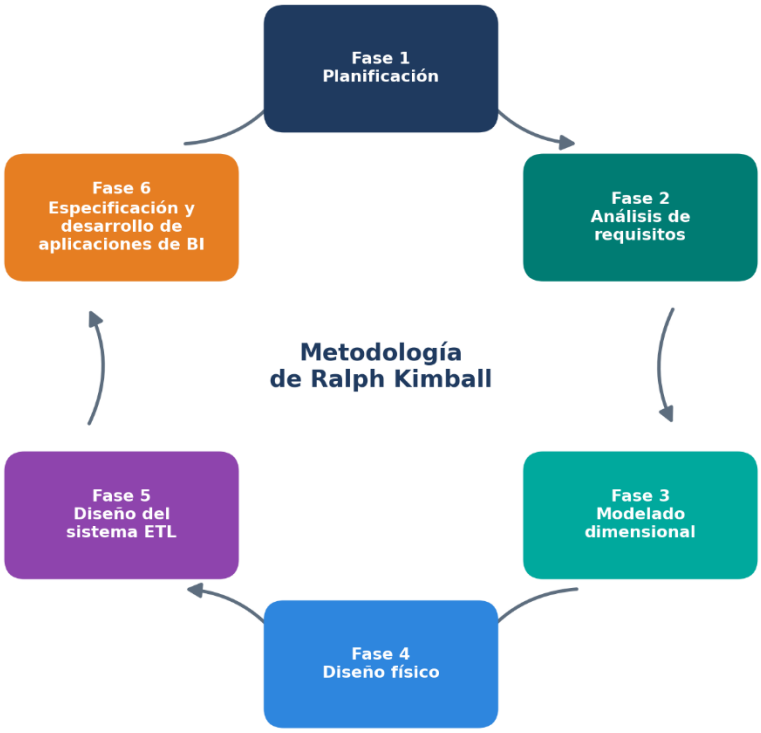
Nota. Elaboración por Guerrero García y Rodas-Silva (2022). La ilustración sintetiza las principales ventajas y desventajas de la metodología Ralph Kimball.

2.4.1.3. Fases de la metodología

La metodología Ralph Kimball consta de las siguientes fases:

Figura 12

Fases de la metodología Ralph Kimball



Nota. Elaboración propia en base a (Yanayaco Chaca, 2023). La ilustración representa las fases de la metodologia Ralph Kimball.

La metodología de Ralph Kimball se estructura en seis fases secuenciales: en la Fase 1: Planificación se definen los objetivos, el alcance y los recursos del proyecto; en la Fase 2: Análisis de requisitos se identifican las necesidades de información de la organización y los datos críticos para la toma de decisiones; en la Fase 3: Modelado dimensional se construyen los modelos de hechos y dimensiones que estructuran la información para su análisis; en la Fase 4: Diseño físico se define la estructura física de la base de datos, incluyendo tablas y relaciones de almacenamiento; en la Fase 5: Diseño del sistema ETL se diseña e implementa

el proceso de extracción, transformación y carga que garantiza la calidad y disponibilidad de los datos; y finalmente, en la Fase 6: Especificación y desarrollo de aplicaciones de BI se definen y construyen las herramientas y aplicaciones que permitirán a los usuarios de negocio explotar la información del Data Warehouse (Yanayaco Chaca, 2023).

En su formulación completa, el ciclo de vida propuesto por Kimball no se limita a una secuencia lineal de fases. A partir de la planificación del proyecto y de la definición de los requerimientos del negocio, el desarrollo avanza por tres rutas paralelas: la ruta tecnológica, que comprende el diseño de la arquitectura técnica y la selección e instalación de los productos; la ruta de datos, que abarca el modelado dimensional, el diseño físico y el diseño e implementación del subsistema ETL; y la ruta de aplicaciones, que incluye la especificación y el desarrollo de las aplicaciones de inteligencia de negocios. Las tres rutas convergen en la implementación de la solución, a la que siguen el mantenimiento y el crecimiento, este último mediante nuevas iteraciones que retornan a la planificación, y todo el ciclo se desarrolla bajo una administración del proyecto de carácter transversal (Kimball et al., 2008). Las seis fases descritas integran la planificación, los requerimientos, la ruta de datos y la ruta de aplicaciones, y constituyen el núcleo metodológico adoptado en esta investigación. Los componentes de la ruta tecnológica y la administración del proyecto se incorporan dentro de dichas fases, mientras que la implementación, el mantenimiento y el crecimiento se abordan al cierre del desarrollo de la propuesta, en el Capítulo IV.

2.4.2 Metodología de Bill Inmon

La metodología de Bill Inmon adopta un enfoque descendente (top-down) orientado a la construcción de un data warehouse corporativo centralizado y normalizado, que integra la totalidad de los datos de la organización antes de derivar data marts departamentales. Este enfoque busca

una única versión de la verdad y resulta apropiado para organizaciones grandes con requerimientos de integración complejos; sin embargo, implica mayores tiempos de desarrollo y una mayor especialización técnica (Ordoñez Cuthbert & Sambola, 2023).

2.4.2.1. Características

Según Ordoñez Cuthber & Sambola (2023) la metodología Bill Inmon posee las siguientes características:

- Emplea un enfoque descendente (top-down), partiendo de una visión global de la organización para posteriormente distribuir la información en Data Marts departamentales.
- Organiza la información por temas o sujetos de interés, como clientes, productos y proveedores, agrupando los datos relacionados dentro del almacén de datos.
- Conserva la variación de los datos a lo largo del tiempo, permitiendo que los informes reflejen los cambios y antecedentes históricos de la organización.
- Mantiene la información de forma no volátil, de modo que los datos almacenados se conservan para futuras consultas y no se modifican ni eliminan como en los sistemas operacionales.
- Integra información procedente de los distintos sistemas operacionales de la organización, garantizando su uniformidad y consistencia dentro del Data Warehouse.
- Estructura los datos mediante un modelo normalizado hasta la tercera forma normal (3FN), reduciendo en la mayor medida posible la redundancia de la información.
- Construye Data Marts dependientes y derivados únicamente después de completar el Data Warehouse corporativo, el cual contiene información detallada a nivel atómico.

- Resulta adecuada para sistemas complejos y con grandes volúmenes de información, ya que integra la totalidad de los datos corporativos y proporciona estabilidad y seguridad frente a los cambios en los procesos.

2.4.2.2. Ventajas y desventajas

Las ventajas y desventajas de la metodología Bill Inmon se detallan a continuación:

Figura 13

Ventajas y desventajas de la Metodología de Bill Inmon

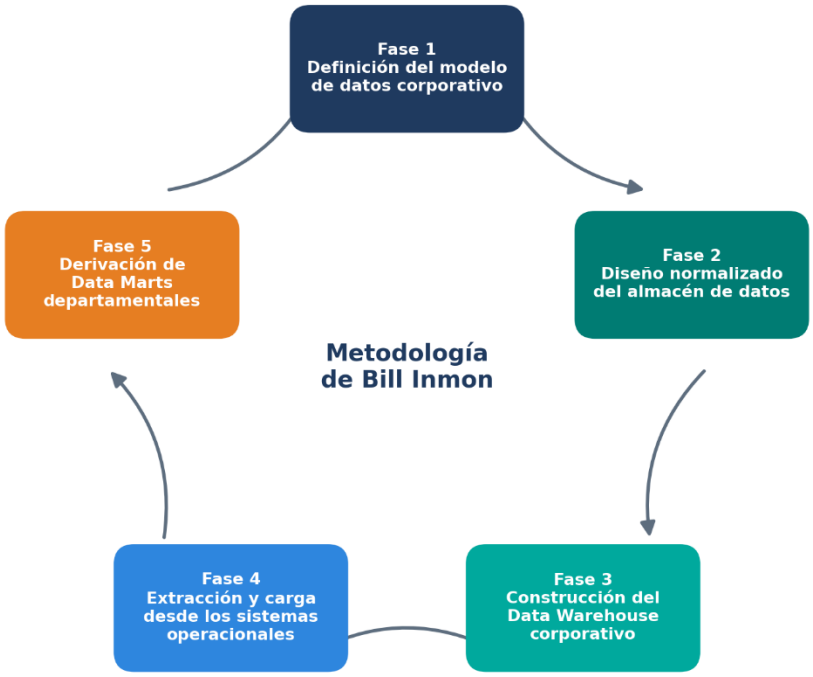


Nota. Elaboración por Roa Murillo & Vivas Banguera (2024). La ilustración sintetiza las principales ventajas y desventajas de la metodología Inmon,

2.4.2.3. Fases de la metodología

Figura 14

Fases de la metodología Inmon



Nota. La figura presenta una síntesis de las cinco fases del enfoque *top-down* de Bill Inmon para la construcción de un almacén de datos corporativo y la posterior derivación de Data Marts departamentales. Elaboración en base a Torres Contreras (2024).

La metodología de Bill Inmon comienza con la Fase 1: definición del modelo de datos corporativo, en la que se identifican las áreas temáticas, entidades y datos principales de la organización, como clientes, productos, ventas y proveedores; continúa con la Fase 2: diseño normalizado del almacén de datos, donde la información se estructura generalmente hasta la tercera forma normal para reducir la redundancia, mantener la consistencia y facilitar su

integración; en la Fase 3: construcción del Data Warehouse corporativo centralizado, se crea un repositorio único que almacena datos detallados y consolidados de toda la empresa, proporcionando una visión integral de sus operaciones; posteriormente, en la Fase 4: extracción y carga de datos desde los sistemas operacionales, la información procedente de distintas fuentes transaccionales se extrae, depura, transforma e incorpora al almacén corporativo; finalmente, en la Fase 5: derivación de Data Marts departamentales, se generan repositorios especializados para áreas como ventas, finanzas, recursos humanos o logística, utilizando como fuente el Data Warehouse central para garantizar que todos los departamentos trabajen con información integrada y coherente (Torres Contreras, 2024).

2.4.3 Metodología Hefesto

Hefesto es una metodología orientada a la construcción de data warehouses y data marts a partir del análisis de los requerimientos de información. Se estructura en fases que comprenden el análisis de requerimientos, el análisis de las fuentes transaccionales, el diseño lógico y la integración de datos. Su fortaleza radica en la orientación a los requerimientos y en la comprensión progresiva del negocio, lo que la hace útil como guía para levantar indicadores y diseñar el modelo lógico (Castro Jara, 2022).

2.4.3.1. Características

La metodología Hefesto posee las siguientes características según (Báez Espinosa, 2023):

- Se orienta a los requerimientos de información, ya que comienza con la identificación de las preguntas y necesidades de los usuarios antes de diseñar la estructura de datos.

- Puede aplicarse tanto a un Data Warehouse como a un Data Mart, permitiendo construir un almacén corporativo completo o uno destinado a un área específica de la organización.

- Se organiza en cuatro fases claramente definidas que comprenden el análisis de requerimientos, el análisis de los sistemas OLTP, el diseño del modelo lógico del Data Warehouse y la integración de los datos.

- Establece una correspondencia entre el modelo conceptual y las fuentes OLTP, contrastando los indicadores y perspectivas identificados con los datos disponibles en los sistemas transaccionales.

- Puede incorporarse en cualquier ciclo de vida de desarrollo de software, debido a que se integra con metodologías existentes sin imponer un marco de trabajo rígido.

- Se adapta a proyectos de menor escala y tiempos reducidos, evitando procesos extensos y permitiendo obtener una primera implementación que demuestre rápidamente el valor del Data Warehouse.

- Proporciona una guía sistematizada y paso a paso que facilita su aplicación y aumenta la probabilidad de éxito, incluso en equipos con menor experiencia.

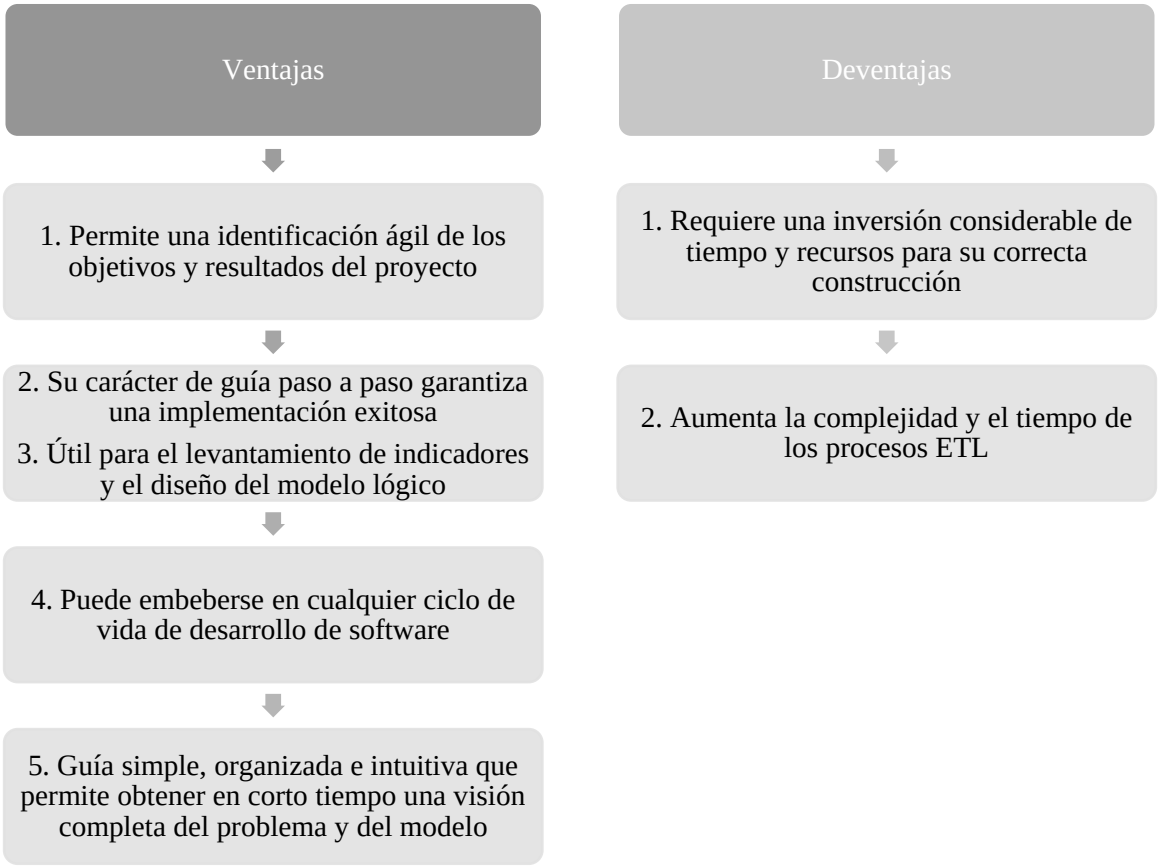
- Facilita la identificación de indicadores y el diseño del modelo lógico mediante un enfoque progresivo que permite comprender gradualmente el negocio y sus necesidades de información.

2.4.3.2. Ventajas y desventajas

Las ventajas y desventajas de la metodología Hefesto se detallan a continuación:

Figura 15

Ventajas y desventajas de la metodología Hefesto



Nota. Elaboración por Moreta Iza (2025). La ilustración presenta las ventajas y desventajas de la metodología Hefesto.

2.4.3.3. Fases de la metodología

Figura 16

Fases de la metodología Hefesto



Nota. Elaboración en base a Perales et al. (2024)**.** La ilustración representa las cuatro fases de la metodología HEFESTO: análisis de requerimientos, análisis de los sistemas OLTP, diseño del modelo lógico del Data Warehouse y ejecución de los procesos ETL.

La metodología HEFESTO se desarrolla en cuatro fases: el análisis de requerimientos, donde se identifican las preguntas, indicadores y necesidades del negocio; el análisis de los sistemas OLTP, en el que se revisan las fuentes de datos y se establece su correspondencia con

los indicadores; el diseño del modelo lógico del Data Warehouse, que define las tablas de hechos, dimensiones y relaciones; y los procesos ETL, mediante los cuales los datos se extraen, transforman y cargan en el almacén de datos (Perales-Domínguez, Sánchez-Calle, Lévano-Rodriguez, & Gallegos-Carrillo, 2024).

Cada fase genera un producto que sirve de insumo para la siguiente. En el análisis de requerimientos, las preguntas de negocio se descomponen en indicadores, que representan lo que se desea medir, y en perspectivas, que representan los criterios desde los cuales se analizarán esos indicadores, como el tiempo o la ubicación; con ellos se elabora un modelo conceptual. En el análisis de los sistemas OLTP se verifica que cada indicador y cada perspectiva puedan obtenerse de las fuentes transaccionales, se establece la correspondencia entre el modelo conceptual y los campos de origen, y se define la granularidad con la que se almacenará la información. En el diseño del modelo lógico se determina el tipo de esquema, en estrella, copo de nieve o constelación, y se definen las tablas de dimensiones, las tablas de hechos y sus relaciones. Finalmente, en la integración de datos se ejecutan los procesos ETL para la carga inicial del almacén y se establecen las políticas de actualización periódica (Báez Espinosa, 2023; Perales-Domínguez et al., 2024). Esta estructura muestra una afinidad con la metodología de Kimball en el uso del modelado dimensional, aunque Hefesto se concentra en el diseño del almacén de datos y no incorpora de forma explícita el desarrollo de las aplicaciones de análisis.

2.4.4 Cuadro comparativo de metodologías

Para el análisis de las metodologías, se elaborará una tabla comparativa que permitirá identificar y evaluar las fases propuestas por cada metodología. Este análisis se basará en las características, enfoques y elementos utilizados en proyectos o estudios metodológicos previos, con el propósito de seleccionar las fases más pertinentes que servirán como base para el desarrollo

de la propuesta. Asimismo, la comparación facilitará la identificación de similitudes, diferencias y buenas prácticas que contribuirán a sustentar la metodología planteada.

Los criterios empleados en la Tabla 3 se seleccionaron a partir de los estudios comparativos de metodologías de inteligencia de negocios. La orientación metodológica, que distingue los enfoques ascendente y descendente, y el modelamiento de datos, que contrasta el modelo dimensional con el modelo normalizado, constituyen los rasgos que diferencian de manera sustancial a las metodologías de Kimball e Inmon (Ordoñez Cuthbert & Sambola, 2023). La estrategia y el tiempo de implementación, así como la integración y el tratamiento de los datos, se incluyeron porque determinan el esfuerzo necesario para obtener resultados y la forma en que se desarrollan los procesos ETL (Guerrero García & Roda-Sevilla, 2022). El producto esperado permite verificar la correspondencia de cada metodología con los entregables que requiere la investigación: un modelo dimensional, procesos ETL documentados, indicadores y tableros de control (Perales-Domínguez et al., 2024). Estos criterios resultan pertinentes para el caso de estudio, en el que se dispone de recursos y plazos acotados, de tres procesos de negocio claramente delimitados y de la necesidad de obtener resultados analíticos verificables en el corto plazo.

Tabla 3

Cuadro comparativo de metodologías de inteligencia de negocios

Criterio	Kimball	Inmon	Hefesto

Orientación metodológica	Enfoque ascendente e incremental, orientado a procesos específicos del negocio.	Enfoque descendente, orientado a la integración corporativa de la información.	Enfoque orientado a los requerimientos de los usuarios y al análisis de las fuentes transaccionales.
Modelamiento de datos	Modelo dimensional basado en tablas de hechos y dimensiones.	Modelo relacional normalizado, generalmente en tercera forma normal, seguido de modelos dimensionales.	Modelo conceptual y lógico orientado a indicadores, hechos y dimensiones.
Estrategia y tiempo de implementación	Implementación incremental, con resultados en corto o mediano plazo.	Implementación corporativa de mayor duración, debido a la integración previa de toda la organización.	Implementación secuencial de mediano plazo, dependiente de los requerimientos y las fuentes disponibles.
Integración y tratamiento de datos	Los procesos ETL se desarrollan progresivamente para	Los datos de múltiples sistemas se integran en un Data Warehouse	La integración se realiza después de analizar los sistemas OLTP y

	cada Data Mart o proceso de negocio.	corporativo centralizado.	relacionarlos con los indicadores requeridos.
Producto esperado	Data Marts dimensionales, procesos ETL, indicadores, reportes y tableros de control.	Data Warehouse corporativo integrado y Data Marts departamentales dependientes.	Data Mart o Data Warehouse con indicadores y procesos ETL definidos.

Nota. (Ordoñez Cuthbert & Sambola, 2023)*Elaboración propia a partir de Ordoñez Cuthbert y Sambola (2023), Guerrero García y Roda-Sevilla (2022) y Perales-Domínguez et al. (2024). El cuadro compara las metodologías de Kimball, Inmon y Hefesto según su orientación, modelamiento de datos, estrategia y tiempo de implementación, integración de datos y producto esperado.*

De acuerdo con los resultados expuestos en la Tabla 3, la metodología de Kimball constituye la alternativa metodológica más pertinente para el desarrollo de la solución de inteligencia de negocios propuesta, en función de su orientación incremental, el empleo del modelamiento dimensional y la posibilidad de obtener resultados analíticos de manera progresiva. En comparación con el enfoque de Inmon, cuya implementación requiere la construcción previa de un Data Warehouse corporativo y un proceso de integración de mayor alcance, Kimball permite desarrollar Data Marts asociados con procesos específicos del negocio, lo que favorece una implementación gradual y un menor tiempo relativo de entrega. Asimismo, aunque Hefesto ofrece una estructura adecuada para la identificación de requerimientos, indicadores y fuentes transaccionales, Kimball presenta una mayor correspondencia con los productos esperados del proyecto, debido a que integra el diseño de tablas de hechos y dimensiones, los procesos ETL y el

desarrollo de reportes y tableros de control. En consecuencia, su aplicación resulta apropiada para el análisis de procesos medibles relacionados con la facturación, la morosidad y los pagos, al facilitar la organización, integración y visualización de la información requerida para apoyar la toma de decisiones.

2.5. El servicio de recolección de residuos sólidos: facturación, morosidad y pagos en línea

2.5.1 Gestión integral de residuos sólidos y sostenibilidad financiera

La gestión integral de residuos sólidos comprende actividades de barrido, recolección, separación, tratamiento, aprovechamiento y disposición final. Desde un enfoque de servicio público, estas actividades requieren planificación, continuidad operativa y control de costos, dado que la sostenibilidad del servicio depende de la capacidad institucional para cubrir gastos recurrentes y mantener la infraestructura. Correal et al. (2023) advierten que la sostenibilidad financiera del servicio en América Latina y el Caribe depende de una adecuada estructura de costos y del cobro efectivo de tasas y tarifas, lo que sitúa a la facturación y a la recaudación como procesos críticos para la prestación del servicio.

2.5.2 Facturación del servicio

La facturación puede entenderse como el proceso transaccional mediante el cual se registra una obligación de pago asociada a un servicio, período, usuario y tarifa. Desde la perspectiva de los datos, cada registro de facturación contiene atributos como el identificador, la fecha de emisión, el valor, el período, la categoría de servicio y el estado, lo que le confiere valor analítico por reunir información periódica, comparable y estructurada. En términos de inteligencia de negocios, la facturación puede modelarse como una tabla de hechos, dado que contiene medidas cuantificables como los importes y los cargos, asociadas a dimensiones como el tiempo, la ubicación, el tipo de

servicio y el estado, lo que permite analizar tendencias de emisión y diferencias entre valores facturados y recaudados (Gonzales Aro, 2024).

2.5.3 Morosidad y recuperación de cartera

La morosidad se refiere al incumplimiento o retraso en el pago de una obligación dentro del plazo establecido. En términos analíticos, puede expresarse mediante indicadores como el saldo vencido, el número de cuentas vencidas, los días de atraso, el porcentaje de cartera vencida y la antigüedad de saldos, cuyo cálculo requiere reglas claras respecto del punto de corte temporal y de los estados considerados. Sánchez et al. (2022) demuestran que la morosidad constituye una barrera estructural para la sostenibilidad financiera de las empresas públicas de servicios y que su análisis mediante técnicas de minería de datos y aprendizaje automático permite anticipar el riesgo de incumplimiento, reducir las pérdidas por incobrabilidad y fortalecer la gestión comercial.

2.5.4 Pagos en línea

Los pagos en línea corresponden a transacciones realizadas mediante canales digitales, tales como portales web, aplicaciones, transferencias electrónicas o tarjetas. Desde la perspectiva de la inteligencia de negocios, estos pagos generan datos transaccionales con atributos como la fecha, el valor, el canal, el estado y el método de pago, cuya integración con la información de facturación permite analizar la conciliación entre lo emitido y lo recaudado. La creciente digitalización de la gestión pública favorece la adopción de estos canales y la consolidación de una cultura orientada al uso de datos verificables (Juárez Carrera, 2024). No obstante, el tratamiento de datos de pago exige atender criterios de seguridad y trazabilidad; cuando intervienen pagos con tarjeta, el estándar de seguridad de datos para la industria de tarjetas de pago (Payment Card Industry Data Security Standard, PCI DSS) establece requisitos técnicos y operativos orientados a proteger los datos de las cuentas de pago (PCI Security Standards Council , 2022). Por ello, las

soluciones analíticas que integran información de pagos digitales deben trabajar con identificadores, agregaciones o campos anonimizados cuando corresponda.

CAPITULO III

3. MARCO METODOLOGICO

El presente capítulo describe el conjunto de decisiones metodológicas que orientan el desarrollo del modelo de inteligencia de negocios para el análisis de la facturación, la morosidad y los pagos en línea del servicio de recolección de residuos sólidos en la EMMAIPC-EP. Se detalla el enfoque, el tipo y el diseño de la investigación, la población y la muestra, la delimitación temporal de la serie de datos, la operacionalización de las variables, las técnicas e instrumentos de recolección, los criterios de validez y confiabilidad, el procedimiento articulado con las fases de la metodología Ralph Kimball seleccionada en el Capítulo II, el tratamiento de la información, las consideraciones éticas y las limitaciones metodológicas del estudio.

3.1. Enfoque de la investigación

La investigación adopta un enfoque mixto, en tanto integra procedimientos cualitativos y cuantitativos de manera complementaria dentro de un mismo proceso investigativo. El componente cualitativo se orienta a comprender la situación actual de los procesos de facturación, recaudación, gestión de cartera y pagos en línea de la EMMAIPC-EP, así como a identificar las necesidades de información de los responsables de la toma de decisiones, mediante cuestionarios de diagnóstico y análisis documental. El componente cuantitativo se dirige al tratamiento de los registros históricos contenidos en las fuentes transaccionales de la institución, los cuales permiten caracterizar el comportamiento de la emisión, la recaudación, la morosidad y la adopción de canales digitales de pago, así como calcular los indicadores que alimentarán los tableros de control.

La articulación de ambos componentes resulta pertinente porque el diseño de una solución de inteligencia de negocios requiere, por una parte, interpretar las necesidades y el contexto organizacional que justifican los requerimientos analíticos y, por otra, procesar de manera

estructurada volúmenes de datos operativos que constituyen la materia prima del modelo dimensional.

3.2. Tipo y nivel de investigación

Por su finalidad, la investigación es de tipo aplicada, dado que utiliza conocimientos teóricos y metodológicos existentes sobre inteligencia de negocios, almacenamiento de datos y analítica para resolver un problema concreto de gestión de la información en una institución determinada. Por su alcance, corresponde al nivel descriptivo, puesto que caracteriza los procesos, las fuentes de datos y el comportamiento de las variables de facturación, morosidad y pagos en línea, sin manipular deliberadamente las condiciones del objeto de estudio ni establecer relaciones causales.

Adicionalmente, la investigación incorpora un componente propositivo o de desarrollo tecnológico, en la medida en que su resultado es un artefacto: el modelo de inteligencia de negocios conformado por el modelo dimensional, los procesos de extracción, transformación y carga, los indicadores de gestión y los tableros de control. Conforme a las delimitaciones establecidas en el Capítulo I, el alcance del estudio concluye en el diseño y la validación de la propuesta, sin contemplar su puesta en producción institucional.

3.3. Diseño de la investigación

El diseño es no experimental, de corte transversal en cuanto a la recolección de información primaria y con análisis de series históricas en cuanto a los datos secundarios. Es no experimental porque no se manipulan las variables, sino que se observan los procesos y los registros tal como se presentan en su contexto real. Es transversal porque la aplicación de los cuestionarios y la revisión documental se realizan en un único momento del período de investigación.

El diseño se concreta a través de un estudio de caso único, delimitado a la EMMAIPC-EP del cantón Cañar, estrategia apropiada cuando se busca comprender en profundidad un fenómeno contemporáneo dentro de su contexto organizacional. El desarrollo del artefacto se estructura conforme a las seis fases de la metodología Ralph Kimball, seleccionada en el Capítulo II por su orientación incremental, su modelamiento dimensional y su correspondencia con los productos esperados.

3.4. Población y muestra

El estudio considera dos poblaciones diferenciadas, coherentes con la naturaleza mixta de la investigación: una población de informantes clave y una población documental conformada por los registros de las fuentes transaccionales de la institución.

3.4.1 Población de informantes

La población de informantes está constituida por el personal directivo, administrativo y técnico de la EMMAIPC-EP que participa en los procesos de facturación, recaudación, gestión de cartera, atención al usuario y administración de los sistemas informáticos del servicio de recolección de residuos sólidos. Dado que se trata de una población finita y reducida, y que el interés investigativo se centra en quienes poseen conocimiento directo sobre los procesos y sobre las necesidades de información, se aplica un muestreo no probabilístico de tipo intencional o por conveniencia.

El criterio de inclusión adoptado es desempeñar funciones vinculadas de manera directa con los procesos de facturación, recaudación, cartera o soporte tecnológico, y disponer de conocimiento acreditado sobre dichos procesos o sobre los sistemas que los soportan. Se excluye al personal cuyas funciones no guardan relación con los procesos analizados. La participación de

cada informante es voluntaria y se formaliza mediante consentimiento informado. En la Tabla 4 se detalla la composición de la muestra.

Tabla 4

Composición de la muestra de informantes clave

Unidad o cargo	Aporte esperado a la investigación	Instrumentos aplicados
Tecnologías de la Información y Comunicación	Arquitectura de los sistemas, estructura de la base de datos, integraciones con los canales de recaudación, calidad y acceso a los datos.	Cuestionario de diagnóstico (Anexo A) y cuestionario técnico complementario (Anexo I)
Dirección o Jefatura Financiera	Proceso de facturación, estructura tarifaria, política de cartera e indicadores financieros.	Cuestionario de diagnóstico (Anexo A) y ficha documental (Anexo B)
Tesorería y Recaudación	Canales de cobro, conciliación de pagos y comportamiento de la recaudación.	Cuestionario de diagnóstico (Anexo A)
Cartera y Cobranzas	Gestión de la morosidad, convenios de pago, antigüedad de la cartera y estrategias de cobro.	Cuestionario de diagnóstico (Anexo A)
Gerencia General o Dirección Administrativa	Objetivos institucionales, necesidades de información estratégica y decisiones de nivel gerencial.	Cuestionario de diagnóstico (Anexo A) y cuestionario de validación (Anexo G)
Catastro de usuarios o atención al cliente	Registro y actualización de usuarios, categorías tarifarias y sectorización territorial.	Cuestionario de diagnóstico (Anexo A)

Nota. Elaboración propia. La composición definitiva se ajusta a la estructura orgánica vigente de la EMMAIPC-EP; cuando una misma persona concentra varias funciones, la muestra se reduce sin afectar la cobertura de los procesos analizados.

3.4.2 Población documental y de datos

La población documental está conformada por la totalidad de los registros históricos almacenados en las fuentes transaccionales y en los documentos institucionales relacionados con el servicio de recolección de residuos sólidos. Comprende el catastro de usuarios, los contratos del servicio, los registros de emisión mensual, las facturas o títulos de crédito, los registros de recaudación por los distintos canales habilitados, los saldos y movimientos de cartera, y las transacciones efectuadas mediante medios de pago con integración tecnológica.

Conforme a la información proporcionada por la institución, el sistema que soporta estos procesos es el ERP institucional, cuyo repositorio de datos opera sobre el gestor de bases de datos PostgreSQL. La emisión de la tasa tiene periodicidad mensual y la recaudación se efectúa de

manera independiente de otros servicios públicos, a través de instituciones financieras recaudadoras y de canales con integración tecnológica.

Para el diseño del modelo dimensional y la construcción de los indicadores se trabaja con la totalidad de los registros disponibles dentro del horizonte definido en el apartado 3.4.3. No se aplica muestreo estadístico sobre esta población, dado que los procesos de extracción, transformación y carga operan sobre el universo de registros; sí se emplean subconjuntos de prueba durante las etapas de depuración y verificación de la calidad de los datos.

3.4.3. Delimitación temporal de la serie de datos

El diagnóstico aplicado permitió identificar que el mecanismo de recaudación del servicio experimentó una modificación estructural durante el período de estudio. Hasta el 31 de octubre de 2025 la recaudación se realizaba a través de un convenio con la empresa distribuidora de energía eléctrica; a partir de esa fecha, y como consecuencia de la terminación de dicho convenio, el cobro pasó a efectuarse de manera independiente mediante instituciones financieras recaudadoras y canales con integración tecnológica. Adicionalmente, una ordenanza interpretativa estableció el mecanismo aplicable al parámetro de consumo eléctrico dentro de la fórmula tarifaria, una vez que dejó de disponerse de la información que anteriormente suministraba la empresa eléctrica.

Esta circunstancia implica que la serie histórica presenta un punto de corte que afecta simultáneamente al canal de cobro, al mecanismo de conciliación y a la determinación del valor facturado. En consecuencia, para efectos analíticos la serie se trata en dos etapas diferenciadas, conforme se detalla en la Tabla 5, y toda comparación que atraviese dicho punto de corte se interpreta considerando esta discontinuidad.

Tabla 5

Etapas de la serie de datos según el mecanismo de recaudación

Etapa	Mecanismo de recaudación	Determinación de la tarifa	Tratamiento analítico
Etapa I: hasta el 31 de octubre de 2025	Recaudación mediante convenio con la empresa distribuidora de energía eléctrica.	Fórmula original de la ordenanza, con el parámetro de consumo eléctrico suministrado por la distribuidora.	Se incorpora en función de la disponibilidad efectiva de los registros migrados al sistema institucional.
Etapa II: desde el 1 de noviembre de 2025	Recaudación independiente mediante instituciones financieras recaudadoras y canales con integración tecnológica.	Fórmula ajustada conforme a la ordenanza interpretativa.	Constituye el período de referencia para el análisis de la participación por canal y de la adopción de medios digitales.

Nota. Elaboración propia a partir de la información proporcionada por la institución. La disponibilidad efectiva de los registros correspondientes a la Etapa I se verifica durante la fase de análisis de requisitos, conforme al apartado 3.12.

3.5. Operacionalización de las variables

La investigación considera una variable independiente, correspondiente al modelo de inteligencia de negocios propuesto, y una variable dependiente, referida a la gestión de la información para la toma de decisiones sobre facturación, morosidad y pagos en línea. En la Tabla 6 se presenta su operacionalización en dimensiones, indicadores e instrumentos.

Tabla 6

Operacionalización de las variables

Variable	Dimensión	Indicadores	Técnica o instrumento
Independiente: Modelo de inteligencia de negocios	Integración de datos	Número de fuentes integradas; porcentaje de registros cargados sin error; tiempo de ejecución del proceso ETL.	Análisis documental y ficha técnica de fuentes (Anexo C)
	Modelado dimensional	Número de tablas de hechos y dimensiones definidas; granularidad establecida; jerarquías construidas.	Matriz de requerimientos (Anexo D)
	Calidad de los datos	Completitud, exactitud, consistencia, unicidad y oportunidad de los registros.	Lista de verificación de calidad (Anexo F)
	Visualización analítica	Número de tableros construidos; número de indicadores implementados; niveles de analítica cubiertos.	Ficha de definición de indicadores (Anexo E)
Dependiente: Gestión de la información para	Facturación	Valor emitido por período; número de usuarios facturados; distribución por categoría de generador y por sector territorial.	Análisis de registros transaccionales

la toma de decisiones			
	Morosidad	Índice de morosidad; cartera vencida por antigüedad; porcentaje de usuarios morosos; morosidad por sector.	Análisis de registros transaccionales
	Pagos en línea	Participación de los canales con integración tecnológica; valor recaudado por canal; tiempo promedio entre emisión y pago.	Análisis de registros transaccionales
	Soporte a la decisión	Utilidad percibida, pertinencia, claridad y oportunidad de la información entregada por los tableros.	Cuestionario de validación (Anexo G)

Nota. Elaboración propia. Las dimensiones de calidad de los datos corresponden a las presentadas en la Tabla 1 del Capítulo II. El indicador de morosidad se calcula considerando el plazo de pago de treinta días contados desde la emisión, establecido en la ordenanza vigente.

3.6. Técnicas e instrumentos de recolección de información

La recolección de información combina técnicas cualitativas y técnicas de análisis de datos secundarios. Cada instrumento se vincula con un objetivo específico de la investigación y con una fase determinada de la metodología Kimball, según se detalla en la Tabla 7. Los instrumentos se presentan íntegramente en los anexos del presente documento.

Tabla 7

Técnicas, instrumentos y fuentes de información

Técnica	Instrumento	Fuente	Propósito
Revisión bibliográfica	Fichas bibliográficas y matriz de literatura	Artículos científicos, repositorios institucionales y libros especializados	Fundamentar teóricamente la investigación y sustentar la selección de la metodología y las herramientas (objetivos específicos 1 y 2).
Cuestionario de diagnóstico	Cuestionario autoadministrado (Anexo A)	Informantes clave de la EMMAIPC-EP	Caracterizar los procesos, identificar necesidades de información y levantar los requerimientos analíticos.
Cuestionario técnico	Cuestionario complementario (Anexo I)	Unidad de Tecnologías de la Información	Profundizar en la estructura de la base de datos, la continuidad histórica de la serie y la granularidad territorial.
Análisis documental	Ficha de análisis documental (Anexo B)	Ordenanzas, manuales de procesos, reportes financieros e informes de gestión	Comprender el marco normativo y operativo de la facturación y la recaudación del servicio.
Observación estructurada y análisis técnico	Ficha técnica de caracterización de fuentes (Anexo C)	Fuentes transaccionales del sistema institucional	Describir la estructura, el volumen y la calidad de las fuentes que

			alimentarán el repositorio analítico.
Levantamiento de requerimientos	Matriz de requerimientos de información (Anexo D)	Informantes clave y documentación institucional	Traducir las necesidades del negocio en requerimientos analíticos verificables.
Definición de indicadores	Ficha de definición de indicadores (Anexo E)	Informantes clave y literatura especializada	Formular los indicadores de gestión conforme a criterios de precisión y pertinencia.
Verificación de calidad de datos	Lista de verificación de calidad (Anexo F)	Registros extraídos de las fuentes transaccionales	Evaluar la completitud, exactitud, consistencia, unicidad y oportunidad de los datos.
Encuesta de validación	Cuestionario de validación del modelo (Anexo G)	Informantes clave de la EMMAIPC-EP	Valorar la pertinencia y utilidad de los tableros e indicadores propuestos.

Nota. Elaboración propia.

3.7. Validez y confiabilidad de los instrumentos

La validez de contenido de los instrumentos se establece mediante el juicio de expertos, procedimiento que consiste en someter los instrumentos a la valoración de profesionales con experiencia acreditada en el área. Para el efecto se cuenta con tres evaluadores: un docente con formación en inteligencia de negocios o bases de datos, un docente con formación en metodología de la investigación y un profesional del área financiera o de recaudación con experiencia en empresas públicas de servicios.

Cada experto valora los reactivos en función de los criterios de suficiencia, claridad, coherencia y relevancia, empleando una escala de uno a cuatro puntos. Los resultados se procesan mediante el coeficiente V de Aiken, aceptándose como válidos los reactivos que alcancen un valor igual o superior a 0,80; aquellos que no superen dicho umbral son reformulados o eliminados. Las observaciones cualitativas emitidas por los expertos se incorporan a la versión definitiva de los instrumentos.

La confiabilidad del cuestionario de validación del modelo, por tratarse de un instrumento con escala tipo Likert, se estima mediante el coeficiente alfa de Cronbach, considerándose aceptable un valor igual o superior a 0,70. En el caso de los cuestionarios de diagnóstico, la confiabilidad se resguarda mediante la estandarización del formulario, el registro escrito de las

respuestas con firma del responsable y la triangulación de la información obtenida con las fuentes documentales y con los registros de las fuentes transaccionales.

3.8. Procedimiento de la investigación

El procedimiento se organiza en cuatro etapas generales que integran las actividades propias de la investigación con las seis fases de la metodología Ralph Kimball. La primera etapa corresponde a la fundamentación teórica; la segunda, al diagnóstico de la situación actual y al levantamiento de requerimientos; la tercera, al diseño y construcción del modelo; y la cuarta, a la validación de la propuesta y la formulación de conclusiones. En la Tabla 8 se presenta la correspondencia entre las fases metodológicas, las actividades, los instrumentos y los productos esperados.

Tabla 8

Articulación de las fases de la metodología Ralph Kimball con el procedimiento de la investigación

Fase de Kimball	Actividades	Instrumentos	Producto esperado
Fase 1. Planificación	Definición del alcance, los recursos, los procesos de negocio a modelar y el cronograma; gestión de la autorización institucional.	Solicitud de información (Anexo H)	Documento de alcance del proyecto y autorización de acceso a la información.
Fase 2. Análisis de requisitos	Aplicación de los cuestionarios, revisión documental e identificación de las necesidades de información y de los indicadores requeridos.	Anexos A, B, D, E e I	Matriz de requerimientos analíticos y catálogo de indicadores de gestión.
Fase 3. Modelado dimensional	Determinación de la granularidad, identificación de las tablas de hechos y de las dimensiones, definición de jerarquías y elaboración del esquema en estrella.	Anexos C, D e I	Modelo dimensional de facturación, morosidad y pagos en línea.
Fase 4. Diseño físico	Definición de la estructura física del repositorio analítico, tipos de datos, llaves primarias y foráneas, e índices.	Anexo C	Esquema físico del repositorio analítico y diccionario de datos.
Fase 5. Diseño del sistema ETL	Extracción de los datos desde las fuentes, depuración,	Anexo F	Procesos ETL documentados y matriz de mapeo de datos.

	transformación, seudonimización, mapeo origen-destino y carga en el repositorio.		
Fase 6. Especificación y desarrollo de aplicaciones de BI	Construcción de las medidas y jerarquías, elaboración de los tableros de control y verificación de resultados con los usuarios.	Anexo G	Tableros de control en Power BI y documento de validación de la propuesta.

Nota. Elaboración propia a partir de las fases descritas por Yanayaco Chaca (2023) y del cuadro comparativo presentado en la Tabla 3 del Capítulo II.

3.9. Tratamiento y análisis de la información

La información cualitativa proveniente de los cuestionarios y del análisis documental es transcrita y sometida a un análisis de contenido, mediante la codificación y agrupación de las respuestas en categorías previamente definidas: procesos de facturación, gestión de morosidad, canales de recaudación, disponibilidad de información y necesidades analíticas. Los hallazgos se presentan de manera sintética y se contrastan con la evidencia documental y con los registros de las fuentes transaccionales, procedimiento de triangulación que fortalece la consistencia de las conclusiones.

La información cuantitativa proveniente de los registros transaccionales es tratada mediante estadística descriptiva, empleando frecuencias, medidas de tendencia central, porcentajes, variaciones y series temporales. El procesamiento inicial de depuración se realiza en hojas de cálculo y en la herramienta de transformación de datos, mientras que el cálculo de las medidas y la visualización de los resultados se efectúa en Power BI, herramienta seleccionada en el Capítulo II. Los análisis que abarcan períodos anteriores y posteriores al punto de corte identificado en el apartado 3.4.3 se presentan diferenciando ambas etapas, a fin de evitar comparaciones que atribuyan al comportamiento de los usuarios variaciones originadas en el cambio del mecanismo de recaudación.

Los resultados del cuestionario de validación se procesan mediante frecuencias y promedios por dimensión, lo que permite valorar la pertinencia, la claridad y la utilidad percibida del modelo propuesto.

3.10. Consideraciones éticas y de protección de datos

La ejecución de la investigación se sujeta a los principios éticos aplicables a la investigación académica y a la normativa vigente en materia de protección de datos personales, en particular a la Ley Orgánica de Protección de Datos Personales del Ecuador. En consecuencia, se adoptan las siguientes previsiones:

- El acceso a la información institucional se realiza previa autorización formal de la máxima autoridad de la EMMAIPC-EP, mediante el oficio de solicitud que consta en el Anexo H.
- Los datos que permiten identificar directamente a los usuarios del servicio, tales como número de cédula, nombres, direcciones domiciliarias, números telefónicos y correos electrónicos, son excluidos o sustituidos por identificadores sustitutos durante la fase de extracción, de modo que el análisis se realiza sobre datos disociados. El identificador sustituto se mantiene consistente entre los distintos conjuntos de datos, a fin de preservar las relaciones necesarias para el modelo sin recurrir a los datos personales suprimidos.
- El análisis territorial se efectúa a nivel agregado de cantón, parroquia, sector o ruta de recolección, evitando la individualización de usuarios en los tableros de control.
- La participación de los informantes es voluntaria y se formaliza mediante consentimiento informado, garantizándose la confidencialidad de sus respuestas y su uso exclusivo con fines académicos.

- La información proporcionada por la institución no es divulgada ni utilizada para fines distintos a los declarados, y los respaldos de datos son eliminados una vez concluido el trabajo de titulación.
- Las fuentes bibliográficas empleadas se citan y referencian conforme a las normas APA, respetando los derechos de propiedad intelectual de terceros.

3.11. Recursos

Para el desarrollo de la investigación se requieren recursos humanos, tecnológicos y materiales. Entre los recursos humanos se cuentan el autor del trabajo de titulación, el director designado, los informantes de la institución y los expertos que participan en la validación de los instrumentos. Los recursos tecnológicos comprenden un equipo de cómputo con capacidad suficiente para el procesamiento de datos, la herramienta Power BI Desktop en su versión gratuita, un motor de base de datos para el repositorio analítico, una herramienta de extracción, transformación y carga, y hojas de cálculo para la depuración preliminar. Los recursos materiales corresponden a suministros de oficina y a los costos de movilización asociados a las visitas institucionales.

3.12. Limitaciones metodológicas

Además de las limitaciones generales declaradas en el Capítulo I, el diseño metodológico presenta las siguientes restricciones específicas, cuya explicitación contribuye a delimitar el alcance de los resultados:

- Dependencia del acceso institucional. El desarrollo del modelo está condicionado a la entrega efectiva de los conjuntos de datos por parte de la institución. El nivel de detalle alcanzable en el modelo dimensional depende de la estructura y la calidad de las fuentes disponibles, aspectos que se verifican durante la fase de análisis de requisitos.

- Profundidad de la serie histórica. La modificación del mecanismo de recaudación descrita en el apartado 3.4.3 introduce una discontinuidad en la serie. En caso de que los registros correspondientes a la etapa anterior no se encuentren disponibles con el nivel de detalle requerido, los análisis de variación interanual se limitan al período efectivamente disponible, circunstancia que se declara expresamente en la presentación de resultados.
- Granularidad del análisis territorial. El nivel de desagregación geográfica alcanzable depende de los campos territoriales efectivamente registrados en el catastro de usuarios y de su grado de completitud, verificados mediante el instrumento del Anexo I.
- Alcance de los procesos modelados. El modelo se circunscribe a los procesos de facturación, morosidad y pagos en línea. El proceso de conciliación entre los canales de recaudación y el sistema institucional, identificado durante el diagnóstico como una necesidad de información relevante, no forma parte del alcance del presente trabajo y se plantea como línea de desarrollo posterior.
- Carácter propositivo del estudio. Conforme a las delimitaciones del Capítulo I, la investigación concluye en el diseño y la validación de la propuesta, por lo que no se evalúan efectos derivados de una implementación en producción.

CAPÍTULO IV

PROPUESTA

El presente capítulo desarrolla la propuesta mediante la ejecución de la metodología Ralph Kimball, seleccionada y justificada en el Capítulo III. Cada apartado corresponde a una de las seis fases de dicha metodología, en las que se integran además los componentes del ciclo de vida de Kimball correspondientes a la administración del proyecto, el diseño de la arquitectura técnica, la selección de productos y la especificación de las aplicaciones, y presenta tanto el procedimiento aplicado como los resultados obtenidos a partir de los datos reales proporcionados por la EMMAIPC-EP. La información fue entregada por la Unidad de Tecnologías de la Información mediante exportación del sistema institucional Flectra, y comprende el catastro de usuarios, el registro de usuarios, las emisiones mensuales y los pagos correspondientes al período noviembre de 2025 a julio de 2026. El modelo fue implementado en Power BI Desktop, herramienta seleccionada en el Capítulo II. El apartado 4.7 aborda la implementación, el mantenimiento y el crecimiento de la solución, que completan el ciclo de vida de la metodología.

4.1. Fase 1: Planificación del proyecto

La planificación estableció el alcance, los procesos de negocio a modelar, los recursos y el horizonte temporal del proyecto. El sistema fuente es el ERP institucional Flectra, cuyo repositorio opera sobre el gestor de base de datos PostgreSQL. La emisión de la tasa por el servicio de recolección de residuos sólidos tiene periodicidad mensual, y la recaudación se efectúa de manera independiente a través de instituciones financieras recaudadoras y de canales con integración tecnológica. La herramienta de visualización es Power BI Desktop, conforme a la comparación realizada en el Capítulo II.

Se delimitaron tres procesos de negocio, presentados en la Tabla 9 junto con las preguntas de negocio que el modelo debe responder.

Tabla 9

Procesos de negocio incorporados al modelo

Proceso	Descripción	Preguntas de negocio que responde
Facturación	Emisión mensual de la tasa por el servicio de recolección de residuos sólidos.	¿Cuánto se emite por período, categoría y sector territorial?
Recaudación	Registro de los pagos efectuados por los usuarios a través de los canales habilitados.	¿Cuánto se recauda por período y por canal? ¿Qué participación tienen los canales digitales?
Gestión de cartera	Control de los saldos pendientes y de la antigüedad de la deuda.	¿Cuál es el índice de morosidad? ¿Qué sectores concentran la cartera vencida?

Nota. Elaboración propia.

4.1.1. Administración del proyecto

La administración del proyecto se ejerció de forma transversal a todas las fases. La investigación fue ejecutada por el autor bajo la dirección de la tutora académica, con la participación de la Unidad de Tecnologías de la Información de la EMMAIPC-EP como responsable de la entrega de los datos exportados del sistema Flectra. El avance se controló mediante la verificación de los productos esperados de cada fase, definidos en la Tabla 8 del Capítulo III, de modo que una fase se consideró concluida cuando su producto quedó disponible y revisado. Los riesgos principales identificados fueron la disponibilidad limitada de los datos históricos, derivada del cambio del mecanismo de recaudación, y la protección de la información personal de los usuarios, que se atendió mediante la seudonimización de los identificadores antes de su procesamiento.

4.2. Fase 2: Análisis de requerimientos

A partir de los instrumentos aplicados en el marco metodológico se consolidaron doce requerimientos de información, que orientaron la definición de las dimensiones de análisis y de los indicadores del modelo. Dichos requerimientos se sintetizan en la Tabla 10.

Tabla 10

Requerimientos de información del modelo

Código	Requerimiento	Dimensiones de análisis
RF-01	Valor emitido por período	Tiempo, categoría
RF-02	Valor recaudado por período	Tiempo, canal
RF-03	Efectividad de la recaudación	Tiempo, territorio, categoría
RF-04	Morosidad por sector territorial	Territorio, tiempo
RF-05	Cartera clasificada por antigüedad	Tiempo, territorio
RF-06	Número y porcentaje de usuarios morosos	Territorio, categoría
RF-07	Adopción de los pagos en línea	Tiempo, canal
RF-08	Recaudación por canal	Canal, tiempo
RF-09	Tiempo promedio de pago	Tiempo, canal
RF-10	Emisión por categoría de usuario	Categoría, tiempo
RF-11	Evolución de la recaudación en el tiempo	Tiempo
RF-12	Ranking de sectores por recaudación	Territorio

Nota. Elaboración propia.

Del análisis se desprende que las dimensiones recurrentes son el tiempo, la categoría del usuario, el territorio y el canal de recaudación, las cuales constituyen la base del modelo dimensional desarrollado en la fase siguiente.

4.3. Fase 3: Modelado dimensional

El modelado dimensional organizó la información en un esquema en estrella conformado por tres tablas de hechos y cuatro tablas de dimensiones compartidas, configurando una constelación de hechos. Este enfoque permite analizar los tres procesos de negocio de manera coherente, al compartir las dimensiones de tiempo, usuario y territorio.

4.3.1. Definición de la granularidad

Se definió la granularidad en el nivel más atómico disponible: en la facturación, una fila por documento de emisión mensual; en la recaudación, una fila por emisión efectivamente pagada, con identificación del canal; y en la cartera, una fila por obligación con saldo pendiente a la fecha de corte del 31 de julio de 2026.

4.3.2. Tablas de dimensiones

Se construyeron cuatro dimensiones. Tres provienen de las fuentes entregadas y la dimensión de tiempo se generó dentro de Power BI mediante una tabla calculada. Sus atributos y volúmenes se presentan en la Tabla 11.

Tabla 11

Dimensiones construidas

Dimensión	Atributos	Jerarquía	Registros
Dim_Tiempo	Fecha, año, trimestre, mes, número de mes, período.	Año > Trimestre > Mes	426
Dim_Usuario	Identificador sustituto, categoría tarifaria, indicadores de subsidio social, estado del catastro.	Categoría > Usuario	28.904
Dim_Territorio	Cantón, parroquia.	Cantón > Parroquia	24
Dim_Canal	Nombre del canal, tipo de canal (presencial o en línea).	Tipo > Canal	5

Nota. Elaboración propia. Dim_Tiempo cubre el rango del 1 de noviembre de 2025 al 31 de diciembre de 2026.

4.3.3. Tablas de hechos

Las tres tablas de hechos y sus métricas se describen en la Tabla 12.

Tabla 12

Tablas de hechos construidas

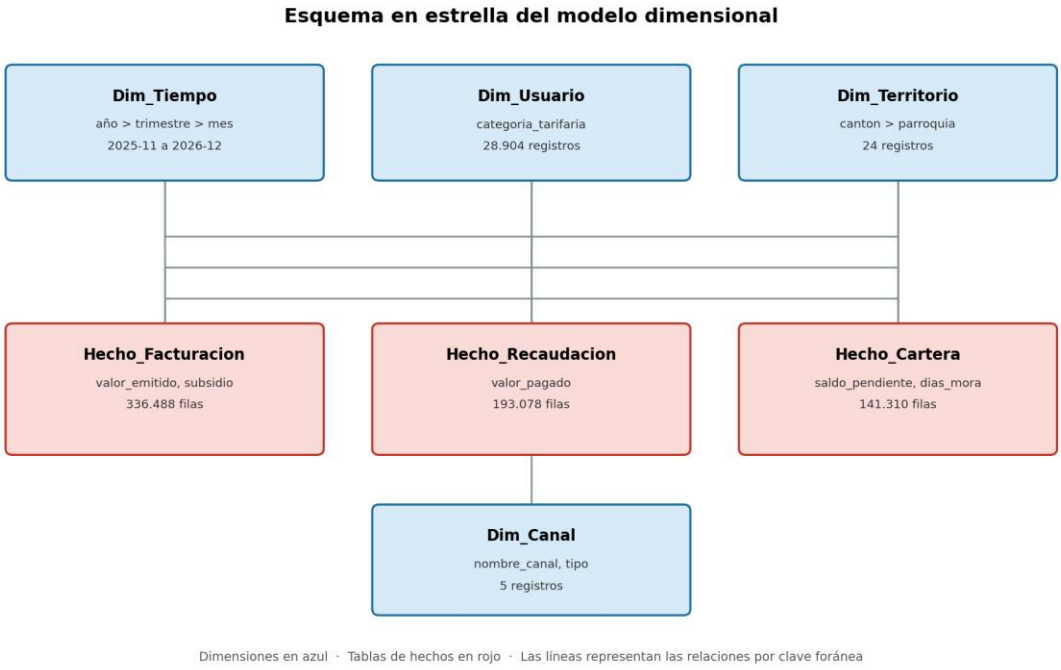
Tabla de hechos	Métricas	Granularidad	Registros
Hecho_Facturacion	Valor emitido, subsidio aplicado, estado de pago.	Un documento emitido	336.488
Hecho_Recaudacion	Valor pagado, canal de recaudación.	Una emisión pagada	193.078

Tabla de hechos	Métricas	Granularidad	Registros
Hecho_Cartera	Saldo pendiente, días de mora, rango de antigüedad.	Una obligación con saldo	141.310

Nota. Elaboración propia. La tabla de recaudación excluye 2.100 registros del canal de recaudación en matriz institucional, correspondientes a pagos consolidados no comparables con las transacciones individuales.

Figura 17

Esquema en estrella del modelo dimensional



4.4. Fase 4: Diseño físico

4.4.1. Diseño de la arquitectura técnica

La arquitectura técnica definió los componentes que intervienen en el flujo de los datos, desde su origen hasta su presentación, organizados en cuatro capas. La capa de origen está constituida por el ERP institucional Flectra, que opera sobre el gestor de base de datos PostgreSQL y registra el catastro, los usuarios, las emisiones y los pagos. La capa de integración corresponde al proceso ETL, en el que los datos exportados del sistema en archivos delimitados por comas se seudonimizan, se depuran y se transforman en las tablas del modelo dimensional. La capa de

almacenamiento está formada por el modelo tabular de Power BI Desktop, que conserva en memoria, en modo de importación, las tablas de hechos y de dimensiones con sus relaciones. Finalmente, la capa de presentación comprende las medidas de cálculo y los tableros de control mediante los cuales los usuarios consultan los indicadores. Esta arquitectura se diseñó sin conexión directa a la base de datos de producción, de modo que la solución analítica no afecta el rendimiento del sistema transaccional ni requiere permisos de acceso sobre él, y sus datos se actualizan mediante la incorporación periódica de nuevas exportaciones. El flujo de los datos a través de estas capas se representa en la Figura 18 del apartado 4.5.

4.4.2. Selección e instalación de productos

La selección del producto se sustentó en la comparación de herramientas de visualización realizada en el Capítulo II, presentada en la Tabla 2, a partir de la cual se eligió Power BI por su conectividad con fuentes diversas, sus capacidades de visualización y su curva de aprendizaje más accesible. Se empleó Power BI Desktop, en su versión de agosto de 2026, de distribución gratuita e instalada sobre el sistema operativo Windows 10. Dentro de la herramienta se utilizaron tres componentes: el Editor de Power Query, para la carga y la asignación de tipos a los datos mediante el lenguaje M; el motor del modelo tabular, para el almacenamiento de las tablas y de sus relaciones; y el lenguaje DAX, para la definición de las medidas de cálculo y de la tabla calculada de tiempo. La elección de la versión de escritorio responde al alcance de la investigación, centrado en el diseño y la validación del modelo; la publicación de los tableros en el servicio en línea de Power BI, que requiere licenciamiento adicional, se plantea como parte del crecimiento de la solución.

4.4.3. Estructura física del repositorio analítico

El diseño físico definió la estructura de las tablas del repositorio analítico, con sus tipos de datos, llaves primarias y foráneas. A continuación se presenta, como ejemplo, la sentencia de creación de la tabla de hechos de facturación.

```
CREATE TABLE Hecho_Facturacion (
    id_emision        INTEGER PRIMARY KEY,
    id_usuario        VARCHAR(11) REFERENCES Dim_Usuario(id_usuario),
    id_territorio     INTEGER REFERENCES Dim_Territorio(id_territorio),
    periodo           CHAR(7),
    fecha_emision     DATE,
    fecha_vencimiento DATE,
    valor_emitido     NUMERIC(12,2),
    subsidio          NUMERIC(12,2),
    estado_pago       VARCHAR(10)
);
```

El identificador de usuario se definió como cadena de caracteres por corresponder a un identificador sustituto generado en el proceso de seudonimización. En Power BI, el diseño físico se materializó mediante las nueve relaciones detalladas en la Tabla 13, todas con cardinalidad de uno a varios y dirección de filtro única desde la dimensión hacia la tabla de hechos.

Tabla 13

Relaciones del modelo implementadas en Power BI

Dimensión	Tabla de hechos	Campos relacionados
Dim_Tiempo	Hecho_Facturacion	Date → fecha_emision
Dim_Tiempo	Hecho_Recaudacion	Date → Fecha Emision Ref
Dim_Usuario	Hecho_Facturacion	id_usuario
Dim_Usuario	Hecho_Recaudacion	id_usuario
Dim_Usuario	Hecho_Cartera	id_usuario
Dim_Territorio	Hecho_Facturacion	id_territorio
Dim_Territorio	Hecho_Recaudacion	id_territorio
Dim_Territorio	Hecho_Cartera	id_territorio
Dim_Canal	Hecho_Recaudacion	id_canal

Nota. Elaboración propia. La recaudación se vincula al calendario por el período de emisión del documento pagado, mediante una columna calculada, a fin de comparar lo recaudado contra lo emitido en el mismo período.

4.5. Fase 5: Ejecución del proceso de extracción, transformación y carga

El proceso ETL se ejecutó en dos etapas complementarias: un preprocesamiento de los archivos exportados, en el que se aplicaron las transformaciones de seudonimización, depuración y conformación del modelo dimensional; y la carga en Power BI mediante el Editor de Power Query, en el que se definieron los tipos de datos y la codificación regional de cada tabla. La Figura 18 resume el flujo completo.

4.5.1. Extracción

Se extrajeron cuatro conjuntos de datos exportados del sistema Flectra, con un total de 600.179 registros, según se detalla en la Tabla 14.

Tabla 14

Fuentes extraídas

Fuente	Registros	Campos	Contenido
Emisiones mensuales	336.728	51	Emisión, valores, subsidios y estado de pago
Pagos y recaudación	195.504	20	Transacciones con identificación del canal
Catastro de residuos	38.840	37	Categoría tarifaria y ubicación territorial
Registro de usuarios	29.107	41	Atributos del contribuyente

Nota. Elaboración propia. Período disponible: noviembre de 2025 a julio de 2026.

4.5.2. Transformación

Se aplicaron siete operaciones de transformación, cuyos resultados se presentan en la Tabla 15.

Tabla 15

Transformaciones aplicadas y resultados

Cód.	Transformación	Resultado obtenido
T1	Seudonimización	Sustitución del identificador del contribuyente por un identificador sustituto generado mediante función hash, consistente entre las cuatro fuentes. Se descartaron los campos de dirección, ciudad, género, estado civil y actividad económica.
T2	Conversión de tipos	Conversión de fechas a tipo fecha y de valores monetarios a tipo numérico decimal, aplicando la codificación regional en-US para el separador decimal.
T3	Depuración	Exclusión de 240 emisiones con estado anulado, quedando 336.488 registros válidos.
T4	Normalización de canales	Identificación y clasificación de cinco canales de recaudación según su modalidad, presencial o con integración tecnológica.
T5	Cálculo de días de mora	Determinación de los días transcurridos desde el vencimiento hasta la fecha de corte del 31 de julio de 2026.
T6	Conformación de dimensiones	Generación de claves sustitutas, de duplicación del catastro, construcción de la jerarquía territorial y generación de la dimensión de tiempo.
T7	Validación de integridad	Verificación de correspondencia entre las tablas de hechos y las dimensiones, sin registros huérfanos.

Nota. Elaboración propia.

En el Editor de Power Query, cada tabla se cargó mediante una consulta en lenguaje M que promueve los encabezados y asigna los tipos de datos. A modo de ejemplo, la consulta correspondiente a la tabla de hechos de recaudación es la siguiente:

```
let
    Origen = Csv.Document(File.Contents("hecho_recaudacion.csv"),
             [Delimiter=",", Columns=8, Encoding=65001]),
    #"Encabezados promovidos" = Table.PromoteHeaders(Origen),
    #"Tipo cambiado" = Table.TransformColumnTypes(
        #"Encabezados promovidos",
        {{"id_pago", Int64.Type}, {"id_usuario", type text},
         {"id_canal", Int64.Type}, {"periodo_emision", type text},
         {"fecha_pago", type date}, {"valor_pagado", type number},
         {"nombre_canal", type text}, {"id_territorio", Int64.Type}},
        "en-US")
in
    #"Tipo cambiado"
```

La verificación de integridad referencial arrojó un resultado satisfactorio: la totalidad de los registros de emisión encontró correspondencia tanto en el registro de usuarios como en el catastro, sin registros huérfanos. Asimismo, la reconciliación de los volúmenes confirmó que las

195.178 emisiones pagadas y las 141.310 obligaciones con saldo pendiente suman exactamente las 336.488 emisiones válidas, lo que valida la consistencia del proceso.

4.5.3. Carga

La carga se efectuó respetando la integridad referencial, incorporando primero las tablas de dimensiones y posteriormente las tablas de hechos. El mapeo entre las fuentes de origen y las tablas de destino se presenta en la Tabla 16.

Tabla 16

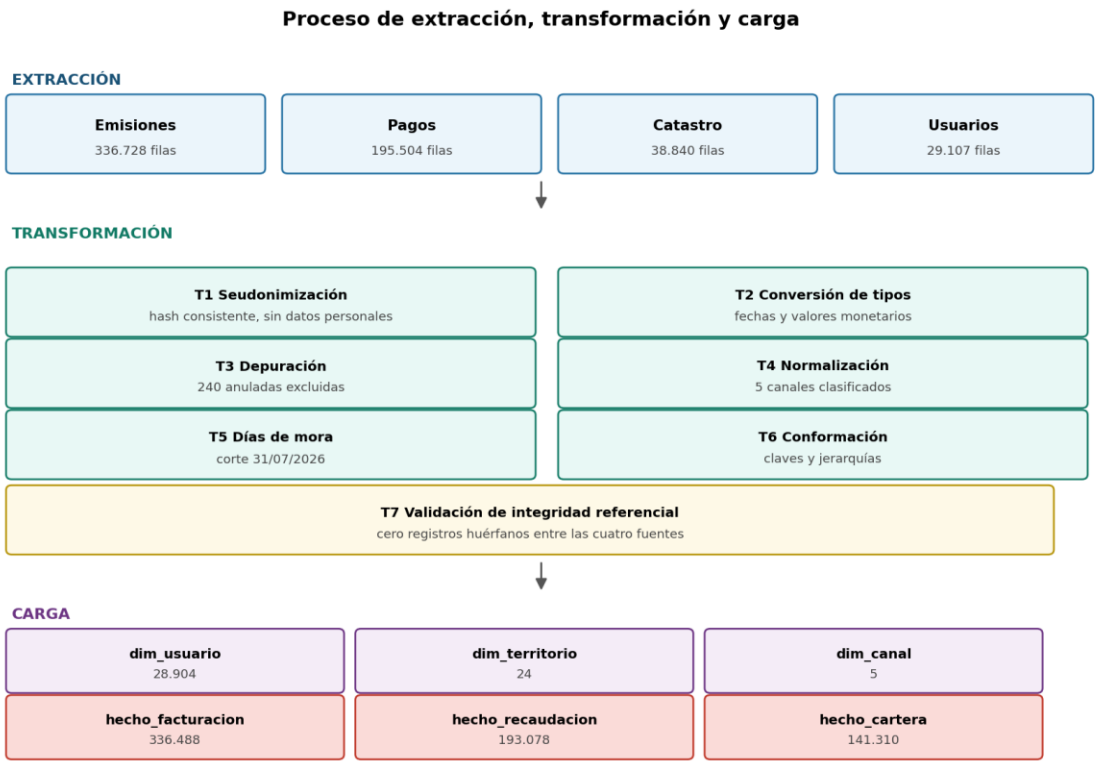
Mapeo de fuentes de origen a tablas de destino

Fuente de origen	Tabla de destino	Tipo
Catastro de residuos	Dim_Usuario, Dim_Territorio	Dimensión
Pagos y recaudación	Dim_Canal	Dimensión
Tabla calculada en Power BI	Dim_Tiempo	Dimensión
Emisiones mensuales	Hecho_Facturacion	Hechos
Emisiones con estado pagado	Hecho_Recaudacion	Hechos
Emisiones con saldo pendiente	Hecho_Cartera	Hechos

Nota. Elaboración propia. La recaudación se construyó a partir del estado de pago de las propias emisiones, y no de la suma de los importes del archivo de pagos, por cuanto estos últimos incorporan valores acumulados por contribuyente que no resultan comparables con el valor de cada emisión.

Figura 18

Proceso de extracción, transformación y carga ejecutado



4.6. Fase 6: Especificación y desarrollo de las aplicaciones de inteligencia de negocios

En esta fase se definieron las medidas de cálculo de los indicadores en lenguaje DAX y se construyeron los tableros de control en Power BI. Los resultados corresponden al período comprendido entre noviembre de 2025 y julio de 2026.

4.6.1. Especificación de las aplicaciones

Antes de su construcción, las aplicaciones de inteligencia de negocios se especificaron a partir de los requerimientos de información de la Tabla 10. La especificación definió cuatro tableros de control, organizados según los procesos de negocio y el nivel de decisión al que se dirigen: un tablero de resumen gerencial, orientado al nivel estratégico, que consolida los indicadores principales de facturación, recaudación y morosidad; y tres tableros temáticos, de

facturación, de recaudación y pagos en línea, y de morosidad y cartera, orientados al seguimiento táctico y operativo. Para cada tablero se establecieron los indicadores que debía presentar y el tipo de visualización adecuado para cada uno: tarjetas para los valores globales, gráficos de columnas y de líneas para la evolución por período, y gráficos de barras para las comparaciones por canal, categoría y territorio. Se definieron también los filtros comunes de período y de parroquia, que permiten explorar los datos de manera coordinada entre los tableros, y criterios de presentación uniformes, como el uso de colores asociados al significado de cada indicador.

4.6.2. Medidas de cálculo

Los indicadores se implementaron como medidas DAX sobre el modelo cargado. La Tabla 17 presenta las principales, con su expresión de cálculo.

Tabla 17

Medidas DAX implementadas

Medida	Expresión DAX
Valor Emitido	SUM(hecho_facturacion[valor_emitido])
Valor Recaudado	SUM(hecho_recaudacion[valor_pagado])
Efectividad Recaudacion %	DIVIDE([Valor Recaudado], [Valor Emitido]) * 100
Cartera Vencida	CALCULATE(SUM(hecho_cartera[saldo_pendiente]), hecho_cartera[esta_vencida] = TRUE())
Indice Morosidad %	DIVIDE([Cartera Vencida], [Valor Emitido]) * 100
Usuarios Morosos	CALCULATE(DISTINCTCOUNT(hecho_cartera[id_usuario]), hecho_cartera[esta_vencida] = TRUE())
% Usuarios Morosos	DIVIDE([Usuarios Morosos], [Usuarios Facturados]) * 100
Recaudado En Linea	CALCULATE([Valor Recaudado], dim_canal[tipo_canal] = "En línea")
Participacion En Linea %	DIVIDE([Recaudado En Linea], [Valor Recaudado]) * 100

Nota. Elaboración propia. Las medidas de porcentaje devuelven un valor vacío cuando no existen datos en el contexto de filtro, lo que evita la aparición de períodos sin información en los tableros.

4.6.3. Resultados de la facturación

Durante el período analizado se emitieron 336.488 documentos por un valor total de 1.452.969,28 dólares, con un promedio mensual cercano a los 161.000 dólares y una notable estabilidad entre períodos. La Tabla 18 presenta la emisión mensual.

Tabla 18

Emisión mensual de la tasa

Período	Documentos emitidos	Valor emitido (USD)
2025-11	37.425	159.605,90
2025-12	37.425	159.580,21
2026-01	37.421	161.800,32
2026-02	37.397	161.592,75
2026-03	37.384	160.950,96
2026-04	37.383	161.386,25
2026-05	37.359	162.042,80
2026-06	37.345	162.630,07
2026-07	37.349	163.380,02
Total	336.488	1.452.969,28

Nota. Elaboración propia a partir del modelo cargado.

El análisis por categoría, presentado en la Tabla 19, evidencia que el segmento residencial concentra el 75,2 % del valor emitido, seguido por las categorías agrupadas como otros, comercial e industrial.

Tabla 19

Emisión por categoría de usuario

Categoría	Documentos	Valor emitido (USD)	Participación
Residencial	313.675	1.093.099,70	75,2 %
Otros	4.985	170.283,67	11,7 %
Comercial	15.684	153.501,59	10,6 %
Industrial	2.144	36.084,32	2,5 %

Nota. Elaboración propia.

4.6.4. Resultados de la recaudación

La recaudación efectiva alcanzó los 724.745,24 dólares, equivalentes a una efectividad global del 49,9 % respecto del valor emitido. La Tabla 20 presenta la efectividad por período de emisión.

Tabla 20

Efectividad de la recaudación por período de emisión

Período	Valor emitido (USD)	Valor recaudado (USD)	Efectividad
2025-11	159.605,90	98.588,79	61,8 %
2025-12	159.580,21	98.197,74	61,5 %
2026-01	161.800,32	96.509,72	59,6 %
2026-02	161.592,75	90.764,48	56,2 %
2026-03	160.950,96	83.405,91	51,8 %
2026-04	161.386,25	82.870,82	51,3 %
2026-05	162.042,80	77.168,85	47,6 %
2026-06	162.630,07	63.646,51	39,1 %
2026-07	163.380,02	33.592,42	20,6 %

Nota. Elaboración propia. La efectividad decreciente en los períodos más recientes se explica por el menor tiempo transcurrido desde la emisión, al no haberse cumplido aún el plazo de pago de treinta días establecido en la ordenanza.

La distribución por canal de recaudación, presentada en la Tabla 21, muestra que la Cooperativa Jardín Azuayo concentra la mayor participación, seguida por CB Cooperativa, la Cooperativa Yuyay y la Red de Pagos Facilito.

Tabla 21

Recaudación por canal

Canal	Transacciones	Valor recaudado (USD)	Participación
Jardín Azuayo	69.133	253.487,26	35,0 %
CB Cooperativa	49.004	194.262,47	26,8 %
Yuyay Cooperativa	42.927	153.424,05	21,2 %
Pago Red Facilito	31.953	123.342,68	17,0 %

Nota. Elaboración propia. Se excluyó del análisis por canal el registro correspondiente a recaudación en matriz institucional, por corresponder a pagos consolidados con importes no comparables con los de las transacciones individuales.

Respecto de la adopción de los medios digitales, la participación del canal con integración tecnológica se incrementó de manera sostenida, pasando del 12,9 % de la recaudación en noviembre de 2025 al 20,3 % en junio de 2026, lo que evidencia una tendencia favorable a la digitalización del cobro.

4.6.5. Resultados de la morosidad

El índice de morosidad global se situó en el 33,6 %, con una cartera vencida de 488.535,97 dólares sobre el valor total emitido. El número de usuarios con obligaciones vencidas ascendió a 15.893, equivalente al 56,4 % de los usuarios facturados. La Tabla 22 presenta la distribución de la cartera según su antigüedad.

Tabla 22

Cartera pendiente por antigüedad

Rango de antigüedad	Obligaciones	Valor (USD)
Por vencer	28.335	116.545,23
De 1 a 30 días	20.019	85.809,22
De 31 a 60 días	16.527	71.311,41
De 61 a 90 días	15.078	64.872,10
De 91 a 180 días	61.351	266.543,24
Total	141.310	605.081,20

Nota. Elaboración propia. El tramo de 91 a 180 días concentra el 44,0 % del valor pendiente, lo que evidencia una acumulación de cartera de antigüedad considerable.

El análisis territorial, requerimiento central de la investigación, permitió identificar la concentración geográfica de la cartera vencida. La Tabla 23 presenta las diez parroquias con mayor cartera vencida.

Tabla 23

Morosidad por parroquia (diez primeras)

Parroquia	Usuarios morosos	Cartera vencida (USD)
Cañar	3.221	143.624,91
Biblián	2.860	88.739,44
El Tambo	1.810	51.285,23
Ingapirca	1.174	26.653,75
Honorato Vásquez	877	23.217,07
Ducur	732	18.311,47
Suscal	691	17.776,74
Jerusalén	406	14.761,82
Zhud	327	14.380,74
General Morales	492	13.979,45

Nota. Elaboración propia. Las parroquias de Cañar y Biblián concentran el 47,5 % de la cartera vencida total.

Adicionalmente, el análisis de la tasa de incumplimiento por período reveló una progresión ascendente, desde el 28,9 % en noviembre de 2025 hasta el 75,9 % en julio de 2026. Si bien una parte de este incremento se explica por el menor tiempo transcurrido desde la emisión en los períodos recientes, la magnitud observada en los períodos ya vencidos constituye un hallazgo relevante para la gestión institucional.

4.6.6. Tableros de control

Los indicadores se organizaron en cuatro tableros de control desarrollados en Power BI, descritos en la Tabla 24 y presentados en las Figuras 19 a 22.

Tabla 24

Tableros de control desarrollados

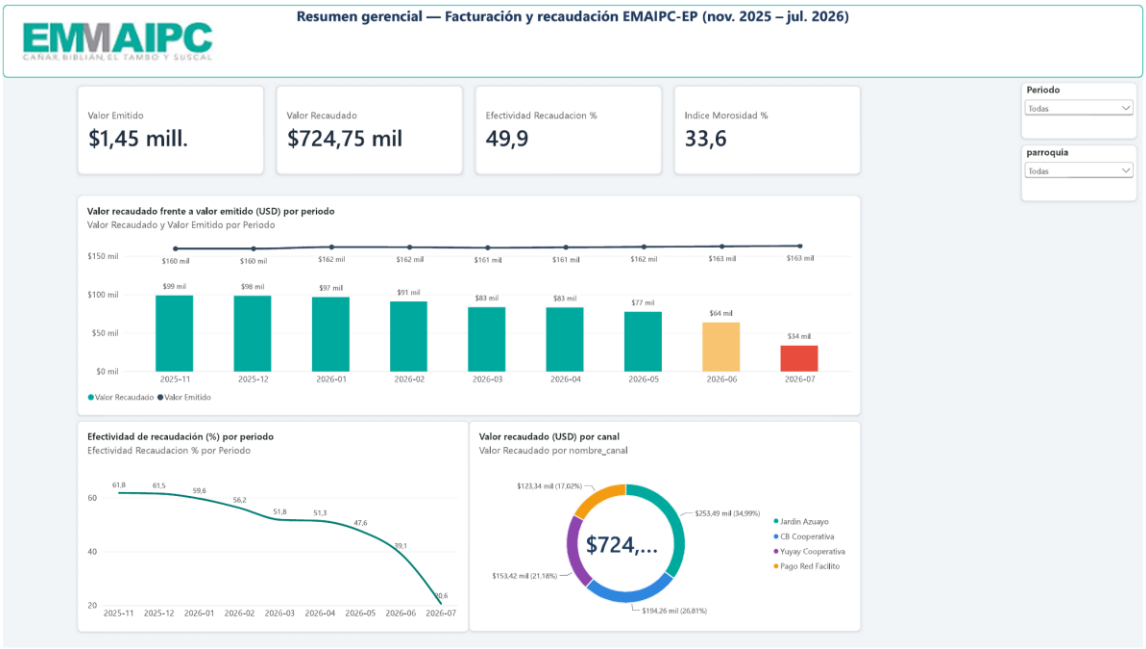
Tablero	Propósito	Contenido principal
Resumen gerencial	Ofrecer una visión global del desempeño del cobro.	Tarjetas de valor emitido, recaudado, efectividad e índice de morosidad; serie mensual comparada.
Facturación	Analizar la emisión de la tasa.	Emisión por período, por categoría de usuario y por parroquia.

Tablero	Propósito	Contenido principal
Recaudación y pagos en línea	Analizar la recaudación y la adopción de canales.	Recaudación por canal, participación del canal digital y su evolución.
Morosidad y cartera	Analizar la cartera vencida y su distribución territorial.	Índice de morosidad, cartera por antigüedad y ranking de parroquias.

Nota. Elaboración propia.

Figura 19

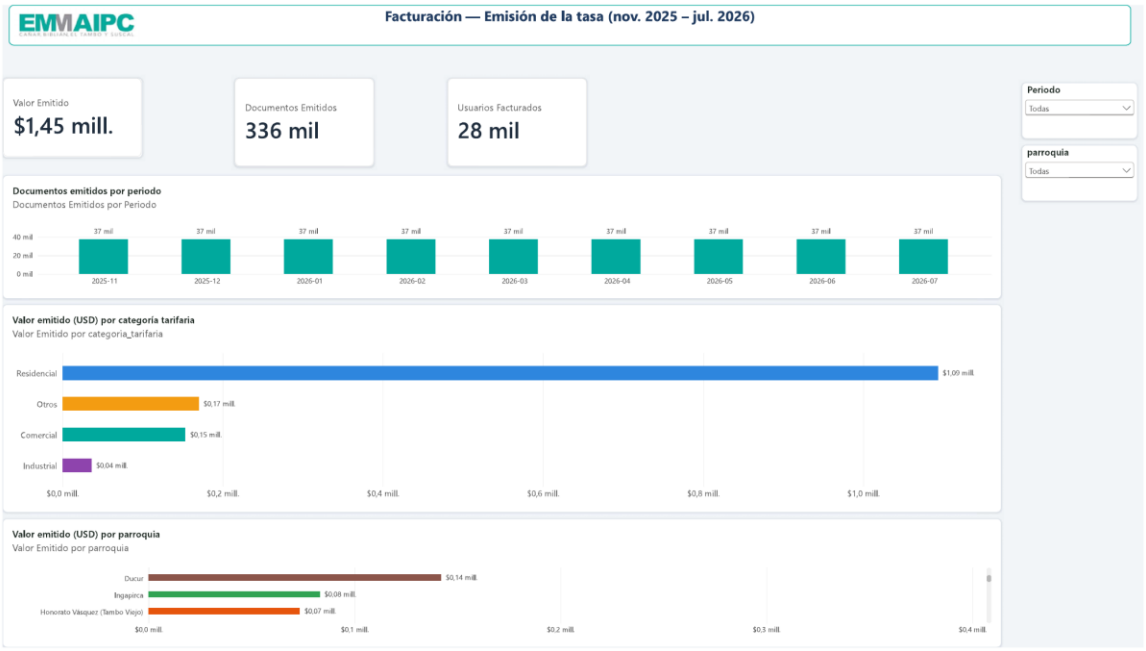
Tablero de resumen gerencial



Nota. Captura del tablero desarrollado en Power BI Desktop con los datos de la EMMAIPC-EP (noviembre de 2025 a julio de 2026). Elaboración propia.

Figura 20

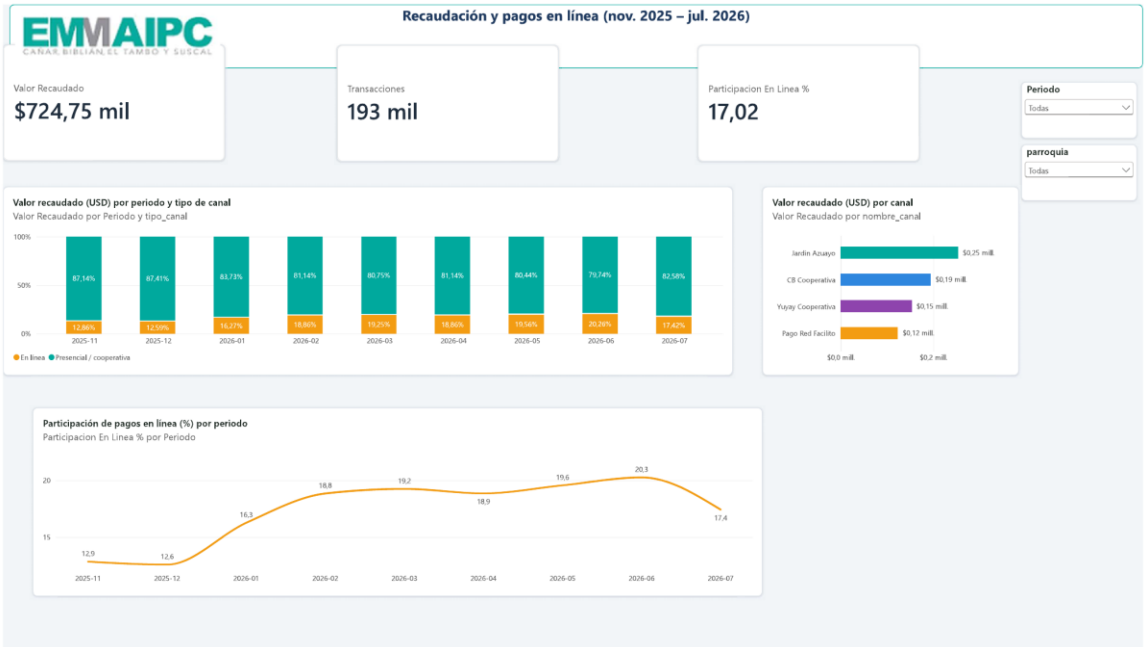
Tablero de facturación



Nota. Captura del tablero desarrollado en Power BI Desktop con los datos de la EMMAIPC-EP (noviembre de 2025 a julio de 2026). Elaboración propia.

Figura 21

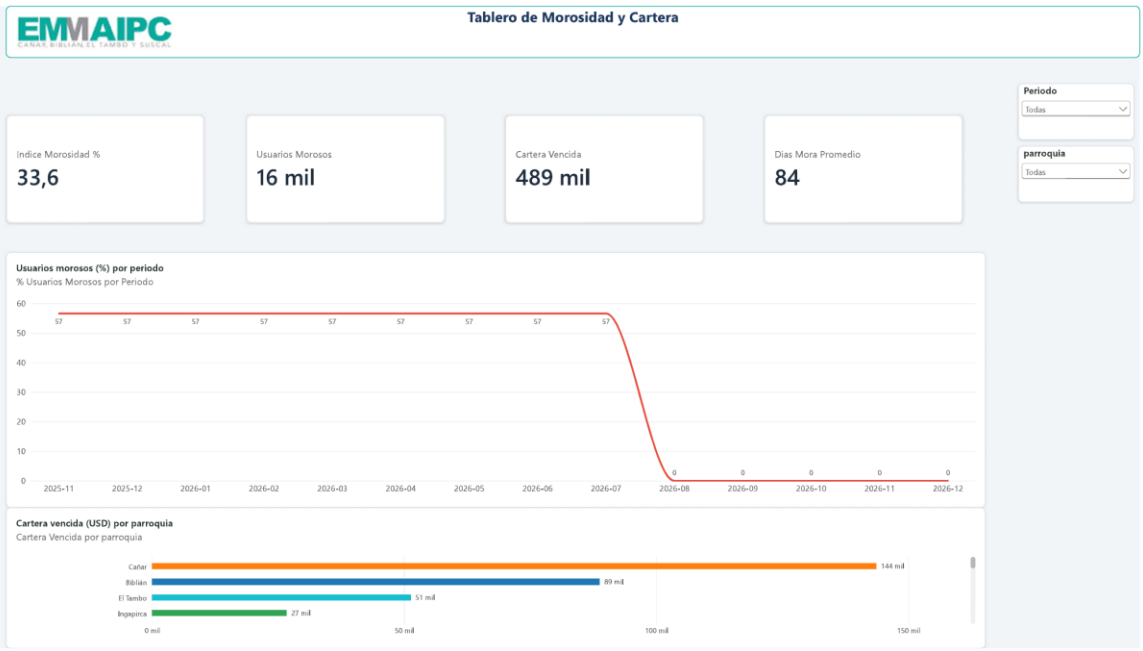
Tablero de recaudación y pagos en línea



Nota. Captura del tablero desarrollado en Power BI Desktop con los datos de la EMMAIPC-EP (noviembre de 2025 a julio de 2026). Elaboración propia.

Figura 22

Tablero de morosidad y cartera



Nota. Captura del tablero desarrollado en Power BI Desktop con los datos de la EMMAIPC-EP (noviembre de 2025 a julio de 2026). Elaboración propia.

4.7. Implementación, mantenimiento y crecimiento

Una vez desarrolladas las aplicaciones, el ciclo de vida de Kimball contempla la implementación de la solución, su mantenimiento y su crecimiento mediante nuevas iteraciones (Kimball et al., 2008). En este apartado se describen el producto entregado y los procedimientos previstos para cada una de estas etapas.

4.7.1. Implementación

La implementación comprendió la integración de los componentes de las rutas tecnológica, de datos y de aplicaciones en una solución operativa. El producto entregado consiste en el archivo del modelo de Power BI Desktop, que contiene las consultas de carga, el modelo dimensional con sus relaciones, las medidas de cálculo y los cuatro tableros de control, junto con los archivos de

datos preparados que lo alimentan. Previo a su entrega, la solución se sometió a las verificaciones técnicas descritas en el apartado 4.8, relativas a la integridad referencial, la reconciliación de volúmenes y la consistencia de los valores monetarios con la fuente original. La puesta en producción en la infraestructura de la EMMAIPC-EP, con la incorporación de las exportaciones periódicas del sistema institucional y el uso de los tableros por parte del personal de la institución, queda condicionada a la conclusión del proceso de migración interna del sistema, conforme se señala en las recomendaciones.

4.7.2. Mantenimiento

El mantenimiento de la solución se basa en un procedimiento de actualización periódica alineado con la emisión mensual de la tasa. En cada período se exportan del sistema Flectra los archivos de catastro, usuarios, emisiones y pagos; se aplica sobre ellos el mismo preprocesamiento de seudonimización y depuración descrito en el apartado 4.5; se reemplazan los archivos de datos del modelo; y se ejecuta la actualización en Power BI, que recarga las tablas y recalcula las medidas de los tableros. Tras cada actualización se repiten las verificaciones de integridad referencial y de reconciliación de los totales con la fuente, con el fin de detectar de manera oportuna errores o inconsistencias en los datos incorporados.

4.7.3. Crecimiento

El crecimiento corresponde a las nuevas iteraciones del ciclo de vida que amplían el alcance del modelo, cada una de las cuales se inicia nuevamente con la planificación. Entre las ampliaciones identificadas se encuentran la incorporación del proceso de conciliación entre los canales de recaudación y el sistema institucional; la publicación de los tableros en el servicio en línea de Power BI, para su acceso compartido y su actualización programada; la mejora de la información territorial del catastro, que permitiría el análisis por sectores; y la incorporación de

modelos predictivos del riesgo de morosidad, que representan el siguiente nivel de analítica descrito en el Capítulo II.

4.8. Validación de la propuesta

La validación del modelo se realizó mediante el cuestionario dirigido a los informantes clave de la institución, estructurado en una escala tipo Likert de cinco niveles, que valora la pertinencia, la claridad y la utilidad de los indicadores y tableros desarrollados. Los resultados se procesan mediante frecuencias y promedios por dimensión, y su confiabilidad se estima mediante el coeficiente alfa de Cronbach, conforme a lo establecido en el Capítulo III.

De manera complementaria, la validación técnica del modelo se verificó mediante tres criterios objetivos: la integridad referencial, que no presentó registros huérfanos; la reconciliación de volúmenes entre las tablas de hechos, que resultó exacta; y la consistencia de los valores monetarios, cuya suma por período coincide con los totales de la fuente original.

4.9. Consideraciones sobre el alcance de los resultados

Los resultados presentados deben interpretarse considerando las siguientes precisiones, derivadas de las características de la información disponible:

- La serie de datos comprende nueve períodos, desde noviembre de 2025 hasta julio de 2026. Los registros anteriores a la modificación del mecanismo de recaudación descrita en el Capítulo III no fueron migrados al sistema institucional, por lo que el indicador de variación interanual no resulta calculable y el análisis de evolución se efectúa sobre la variación mensual dentro del período disponible.
- La efectividad de la recaudación se calcula comparando lo recaudado frente a lo emitido del mismo período de emisión. En consecuencia, los períodos más recientes presentan

valores menores por no haberse cumplido aún el plazo de pago, sin que ello implique un deterioro real del comportamiento de los contribuyentes.

- El análisis territorial se realiza a nivel de parroquia, dado que las coordenadas geográficas se encuentran registradas en una proporción marginal del catastro, mientras que la información de parroquia presenta cobertura completa.
- La totalidad del procesamiento se efectuó sobre datos seudonimizados, sin incorporar información que permita identificar directamente a los usuarios del servicio, conforme a las consideraciones éticas establecidas en el Capítulo III.

CONCLUSIONES

El presente trabajo desarrolló un modelo de inteligencia de negocios para el análisis de la facturación, la morosidad y los pagos en línea del servicio de recolección de residuos sólidos de la EMMAIPC-EP. A partir del cumplimiento de los objetivos específicos planteados, se establecen las siguientes conclusiones:

En relación con el primer objetivo, se fundamentó teórica y conceptualmente la investigación mediante la recopilación y el análisis de literatura científica sobre inteligencia de negocios, almacenamiento de datos, procesos de extracción, transformación y carga, analítica de datos, indicadores de gestión y análisis territorial. Esta revisión permitió establecer las bases metodológicas y técnicas del proyecto, y evidenció que la adopción de soluciones de inteligencia de negocios en instituciones públicas de servicios constituye un mecanismo eficaz para transformar los datos operativos en información estratégica que apoya la toma de decisiones.

Respecto del segundo objetivo, se seleccionaron las metodologías de investigación y de desarrollo más adecuadas para la implementación del modelo. Mediante el análisis comparativo de enfoques, técnicas y buenas prácticas en proyectos de Business Intelligence, se optó por la

metodología Ralph Kimball para el desarrollo del modelo dimensional, por su orientación incremental y su correspondencia con los productos esperados, y por Power BI como herramienta de visualización, por su costo, sus capacidades analíticas y su facilidad de uso. Esta selección definió una estructura metodológica eficiente y coherente con las condiciones y los recursos de la institución.

En cuanto al tercer objetivo, se generó el modelo de inteligencia de negocios conforme a las fases de la metodología seleccionada, comprendiendo el diseño del modelo dimensional, la definición del proceso de extracción, transformación y carga, la construcción de los indicadores de gestión y la especificación de los tableros analíticos para el análisis territorial de la facturación, la morosidad y los pagos en línea. El modelo propuesto permite responder a las necesidades de información identificadas en el diagnóstico y constituye una herramienta orientada a mejorar la toma de decisiones estratégicas de la EMMAIPC-EP. No obstante, su ejecución sobre los datos reales quedó condicionada a la conclusión de un proceso de migración interna del sistema institucional, por lo que la propuesta se presenta a nivel de diseño y validación, y su carga en producción se plantea como la etapa inmediata de continuidad del trabajo.

RECOMENDACIONES

A la Universidad Católica de Cuenca

Se recomienda a la Universidad Católica de Cuenca fortalecer, dentro de la formación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de Información, el desarrollo de proyectos de inteligencia de negocios y analítica de datos vinculados con instituciones públicas y del sector cooperativo del entorno local, de modo que los estudiantes apliquen los conocimientos en contextos reales. Asimismo, se sugiere promover convenios de cooperación interinstitucional que faciliten a los

estudiantes el acceso oportuno a la información necesaria para el desarrollo de sus trabajos de titulación, reduciendo las limitaciones derivadas de la disponibilidad de datos.

A la EMMAIPC-EP

Se recomienda a la EMMAIPC-EP implementar el modelo de inteligencia de negocios propuesto una vez concluido el proceso de migración interna de su sistema, ejecutando la carga de los datos reales y la puesta en operación de los tableros de control, a fin de disponer de información oportuna para la gestión de la facturación, la morosidad y los pagos en línea. Igualmente, se sugiere establecer políticas de calidad y actualización de los datos del catastro de usuarios, en particular de la información territorial, para potenciar el análisis por sectores, así como evaluar la incorporación futura del proceso de conciliación entre los canales de recaudación y el sistema institucional como una ampliación del modelo.

REFERENCIAS

0kaily, X., AIOkaily, M., & Ai Ping, M. (2023). An empirical study on data warehouse systems effectiveness: The case of Jordanian banks in the business intelligence era. *EuroMed Journal of Business, 8*(4), 489–510.

Bach, B., Freeman, E., Abdul-Rahman, A., Turkay, C., Khan, S., & Fan, Y. (2023). Dashboard design patterns. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 29*(1), 342–352. https://doi.org/10.1109/TVCG.2022.3209448

Báez Espinosa, C. V. (2023, 14 de noviembre). *bibdigital.epn.edu.ec*. https://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/25062

Business Intelligence. (2023). *www.mistralbs.com*. https://www.mistralbs.com/blog/definicion-arquitectura-data-warehouse/

Carballo-Mendívil, B., Arvizu Bayliss, I. M., & Arellano González, A. (2024). Metodología para implementar inteligencia de negocios con Power BI. *Educación y Ciencia, 13*(62), 218–235. https://doi.org/10.32776/EyC.v13i62.804

Carrillo Trujillo, M. V., & Aguilar Encarnación, P. S. (2025). Análisis predictivo y gestión optimizada de la cartera de clientes morosos en CNEL EP, Unidad de Negocio Bolivar. *Revista Tecnológica ESPOL-RTE, 37*(1), 285–308. https://doi.org/10.37815/rte.v37n1.1312

Castro Jara, B. R. (2022, marzo). *dspace.ups.edu.ec*. https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/22684

Correal, M. C., Faleiro, C., Piamonte, C., Rihm, J. A., & Zambrano, M. (2023, marzo). *publications.iadb.org*. https://doi.org/10.18235/0004797

Dhaouadi, A., Bousselmi, K., Mohsen Gammoudi, M., Monnet, S., & Hammoudi, S. (2022). Data warehousing process modeling from classical approaches to new trends: Main features and comparisons. *Data, 7*, 38. https://doi.org/10.3390/data7080113

Duque, J., Godinho, A., & Vasconcelos, J. (2022). Knowledge data extraction for business intelligence: A design science research approach. *Procedia Computer Science, 204*, 131–139.

Girolimetto, D., Athanasopoulos, G., Di Fonzo, T., & Hyndman, R. (2024). Cross-temporal probabilistic forecast reconciliation: Methodological and practical issues. *International Journal of Forecasting, 40*, 1134–1151. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2023.10.003

Gonzales Aro, B. G. (2024). *repositorio.usil.edu.pe*. https://repositorio.usil.edu.pe/bitstreams/c323b9cf-176a-42db-a45e-8bb23c91bb6e/download

Guerrero García, M. J., & Roda-Sevilla, J. (2022). Análisis comparativo de metodologías y herramientas tecnológicas para procesos de business intelligence orientado a la toma de decisiones. *Revista de Tecnologías de la Informática y las Comunicaciones, 6*(1), 38–44. https://doi.org/10.33936/isrtic.v6i1.4522

Guzman Mamani, J. (2025). Business intelligence in the financial management of municipal governments: A bibliometric analysis. *Ecosistemas, 2*(1), 60–73. https://www.investigaciones.uabjb.edu.bo/revistas/index.php/ecosistemas/article/download/22/14/122

insisoc. (2025, 3 de diciembre). *www.insisoc.uva.es*. https://www.insisoc.uva.es/index.php/ins-power-bi/

International Organization for Standardization. (2008). *Software engineering — Software product Quality Requirements and Evaluation (SQuaRE) — Data quality model* (Norma ISO/IEC n.º 25012:2008). https://www.iso.org/standard/35736.html

Janssen, N., Ilayperuma, T., Jayasinghe, J., Bukhsh, F., & Daneva, M. (2024). The evolution of data storage architectures: Examining the secure value of the data lakehouse. *Journal of Data, Information and Management, 6*, 309–334. https://doi.org/10.1007/s42488-024-00132-1

Juárez Carrera, E. (2024, abril). *tesiunamdocumentos.dgb.unam.mx*. https://tesiunamdocumentos.dgb.unam.mx/ptd2024/abr_jun/0855720/0855720.pdf

Kimball, R., Ross, M., Thornthwaite, W., Mundy, J., & Becker, B. (2008). *The data warehouse lifecycle toolkit* (2.ª ed.). Wiley.

Lepenioti, K., Bousdekis, A., Apostolou, D., & Mentzas, G. (2020). Analítica prescriptiva: Revisión de la literatura y desafíos de la investigación. *Revista Internacional de Gestión de la Información, 60*, 57–70. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.04.003

Medina Benalcazar, A. D. (2024). *dspace.unach.edu.ec*. http://dspace.unach.edu.ec/handle/51000/12293

Microsoft Corporation. (s.f.). *Power BI: Pricing plan*. Recuperado el 28 de septiembre de 2026, de https://www.microsoft.com/en-us/power-platform/products/power-bi/pricing

Microsoft Corporation. (2026, 26 de enero). *www.microsoft.com*. https://www.microsoft.com/es-es/power-platform/products/power-bi

Montenegro-Velandia, W. &.-M. (2024). Factor analysis of decision-making style in the effectiveness of the organizational strategy. *Contaduría y Administración, 69*(1), 301–331. https://doi.org/10.22201/fca.24488410e.2024.4867

Moreta Iza, D. C. (2025, febrero). *bibdigital.epn.edu.ec*. https://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/26288

Murillo Valverde, R. I., Taiz Iturralde, E., Cruz Fajardo, L. G., Navia Cevallos, W. A., & Coronel Díaz, M. N. (2024). Los key performance indicators (KPI) y su importancia en las microempresas de Guayaquil. *Ciencias Administrativas y Finanzas, 8*(4), 4316–4332. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i4.12657

Nambiar, A., & Mundra, D. (2022). An overview of data warehouse and data lake in modern enterprise data management. *Big Data Cogn. Comput, 6*, 24. https://doi.org/10.3390/bdcc6040132

Nambiar, A., & Mundra, D. (2022). An overview of data warehouse and data lake in modern enterprise data management. *Big Data and Cognitive Computing, 6*(5), 132. https://doi.org/10.3390/bdcc6040132

Neira Picon, P., Arévalo Valero, M., & Cordero Guzmán, D. (2022). La inteligencia de negocios como apoyo a la toma de decisiones en el área de comercialización de la empresa Azuaynet. *Polo del Conocimiento, 7*(8), 2460–2483. https://doi.org/10.23857/pc.v7i8

Ñauta, F. O., & Silva, G. E. (2025). Data warehouse para la toma de decisiones oportunas: Caso de estudio Empresa de Agua Potable de Azogues (EMAPAL). *Los Andes ISILA, 6*(1), 711–730. https://doi.org/10.55813/gaea/ccri/v6/n1/914

Ordoñez Abril, D. Y., Amaya López, S. V., Lucio Valencia, L. P., & Rodríguez Gómez, D. (2023). Innovación en la inteligencia de negocios. Una revisión sistemática de literatura. *ECA Sinergia, 14*(2), 148–164. https://doi.org/10.33936/ecasinergia.v14i2.5556

Ordoñez Cuthber, D., & Sambola, D.-M. (2023). Herramienta basada en inteligencia de negocios y analíticas para la toma de decisiones académicas. Caso de Bluefields Indian &

Caribbean University. *Revista Científica Estelí, 12*(46), 247–261. https://doi.org/10.5377/farem.v12i46.16489

Ordoñez Cuthbert, D. K., & Sambola, D.-M. (2023). Herramienta basada en inteligencia de negocios y analíticas para la toma de decisiones académicas. Caso de Bluefields Indian & Caribbean University. *Revista Científica de FAREM-Estelí, 12*(46), 247–261. https://doi.org/10.5377/farem.v12i46.16489

Pamo Ferro, D. A. (2022). *repositorio.upt.edu.pe*. https://repositorio.upt.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12969/2707/Pamo-Ferro-Danny.pdf?sequence=1&isAllowed=y

PCI Security Standards Council. (2022). *ww.pcisecuritystandards.org*. https://www.pcisecuritystandards.org/document_library/

Perales-Domínguez, C., Sánchez-Calle, J., Lévano-Rodriguez, D., & Gallegos-Carrillo, K. (2024). Metodologías para la construcción de soluciones de inteligencia de negocio. *Revista Científica de Sistemas e Informática, 4*(1). https://doi.org/10.51252/rcsi.v4i1.612

Pérez, Y. M., & Pérez, D. (2025, 13 de junio). *riull.ull.es*. https://riull.ull.es/xmlui/bitstream/handle/915/42752/Impacto%20de%20la%20facturacion%20electronica%20en%20las%20pequenas%20y%20medianas%20empresas%20de%20Canarias.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Perifanis, N.-A., & Kitsios, F. (2023). Investigating the influence of artificial intelligence on business value in the digital era of strategy: A literature review. *Information, 14*(2), 84. https://doi.org/10.3390/info14020085

Qlik. (s.f.). *Qlik Cloud Analytics plans and pricing*. Recuperado el 28 de septiembre de 2026, de https://www.qlik.com/us/pricing

Qlik. (2026, mayo). *help.qlik.com*. https://help.qlik.com/en-US/sense/May2026/Subsystems/Hub/Content/Sense_Hub/Introduction/qlik-sense-product-family.htm

Ragazou, K., Passas, I., Garefalakis, A., & Zopounidis, C. (2023). Modelo de inteligencia empresarial que empodera a las pymes para tomar mejores decisiones y mejorar su ventaja competitiva. *Discover Analytics, 1*(2), 3. https://doi.org/10.1007/s44257-022-00002-3

Roa Murillo, Y. A., & Vivas Banguera, J. C. (2024, 3 de julio). *repository.universidadean.edu.co*. https://repository.universidadean.edu.co/entities/publication/4de03a3c-f466-443c-86d2-1cea367b21a4

Rosero Andrango, C. J. (2024). *dspace.udla.edu.ec*. https://dspace.udla.edu.ec/bitstream/33000/16631/1/UDLA-EC-TMDEGES-2024-19.pdf

Sánchez, A., Maldonado, S., & Vairet, C. (2022). Mejora de la gestión de cobros mediante información del centro de contacto: Un marco de análisis predictivo. *Sistemas de Apoyo a la Toma de Decisiones, 159*, 113812. https://doi.org/10.1016/j.dss.2022.113812

Serpa Arreaga, J. D. (2024). *dspace.ucacue.edu.ec*. https://dspace.ucacue.edu.ec/server/api/core/bitstreams/8fc451b2-9985-42c9-8945-60dbcfd66498/content

Setlur, V., Correll, M., Satyanarayan, A., & Tory, M. (2024). Heuristics for supporting cooperative dashboard design. *IEEE, 32*(1), 370–380. https://doi.org/10.1109/TVCG.2023.3327158

Somani, A. (2026). *motherduck.com*. https://motherduck.com/learn/what-is-OLAP/

Tableau Software, LLC. (s.f.). *Pricing for data people*. Recuperado el 28 de septiembre de 2026, de https://www.tableau.com/pricing

Tableau Software, LLC. (2025, 17 de octubre). *www.tableau.com*. https://www.tableau.com/es-es

Torres Contreras, A. (2024). *repositorio.usil.edu.pe*. https://repositorio.usil.edu.pe/entities/publication/d66832e6-31f7-4b4a-9a09-45dbfeeb7d9a

Upegui, J. L., Lara, H. G., & Castañeda, J. F. (2025, 23 de julio). *repository.universidadean.edu.co*. https://repository.universidadean.edu.co/entities/publication/91ee2e32-ded7-4622-9f11-6096dbd6e28e

Vaisman, A., & Zimányi, E. (2022). *Data warehouse concepts*. Springer. https://doi.org/10.3390/bdcc6040132

Vizuete, S. A. (2024). *bibdigital.epn.edu.ec*. https://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/26243

Wang, L., Pertheban, T., Li, T., & Zhao, L. (2024). Application of business intelligence based on big data in e-commerce data evaluation. *Heliyon, 10*(21), e38768. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e38768

Yanayaco Chaca, K. (2023). *45.177.23.200*. http://45.177.23.200/bitstream/undac/3987/1/T026_71078041_T.pdf

ANEXOS

Anexo A. Cuestionario de diagnóstico para informantes clave

El presente cuestionario forma parte de la investigación "Modelo de inteligencia de negocios para el análisis de la facturación, la morosidad y los pagos en línea de la EMMAIPC-EP". Su objetivo es caracterizar los procesos de facturación, recaudación y gestión de cartera, identificar las necesidades de información de cada unidad y levantar los requerimientos analíticos del modelo. El cuestionario es autoadministrado, las respuestas se emplean únicamente con fines académicos y la información se trata de forma confidencial.

Sección I. Datos del informante

Campo	Respuesta
Unidad o área	
Cargo	
Tiempo en el cargo (años)	
Fecha de aplicación	

Sección II. Caracterización de los procesos

N.º	Pregunta	Respuesta
1	Describa brevemente el proceso en el que participa (facturación, recaudación, cartera, catastro u otro) y su periodicidad.	
2	¿Qué sistemas o herramientas utiliza para registrar y consultar la información de ese proceso?	
3	¿Qué reportes o informes genera o recibe de forma periódica? Indique su frecuencia.	
4	¿Cuánto tiempo, en promedio, le toma obtener la información que necesita para preparar un reporte o tomar una decisión?	
5	¿Qué dificultades encuentra para acceder, consolidar o analizar la información (por ejemplo, información dispersa, datos incompletos, reportes manuales)?	

Sección III. Necesidades de información

N.º	Pregunta	Respuesta
6	¿Qué indicadores de facturación considera necesarios para su gestión (por ejemplo, valor emitido por período, por categoría de usuario o por parroquia)?	
7	¿Qué indicadores de recaudación considera necesarios (por ejemplo, valor recaudado por canal, efectividad de la recaudación, participación de los pagos en línea)?	
8	¿Qué indicadores de morosidad y cartera considera necesarios (por ejemplo, índice de morosidad, cartera por antigüedad, usuarios morosos por sector)?	
9	¿Con qué nivel de desagregación necesita analizar la información? Marque las que correspondan: período, cantón, parroquia, sector, categoría tarifaria, canal de recaudación, otro.	
10	¿Con qué frecuencia necesita que la información esté actualizada (diaria, semanal, mensual)?	
11	¿Qué decisiones de su unidad se beneficiarían de disponer de esta información de manera oportuna?	

Sección IV. Expectativas sobre la solución

N.º	Pregunta	Respuesta
12	¿Ha utilizado tableros de control o herramientas de inteligencia de negocios? Describa su experiencia.	
13	¿Qué características debería tener un tablero de control para que resulte útil en su trabajo?	
14	¿Qué información adicional, no disponible actualmente, le gustaría obtener del sistema institucional?	
15	Observaciones o comentarios adicionales.	

Anexo B. Ficha de análisis documental

La ficha de análisis documental registra los documentos institucionales revisados para comprender el marco normativo y operativo de la facturación y la recaudación de la tasa por el servicio de recolección de residuos sólidos. Se aplica a ordenanzas, manuales de procesos, reportes financieros e informes de gestión proporcionados por la Dirección Financiera y por las unidades relacionadas.

Campo	**Descripción**
Código de la ficha	FD-___
Título del documento	
Tipo de documento	Ordenanza / Manual de procesos / Reporte financiero / Informe de gestión / Otro
Unidad emisora o responsable	
Fecha de emisión y vigencia	
Proceso al que se refiere	Facturación / Recaudación / Cartera / Catastro
Aspectos relevantes para la investigación	Estructura tarifaria, categorías de usuario, periodicidad de emisión, plazos de pago, canales de recaudación autorizados, política de cartera, indicadores institucionales.
Datos o reglas de negocio extraídos	
Relación con los requerimientos analíticos (Anexo D)	
Observaciones	

Los documentos revisados durante la investigación incluyeron la ordenanza que regula la tasa por el servicio de recolección de residuos sólidos y su plazo de pago, los reportes de emisión y recaudación del sistema institucional y la documentación de los canales de recaudación habilitados. Cada documento se registró en una ficha individual conforme al formato anterior.

Anexo C. Ficha técnica de caracterización de fuentes

La ficha técnica describe la estructura, el volumen y la calidad de las fuentes transaccionales exportadas del sistema institucional Flectra, que operan sobre el gestor de base de datos PostgreSQL. Los cuatro conjuntos de datos se entregaron como archivos delimitados por comas, con corte al 31 de julio de 2026, y sirvieron de base para el proceso de extracción, transformación y carga descrito en el Capítulo IV.

Característica	**Emisiones mensuales**	**Pagos y recaudación**	**Catastro de residuos**	**Registro de usuarios**
Sistema de origen	Flectra (PostgreSQL)	Flectra (PostgreSQL)	Flectra (PostgreSQL)	Flectra (PostgreSQL)
Formato de entrega	Archivo CSV	Archivo CSV	Archivo CSV	Archivo CSV
Registros	336.728	195.504	38.840	29.107
Campos	51	20	37	41
Período cubierto	Nov. 2025 – jul. 2026	Nov. 2025 – jul. 2026	Vigente al corte	Vigente al corte
Granularidad	Un documento de emisión por usuario y período	Una transacción de pago	Un predio o punto de servicio	Un contribuyente
Campos clave	Identificador de emisión, identificador de usuario, período	Identificador de pago, usuario, canal, período de emisión	Identificador de usuario, categoría tarifaria, ubicación	Identificador de usuario
Contenido principal	Emisión, valores, subsidios y estado de pago	Transacciones con identificación del canal	Categoría tarifaria y ubicación territorial	Atributos del contribuyente
Datos personales	Sí; seudonimizados en la extracción	Sí; seudonimizados en la extracción	Sí; seudonimizados en la extracción	Sí; seudonimizados en la extracción
Observaciones de calidad	240 emisiones con estado anulado, excluidas del análisis	Incluye pagos consolidados de la matriz institucional, no comparables con transacciones individuales	Coordenadas geográficas registradas en una proporción marginal; parroquia con cobertura completa	Registros duplicados depurados en la conformación de la dimensión
Tabla de destino	Hecho_Facturacion, Hecho_Recaudacion, Hecho_Cartera	Dim_Canal	Dim_Usuario, Dim_Territorio	Dim_Usuario

Anexo D. Matriz de requerimientos de información

La matriz de requerimientos traduce las necesidades de información levantadas con los informantes clave en requerimientos analíticos verificables. Para cada requerimiento se registran la pregunta de negocio que lo origina, las dimensiones de análisis, el indicador que lo satisface en el modelo y la unidad que lo demanda.

Código	Requerimiento	Pregunta de negocio	Dimensiones	Indicador en el modelo	Unidad demandante
RF-01	Valor emitido por período	¿Cuánto se emite cada mes?	Tiempo, categoría	Valor Emitido	Dirección Financiera
RF-02	Valor recaudado por período	¿Cuánto se recauda cada mes?	Tiempo, canal	Valor Recaudado	Tesorería y Recaudación
RF-03	Efectividad de la recaudación	¿Qué proporción de lo emitido se recauda?	Tiempo, territorio, categoría	Efectividad Recaudacion %	Dirección Financiera; Gerencia
RF-04	Morosidad por sector territorial	¿Qué parroquias concentran la cartera vencida?	Territorio, tiempo	Cartera Vencida; Indice Morosidad %	Cartera y Cobranzas
RF-05	Cartera clasificada por antigüedad	¿Cuánto tiempo lleva vencida la cartera?	Tiempo, territorio	Cartera Vencida por tramo de días de mora	Cartera y Cobranzas
RF-06	Número y porcentaje de usuarios morosos	¿Cuántos usuarios tienen obligaciones vencidas?	Territorio, categoría	Usuarios Morosos; % Usuarios Morosos	Cartera y Cobranzas
RF-07	Adopción de los pagos en línea	¿Qué participación tiene el canal digital?	Tiempo, canal	Participacion En Linea %	Tesorería y Recaudación; Gerencia
RF-08	Recaudación por canal	¿Cuánto se recauda por cada canal?	Canal, tiempo	Valor Recaudado por canal	Tesorería y Recaudación
RF-09	Tiempo promedio de pago	¿Cuántos días transcurren hasta el pago o la mora?	Tiempo, canal	Dias Mora Promedio	Cartera y Cobranzas
RF-10	Emisión por categoría de usuario	¿Cómo se distribuye la emisión por categoría tarifaria?	Categoría, tiempo	Valor Emitido por categoría	Catastro; Dirección Financiera
RF-11	Evolución de la recaudación en el tiempo	¿Cómo cambia la recaudación mes a mes?	Tiempo	Valor Recaudado; Efectividad Recaudacion %	Gerencia
RF-12	Ranking de sectores por recaudación	¿Qué parroquias recaudan más?	Territorio	Valor Recaudado por parroquia	Gerencia; Tesorería y Recaudación

Anexo E. Ficha de definición de indicadores

La ficha de definición de indicadores documenta cada indicador de gestión implementado en el modelo, con su definición, su fórmula de cálculo en lenguaje DAX, su unidad de medida, su frecuencia de actualización, las dimensiones por las que puede analizarse y su interpretación. Las fórmulas corresponden a las medidas presentadas en la Tabla 17.

Elemento	Descripción
Indicador	Valor emitido
Definición	Suma de los valores de los documentos de emisión válidos de la tasa en el contexto de análisis.
Fórmula	SUM(hecho_facturacion[valor_emitido])
Unidad	Dólares (USD)
Frecuencia	Mensual
Dimensiones	Tiempo, categoría, territorio
Requerimiento	RF-01, RF-10
Interpretación	Base de comparación de la recaudación y de la morosidad.

Elemento	Descripción
Indicador	Valor recaudado
Definición	Suma de los valores pagados por los usuarios en el contexto de análisis.
Fórmula	SUM(hecho_recaudacion[valor_pagado])
Unidad	Dólares (USD)
Frecuencia	Mensual
Dimensiones	Tiempo, canal, territorio
Requerimiento	RF-02, RF-08, RF-11, RF-12
Interpretación	Ingreso efectivo obtenido; se compara con el valor emitido del mismo período.

Elemento	Descripción
Indicador	Efectividad de la recaudación
Definición	Proporción del valor emitido que ha sido recaudado.
Fórmula	DIVIDE([Valor Recaudado], [Valor Emitido]) * 100
Unidad	Porcentaje
Frecuencia	Mensual
Dimensiones	Tiempo, territorio, categoría
Requerimiento	RF-03, RF-11
Interpretación	Valores altos indican una recaudación oportuna; los períodos recientes presentan valores menores por no haberse cumplido el plazo de pago.

Elemento	Descripción
Indicador	Cartera vencida
Definición	Suma de los saldos pendientes cuyo plazo de pago ha vencido a la fecha de corte.

Elemento	Descripción
Fórmula	CALCULATE(SUM(hecho_cartera[saldo_pendiente]), hecho_cartera[esta_vencida] = TRUE())
Unidad	Dólares (USD)
Frecuencia	Mensual
Dimensiones	Tiempo, territorio, tramo de antigüedad
Requerimiento	RF-04, RF-05
Interpretación	Monto en riesgo de cobro; su distribución por parroquia orienta la gestión de cobranza.

Elemento	Descripción
Indicador	Índice de morosidad
Definición	Proporción de la cartera vencida respecto del valor emitido.
Fórmula	DIVIDE([Cartera Vencida], [Valor Emitido]) * 100
Unidad	Porcentaje
Frecuencia	Mensual
Dimensiones	Tiempo, territorio, categoría
Requerimiento	RF-04
Interpretación	Indicador principal del riesgo de incumplimiento; se semaforiza por parroquia en el tablero de morosidad.

Elemento	Descripción
Indicador	Usuarios morosos y porcentaje de usuarios morosos
Definición	Número de usuarios con al menos una obligación vencida y su proporción respecto de los usuarios facturados.
Fórmula	CALCULATE(DISTINCTCOUNT(hecho_cartera[id_usuario]), hecho_cartera[esta_vencida] = TRUE()); DIVIDE([Usuarios Morosos], [Usuarios Facturados]) * 100
Unidad	Usuarios; porcentaje
Frecuencia	Mensual
Dimensiones	Territorio, categoría, tiempo
Requerimiento	RF-06
Interpretación	Dimensiona la población objetivo de las acciones de cobro.

Elemento	Descripción
Indicador	Participación del pago en línea
Definición	Proporción de la recaudación efectuada a través de canales con integración tecnológica.
Fórmula	DIVIDE([Recaudado En Linea], [Valor Recaudado]) * 100, donde Recaudado En Linea = CALCULATE([Valor Recaudado], dim_canal[tipo_canal] = "En línea")
Unidad	Porcentaje
Frecuencia	Mensual
Dimensiones	Tiempo, canal
Requerimiento	RF-07
Interpretación	Mide la adopción de los medios digitales de pago; su crecimiento reduce la dependencia de los canales presenciales.

Elemento	Descripción
Indicador	Días de mora promedio
Definición	Promedio de días transcurridos desde el vencimiento de las obligaciones pendientes hasta la fecha de corte.
Fórmula	AVERAGE(hecho_cartera[dias_mora])
Unidad	Días
Frecuencia	Mensual
Dimensiones	Tiempo, territorio, canal
Requerimiento	RF-09
Interpretación	Valores altos evidencian cartera antigua y menor probabilidad de recuperación.

Anexo F. Lista de verificación de calidad de datos

La lista de verificación evalúa las dimensiones de calidad de la Tabla 1 sobre los registros extraídos de las fuentes transaccionales, antes y después del proceso de transformación. Para cada criterio se indica el método de verificación aplicado y el resultado obtenido con los datos de noviembre de 2025 a julio de 2026.

Dimensión	Criterio de verificación	Método aplicado	Resultado	Cumple
Completitud	Los campos críticos (identificador de usuario, período, valor emitido, fecha de emisión) no presentan valores vacíos.	Conteo de valores nulos por campo en cada conjunto de datos.	Sin valores nulos en los campos críticos de las emisiones y los pagos.	Sí
Completitud	La información territorial permite ubicar a cada usuario.	Conteo de registros con parroquia y con coordenadas geográficas.	Parroquia con cobertura completa; coordenadas registradas en una proporción marginal, por lo que el análisis se realiza a nivel de parroquia.	Parcial
Exactitud	Los totales del repositorio coinciden con los reportes de la fuente.	Reconciliación de la suma del valor emitido y recaudado por período contra la fuente original.	Coincidencia exacta de los valores monetarios por período.	Sí
Exactitud	Los valores monetarios y las fechas tienen el tipo de dato correcto.	Conversión de tipos con codificación regional y revisión de errores de conversión.	Sin errores de conversión tras aplicar la transformación T2.	Sí
Consistencia	Cada emisión corresponde a un usuario existente en el registro y en el catastro.	Verificación de integridad referencial entre hechos y dimensiones.	Sin registros huérfanos; la totalidad de las emisiones encontró correspondencia.	Sí
Consistencia	Los estados de pago son coherentes con los saldos pendientes.	Cruce entre el estado de pago de la emisión y el saldo de la cartera.	Reconciliación de volúmenes exacta entre las tablas de hechos.	Sí
Unicidad	No existen documentos de emisión duplicados.	Conteo de identificadores de emisión distintos frente al total de registros.	336.488 identificadores únicos en 336.488 registros válidos.	Sí
Unicidad	El catastro no contiene usuarios repetidos.	Deduplicación por identificador sustituto en la conformación de la dimensión.	Duplicados eliminados en la transformación T6.	Sí
Oportunidad	La serie de datos cubre el período requerido para el análisis.	Verificación del rango de períodos disponibles.	Nueve períodos disponibles (nov. 2025 a jul. 2026); los registros anteriores no fueron migrados al sistema.	Parcial
Validez	Solo se analizan documentos vigentes.	Identificación de emisiones con estado anulado.	240 emisiones anuladas excluidas (transformación T3).	Sí

Dimensión	Criterio de verificación	Método aplicado	Resultado	Cumple
Trazabilidad	Cada registro conserva su origen y las reglas aplicadas.	Registro de la fuente, la fecha de corte y las transformaciones T1 a T7 en la documentación del proceso ETL.	Documentado en las Tablas 15 y 16 del Capítulo IV.	Sí

Anexo G. Cuestionario de validación del modelo

El cuestionario de validación se dirige a los informantes clave de la EMMAIPC-EP con el propósito de valorar la pertinencia, la claridad y la utilidad de los indicadores y los tableros de control desarrollados. Se aplica luego de la presentación del modelo a los informantes. Cada afirmación se valora en una escala tipo Likert de cinco niveles: 1 = Totalmente en desacuerdo, 2 = En desacuerdo, 3 = Ni de acuerdo ni en desacuerdo, 4 = De acuerdo y 5 = Totalmente de acuerdo. Los resultados se procesan mediante frecuencias y promedios por dimensión, y su confiabilidad se estima con el coeficiente alfa de Cronbach.

Campo	Respuesta
Unidad o área	
Cargo	
Fecha de aplicación	

Dimensión 1. Pertinencia

N.º	Afirmación	1	2	3	4	5
1	Los indicadores del modelo responden a las necesidades de información de mi unidad.					
2	Los procesos incluidos (facturación, recaudación y cartera) son los más relevantes para la gestión financiera del servicio.					
3	Las dimensiones de análisis (período, parroquia, categoría de usuario y canal) son las adecuadas para la toma de decisiones.					
4	El nivel de detalle de la información es apropiado para las decisiones de mi nivel.					

Dimensión 2. Claridad

N.º	Afirmación	1	2	3	4	5
5	Los tableros de control son fáciles de leer e interpretar.					
6	Los gráficos y los colores utilizados facilitan la comprensión de los indicadores.					
7	Los nombres de los indicadores y los títulos de los gráficos son claros.					
8	Los filtros de período y parroquia permiten explorar la información sin dificultad.					

Dimensión 3. Utilidad

N.º	Afirmación	1	2	3	4	5
9	El modelo reduce el tiempo necesario para obtener la información que utilizo.					
10	La información del modelo apoyaría la toma de decisiones sobre la gestión de cobro y la recaudación.					
11	El tablero de morosidad permite identificar los sectores donde conviene priorizar la gestión de cartera.					
12	Recomendaría la adopción del modelo en la institución.					

Preguntas abiertas

N.º	Pregunta	Respuesta
13	¿Qué indicador o análisis adicional consideraría necesario incorporar al modelo?	
14	¿Qué aspecto de los tableros mejoraría?	
15	Observaciones o comentarios adicionales.	

Anexo H. Oficio de solicitud de información y autorización institucional

A continuación se transcribe el modelo del oficio mediante el cual se solicitó a la máxima autoridad de la EMMAIPC-EP la autorización para acceder a la información institucional con fines académicos. El oficio firmado y su respuesta se adjuntan en formato físico al ejemplar de la tesis.

[Ciudad], [día] de [mes] de [año]

Señor(a) [Nombre y apellidos], Gerente General de la Empresa Pública Municipal Mancomunada de Aseo Integral de los cantones Cañar, Biblián, El Tambo y Suscal (EMMAIPC-EP). Presente.

De mi consideración:

Yo, [Nombre y apellidos del estudiante], estudiante de la carrera de Ingeniería de Sistemas de Información de la Universidad Católica de Cuenca, extensión Cañar, me encuentro desarrollando el trabajo de titulación denominado "Modelo de inteligencia de negocios para el análisis de la facturación, la morosidad y los pagos en línea de la EMMAIPC-EP", bajo la dirección del tutor académico [Nombre del tutor].

Por lo expuesto, solicito a usted autorizar el acceso a la información de facturación, recaudación, cartera y catastro de usuarios del servicio de recolección de residuos sólidos correspondiente al período disponible en el sistema institucional, así como la colaboración de las unidades de Tecnologías de la Información, Financiera, Tesorería y Recaudación, Cartera y Cobranzas y Catastro para la aplicación de los instrumentos de la investigación.

La información se utilizará exclusivamente con fines académicos. Los datos que permiten identificar a los usuarios del servicio serán excluidos o sustituidos por identificadores sustitutos antes de su procesamiento, el análisis se realizará a nivel agregado y los resultados se presentarán

únicamente en el documento de titulación, conforme a las consideraciones éticas de la investigación.

Agradezco de antemano su atención y quedo a la espera de su favorable respuesta.

Atentamente,

[Nombre y apellidos del estudiante] – C.I. [número] – Correo electrónico: [correo institucional]

Adjunto: Anexo A (cuestionario de diagnóstico), Anexo G (cuestionario de validación) y Anexo I (cuestionario técnico complementario).

Anexo I. Cuestionario técnico complementario para la Unidad de Tecnologías de la Información

El cuestionario técnico complementario profundiza en la estructura de la base de datos del sistema institucional, la continuidad histórica de la serie de datos y la granularidad territorial del catastro. Se aplica al personal de la Unidad de Tecnologías de la Información y sus respuestas orientan la caracterización de las fuentes (Anexo C) y el diseño del proceso de extracción, transformación y carga.

Campo	Respuesta
Cargo del informante	
Fecha de aplicación	

Sección I. Arquitectura y sistemas

N.º	Pregunta	Respuesta
1	¿Qué sistema institucional registra la facturación, la recaudación y el catastro de usuarios? Indique su versión y el gestor de base de datos que utiliza.	
2	¿Qué módulos o tablas principales almacenan las emisiones, los pagos, el catastro y el registro de usuarios?	
3	¿Qué integraciones existen con los canales de recaudación (cooperativas, red de pagos, pago en línea)? ¿Cómo se registran los pagos recibidos por cada canal?	
4	¿Existe un proceso de conciliación entre los pagos reportados por los canales y los registrados en el sistema? Describa su funcionamiento.	

Sección II. Estructura y disponibilidad de los datos

N.º	Pregunta	Respuesta
5	¿Cuáles son los identificadores únicos de usuario, predio, emisión y pago, y cómo se relacionan entre sí?	
6	¿Desde qué fecha existe información histórica continua de emisiones y pagos en el sistema? ¿Se produjo alguna migración o cambio de sistema que afecte la serie?	
7	¿Cómo se registra el estado de pago de una emisión (pagada, pendiente, anulada) y cuándo cambia?	
8	¿Qué campos territoriales registra el catastro (cantón, parroquia, sector, ruta, coordenadas) y cuál es su grado de completitud?	

N.º	Pregunta	Respuesta
9	¿Cómo se registran la categoría tarifaria y los subsidios aplicados a cada usuario?	

Sección III. Acceso, exportación y calidad

N.º	Pregunta	Respuesta
10	¿En qué formato pueden exportarse los datos (archivos delimitados, respaldo de base de datos, acceso de solo lectura)? ¿Con qué periodicidad?	
11	¿Qué campos contienen datos personales que deben excluirse o seudonimizarse antes de la entrega?	
12	¿Qué problemas de calidad de datos conoce (duplicados, registros incompletos, inconsistencias entre módulos)?	
13	¿La institución dispone de licencias o experiencia previa en herramientas de inteligencia de negocios?	
14	Observaciones o comentarios adicionales.	

Anexo J. Consultas SQL de extracción y análisis del modelo

El presente anexo contiene las consultas en lenguaje SQL que constituyen el artefacto del proceso de extracción y análisis del modelo, ejecutables sobre el gestor PostgreSQL del sistema institucional. Los nombres de tablas y campos señalados entre paréntesis angulares deben sustituirse por los nombres reales del sistema. Todas las consultas son de solo lectura.

J.1. Construcción de la dimensión de tiempo

```
SELECT to_char(d,'YYYYMMDD')::int AS id_tiempo, d AS fecha,
       EXTRACT(YEAR FROM d)::int AS anio,
       EXTRACT(QUARTER FROM d)::int AS trimestre,
       EXTRACT(MONTH FROM d)::int AS mes,
       CASE WHEN d <= DATE '2025-10-31' THEN 'Etapa I'
            ELSE 'Etapa II' END AS etapa_recaudacion
FROM generate_series(DATE '2023-01-01', DATE '2026-12-31',
                     INTERVAL '1 day') AS g(d);
```

J.2. Valor emitido por período (KPI-01)

```
SELECT EXTRACT(YEAR FROM fecha_emision) AS anio,
       EXTRACT(MONTH FROM fecha_emision) AS mes,
       COUNT(*) AS documentos, SUM(valor_final) AS valor_emitido
FROM <<emision>>
GROUP BY 1,2 ORDER BY 1,2;
```

J.3. Valor recaudado por período (KPI-02)

```
SELECT EXTRACT(YEAR FROM fecha_pago) AS anio,
       EXTRACT(MONTH FROM fecha_pago) AS mes,
       COUNT(*) AS transacciones, SUM(valor_pagado) AS valor_recaudado
FROM <<pago>>
WHERE estado = 'aplicado'
GROUP BY 1,2 ORDER BY 1,2;
```

J.4. Efectividad de la recaudación (KPI-03)

```
WITH emitido AS (
  SELECT date_trunc('month',fecha_emision) p, SUM(valor_final) e
  FROM <<emision>> GROUP BY 1),
recaudado AS (
  SELECT date_trunc('month',fecha_pago) p, SUM(valor_pagado) r
  FROM <<pago>> WHERE estado='aplicado' GROUP BY 1)
SELECT e.p, e.e AS emitido, COALESCE(r.r,0) AS recaudado,
       ROUND(100.0*COALESCE(r.r,0)/NULLIF(e.e,0),2) AS efectividad_pct
FROM emitido e LEFT JOIN recaudado r ON r.p=e.p ORDER BY e.p;
```

J.5. Índice de morosidad (KPI-04)

```
SELECT SUM(saldo_pendiente) AS cartera_total,
       SUM(CASE WHEN CURRENT_DATE>fecha_vencimiento
                THEN saldo_pendiente ELSE 0 END) AS cartera_vencida,
       ROUND(100.0*SUM(CASE WHEN CURRENT_DATE>fecha_vencimiento
             THEN saldo_pendiente ELSE 0 END)
             /NULLIF(SUM(saldo_pendiente),0),2) AS indice_morosidad_pct
FROM <<cartera>> WHERE saldo_pendiente>0;
```

J.6. Cartera por antigüedad (KPI-06)

```
SELECT CASE
  WHEN CURRENT_DATE-fecha_vencimiento<=30  THEN '01. 1-30'
  WHEN CURRENT_DATE-fecha_vencimiento<=60  THEN '02. 31-60'
  WHEN CURRENT_DATE-fecha_vencimiento<=90  THEN '03. 61-90'
  WHEN CURRENT_DATE-fecha_vencimiento<=180 THEN '04. 91-180'
  ELSE '05. 180+' END AS rango,
  COUNT(*) AS obligaciones, SUM(saldo_pendiente) AS valor
FROM <<cartera>> WHERE saldo_pendiente>0 GROUP BY 1 ORDER BY 1;
```

J.7. Usuarios morosos (KPI-05)

```
SELECT COUNT(DISTINCT CASE WHEN CURRENT_DATE>fecha_vencimiento
           THEN id_usuario END) AS usuarios_morosos,
       COUNT(DISTINCT id_usuario) AS usuarios_con_saldo,
       ROUND(100.0*COUNT(DISTINCT CASE WHEN CURRENT_DATE>fecha_vencimiento
             THEN id_usuario END)/NULLIF(COUNT(DISTINCT id_usuario),0),2)
           AS pct_usuarios_morosos
FROM <<cartera>> WHERE saldo_pendiente>0;
```

J.8. Participación del pago en línea (KPI-08)

```
SELECT date_trunc('month',fecha_pago) AS periodo,
  SUM(CASE WHEN <<canal>> IN ('NUVEI','FACILITO')
           THEN valor_pagado ELSE 0 END) AS en_linea,
  SUM(valor_pagado) AS total,
  ROUND(100.0*SUM(CASE WHEN <<canal>> IN ('NUVEI','FACILITO')
        THEN valor_pagado ELSE 0 END)/NULLIF(SUM(valor_pagado),0),2)
      AS participacion_pct
FROM <<pago>> WHERE estado='aplicado' GROUP BY 1 ORDER BY 1;
```

J.9. Recaudación por canal (KPI-09)

```
SELECT <<canal>> AS canal, COUNT(*) AS transacciones,
       SUM(valor_pagado) AS valor_recaudado
FROM <<pago>> WHERE estado='aplicado'
GROUP BY <<canal>> ORDER BY valor_recaudado DESC;
```

J.10. Tiempo promedio de pago (KPI-10)

```
SELECT ROUND(AVG(p.fecha_pago - e.fecha_emision),1) AS dias_promedio
FROM <<pago>> p
JOIN <<emision>> e ON e.id_emision = p.id_emision
WHERE p.estado='aplicado';
```

J.11. Morosidad por sector territorial (KPI-11)

```
SELECT u.parroquia, u.sector,
       COUNT(DISTINCT c.id_usuario) AS usuarios_con_deuda,
       SUM(c.saldo_pendiente) AS cartera_vencida
FROM <<cartera>> c
JOIN <<catastro_usuario>> u ON u.id_usuario=c.id_usuario
WHERE c.saldo_pendiente>0 AND CURRENT_DATE>c.fecha_vencimiento
GROUP BY 1,2 ORDER BY cartera_vencida DESC;
```

J.12. Análisis del punto de corte de la recaudación

```
SELECT CASE WHEN fecha_pago<=DATE '2025-10-31'
            THEN 'Etapa I' ELSE 'Etapa II' END AS etapa,
       COUNT(*) AS transacciones,
       COUNT(DISTINCT id_usuario) AS usuarios,
       SUM(valor_pagado) AS valor_recaudado,
       ROUND(AVG(valor_pagado),2) AS valor_promedio
FROM <<pago>> WHERE estado='aplicado' GROUP BY 1 ORDER BY 1;
```

El conjunto completo de consultas, incluyendo la construcción de las tablas de dimensiones y de hechos y las consultas de soporte a los tableros, se conserva en el archivo de consultas de análisis del proyecto.

Anexo K. Formato del anteproyecto Formato del Anteproyecto.

A. TÍTULO
Modelo de Inteligencia de Negocios para el análisis de facturación, morosidad y pagos en línea del servicio de recolección de residuos sólidos en la EMMAIPC-EP.

B. DOMINIO, LÍNEA Y ÁMBITOS DE INVESTIGACIÓN			
Tecnologías de Información y Comunicación	**Ciencias exactas, naturales y tecnológicas**	Inteligencia de Negocios	x
		Sistemas de Información	
		Gobierno y administración de tecnologías de información	
		Auditoría Informática	
		Seguridad Informática	
		Redes y comunicación	
		Arquitectura de Hardware	
		Arquitectura de desarrollo de software	
		Ingeniería de Software	
		Gestión y gobierno de proyectos de tecnología informática	
		Ingeniería de requerimientos	
		Algoritmos y programación	
		Ciencias exactas y naturales (Matemáticas, Física, Química, Biología, etc.)	
		Modelaje y simulación	

C. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA
En la actualidad, las entidades públicas responsables de la prestación de servicios básicos enfrentan importantes desafíos relacionados con administración y análisis de grandes cantidades de información generada diariamente por los procesos de facturación, recaudación y pagos electrónicos. En el caso de la EMMAIPC-EP, la información referente al servicio de recolección de residuos sólidos se encuentra distribuida en diferentes sistemas y registros operativos, lo que dificulta la consolidación, análisis y visualización eficientemente los datos útiles para el soporte de los procesos de toma de decisiones de las organizaciones. La falta de implementación de un modelo de Inteligencia de Negocios impide a

la empresa identificar patrones territoriales de morosidad, sectores con bajo nivel de recaudación y tendencias en el comportamiento de pagos en línea. Esta situación ocasiona problemas en el control financiero y operativo, debido a que las decisiones son tomadas, en muchos casos, a partir de reportes tradicionales, información dispersa y análisis manuales que no permiten obtener indicadores estratégicos en tiempo real. Diversos estudios señalan que los sistemas de Business Intelligence y los Data Warehouse permiten integrar y transformar datos provenientes de diversas fuentes, obteniendo información estratégica que ayudará a mejorar la gestión de las organizaciones y a consolidar los procesos de planificación y control. (Duque, Godinho, & Vasconcelos, 2022).

Asimismo, la inexistencia de herramientas analíticas orientadas al análisis territorial impide reconocer zonas geográficas con mayores índices de incumplimiento de pago, dificultando la implementación de estrategias eficientes de cobranza y seguimiento. De acuerdo con lo afirmado Al-Okaily et al. (2023), en su estudio la efectividad de un Data Warehouse afecta a la calidad de la información disponible y fortalece la capacidad organizacional para la toma de decisiones estratégicas basadas en datos.

Por ello, surge la necesidad de desarrollar un modelo de Inteligencia de Negocios que permita integrar, procesar y analizar la información relacionada con facturación, morosidad y pagos en línea, proporcionando indicadores y dashboards que contribuyan a mejorar la gestión financiera y operativa de la EMMAIPC-EP.

D. OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un modelo de Inteligencia de Negocios para el análisis de facturación, morosidad y pagos en línea del servicio de recolección de residuos sólidos en la EMMAIPC-EP, mediante la integración y transformación de datos, el diseño de un Data Warehouse y la implementación de herramientas analíticas, con el propósito de generar información estratégica que apoye la mejora de la gestión administrativa, toma de decisiones y financiera de la institución.

E. OBJETIVOS ESPECÍFICOS
Fundamentar teórica y conceptualmente la investigación mediante la recopilación, análisis e interpretación de información científica relacionada con Inteligencia de Negocios, Data Warehouse, procesos ETL, analítica de datos, indicadores de gestión y análisis territorial, con el fin de establecer las bases metodológicas y técnicas del proyecto.
Seleccionar las metodologías de investigación y de desarrollo más adecuadas para implementar el modelo de inteligencia de negocios, mediante el análisis comparativo de enfoques, técnicas y buenas prácticas aplicadas en proyectos de Business Intelligence, con la finalidad de definir una estructura metodológica eficiente para la ejecución.
Generar un modelo de Inteligencia de Negocios mediante la ejecución y fases definidas en la metodología seleccionada, incluyendo la integración de datos, diseño del Data Warehouse, procesos ETL, construcción de indicadores y elaboración de dashboards analíticos, con el propósito de analizar territorialmente la facturación,

morosidad y pagos en línea para ayudar a la mejor toma de decisiones estratégicas de la EMMAIPC-EP.

F. JUSTIFICACIÓN

Tras el aumento de la generación de datos en las entidades públicas necesita la incorporación para la optimizar l de nuevas soluciones tecnológicas que permitan hacer de la información operativa en conocimiento estratégico para la toma de decisiones optimas. En este contexto, la Inteligencia de Negocios (Business Intelligence) constituye una herramienta relevante para optimizar los procesos de análisis, monitoreo y control de información de la institución. La investigación presente se justifica debido a la necesidad que tiene la EMMAIPC-EP de contar con un modelo analítico que permita gestionar de manera eficiente la información relacionada con facturación, morosidad y pagos en línea del servicio de recolección de residuos generados.

El desarrollo de un modelo de gestión de la información en lo que respecta a la organización, permitirá el uso de la información de los sistemas de información que la gestionan, concretando así la integración de datos de sistemas distintos mediante ETL y mediante estructuras de almacenamiento como Data Warehouse, facilitando la presentación de la historia de la información y la generación de indicadores estratégicos. Esto contribuirá a mejorar el control financiero, identificar sectores territoriales con altos índices de morosidad y analizar el comportamiento de los usuarios respecto a los pagos electrónicos, fortaleciendo la capacidad institucional para la planificación y ejecución de estrategias de recaudación.

El uso de tecnología, puede incluir dashboards y herramientas analíticas para realizar análisis multidimensionales y territoriales en tiempo real, en forma de informes simples y disponible para asistir la toma de decisiones. Diversas investigaciones evidencian que las tecnologías de Business Intelligence favorecen la mejora de la eficiencia operativa y refuerzan los procesos de gestión en organizaciones públicas como privadas (Di Vaio, Hassan, & Alavoine, 2022).

Por la misma razón, la incorporación de técnicas de analítica de datos y sistemas inteligentes permite contribuir dentro de las organizaciones promoviendo modelos de gestión orientados a la utilización eficiente de la información y a favorecer la gobernanza basada en datos confiables y oportunos (Charles, P. Rana, & Carter, 2022).

Desde la perspectiva académica y científica, esta investigación pretende estudiar las metodologías de la Inteligencia de Negocios en organizaciones públicas, integrando conceptos de análisis e interpretaciones datos y soporte a decisiones estratégicas. Además, servirá como referencia para futuros estudios enfocados en la modernización tecnológica y transformación digital de empresas públicas de servicios.

G. ALCANCE

El objetivo del presente estudio consiste en diseñar y construir un modelo de análisis de datos dirigido al análisis territorial de la facturación, morosidad y pagos en línea del servicio de recolección de los desechos en la EMMAIPC-EP. El proyecto contempla la recopilación, integración y transformación de datos obtenidos de los sistemas institucionales relacionados con actividades de facturación, recaudación y pagos electrónicos, con el objetivo de consolidar información estratégica para el análisis y posteriormente ayudar la toma de decisiones.

Por todo lo expuesto, el trabajo presente dedicado al diseño de un Data Warehouse y la implementación de procesos ETL, que permitan tener en la base de datos una información histórica y operativa eficaz, también se desarrollan dashboards e indicadores de gestión que faciliten el análisis multidimensional y territorial de los datos, permitiendo identificar patrones de morosidad, comportamiento de pagos en línea y sectores geográficos con mayores niveles de incumplimiento.

Desde la perspectiva metodológica, el mismo contempla la aplicación de metodologías de investigación y desarrollo de proyectos de Business Intelligence para garantizar una adecuada planificación, ejecución y validación del modelo propuesto. Asimismo, el proyecto se centrará únicamente en el análisis de información vinculada al proceso de recolección de desechos de la EMMAIPC-EP, sin considerar modificaciones en los sistemas transaccionales existentes ni tampoco el desarrollo de nuevas plataformas financieras o de recaudación.

De acuerdo con lo afirmado por Abu-AlSondos (2023), el uso de sistemas de Business Intelligence incrementa significativamente la efectividad de la toma de decisiones estratégicas mediante el análisis y visualización eficiente de datos organizacionales. Asimismo, Hurbean et al. (2023), señalan que la incorporación de soluciones de analítica de

datos y Business Intelligence fortalece el rendimiento organizacional al permitir una gestión basada en información actualizada y disponible en tiempo real.

H. CONCEPTOS RELACIONADOS

Inteligencia de Negocios (Business Intelligence)

La Inteligencia de Negocios tiene como objetivo transformar los datos que provienen de diferentes fuentes en información que pueda ser utilizada para el análisis de la organización. En el marco de esta investigación, la Inteligencia de Negocios nos permitirá integrar la información existente en los datos de la facturación, la información sobre la morosidad y la de los pagos en línea del proceso del servicio de la recolección de los residuos sólidos, permitiendo la obtención de información estratégica para la EMMAIPC-EP. Además, distintos autores han señalado que las soluciones de Business Intelligence contribuyen a la mejora de los procesos de análisis y a la mejora de la toma de decisiones, mediante la explotación óptima de los datos que tenemos disponibles (Duque, Godinho, & Vasconcelos, 2022).

Data Warehouse

Se compone por una arquitectura, concebida bajo una serie de principios que lo definen como un mecanismo en una cierta forma de basamento, el cual tiene la característica de almacenar información que proviene de los distintos sistemas para consolidarlas en un único repositorio que está orientado para su análisis. Esta tecnología permite consolidar y almacenar los datos operativos e históricos relacionados con la facturación, la morosidad y los pagos por medio de internet que generarán una base confiable para la generación de reportes, de indicadores o de análisis de territorios. Según Duque et al. (2022), el Data Warehouse representa uno de los componentes fundamentales de los proyectos de Inteligencia de Negocios ya que su capacidad para integrar información destinada a la toma

de decisiones.

Proceso ETL (Extract, Transform and Load)

Desempeñan un rol clave a la hora de implementar la integración de datos en la medida en que permiten, una vez extraída la información de distintas fuentes, transformarla en función de las necesidades del negocio y cargarla en estructuras analíticas. Los procesos ETL serán los que garanticen la consolidación de la información institucional de la EMMAIPC-EP, certificando que los datos que se utilizan en el análisis de la información tengan niveles adecuados de calidad, consistencia e integridad (Souibgui, Atigui, Zammali, Cherfi, & Ben Yahia, 2019).

Dashboard

Las visualizaciones en dashboards son herramientas para representar información a partir de gráficos, indicadores y componentes interactivos, que resulten fáciles de leer. En el modelo que se presenta en el trabajo, se sugiere que los dashboards se utilizan para el monitoreo de variables asociadas a la facturación, a la morosidad y a los pagos electrónicos, de tal forma que permitan la identificación de tendencias y apoyen a la toma de decisiones para los gestores de la gestión institucional. Según Zegarra & Ormeño (2025), mejorar la comprensión de la información a partir de presentaciones visuales dinámicas y accesibles es una de las contribuciones de las herramientas de los dashboards.

Análisis Territorial

El análisis territorial es el estudio y la representación del conocimiento de

información bajo criterios geográficos o espaciales. En la presente investigación, el análisis territorial nos permitirá delimitar aquellos sectores con mayores índices de morosidad, niveles de facturación y comportamiento de pagos en línea, lo que ayudaría a facilitar la toma de decisiones fundamentales y operativas en la EMMAIPC-EP.

Indicadores principales de desempeño (KPI)

Son métricas que se utilizan para evaluar la forma en que se cumplen los objetivos estratégicos y operativos de cada organización. Estos indicadores son útiles para monitorizar el rendimiento de procesos, servicios u otros ámbitos a partir de los datos analizados, permitiendo descubrir tendencias y fortalezas, así como oportunidades de mejora. En el mundo de la Inteligencia de Negocios, los KPIs son el medio que se tiene para tener la posibilidad de transformar datos en información útil para la toma de decisiones, pues facilitan encontrar una imagen, una visión del desempeño de la organización o del progreso hacia los objetivos planteados (Wang, Hisam Omar, Alotaibi, Ibrahim Daradkeh, & Althubiti, 2022).

I. TRABAJOS RELACIONADOS

Los modelos de Inteligencia de Negocios y análisis de datos son relevantes para mejorar la toma de decisiones en organizaciones públicas y privadas, según las distintas investigaciones más recientes. En este sentido, Al-Okaily et al. (2023), realizaron una investigación sobre la efectividad de los sistemas Data Warehouse en instituciones bancarias de Jordania. Los resultados demostraron que la calidad de los datos y su adecuada integración mediante herramientas de Business Intelligence contribuyen significativamente al desempeño organizacional y a la generación de información estratégica para la toma de decisiones.

En otro sentido, Elbashir et al. (2022), han explorado el uso de sistemas de Business Intelligence en el ámbito del sector público concluyendo su implementación de plataformas de análisis y de dashboards, favorece de una manera muy positiva el control de procesos y al mejoramiento del rendimiento institucional. El estudio destaca que la integración de tecnologías BI fortalece la gestión organizacional y permite optimizar la planificación basada en indicadores estratégicos.

Con respecto la gestión de morosidad, Guachamín & Castillo (2024), han hecho un estudio de investigación sobre los factores que inciden en la morosidad de las entidades financieras situadas en Ecuador, habiendo comprobado que variables como desempleo, inflación y tasas de interés afectan directamente el incumplimiento de pagos, lo que ha reafirmado la relevancia que el análisis de la información tiene en la toma de decisiones a nivel de finanzas y a nivel de control institucional.

Por ello, Viera et al. (2022), realizaron un análisis de los factores que afectan la morosidad en préstamos hipotecarios del BIESS, partiendo de modelos estadísticos y análisis de datos para poder identificar variables que guarden relación con el comportamiento en los

pagos. La investigación muestra de que forma las herramientas para el análisis generan información de relevancia en la gestión y la evaluación del riesgo financiero.

Por último, Viteri et al. (2022), propusieron una metodología para el desarrollo de soluciones de Business Intelligence en empresas de banca electrónica, con el fin de optimizar análisis y reducir los tiempos de toma de decisiones mediante la utilización de Data Warehouse, procesos ETL y dashboards interactivos.

J. METODOLOGÍA

Con la finalidad de llevar a cabo el proyecto de investigación que a continuación se propone, se opta por la utilización de metodologías de Business Intelligence y Data Warehouse, debido a que permiten la integración de datos, la transformación de datos, la elaboración e integración para el análisis de datos para la toma de decisiones estratégicas, etc.

Como construcción se indica la metodología de Ralph Kimball como la más utilizada en los proyectos de Business Intelligence, ya que esta metodología se caracteriza por su enfoque dimensional orientado a la construcción incremental de Data Warehouse y Data Marts. Esta metodología facilita la integración de datos mediante procesos ETL, permitiendo generar modelos analíticos eficientes y dashboards orientados a las necesidades de los usuarios finales. Según Forero & Sánchez (2021), la metodología Kimball proporciona una arquitectura flexible y escalable que facilita el análisis multidimensional de la información y la construcción de indicadores estratégicos convirtiéndose en una de las metodologías más utilizadas en la inteligencia de negocios tanto en el sector público como privado.

Asimismo, se contempla el enfoque de Bill Inmon, basado en la construcción de un Enterprise Data Warehouse centralizado, orientado a la integración corporativa de datos históricos. Esta metodología se caracteriza por estructurar la información a nivel organizacional antes de generar Data Marts específicos, garantizando consistencia y calidad de los datos institucionales. Estudios recientes destacan que la combinación de

los enfoques Kimball e Inmon permite obtener mejores resultados en proyectos de Business Intelligence debido a su complementariedad arquitectónica y funcional (Samoilă & Vineş, 2023).

Por otra parte, para la gestión y ejecución del proyecto se propone la aplicación de metodologías ágiles, específicamente Agile BI y Scrum, debido a su capacidad para adaptarse a cambios y entregar resultados incrementales en menor tiempo. Wulandari & Raharjo (2023), señalan que las metodologías ágiles mejoran significativamente la implementación de proyectos BI al facilitar la colaboración continua con los usuarios y optimizar la entrega de soluciones analíticas.

Asimismo, la investigación utilizará un enfoque metodológico de tipo descriptivo y aplicado, dado que se propone como punto de partida, hacer un análisis de la actual situación de la EMMAIPC-EP y desarrollar una solución tecnológica basada en Inteligencia de Negocios para mejorar la gestión territorial de facturación, morosidad y pagos en línea. El desarrollo incluirá fases de levantamiento de requerimientos, análisis de fuentes de datos, diseño del Data Warehouse, implementación de procesos ETL, generación de KPIs y desarrollo de dashboards interactivos.

K. CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES

N°	ACTIVIDAD	MES						
		I	II	III	IV	V	VI	MEDIOS DE VERIFICACIÓN

1	Elaboración del marco conceptual relacionado con Inteligencia de Negocios, Data Warehouse, ETL y análisis territorial	X	X					Artículos científicos, libros, tesis, fichas bibliográficas, marco teórico desarrollado
2	Revisión bibliográfica de metodologías de Business Intelligence y metodologías ágiles	X	X					Matriz comparativa de metodologías, revisión sistemática, documentos científicos
3	Selección de la metodología de investigación y desarrollo del proyecto		X					Documento metodológico, justificación de metodología seleccionada
4	Levantamiento y análisis de requerimientos de la EMMAIPC-EP		X	X				Entrevistas, actas de reunión, requerimientos funcionales y no funcionales
5	Identificación y análisis de datos recopilados de		X	X				Diccionario de datos, inventario de

	distintas fuentes institucionales							repositorios de información, diagramas
6	Diseño del modelo dimensional y arquitectura del Data Warehouse			X	X			Modelo estrella, diagramas entidad-relación, esquema dimensional
7	Desarrollo de procesos orientados a la consolidación y transformación de datos (ETL)			X	X			Scripts ETL, pruebas de carga, reportes de transformación
8	Implementación del Data Warehouse				X	X		Base de datos implementada, registros de carga de información
9	Desarrollo de dashboards e indicadores de gestión (KPIs)				X	X		Dashboards, reportes analíticos, visualizaciones gráficas
10	Validación y pruebas del modelo de Inteligencia de Negocios					X		Resultados de pruebas, validaciones funcionales, informes técnicos

11	Análisis territorial de facturación, morosidad y pagos en línea					X	X	Reportes territoriales, mapas analíticos, indicadores estadísticos
12	Elaboración del documento final de tesis					X	X	Documento de tesis, avances revisados, informe final
13	Socialización y presentación de resultados						X	Presentación final, diapositivas, acta de sustentación

L. DECLARACIÓN FINAL

Por último, quiero dejar constancia de que este trabajo se realizó con dedicación, responsabilidad y compromiso académico con el único fin de proponer una alternativa que ayude a mejorar la gestión y el análisis de la información en la EMMAIPC-EP, esperando que la misma sirva de apoyo en futuras investigaciones y/o proyectos relacionados con Inteligencia de Negocios.

M. PARTICIPANTES	
DIRECTOR:	CRISTINA MARIUXI FLORES URGILES
ESTUDIANTE 1	JOHN SEBASTIAN URGILES CAMPOVERDE

N. FIRMAS DE RESPONSABILIDAD	
Lugar:	Cañar
Fecha:	18/05/2026

Firmas:	
Nombre: CRISTINA MARIUXI FLORES URGILES CC: **Director del Proyecto**	Nombre: John Sebastián Urgiles Campoverde C.C.:0302792080 **Estudiante / Egresado**

O. APROBACIÓN	
Firmas:	
Nombre: CC: **Primer Par Revisor**	Nombre: C.C.: **Segundo Par Revisor**

P. REFERENCIAS

4. BIBLIOGRAFÍA

Abu-AlSondos, I. (2023). The impact of business intelligence system (BIS) on quality of strategic decision-making. *International Journal of Data and Network Science, 7*(4), 1901–1912.

Al-Okaily, A., Al-Okaily, M., Ai Ping, T., & Al-Debei, M. (2023). An empirical study on data warehouse systems effectiveness: The case of Jordanian banks in the business intelligence era. *EuroMed Journal of Business, 18*(4), 489–510.

Charles, V., P. Rana, N., & Carter, L. (2022). Artificial Intelligence for data-driven decision-making and governance in public affairs. *Government Information Quarterly*.

Di Vaio, A., Hassan, R., & Alavoine, C. (2022). Data intelligence and analytics: A bibliometric analysis of human-artificial intelligence in public sector decision-making effectiveness. *Technological Forecasting and Social Change, 174*, 114–124.

Duque, J., Godinho, A., & Vasconcelos, J. (2022). Knowledge data extraction for business intelligence: A design science research approach. *Procedia Computer Science, 204*, 131–139.

Elbashir, M., Sutton, S., Arnold, V., & Collier, P. (2022). Leveraging business intelligence systems to enhance management control and business process performance in the public sector. *Meditari Accountancy Research, 30*(4), 914-940.

Escalante Viteri, A., Gamboa Cruzado, J., & Asto Huaman, L. (2022). Methodology for Business Intelligence Solutions in Internet Banking Companies. *International*

Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology, 177–193.

Forero Castañeda, D., & Sánchez García, J. (2021). Introducción a la inteligencia de negocios basada en la metodología Kimball. *Tecnología Investigación y Academia, 9*(1), 1–15.

Guachamín Guerra, M., & Castillo, K. (2024). Factores microeconómicos y macroeconómicos que inciden en la morosidad de los créditos bancarios en el Ecuador, período 2017-2022. *Cuestiones Económicas, 34*(1), 38-62.

Hurbean, L., Militaru, F., Muntean, M., & Danaiata, D. (2023). The impact of business intelligence and analytics adoption on decision making effectiveness and managerial work performance. Scientific Annals of Economics and Business. *Scientific Annals of Economics and Business*, 43–54.

Luna Viera, C., Nuñez Paredes, W., & Tulcanaza Prieto, A. (2022). Determinantes macroeconómicos de la tasa de morosidad en préstamos hipotecarios en el Banco del Instituto de Seguridad Social, periodo 2011-2021. *INNOVA Research Journal, 7*(3), 177–193. doi:https://doi.org/10.33890/innova.v7.n3.2022.2093

Samoilă, R.-E., & Vineș, A. (2023). An overview of Data Vault methodology and its benefits. *Informatica Economică, 27*(2), 15–24.

Souibgui, M., Atigui, F., Zammali, S., Cherfi, S., & Ben Yahia, S. (2019). Data quality in ETL process: A preliminary study. *Procedia Computer Science*.

Wang, J., Hisam Omar, A., Alotaibi, F., Ibrahim Daradkeh, Y., & Althubiti, S. (2022).

Business intelligence ability to enhance organizational performance and performance evaluation capabilities by improving data mining systems for competitive advantage. *Information Processing & Management*.

Wulandari, H., & Raharjo, T. (2023). ystematic literature and expert review of agile methodology usage in business intelligence projects. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, 214–227.

Zegarra Chamorro, L. G., & Ormeño Audante, A. G. (2025). Dashboards en SAP Business Intelligence para la Toma de Decisiones en la Industria Automotriz: Una Revisión Sistemática. *REVISTA CIENTÍFICA EPISTEMIA*.

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL

John Sebastián Urgiles Campoverde portador de la cédula de ciudadanía N.º **0302792080**. En calidad de autor y titular de los derechos patrimoniales del trabajo de titulación "Modelo De Inteligencia De Negocios Para El Análisis De Facturación, Morosidad Y Pagos En Línea Del Servicio De Recolección De Residuos Sólidos En La EMMAIPC-EP." de conformidad a lo establecido en el artículo 114 Código Orgánico de la Economía Social de los Conocimientos, Creatividad e Innovación, reconozco a favor de la Universidad Católica de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos y no comerciales. Autorizo además a la Universidad Católica de Cuenca, para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el Repositorio Institucional de conformidad a lo dispuesto en el artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cañar, 29 de septiembre 2026



John Sebastián Urgiles Campoverde

C.I. 0302792080