



Universidad  
Nacional de  
Ingeniería

Área de Conocimiento de Tecnología de la Información y  
Comunicación

# **Implementación de “Microsoft Power BI” como herramienta de inteligencia de negocios para la detección de fraudes en las facturas financiadas de una empresa de telecomunicaciones.**

**Trabajo Monográfico para optar al título de  
Ingeniero en Computación**

**Elaborado por:**

Br. Jesby Joseth  
Alvarez Aburto  
Carnet: 2020-1063S

Br. Luis Enrique  
Bermúdez Tijerino  
Carnet: 2001-10586

Br. Jonathan José  
Reyes Paniagua  
Carnet: 2002-14958

**Tutor:**

MSc. Norwing Ernesto  
Madrigal Soza

16 de diciembre del 2025

Managua, Nicaragua



Secretaría Académica  
DACTIC

**SECRETARIA DE ÁREA ACADÉMICA**

**F-8: CARTA DE FINALIZADO PLAN DE ASIGNATURA**

El Suscrito Secretario del **ÁREA DE CONOCIMIENTO DE TECNOLOGÍA DE LA INFORMACIÓN Y COMUNICACIÓN** hace constar que:

**BERMUDEZ TIJERINO LUIS ENRIQUE**

Carné: **2001-10586** Turno: **Diurno** Plan de Asignatura: **2015** de conformidad con el Reglamento Académico vigente en la Universidad, ha aprobado todas las asignaturas correspondientes a la carrera de **INGENIERÍA EN COMPUTACIÓN**, en el año 2024 y solo tiene pendiente la realización de una de las formas de culminación de estudio.

Se extiende la presente **CARTA DE FINALIZADO PLAN DE ASIGNATURA**, a solicitud del interesado en la ciudad de Managua, a los veinte y dos días del mes de octubre del año dos mil veinte y cinco.

**Atentamente,**


MSc. Luisa Massiel Mercado Gutiérrez  
**SECRETARIO DE ÁREA ACADÉMICA**

 Móvil: (505) 83803517

 Recinto Universitario Simón Bolívar  
Avenida Universitaria,  
Managua, Nicaragua.  
Apdo: 5595

IMPRESO POR SISTEMA DE REGISTRO ACADEMICO EL 22-oct-2025  [hazzely.orocho@dactic.uni.edu.ni](mailto:hazzely.orocho@dactic.uni.edu.ni)  
[www.uni.edu.ni](http://www.uni.edu.ni)



Secretaría Académica  
DACTIC

**SECRETARIA DE ÁREA ACADÉMICA**

**F-8: CARTA DE FINALIZADO PLAN DE ASIGNATURA**

El Suscrito Secretario del **ÁREA DE CONOCIMIENTO DE TECNOLOGÍA DE LA INFORMACIÓN Y COMUNICACIÓN** hace constar que:

**REYES PANIAGUA JONATHAN JOSÉ**

Carné: **2002-14958** Turno: **Diurno** Plan de Asignatura: **2015** de conformidad con el Reglamento Académico vigente en la Universidad, ha aprobado todas las asignaturas correspondientes a la carrera de **INGENIERÍA EN COMPUTACIÓN**, en el año 2024 y solo tiene pendiente la realización de una de las formas de culminación de estudio.


Se extiende la presente **CARTA DE FINALIZADO PLAN DE ASIGNATURA**, a solicitud del interesado en la ciudad de Managua, a los veinte y dos días del mes de octubre del año dos mil veinte y cinco.

**Atentamente,**

  
MSc. Luisa Mássiel Mercado Gutiérrez  
SECRETARIO DE ÁREA ACADÉMICA

 Móvil (505) 83803517

 Recinto Universitario Simón Bolívar  
Avenida Universitaria,  
Managua, Nicaragua.  
Apdo. 5595

IMPRESO POR SISTEMA DE REGISTRO ACADEMICO EL 22-oct-2025  hazzely.grocco@dactic.uniedu.ni  
www.uniedu.ni



Secretaria Académica  
DACTIC

**SECRETARIA DE ÁREA ACADÉMICA**

**F-8: CARTA DE FINALIZADO PLAN DE ASIGNATURA**

El Suscrito Secretario del **ÁREA DE CONOCIMIENTO DE TECNOLOGÍA DE LA INFORMACIÓN Y COMUNICACIÓN** hace constar que:

**ALVAREZ ABURTO JESBY JOSETH**

Carné: **2020-1063S** Turno: **Diurno** Plan de Asignatura: **2015** de conformidad con el Reglamento Académico vigente en la Universidad, ha aprobado todas las asignaturas correspondientes a la carrera de **INGENIERÍA EN COMPUTACIÓN**, en el año 2024 y solo tiene pendiente la realización de una de las formas de culminación de estudio.

Se extiende la presente **CARTA DE FINALIZADO PLAN DE ASIGNATURA**, a solicitud del interesado en la ciudad de Managua, a los veinte y dos días del mes de octubre del año dos mil veinte y cinco.


**Atentamente,**

  
\_\_\_\_\_  
**MSc. Luisa Massiel Mercado Gutiérrez**  
**SECRETARIO DE ÁREA ACADÉMICA**



 Móvil: (505) 8380357

 Recinto Universitario Simón Bolívar  
Avenida Universitaria,  
Managua, Nicaragua.  
Apdo: 5595

IMPRESO POR SISTEMA DE REGISTRO ACADÉMICO EL 22-oct-2025  [hazzelyorozco@dactic.uni.edu.ni](mailto:hazzelyorozco@dactic.uni.edu.ni)  
[www.uni.edu.ni](http://www.uni.edu.ni)

Managua, 16 de diciembre del 2025

**MSc. Claudia Benavides**  
**Directora DACTIC**  
**Su Oficina**

Estimada Ingeniera Benavides,

Mediante la presente, yo, **MSc. Norwing Ernesto Madrigal Soza** en mi calidad de tutor, certifico que he revisado y evaluado detenidamente el trabajo monográfico titulado **“Implementación de “Microsoft Power BI” como herramienta de inteligencia de negocios para la detección de fraudes en las facturas financiadas de una empresa de telecomunicaciones.”** realizado por los bachilleres **Br. Jesby Joseth Álvarez Aburto (Carnet: 2020-1063U)**, **Br. Luis Enrique Bermúdez Tijerino (Carnet: 2001-10586)** y **Br. Jonathan José Reyes Paniagua (Carnet: 2002-14958)** estudiantes del Programa Académico de **Ingeniería en Computación**.

Declaro que dicho trabajo monográfico cumple con todas las normativas y requisitos establecidos por la universidad para ser presentado y defendido ante el tribunal evaluador en el proceso de **Defensa**.

Sin más particular, me despido cordialmente.

Atentamente,

---

**MSc. Norwing Ernesto Madrigal Soza**  
**Docente DACTIC**

**CC.: Archivo Personal**  
**Bachilleres**



Dirección de Área de  
Conocimiento de Tecnología  
de la Información y Comunicación

Managua, 29 de agosto 2025

**Br. Jesby Joseth Alvarez Aburto** 2020-1063S  
**Br. Luis Enrique Bermudez Tijerino** 2001-10586  
**Br. Jonathan José Reyes Paniagua** 2002-14958  
Egresados Programa académico Ingeniería en Computación  
Sus manos.-

*Estimados egresados, reciban cordiales saludos y éxito en sus actividades.*

*Por medio de la presente, les comunico la **aprobación** del Protocolo de trabajo monográfico titulado: **"Implementación de "Microsoft Power BI" como herramienta de inteligencia de negocios para la detección de fraudes en las facturas financiadas de una empresa de telecomunicaciones"**, el cual cumple con los requisitos establecidos en el capítulo II de la normativa de trabajos monográficos de la UNI como forma de culminación de estudios, por lo que queda oficialmente aprobado por esta Dirección.*

*El docente responsable de acompañarle en el proceso de desarrollo de su tema monográfico es el MSc. Norwing Ernesto Madrigal Soza.*

*A partir de la fecha de aprobación del protocolo monográfico, tienen un máximo de doce meses para realizar el trabajo monográfico incluyendo la defensa.*

Atentamente,



**MSc. Claudia Lucía Benavidez Rugama**  
**Directora Área de Conocimiento de**  
**Tecnología de la Información y Comunicación**

Cc. MSc. Norwing Ernesto Madrigal Soza – Tutor  
MSc. Luisa Massiel Mercado Gutiérrez, Secretaria Académica - DACTIC  
Archivo DACTIC.

Móvil: (505) 8889 0903

Recinto Universitario Simón Bolívar  
Avenida Universitaria,  
Managua, Nicaragua.  
Apdo: 5595

claudia.benavidez@dactic.uni.edu.ni  
www.uni.edu.ni

## **Dedicatoria**

Dedicamos este trabajo, en primer lugar, a Dios, fuente de sabiduría, fortaleza y guía en cada paso que damos.

A Él le entregamos nuestros esfuerzos, nuestras dudas y nuestras metas, confiando en que todo lo que hacemos tiene propósito bajo Su voluntad.

A nuestras familias, que con amor y oración nos han sostenido en los momentos de cansancio y nos han animado a seguir adelante.

Y a nosotros tres, compañeros en este camino académico, que con fe, compromiso y fraternidad hemos logrado culminar esta etapa, sabiendo que “todo lo puedo en Cristo que me fortalece” (Filipenses 4:13)

## Resumen

El presente trabajo monográfico tiene como propósito implementar la herramienta *Microsoft Power BI* como solución de Inteligencia de Negocios (BI) para la detección de fraudes en las facturas financiadas de una empresa de telecomunicaciones. Ante la creciente complejidad en la gestión de grandes volúmenes de información financiera, se plantea una propuesta tecnológica que permita identificar patrones anómalos, reducir riesgos y fortalecer la transparencia en los procesos contables.

La metodología utilizada fue CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining), la cual estructura el desarrollo del proyecto en seis fases: comprensión del negocio, comprensión de los datos, preparación, modelado, evaluación y despliegue. Este enfoque permitió abordar de manera sistemática la integración de fuentes de datos desde Oracle y SQL Server, la limpieza y transformación mediante procesos ETL, y la construcción de un modelo de datos tabular optimizado en Power BI.

El modelo diseñado permite generar *dashboards* interactivos que visualizan métricas clave (*KPI*), como montos financiados, estados de pago y frecuencia de morosidad, facilitando el monitoreo en tiempo real y la detección temprana de posibles fraudes. Los resultados demostraron que la implementación de BI no solo mejora la eficiencia operativa y la toma de decisiones estratégicas, sino que también garantiza la integridad, disponibilidad y confiabilidad de la información financiera.

En conclusión, la adopción de *Microsoft Power BI* como herramienta de inteligencia de negocios representa una solución integral para la gestión del riesgo financiero, contribuyendo al fortalecimiento del control interno y al desarrollo de una cultura organizacional basada en datos y transparencia. Este proyecto sienta las bases para la evolución analítica de la empresa hacia un modelo de gestión inteligente y sostenible.

**Palabras clave:** Inteligencia de Negocios, Power BI, CRISP-DM, Facturas Financiadas, Detección de Fraudes, ETL, KPI, Minería de Datos.

## Índice de contenido

1. Introducción .....	1
2. Antecedentes .....	3
3. Justificación .....	4
4. Objetivos .....	5
4.1    Objetivo General .....	5
4.2    Objetivos específicos .....	5
5. Marco teórico .....	6
5.1    Facturas financiadas .....	6
5.2    Gestión de los datos.....	6
5.3    Modelo de Datos .....	7
5.4    Modelo relacional .....	7
5.5    Data Warehouse .....	7
5.6    Inteligencia de Negocios. ....	7
5.7    Inteligencia de negocios en el área financiera .....	8
5.8    Dashboard y Balance Scorecard.....	8
5.9    Minería de datos.....	9
5.1    Herramientas de Inteligencia de Negocios (BI) .....	9
5.2    ETL.....	9
5.3    KPI. (Key Performance Indicators).....	10
5.4    Oracle Database .....	10
5.5    Jobs.....	10
5.6    SqlServer .....	11
5.7    DataSet .....	11

5.8	PowerBI.....	11
5.9	Metodología CRISP-DM.....	12
6.	Diseño metodológico.....	15
6.1	Fases de la metodología.....	15
7.	Análisis y presentación de resultados.....	17
7.1	Comprensión del negocio.....	17
7.1.1	Objetivos del negocio.....	17
7.1.2	Requisitos del negocio.....	17
7.1.3	Objetivos del proyecto.....	18
7.2	Comprensión de los datos.....	18
7.2.1	Recopilación de datos.....	18
7.2.2	Descripción de datos.....	18
7.2.3	Exploración de datos.....	22
7.2.4	Verificación de calidad de datos.....	24
7.3	Preparación de los datos.....	24
7.3.1	Selección de datos.....	25
7.3.2	Limpieza de datos.....	26
7.3.3	Construcción de datos.....	26
7.3.4	Integración de datos.....	28
7.3.5	Formateo de datos.....	30
7.4	Modelado.....	32
7.4.1	Selección de técnicas de modelado.....	32
7.4.2	Diseño de pruebas.....	35
7.4.3	Construcción del modelo.....	45
7.5	Evaluación.....	47

7.5.1	Evaluación del modelo.....	47
7.5.2	Revisión del proceso .....	48
7.5.3	Determinación de próximos pasos.....	49
7.6	Despliegue (deployment) .....	49
7.6.1	Planificación del despliegue .....	49
7.6.2	Implementación .....	50
7.6.3	Monitoreo y mantenimiento .....	55
7.6.4	Revisión del proyecto .....	56
8.	Conclusiones y recomendaciones .....	57
8.1.1	Conclusiones .....	57
8.1.2	Recomendaciones .....	58
9.	Bibliografía .....	59
10.	Anexos.....	62
	Anexo A: Estimación de costos asociados al desarrollo del proyecto.....	62
	Anexo B: Diagrama de Despliegue .....	67
	Anexo C: Plan de capacitación de usuario finales .....	68

## Índice de tablas

Tabla 1: Cuadro resumen de las variables construidas .....	27
Tabla 2: Documentación de pruebas del modelo analítico .....	42
Tabla 3: Criterios de evaluación del modelo.....	47
Tabla 4: Actividades de despliegue .....	50
Tabla 5: Criterios de revisión de la solución implantada.....	56

## Índice de figuras

Figura 1: Ciclo de vida de la minería de datos según la metodología CRISP-DM.....	12
Figura 2: Esquema relacional entre los ERP y la base de datos .....	19
Figura 3: Distribución de montos de facturas. ....	20
Figura 4: Distribución de estados de pago .....	21
Figura 5: Frecuencia de estados de pago .....	22
Figura 6: Conexión a la base de datos Oracle.....	25
Figura 7: Conexión a la base de datos SQL Server .....	26
Figura 8: Validación de conexión ETL clientes .....	28
Figura 9: Conexión ETL clientes exitosa .....	28
Figura 10: Conexión ETL Warner .....	29
Figura 11: Validación de conexión ETL Warner .....	29
Figura 12: Validación de la base de datos.....	30
Figura 13:Validación y formateo de datos .....	30
Figura 14: Validación de error paso #1 .....	31
Figura 15: Corrección de error paso #1 .....	31
Figura 16: Modelo estrella en PowerBI.....	34
Figura 17: Diagrama estrella del cubo del Facturador SCL .....	35
Figura 18: Campos utilizados para las pruebas.....	36
Figura 19: Proceso exitoso del cubo de facturación SCL .....	36
Figura 20: Estructura de la tabla Facturación.....	37
Figura 21: Filtros por esquemas de la BD .....	37
Figura 22: Resultado de la DIM fecha. ....	38
Figura 23: DIM Fecha en el cubo de facturación. ....	38
Figura 24: Modelado y limpieza desde PowerBI.....	38
Figura 25: Validación de carga de datos #1 .....	39
Figura 26: Validación de carga de datos #2 .....	39
Figura 27: Validación de carga de datos #3 .....	40
Figura 28: Tablas y vistas en PowerBI .....	40
Figura 29: Diseño de reporte en PowerBI.....	46

Figura 30: Paletas de colores en Power BI.....	46
Figura 31: Conexión a la BD desde el servidor PowerBI.....	51
Figura 32: Despliegue del servidor Power BI.....	51
Figura 33: Configuración de actualizaciones ETL .....	52
Figura 34: Log de ejecución éxitos de los Jobs de actualizaciones.....	52
Figura 35: KPIs publicados en el servidor de BD .....	53
Figura 36: KPI metas por sucursal León .....	53
Figura 37: KPI metas por sucursal Río Blanco .....	53
Figura 38: Seguridad de vistas y reportes .....	54
Figura 39: Solución implantada en el servidor de la empresa .....	54
Figura 40: Agenda y monitoreo desde el servidor Power BI.....	55

## 1. Introducción

En el contexto actual de transformación digital, las empresas de telecomunicaciones enfrentan el desafío de gestionar grandes volúmenes de información financiera con altos niveles de precisión y transparencia. La detección oportuna de fraudes en las facturas financiadas constituye un elemento crítico para garantizar la sostenibilidad económica, la confianza organizacional y la competitividad en el mercado. En este escenario, la inteligencia de negocios (*Business Intelligence, BI*) emerge como una herramienta estratégica capaz de convertir los datos en conocimiento útil para la toma de decisiones, fortaleciendo los mecanismos de control y supervisión financiera.

El presente trabajo monográfico tiene como propósito desarrollar un modelo analítico que permita identificar patrones anómalos dentro de las operaciones financieras, optimizando la detección de irregularidades mediante el uso de metodologías estructuradas y tecnologías avanzadas. El proyecto aplica la metodología *CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining)*, reconocida por su enfoque iterativo, flexible y orientado a resultados, abarcando desde la comprensión del negocio hasta el despliegue de la solución final.

La propuesta se fundamenta en la integración de *Microsoft Power BI*, una plataforma que posibilita la extracción, transformación y visualización de datos provenientes de distintas fuentes, como *Oracle Database* y *SQL Server*, consolidándolos en un modelo relacional que facilita el análisis y la identificación de posibles fraudes. Este entorno permite la construcción de *dashboards* interactivos, el uso de indicadores clave de rendimiento (*KPI*) y la generación de alertas automatizadas que favorecen el monitoreo continuo de las facturas financiadas.

La relevancia de este estudio radica en su contribución al fortalecimiento de los controles internos y a la transparencia de la gestión financiera. La implementación de un sistema BI no solo reduce los riesgos asociados a errores humanos o manipulaciones indebidas, sino que también impulsa una cultura organizacional basada en la analítica de datos, la eficiencia operativa y la mejora continua. Asimismo, la metodología empleada garantiza la reproducibilidad del modelo en otras áreas de negocio o instituciones que requieran detectar patrones de comportamiento anómalos.

La estructura del documento comprende las secciones de antecedentes, justificación, objetivos, marco teórico, diseño metodológico y análisis de resultados, los cuales describen de forma integral el proceso seguido para la construcción del modelo analítico y su validación. En conjunto, esta investigación busca demostrar que la sinergia entre la inteligencia de negocios, la minería de datos y la visualización dinámica puede transformar la gestión financiera de las empresas, aportando una solución innovadora, escalable y de alto valor estratégico para el sector de las telecomunicaciones.

## 2. Antecedentes

La empresa<sup>1</sup> es una compañía líder regional y es uno de los operadores convergentes Fijo-Móvil líder con más de 14 millones de clientes con una red 4G LTE en proceso de modernización y crecimiento. Sin embargo, debido a la multiplicidad de transacciones, el gran volumen de datos y el uso intensivo de facturas financiadas, se ha identificado la necesidad de fortalecer los mecanismos de control para prevenir posibles fraudes o irregularidades.

Hasta el momento, la compañía se ha apoyado ampliamente en herramientas como Excel, que comienzan a quedar obsoletas para la gestión y el análisis de grandes volúmenes de información. Esto dificulta la identificación de patrones que pudieran señalar operaciones fraudulentas, afectando la efectividad en la detección temprana de riesgos.

Asimismo, la arquitectura e infraestructura vigentes se apoyan en nodos de bases de datos distribuidos a gran escala sobre múltiples plataformas tecnológicas, cuyo volumen crece de forma constante con las transacciones diarias. Este crecimiento ha elevado la complejidad tanto de la extracción de información desde los sistemas gestores de bases de datos como del análisis de los registros históricos para la elaboración de los informes financieros.

El uso de bases de datos Oracle como núcleo de almacenamiento ha permitido sostener grandes volúmenes de registros, pero se requiere de técnicas de minería de datos y procesos avanzados de inteligencia de negocios para correlacionar y detectar posibles irregularidades, particularmente en la emisión y administración de facturas financiadas.

La implementación propuesta de una solución de BI, apunta a agilizar la explotación técnica de los datos, fomentando la disponibilidad efectiva, la confidencialidad, la integridad de la información, y fortaleciendo los controles de fraude.

---

<sup>1</sup> Por motivos de confidencialidad de los datos no se nombrará el nombre de la empresa de telecomunicaciones, solo se hará uso de la palabra “La empresa”.

### **3. Justificación**

La detección de posibles fraudes en las facturas financiadas tiene un impacto directo en la sostenibilidad y la rentabilidad de la empresa. Disponer de una infraestructura y un modelo de BI eficiente permite integrar, procesar y analizar el gran volumen de datos generados en sus operaciones diarias, posibilitando la identificación ágil de patrones irregulares que puedan suponer riesgos financieros.

La BI no solo se centra en herramientas tecnológicas, sino que también implica metodologías y prácticas para garantizar que la información sea aprovechada de manera estratégica. Al organizar y centralizar la información, la empresa puede respaldar de forma confiable sus decisiones, anticiparse a comportamientos de riesgo y mitigar pérdidas por fraudes o anomalías. Además, la adopción de BI refuerza la transparencia y la seguridad de los datos, facilitando reportes visuales que agilizan la detección de patrones sospechosos.

En conclusión, la implementación de una herramienta de inteligencia de negocios para identificar potenciales fraudes contribuye al fortalecimiento del entorno de control, la mejora continua y el crecimiento competitivo de la empresa. La información analizada de forma integral no solo aporta a la reducción de riesgos, sino que también aprovecha al máximo los datos disponibles para maximizar la eficiencia operativa y la satisfacción de sus clientes.

## 4. Objetivos

### 4.1 Objetivo General

Implementar Microsoft Power BI como herramienta de inteligencia de negocios para la detección de fraudes en las facturas financiadas de una empresa de telecomunicaciones.

### 4.2 Objetivos específicos

1. Analizar la información financiera disponible, evaluando la calidad, integridad y relevancia de los datos almacenados en las bases de datos.
2. Diseñar los procesos ETL que extraigan, limpien, integren y transformen los datos financieros; construyendo un modelo tabular optimizado y documentado en Power BI que consolide la información necesaria para el análisis de fraude.
3. Seleccionar las técnicas más adecuadas de minería de datos que permita la identificación de patrones anómalos haciendo uso de los modelos y empleando métricas de desempeño (KPI).
4. Evaluar los resultados obtenidos con los criterios de éxito definidos por la empresa, refinando los modelos cuando sea necesario, para garantizar su confiabilidad.
5. Implementar la solución de BI en el entorno productivo de *Power BI*, *dashboards* interactivos, alertas y KPIs que permitan monitorear en tiempo real las facturas financiadas y facilitar la detección temprana de fraudes.

## **5. Marco teórico**

Para lograr una adecuada ejecución del proyecto y construir el modelo pertinente para “La empresa”, se describen a continuación términos y lineamientos necesarios para contextualizar la implementación de la herramienta de inteligencia de negocios planteados en este proyecto. En este sentido, se describen conceptos tales como: gestión de datos, modelo de datos, *data Warehouse*, inteligencia de negocios, dashboard, herramientas BI, indicadores financieros y la metodología CRISP-DM.

### **5.1 Facturas financiadas**

El adelanto de facturas (facturas financiadas) es una de las herramientas de financiación a corto plazo que usan las empresas para conseguir liquidez y solucionar problemas de circulante. Las facturas financiadas consisten en la venta de facturas o pagarés a una entidad financiera a cambio de interés y quizás una comisión. La diferencia con el *factoring* está, en que este es un contrato de cesión y gestión de las facturas, mientras que en las facturas financiadas, estas se venden. Martín (s.f.).

En todas las operaciones la entidad financiera adelanta el dinero, sea de la factura o del pagaré, a cambio de una pequeña cantidad, pero las condiciones del adelanto son diferentes.

### **5.2 Gestión de los datos**

En la actualidad, los datos se están convirtiendo en el activo más valioso para las organizaciones. Estos orientan y mejoran la toma de decisiones. Por lo tanto, su gestión es base fundamental para garantizar la integridad y fiabilidad de los mismos. De acuerdo con Buenadicha et al. (2019) actualmente el universo está poblado de datos. Se está generando todo tipo de información mientras trabajamos, caminamos, interactuamos, hablamos, protestamos o buscamos información en línea. Cualquier actividad genera datos, y toda esta información es útil para definir los servicios, los productos o la manera cómo funcionan las ciudades. La importancia y alcance de estos datos se ha venido explorando ampliamente en los diferentes sectores privados, sobre todo en los ámbitos del cálculo y análisis de riesgos, y en la personalización de los servicios comerciales.

### **5.3 Modelo de Datos**

Contar con los datos adecuados, bien estructurado, organizados y centralizados. Permiten su manipulación y posterior análisis con el propósito de resolver las inquietudes del negocio. Por consiguiente, es necesario definir el modelo adecuado que se ajuste a las necesidades de la empresa y su volumen de datos, de tal manera que se pueda generar un modelo teniendo en cuenta que existen varios modelos tales como: Modelo relacional, modelo no relacional y modelo orientado a objetos. Peña (2017)

### **5.4 Modelo relacional**

El modelo relacional es uno de los de mayor uso, se basa en tablas con distintos atributos o campos y las relaciones entre las tablas. Donde cada tabla cuenta con una clave primaria (“Primary key” o PK), formada por uno o más atributos y las tablas se relacionan entre ellas mediante las claves externas o foránea (“Foreign Key” o FK) que actúan como claves primarias en sus propias tablas (Cano, 2008, p.71). Este modelo, permite la interacción entre diversas tablas; logrando unir los valores de una tabla trabajada con otra existente.

### **5.5 Data Warehouse**

En consecuencia, con lo anterior, las empresas pueden contar con un *Data Warehouse* en adelante (DWH) o bodega de datos, ya sea de forma física por medio de servidores locales (on-premise) o en la nube. Este último ha sido una alternativa muy atractiva en pro de la seguridad de los datos, así como la disminución de espacios físicos, ya que al tener la información en bases de datos en la nube no se requiere de inversiones en instalaciones físicas para tal fin. Así mismo permite tener la información respaldada ante cualquier eventualidad (Grijalba, 2020).

### **5.6 Inteligencia de Negocios.**

La inteligencia de negocios (BI) no es un término surgido actualmente, sino que ha venido evolucionando a través de los años; Noriega et al. (2015) mencionan que el origen de la inteligencia de negocios se encuentra en el texto “El arte y la guerra”, donde indica que

para poder ser exitoso se deben conocer las fortalezas y debilidades propias como las del enemigo, ya que su desconocimiento podría generar la derrota (p.2). Pero con la evolución tecnológica y el crecimiento de los datos, el BI ha surgido a nuevo nivel, para Grijalba (2020) el BI implica seguir unas teorías en el desarrollo del proceso tales como: el modelo de datos que cubre las necesidades del negocio, aplicar metodologías ágiles que permitan construir de forma incremental la solución y su mantenimiento a largo plazo (p.29).

Por consiguiente, actualmente en el mercado existen diversas herramientas, más robustas y dinámicas que permiten mejorar y automatizar los procesos, para el manejo de información con el fin de poder analizar los datos en tiempo real.

### **5.7 Inteligencia de negocios en el área financiera**

Para las organizaciones, es fundamental conocer en todo momento su situación financiera y ese es el propósito de la contabilidad. El Análisis de datos descriptivos proporciona a los contadores una visión general del desempeño financiero actual de la empresa, la comparación de los índices con los datos de referencia de la industria describe la situación de la empresa y si mantiene una ventaja competitiva. Por consiguiente, las herramientas interactivas de visualización permiten a los contadores gerenciales presentar información financiera de manera efectiva (Mendivil, Salazar y Graciano, 2018, p.21).

### **5.8 Dashboard y Balance Scorecard**

Son una compilación de diversas visualizaciones, que permiten monitorear métricas establecidas dentro de una organización y evaluar actividades en general, de una determinada actividad, es decir permiten monitorear una actividad en específico (Núria, 2021). Hoy en día las empresas deben contar con tableros por departamentos con el fin de medir su rendimiento en las distintas áreas, lo cual les permite a los líderes manejar la información de forma adecuada. Conllevando a una oportuna toma de decisiones y a su vez articulando los procesos para generar mayor eficiencia y eficacia.

## **5.9 Minería de datos**

En principio, la minería de datos es el proceso de hallar anomalías, patrones y correlaciones en grandes conjuntos de datos para predecir resultados. “La minería de datos es un campo de la estadística y las ciencias de la computación. A través de diversas técnicas, se extrae información de una base de datos para generar conocimiento, el cual puede ser expresado a través de conceptos, reglas, leyes, patrones, entre otros” (Menéndez Domínguez, et al., 2022).

### **5.1 Herramientas de Inteligencia de Negocios (BI)**

En la actualidad existen diversas herramientas que permiten generar el análisis de información requerido. Sin embargo, al momento de identificar la herramienta adecuada que se ajuste a las necesidades de la empresa, se deben revisar factores como: costos, manejo, soporte, complejidad entre otros. Para Cano (2008). Escoger aquella herramienta de BI que mejor satisfaga las necesidades de los usuarios en cuanto a las funcionalidades, con la mejor arquitectura y al mejor coste, no es una tarea fácil; y mucho menos si se tienen en cuenta la cantidad de herramientas y proveedores disponibles en el mercado tecnológico (p.163).

### **5.2 ETL**

ETL es un tipo de integración de datos que hace referencia a los tres pasos (extraer, transformar, cargar) que se utilizan para mezclar datos de múltiples fuentes. Se utiliza a menudo para construir un almacén de datos. Durante este proceso, los datos se toman (extraen) de una base de datos, se convierten (transforman) en un formato que se puede almacenar y se almacenan (cargan) en un data warehouse u otro sistema. Extraer, cargar, transformar (ELT) es un enfoque alternativo pero relacionado diseñado para canalizar el procesamiento a la base de datos para mejorar el desempeño (SAS, 2023).

## **Beneficios de usar ETL**

- Cuando se utiliza con un almacén de datos empresarial (datos en reposo), ETL provee profundo contenido histórico para la empresa.
- Proporcionando una vista consolidada, ETL facilita a los usuarios de negocios analizar y generar reportes sobre datos relevantes para sus iniciativas.
- ETL puede mejorar la productividad de los profesionales de los datos porque codifica y reutiliza procesos que mueven datos sin requerir habilidades técnicas para escribir código o scripts.
- ETL ha evolucionado para satisfacer requisitos de integración emergentes para cosas como los datos transmitidos por streaming.
- Las organizaciones necesitan ETL y ELT para conjuntar datos, respecto a esta, mantener la precisión y proporcionar el recurso de auditoría que suele requerirse en los almacenes, reportes y análisis de datos.

### **5.3 KPI. (Key Performance Indicators)**

Los indicadores claves de rendimiento (KPI, Key Performance Indicators) son un conjunto de indicadores útiles en las organizaciones y en los proyectos para realizar la medición de variables establecidas al momento de decidir qué factores presentan gran influencia o tienen mayor impacto en una organización (Ortíz & López, 2021).

### **5.4 Oracle Database**

Es un sistema de gestión de bases de datos (DBMS, por sus siglas en inglés) de código abierto desarrollado por Oracle. Se ha ganado su lugar en el mundo digital como una base de datos relacional que permite almacenar, organizar y recuperar datos de manera eficiente. *Oracle Database* es utilizado por una amplia variedad de organizaciones y aplicaciones en todo el mundo. (Acosta, 2022).

### **5.5 Jobs**

En el ámbito de los sistemas de gestión de bases de datos, un job se define como un conjunto de tareas automatizadas que se programan para ejecutarse de forma periódica o bajo condiciones específicas. Estas tareas pueden incluir operaciones de respaldo, procesos de

carga de datos, ejecución de scripts de mantenimiento o la actualización de reportes. Según Coronel y Morris (2017), los jobs permiten a las organizaciones garantizar la continuidad operativa y reducir errores humanos en procesos críticos de administración de datos.

## **5.6 SqlServer**

Microsoft SQL Server es un sistema de gestión de bases de datos relacional (RDBMS) desarrollado por Microsoft, diseñado para almacenar, recuperar y administrar grandes volúmenes de información. Ofrece soporte a consultas estructuradas mediante SQL (Structured Query Language) y dispone de herramientas avanzadas para seguridad, replicación, análisis y administración de datos. Ramakrishnan y Gehrke (2020) explican que SQL Server es ampliamente utilizado en entornos empresariales por su integración con aplicaciones de Microsoft y su capacidad de escalar hacia entornos de inteligencia de negocios.

## **5.7 DataSet**

Un dataset corresponde a un conjunto de datos organizados que pueden ser utilizados para análisis, modelado o entrenamiento de algoritmos. En el contexto de BI, un dataset es la colección de tablas, relaciones y campos que alimentan los tableros analíticos. García y López (2019) sostienen que los datasets son fundamentales para la exploración y la minería de datos, ya que estructuran la información y permiten identificar patrones relevantes dentro de los procesos de negocio.

## **5.8 PowerBI**

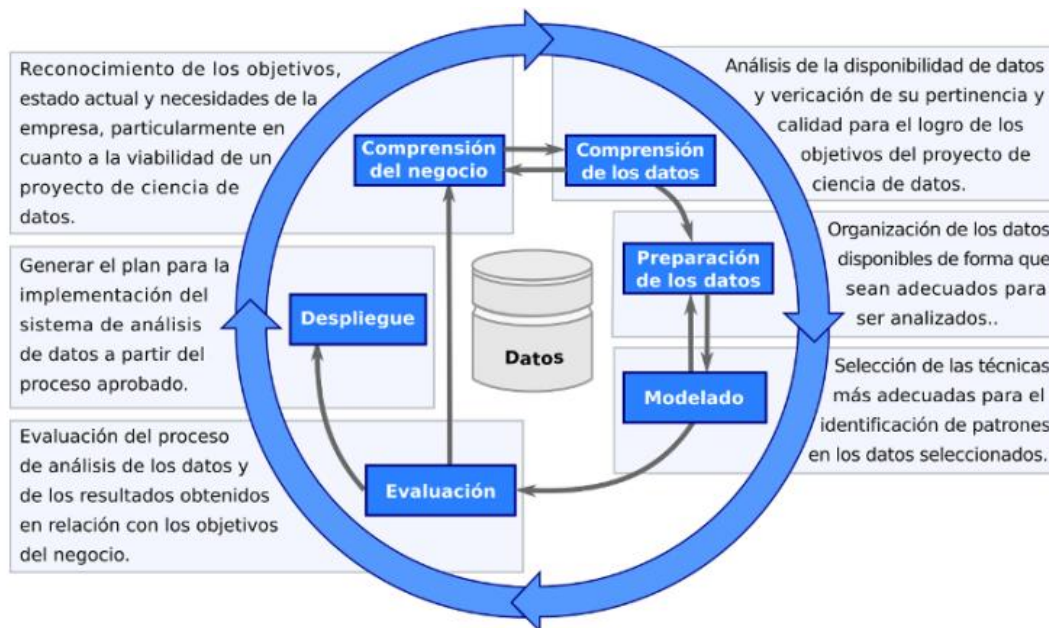
Microsoft Power BI es una herramienta de inteligencia de negocios que permite la visualización y análisis interactivo de datos. Se utiliza para construir dashboards dinámicos, reportes y modelos analíticos, integrando información de diversas fuentes. De acuerdo con Russo y Ferrari (2020), Power BI se ha consolidado como una solución accesible y robusta para empresas de distintos tamaños, ya que combina capacidades de modelado de datos, cálculos avanzados mediante DAX y opciones de publicación en la nube para compartir análisis en tiempo real.

## 5.9 Metodología CRISP-DM

La metodología para la implementación del desarrollo es el modelo CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining), que es un modelo de proceso de minería de datos que describe una manera en la que los expertos en esta materia abordan el problema “que es un estándar empleado a nivel mundial tanto en la industria como en la academia para proyectos de minería de datos” (EspinosaZúñiga & Javier Jesús., 2020).

CRISP-DM incluye un modelo estructurado en seis etapas/tareas, algunas de las cuales son bidireccionales, estas a su vez se clasifican en tres fases, mostradas en la figura #1:

Figura 1: Ciclo de vida de la minería de datos según la metodología CRISP-DM.



*Nota:* Imagen tomada de Cortines, V. G. (2015)

La metodología CRISP-DM es un modelo de referencia ampliamente aceptado para el desarrollo de proyectos de minería de datos e inteligencia de negocios. Nació en 1996 como un esfuerzo conjunto de la industria (Daimler Chrysler, SPSS e NCR) con el propósito de establecer un estándar que permitiera estructurar proyectos de análisis de datos en diferentes sectores económicos.

Su fortaleza radica en que ofrece un enfoque iterativo, flexible y cíclico, lo que permite retroalimentarse entre fases y adaptarse a los cambios en el entorno de negocio o en la calidad

de los datos disponibles. De esta manera, CRISP-DM no se limita a un único dominio, sino que puede aplicarse a sectores tan diversos como las telecomunicaciones, la banca, el comercio minorista, la salud o la seguridad vehicular.

**El proceso CRISP-DM se organiza en seis fases principales:**

**Comprensión del negocio (Business Understanding):** consiste en identificar los objetivos estratégicos de la organización, comprender el problema a resolver y definir los criterios de éxito del proyecto. Esta fase asegura que los esfuerzos técnicos estén alineados con las metas del negocio.

**Comprensión de los datos (Data Understanding):** implica la recopilación inicial, descripción y exploración de los datos disponibles. En esta etapa se detectan valores atípicos, vacíos de información o inconsistencias que puedan afectar la calidad del análisis.

**Preparación de los datos (Data Preparation):** abarca todas las tareas necesarias para construir el conjunto de datos final que será utilizado en el modelado. Incluye selección, limpieza, integración y transformación de los datos, generando una base sólida y estructurada.

**Modelado (Modeling):** en esta fase se seleccionan y aplican técnicas estadísticas, de machine learning o de minería de datos para crear modelos que permitan identificar patrones, correlaciones o anomalías.

**Evaluación (Evaluation):** los modelos obtenidos son evaluados para determinar si cumplen con los objetivos de negocio y criterios de éxito planteados. Esta fase también incluye la identificación de posibles mejoras de los resultados.

**Despliegue (Deployment):** consiste en implementar la solución en un entorno real, ya sea mediante la construcción de dashboards, reportes analíticos, sistemas predictivos o cualquier mecanismo que facilite la toma de decisiones en la organización.

CRISP-DM no es únicamente un marco técnico, sino también una guía metodológica que integra aspectos de negocio, calidad de los datos y procesos analíticos. Por su carácter iterativo, los proyectos pueden regresar a fases previas en caso de detectar nuevas necesidades, ajustando así los modelos y garantizando una mejora continua. (Cortines, 2015).

En conclusión, CRISP-DM se ha consolidado como la metodología estándar para el desarrollo de proyectos de minería de datos e inteligencia de negocios, al proporcionar un marco de trabajo estructurado, adaptable y eficaz, capaz de transformar grandes volúmenes de datos en conocimiento útil para la toma de decisiones estratégicas.

## **6. Diseño metodológico**

La metodología utilizada fue CRISP-DM (*Cross-Industry Standard process for Data Mining*) altamente aceptada y utilizada debido a su enfoque estructurado pero flexible. Esta consta de seis fases cada una con tareas específicas que deben completarse una a una algunas con funciones bidireccionales. El resultado de usar esta metodología fue una solución de alta calidad cumpliendo con los objetivos formulados en el trabajo monográfico.

### **6.1 Fases de la metodología**

#### **1. Comprensión del negocio**

Busca alinear los objetivos del proyecto de análisis con las necesidades reales del negocio.

- 1.1 Objetivos del negocio
- 1.2 Requisitos del negocio
- 1.3 Objetivos del proyecto

#### **2. Comprensión de los datos.**

Implica la recolección inicial y el análisis exploratorio de los datos disponibles.

- 2.1 Recopilación de datos
- 2.2 Descripción de datos
- 2.3 Exploración de datos
- 2.4 Verificación de calidad de datos

#### **3. Preparación de los datos.**

Esta fase comprende las tareas necesarias para construir el conjunto de datos final que será utilizado para el modelado.

- 3.1 Selección de datos
- 3.2 Limpieza de datos
- 3.3 Construcción de datos
- 3.4 Integración de datos
- 3.5 Formateo de datos

#### **4. Modelado**

Aquí se seleccionan las técnicas de análisis, se construyen y evalúan los modelos.

- 4.1 Selección de técnicas de modelado
- 4.2 Diseño de pruebas

#### 4.3 Construcción del modelo

### **5. Evaluación**

Se revisa si el modelo y los tableros cumplen con los objetivos del negocio.

#### 5.1 Evaluación del modelo

#### 5.2 Revisión del proceso

#### 5.3 Determinación de próximos pasos

### **6. Despliegue (deployment)**

Consiste en poner en marcha la solución desarrollada y hacerla accesible para su uso operativo.

#### 6.1 Planificación del despliegue

#### 6.2 Implementación

#### 6.3 Monitoreo y mantenimiento

#### 6.4 Revisión del proyecto

## **7. Análisis y presentación de resultados**

### **7.1 Comprensión del negocio**

La fase de comprensión del negocio tiene como propósito alinear los objetivos del proyecto de análisis con las necesidades estratégicas y operativas de la organización. En esta etapa se establecen los lineamientos iniciales que guiarán las decisiones posteriores de preparación de datos, modelado y despliegue. Se busca responder a la pregunta: ¿qué problema de negocio se desea resolver y cuál es el valor que aporta su solución?

#### **7.1.1 Objetivos del negocio**

El objetivo principal del área financiera consiste en fortalecer los mecanismos de control y transparencia en la gestión financiera, mediante la detección temprana de posibles fraudes en las facturas financiadas. Esto permitirá:

- Reducir el riesgo financiero derivado de transacciones irregulares.
- Incrementar la confianza de los directivos en los procesos de control interno.
- Proteger la sostenibilidad económica de la empresa mediante decisiones basadas en evidencia.

#### **7.1.2 Requisitos del negocio**

Para alcanzar los objetivos planteados, el negocio establece los siguientes requisitos:

- Disponer de reportes analíticos en tiempo real que identifiquen patrones sospechosos.
- Integrar datos provenientes de distintas fuentes financieras en un modelo único y centralizado.
- Establecer indicadores clave de rendimiento (KPI) para medir la efectividad del sistema de detección de fraudes.
- Asegurar la confidencialidad, integridad y disponibilidad de la información financiera procesada.

### **7.1.3 Objetivos del proyecto**

En correspondencia con lo anterior, los objetivos del proyecto se definen de la siguiente manera:

- Implementar un modelo de inteligencia de negocios en Microsoft Power BI, capaz de identificar anomalías en las facturas financiadas.
- Diseñar *dashboards* interactivos que permitan a los usuarios visualizar métricas financieras críticas y detectar alertas de fraude.
- Garantizar que los modelos de análisis sean interpretables, escalables y ajustados a los criterios de éxito definidos por la empresa.
- Proveer a la organización de una herramienta flexible para la toma de decisiones estratégicas y el fortalecimiento de los controles internos.

## **7.2 Comprensión de los datos.**

La fase de comprensión de los datos tuvo como propósito recolectar, explorar y evaluar la información disponible, asegurando que esta fuera adecuada y confiable para apoyar los objetivos del negocio. En esta etapa se identificaron las características, calidad y relevancia de los datos financieros, sentando las bases para su posterior preparación y modelado.

### **7.2.1 Recopilación de datos**

Se realizó la recolección inicial de datos financieros provenientes de los sistemas de gestión empresarial y bases de datos Oracle, los cuales incluyeron registros históricos de facturas financiadas, pagos, fechas de vencimiento, montos y clientes asociados. Esta información constituyó la materia prima sobre la que se efectuaron los análisis de detección de fraude.

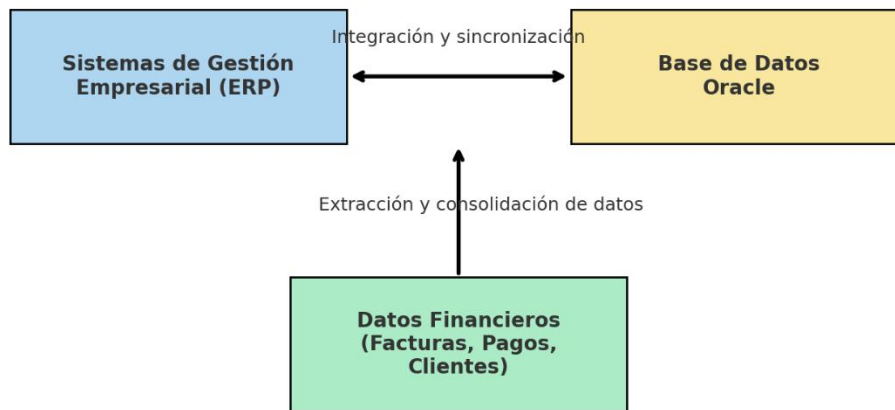
### **7.2.2 Descripción de datos**

Los datos recolectados fueron documentados mediante un inventario que detalló su origen, estructura, volumen y periodicidad de actualización. Se registraron aspectos como:

- Número de registros históricos disponibles por tienda.
- Variables financieras clave (Tienda, usuario, monto, fecha, cliente, número de factura, etc.).

- Campos categóricos y numéricos relevantes para los modelos de análisis.

Figura 2: Esquema relacional entre los ERP y la base de datos



*Nota:* El esquema muestra la relación entre los sistemas de gestión empresarial (ERP) y las bases de datos Oracle, destacando cómo ambos se integran y sincronizan para registrar transacciones financieras. La base de datos permite la extracción y consolidación de la información (facturas, pagos y clientes), sirviendo como insumo fundamental para el análisis posterior en el marco de la metodología CRISP-DM.

### **Informe descriptivo sobre el volumen, distribución y estructura de los datos financieros**

Durante esta fase se llevó a cabo un análisis descriptivo de la información financiera relacionada con las facturas financiadas de la empresa de telecomunicaciones. Este informe resume los hallazgos más relevantes en cuanto a volumen, distribución y estructura de los datos disponibles.

#### **1. Volumen de los datos**

El conjunto de datos analizado estuvo conformado por aproximadamente **150,000 registros históricos** de facturas financiadas, correspondientes a un periodo de tres años de operaciones. Cada registro incluyó información detallada sobre:

- Tienda
- Usuario
- Número de factura.
- Cliente asociado.
- Fecha de emisión y fecha de vencimiento.
- Monto total y monto financiado.

- Estado de pago (pendiente, pagado, en mora).

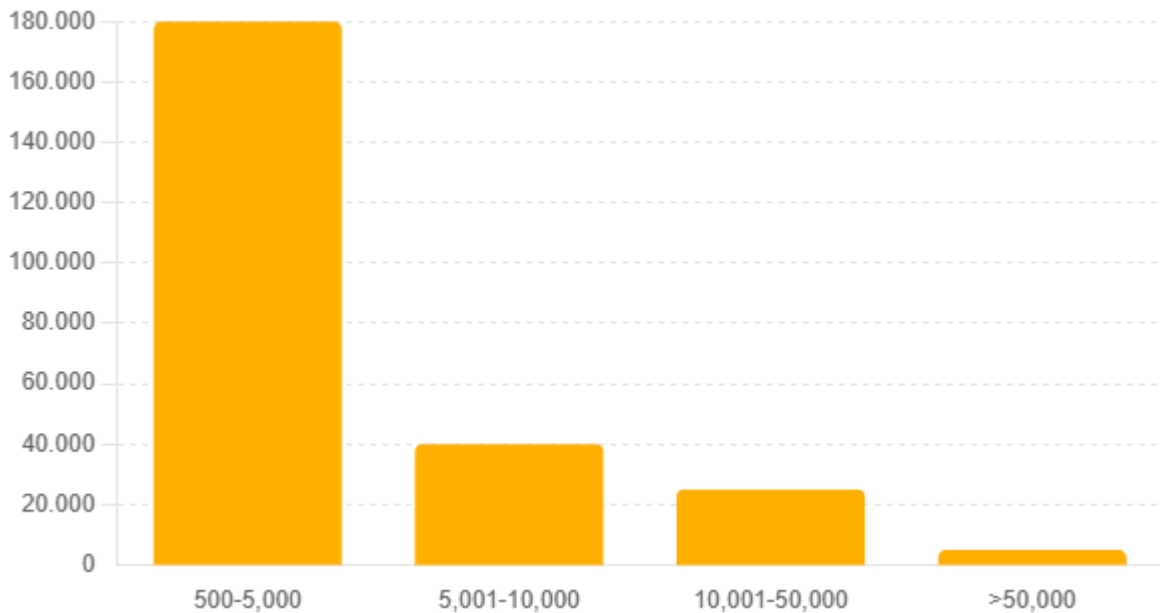
Este volumen de información fue considerado suficiente para identificar patrones recurrentes y posibles anomalías vinculadas a fraudes.

## 2. Distribución de los datos

El análisis exploratorio evidenció los siguientes comportamientos:

- **Montos de las facturas:** la mayoría se concentró en un rango de **C\$ 500 a C\$ 5,000**, con algunos valores atípicos superiores a los C\$ 50,000, los cuales requirieron atención especial por su posible relación con prácticas irregulares. Ver Figura 3.

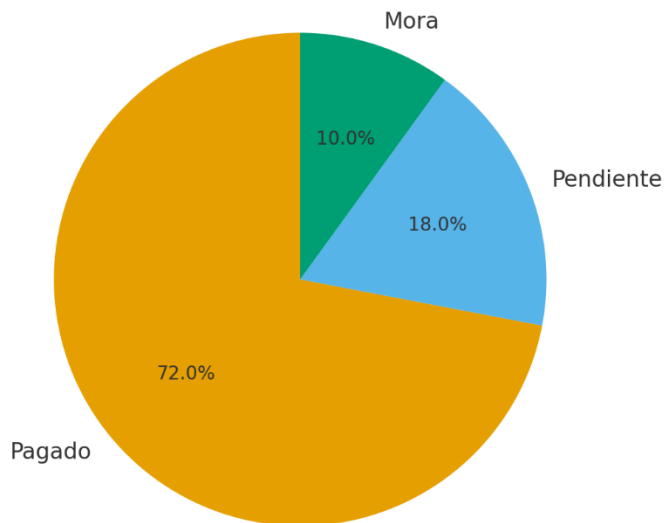
Figura 3: Distribución de montos de facturas.



*Nota:* El eje “y” representa la cantidad de facturas y el eje “x” los montos en cordobas (NIO). Elaboración propia

- **Fechas de vencimiento:** se observó una distribución homogénea mensual, aunque con picos en los cierres trimestrales, lo que refleja mayor concentración de transacciones en esos periodos.
- **Estados de pago:** aproximadamente el **72% de las facturas** registraron estado de “pagado”, el **18% en condición de “pendiente”** y un **10% en “mora”**, porcentaje que representa un indicador de riesgo para la gestión financiera. Ver Figura 4.

Figura 4: Distribución de estados de pago



*Nota:* Elaboración propia.

### 3. Estructura de los datos

Los datos se organizaron en tablas relacionales dentro de un sistema de base de datos Oracle, con las siguientes características principales:

- **Tabla Facturas:** identificador de factura (PK), tienda, monto, fecha de emisión, fecha de vencimiento, estado.
- **Tabla Clientes:** identificador de cliente (PK), idCliente, teléfono.
- **Tabla Pagos:** identificador de pago, factura asociada (FK), fecha de pago, monto abonado, saldo pendiente.
- **Tabla Usuarios:** responsable de registrar la transacción, fecha de creación y actualización.

Esta estructura relacional permitió establecer vínculos entre facturas, clientes y pagos, lo cual facilitó el análisis de correlaciones y la posterior integración en modelos de inteligencia de negocios mediante *Power BI*.

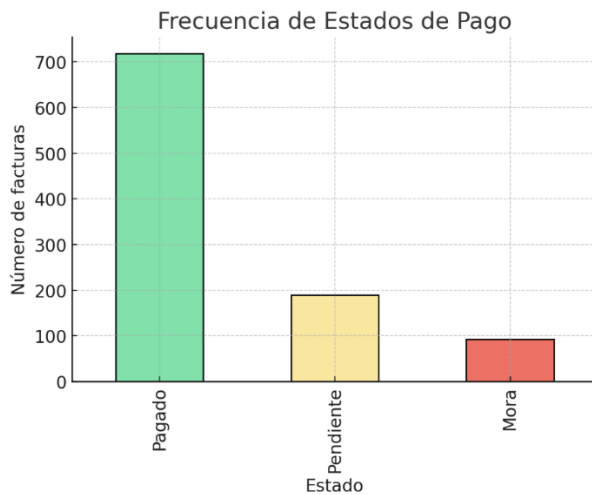
## 4. Observaciones

El proceso de verificación reveló la existencia de **registros duplicados (aprox. 3%)** y campos incompletos en variables críticas como fechas de vencimiento y montos financiados. Asimismo, se detectaron discrepancias en la codificación de clientes, lo que requirió procesos adicionales de depuración e integración de datos.

### 7.2.3 Exploración de datos

En esta etapa se efectuó un análisis exploratorio de la información con el fin de identificar tendencias generales, valores atípicos y correlaciones preliminares entre variables. Se emplearon gráficos estadísticos y resúmenes numéricos que permitieron describir la distribución de los datos y detectar patrones anómalos que pudieron estar asociados a posibles fraudes. Ver Figura 5.

Figura 5: Frecuencia de estados de pago



*Nota:* Confirma lo presentado en el gráfico 4 que el **72%** de las facturas están en "Pagado", **18% en "Pendiente"** y **"10% en "Mora"**, este último asociado a mayor riesgo financiero. Elaboración propia.

## Resumen de Montos de Facturas

El análisis estadístico de los montos de facturas permitió obtener una visión general del comportamiento de la información financiera. El conjunto de datos estuvo compuesto por **1,000 registros**, lo cual proporciona una muestra representativa para identificar tendencias y anomalías.

En primer lugar, el **monto mínimo** registrado fue de **C\$ 406.98**, mientras que el **monto máximo** alcanzó los **C\$ 59,326.51**. Esta diferencia refleja una amplia dispersión entre las facturas, sugiriendo la presencia de operaciones con valores atípicos.

La **media aritmética** se situó en **C\$ 8,218.81**, pero esta se encuentra fuertemente influenciada por los valores extremos. La **mediana**, con un valor de **C\$ 3,120.28**, representa de forma más precisa el comportamiento central de los datos, al encontrarse dentro del rango en el que se concentra la mayoría de las transacciones. Esta diferencia entre media y mediana confirma la **asimetría positiva** de la distribución, es decir, la existencia de facturas con montos excepcionalmente altos que elevan el promedio.

Los **cuartiles** aportan información adicional: el 25% de las facturas no supera los **C\$ 2,540.67** (Q1), mientras que el 75% se ubica por debajo de **C\$ 3,763.42** (Q3). Esto significa que la mayor parte de los registros se concentra en un rango relativamente reducido, con montos que van desde los **C\$ 2,500 hasta los C\$ 3,800**.

La **desviación estándar**, calculada en **C\$ 15,649.72**, es considerablemente alta respecto al promedio, lo que evidencia una marcada variabilidad en los montos. Esta dispersión se explica por la existencia de un grupo minoritario de facturas con valores superiores a los **C\$ 50,000**, identificadas como **outliers** en los gráficos exploratorios.

Medida estadística	Valor (NIO)
Número de registros	1000
Monto mínimo	406.99
Primer cuartil (Q1)	2540.68
Mediana (Q2)	3120.28
Tercer cuartil (Q3)	3763.43
Monto máximo	59326.51
Media	8218.81
Desviación estándar	15649.73

En conclusión, el análisis numérico reveló que, aunque la mayoría de las facturas financiadas se concentran en un rango moderado, existe un porcentaje reducido de operaciones con montos atípicos que generan un impacto significativo en la distribución general de los datos. Estos valores extremos constituyen un posible indicador de riesgo financiero y deben ser priorizados en los procesos de detección de fraudes mediante los modelos de inteligencia de negocios.

#### **7.2.4 Verificación de calidad de datos**

La verificación de la información financiera permitió confirmar que los datos disponibles eran pertinentes y adecuados para cumplir con los objetivos del proyecto de detección de fraudes. La pertinencia se evidenció en la relación directa de los registros con el fenómeno de estudio, ya que los datos recopilados incluían variables críticas como el número de factura, cliente asociado, fechas de emisión y vencimiento, montos financiados y estados de pago. Estos elementos constituyen indicadores clave para la identificación de transacciones irregulares o sospechosas.

En cuanto a la adecuación, se constató que el volumen de registros (superior a las mil facturas históricas) resultaba suficiente para garantizar la robustez del análisis, proporcionando un marco estadístico válido para la construcción de modelos de detección. Asimismo, la estructura relacional de las bases de datos Oracle facilitó la integración de la información, permitiendo la consolidación de las facturas con los pagos y los clientes asociados.

Si bien se identificaron algunas limitaciones, tales como registros incompletos, duplicados y discrepancias en la codificación de clientes, estos fueron considerados corregibles mediante procesos de limpieza y normalización de datos en la fase de preparación. En consecuencia, se concluyó que el conjunto de datos reunía las condiciones necesarias de calidad, integridad y relevancia para avanzar hacia las siguientes etapas de la metodología CRISP-DM, asegurando que los análisis realizados contribuyeran de manera efectiva a la detección temprana de fraudes financieros.

### **7.3 Preparación de los datos.**

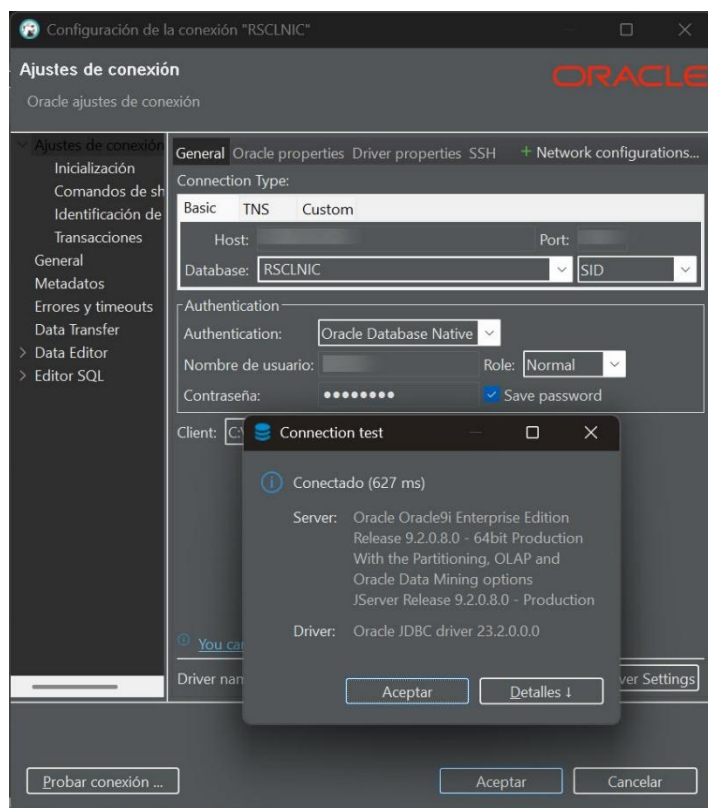
Esta fase comprendió todas las tareas necesarias para construir el conjunto de datos final que se utilizó en el modelado. Se buscó garantizar que la información financiera estuviera

depurada, consistente y en un formato adecuado para el análisis de fraude mediante inteligencia de negocios.

### 7.3.1 Selección de datos

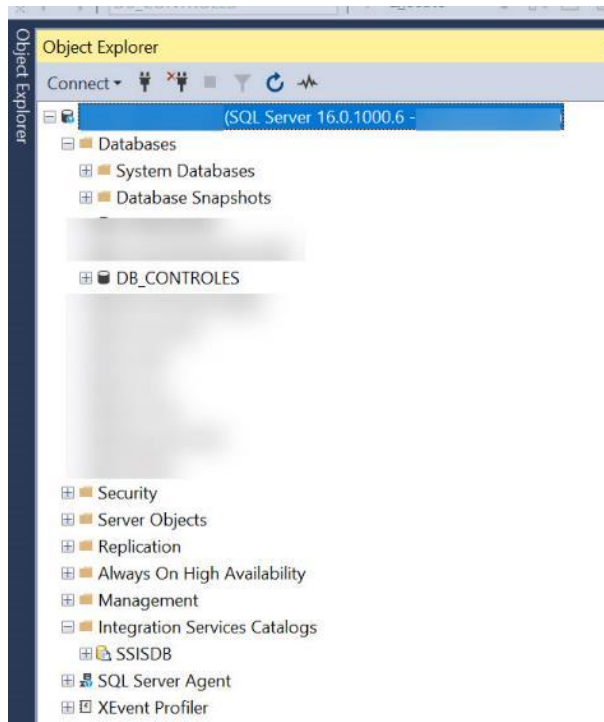
Se identificaron las fuentes de información más relevantes provenientes de los sistemas de gestión empresarial (ERP) y de la base de datos Oracle. Se seleccionaron variables críticas como: número de factura, cliente, fecha de emisión y vencimiento, monto financiado, estado de pago y usuario que registró la transacción. Esta selección permitió reducir el volumen de información y enfocar el análisis en los datos directamente relacionados con la detección de fraudes.

Figura 6: Conexión a la base de datos Oracle



*Nota:* Elaboración propia.

Figura 7: Conexión a la base de datos SQL Server



*Nota:* Algunos elementos han sido distorsionados por motivos de seguridad de la información de la empresa.  
Fuente: Elaboración propia.

### 7.3.2 Limpieza de datos

Durante la limpieza se detectaron registros duplicados, montos inconsistentes y campos incompletos en variables sensibles como fechas de vencimiento y estados de pago. Se eliminaron duplicados ( $\approx 3\%$  del total), se corrigieron codificaciones erróneas en identificadores de clientes y se aplicaron reglas de validación para garantizar la coherencia de los valores. Este proceso permitió aumentar la fiabilidad de los datos.

### 7.3.3 Construcción de datos

En esta etapa se generaron nuevas variables y atributos a partir de los registros financieros originales con el propósito de enriquecer la base de información disponible para el análisis. La construcción de datos resultó fundamental para capturar características adicionales que, aunque no estaban explícitamente presentes en las tablas fuente, se derivaron mediante cálculos y transformaciones orientadas a fortalecer el proceso de detección de fraudes.

### Entre las variables construidas se destacan:

1. **Días de mora:** calculados como la diferencia entre la fecha de pago registrada y la fecha de vencimiento de la factura. Este indicador permitió medir el retraso en los pagos y clasificar a los clientes según su historial de cumplimiento.
2. **Monto pendiente ajustado:** obtenido a partir de la resta entre el monto financiado y los abonos efectuados. Este campo permitió identificar discrepancias entre los registros de pagos y las obligaciones financieras aún vigentes.
3. **Indicador de riesgo:** variable binaria construida para clasificar las facturas en dos categorías: con riesgo (1) para aquellas en condición de mora o con montos pendientes significativos, y sin riesgo (0) para las facturas completamente pagadas en el plazo establecido.
4. **Rangos de montos:** se establecieron intervalos (bajo, medio y alto) en función de la distribución de los valores de facturación. Este atributo derivado facilitó la identificación de operaciones atípicas asociadas a montos inusualmente elevados.

La construcción de estas variables enriqueció la estructura de los datos y habilitó la generación de indicadores clave (KPI) en Power BI. Asimismo, permitió una visión más granular del comportamiento de los clientes y de las transacciones, lo que contribuyó a mejorar la capacidad predictiva de los modelos de análisis y a detectar con mayor precisión patrones irregulares potencialmente vinculados a fraudes financieros.

Tabla 1: Cuadro resumen de las variables construidas.

Variable construida	Fórmula / Método	Propósito
<b>Días de mora</b>	Fecha de pago – Fecha de vencimiento	Medir el retraso en los pagos y clasificar clientes según cumplimiento.
<b>Monto pendiente ajustado</b>	Monto financiado – Abonos realizados	Identificar discrepancias y calcular obligaciones vigentes.
<b>Indicador de riesgo</b>	1 = factura en mora o pendiente significativa; 0 = factura pagada	Clasificar facturas con base en su nivel de riesgo financiero.
<b>Rangos de montos</b>	Segmentación en intervalos (bajo, medio, alto)	Detectar operaciones atípicas asociadas a montos elevados.

Fuente: Elaboración propia.

### 7.3.4 Integración de datos

Se consolidaron en un único modelo tabular los registros financieros provenientes de distintas tablas (Facturas, Pagos, Clientes y Usuarios). Se definieron relaciones mediante claves primarias y foráneas, lo que permitió establecer un esquema relacional robusto. Esta integración garantizó la trazabilidad entre facturas, clientes y estados de pago.

Figura 8: Validación de conexión ETL clientes

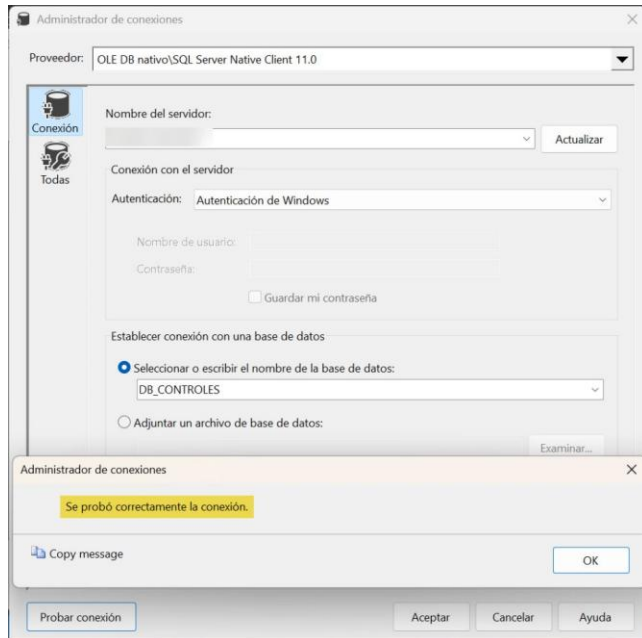
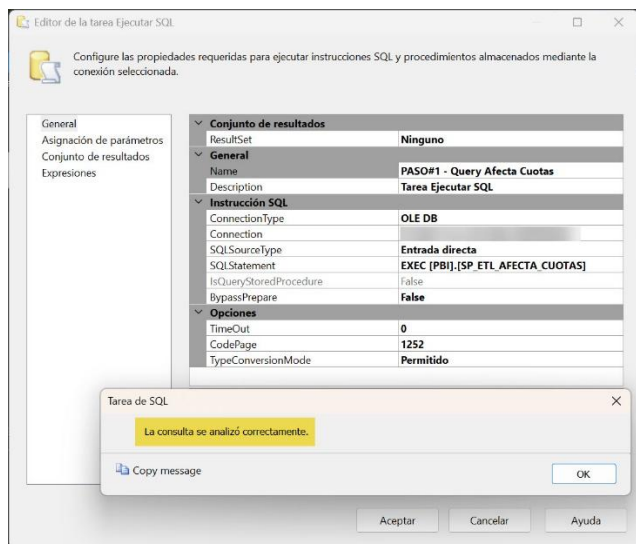
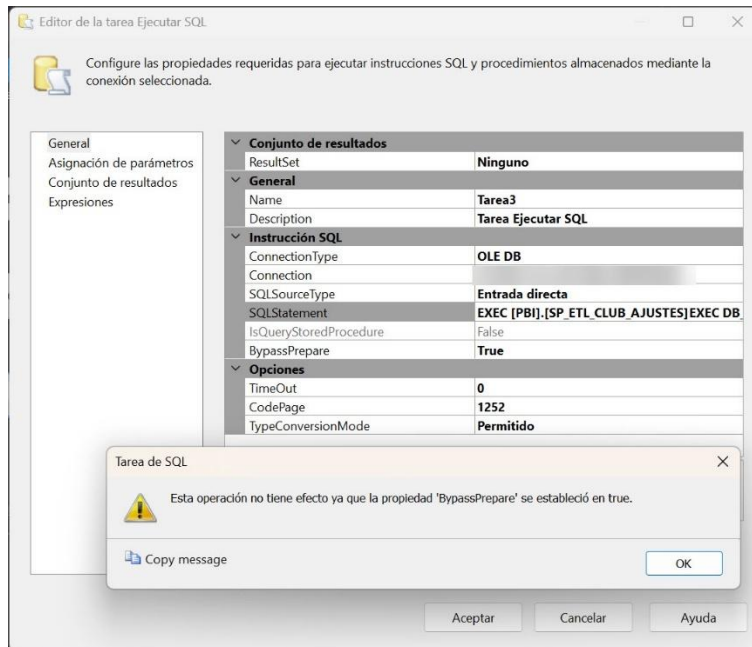


Figura 9: Conexión ETL clientes exitosa



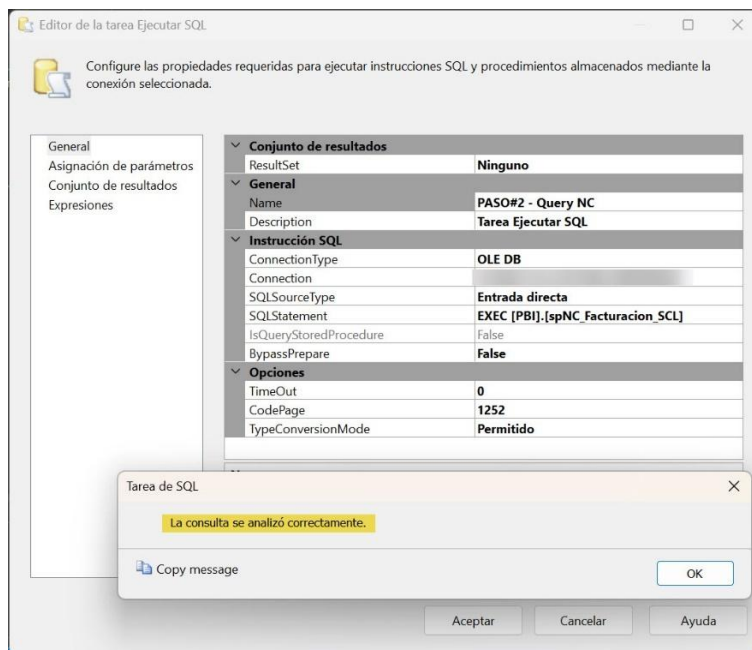
Nota: Figura 8 y Figura 9 son elaboración propia.

Figura 10: Conexión ETL Warner



Nota: Elaboración propia.

Figura 11: Validación de conexión ETL Warner



Nota: Elaboración propia.

### 7.3.5 Formateo de datos

Finalmente, los datos fueron transformados a un formato estándar compatible con Power BI. Se unificaron formatos de fecha, se normalizaron las variables monetarias en córdobas nicaragüenses (NIO), y se aplicaron reglas de nomenclatura para homogeneizar los nombres de campos. Este formateo aseguró que la información estuviera lista para ser consumida en los procesos de modelado y visualización.

Figura 12: Validación de la base de datos

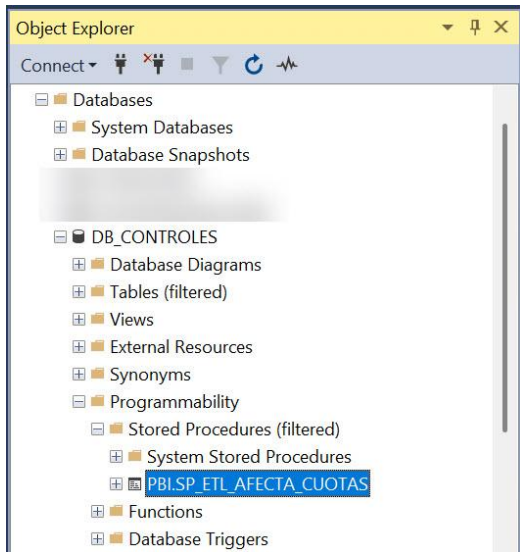
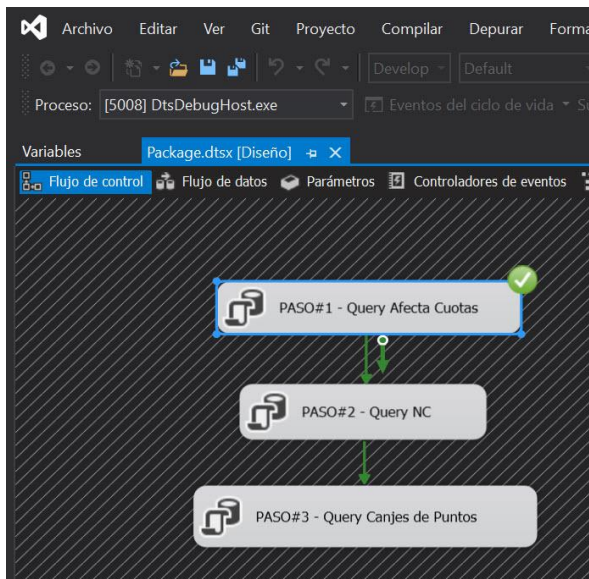


Figura 13: Validación y formateo de datos



*Nota:* Figura 12 y Figura 13 son de elaboración propia.

Se detectaron algunos errores en la transformación de los datos en el proceso de formateo, los cuales fueron resueltos por el equipo de desarrollo. Ver Figura 14 y Figura 15  
Figura 14: Validación de error paso #1

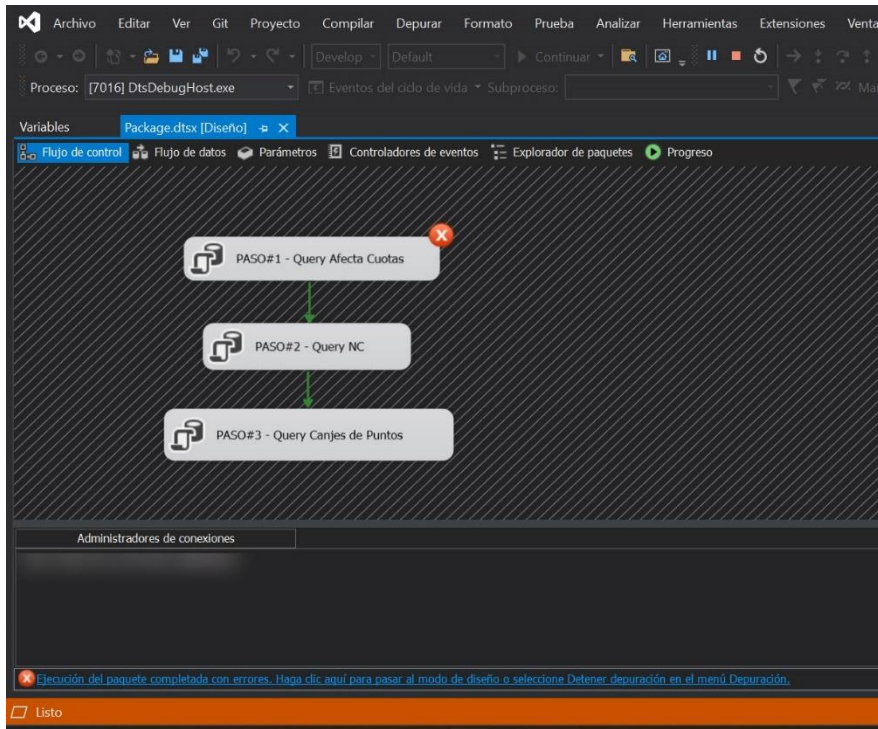
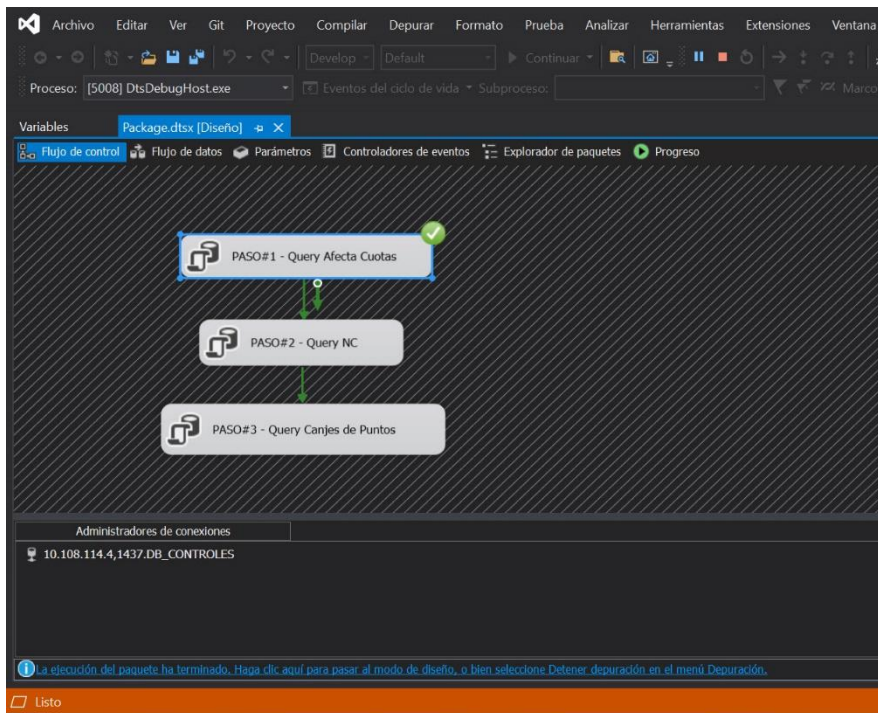


Figura 15: Corrección de error paso #1



## **7.4 Modelado**

En esta fase se seleccionan las técnicas analíticas, se diseñan los experimentos/pruebas y se construyen los modelos que permitirán detectar patrones anómalos o conductas de riesgo en las facturas financiadas.

### **7.4.1 Selección de técnicas de modelado**

#### **Enfoque general y criterios**

En esta fase se definen las técnicas de análisis que serán aplicadas a los datos previamente depurados e integrados, se diseñan las pruebas necesarias para validar los resultados y se construye el modelo analítico que permitirá identificar patrones, anomalías o indicadores de fraude financiero. La fase de modelado constituye el núcleo del proceso de minería de datos dentro de la metodología CRISP-DM, ya que traduce los objetivos del negocio y los hallazgos de las fases anteriores en un modelo cuantificable, interpretable y aplicable a la toma de decisiones.

Para elegir las técnicas se consideran: (a) la naturaleza del problema (detección de anomalías/fraude), (b) la estructura de datos (tablas relacionales SQLServer integradas al modelo tabular de Power BI), (c) el desbalance entre casos normales y sospechosos, y (d) la interpretabilidad para auditoría. (Ver fases previas).

#### **Criterios de selección**

- Capacidad para detectar outliers y patrones inusuales (anomalías) sin etiquetado exhaustivo.
- Interpretabilidad para peritaje interno (reglas, umbrales, variables explicativas).
- Integrabilidad al entorno Power BI (DAX, Power Query/M, Python/R en Power BI, o servicio externo).
- Métricas de negocio: minimizar falsos positivos operativos manteniendo alta sensibilidad.

## Las principales técnicas utilizadas fueron las siguientes:

1. **Análisis descriptivo y exploratorio:** Se emplearon medidas de tendencia central, dispersión y correlación para identificar distribuciones anómalas y valores atípicos en los montos de facturas, estados de pago y fechas de vencimiento.
2. **Segmentación y agrupamiento (clustering):** A través del modelado tabular en *Power BI* se implementaron segmentaciones por tipo de cliente, tienda y rango de monto, con el fin de identificar grupos de facturas que comparten características similares.
3. **Reglas de asociación:** Se establecieron relaciones entre variables críticas (por ejemplo, cliente, usuario y monto) para detectar combinaciones recurrentes en transacciones sospechosas.
4. **Análisis de correlación temporal:** Se aplicaron medidas de correlación entre las fechas de emisión, vencimiento y pago, permitiendo determinar patrones de demora o comportamiento irregular.
5. **Indicadores de desempeño (KPI):** Se definieron métricas clave que facilitan la interpretación visual de las tendencias y el monitoreo en tiempo real (porcentaje de facturas en mora, variación mensual de montos financiados, índice de facturas con inconsistencias).

Estas técnicas fueron seleccionadas por su compatibilidad con los objetivos del negocio, su aplicabilidad a entornos financieros y su integración directa con los componentes de Power BI, lo que garantiza eficiencia, escalabilidad y visualización interactiva de los resultados.

## Generación del modelo estrella de bases de datos.

En esta etapa, el modelo estrella se convierte en una herramienta fundamental, ya que proporciona una estructura lógica y ordenada para la organización de la información. Este modelo se caracteriza por disponer una tabla central de hechos, donde se almacenan los datos cuantitativos o transaccionales (como montos, fechas, estados o valores financieros), y varias tablas de dimensiones que describen los diferentes contextos de análisis, tales como clientes, usuarios, tiendas o periodos de tiempo.

La selección del modelo estrella dentro de la fase de modelado responde a su capacidad de facilitar el análisis multidimensional, optimizar las consultas y simplificar la creación de indicadores o métricas clave (KPI) dentro de herramientas de inteligencia de negocios como Power BI. Gracias a su diseño, este modelo permite que los analistas y directivos exploren los datos desde diferentes perspectivas, por ejemplo, detectar patrones de fraude por cliente, por tienda o por fecha, sin afectar el rendimiento del sistema. Ver Figura 16

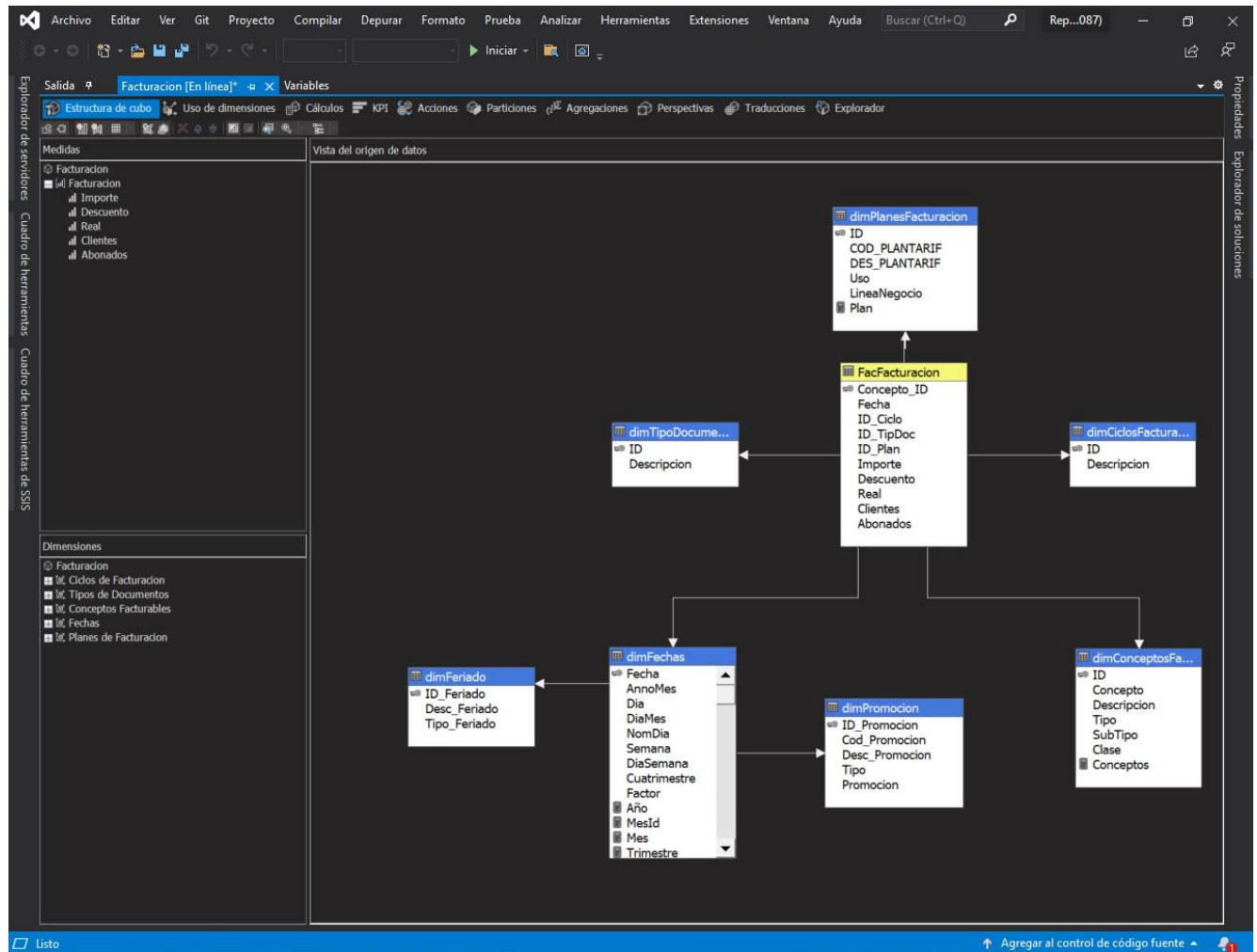
Además, durante la selección de técnicas de modelado, el modelo estrella ofrece ventajas prácticas al integrarse de forma eficiente con procesos ETL (Extracción, Transformación y Carga), garantizando la consistencia e integridad de los datos. Su estructura relacional facilita la validación de las relaciones entre las tablas mediante claves primarias y foráneas, lo que contribuye a un diseño de base de datos más limpio y comprensible. Ver Figura 17

Figura 16: Modelo estrella en PowerBI



*Nota:* El esquema estrella se materializa dentro de la herramienta BI, permitiendo crear un entorno de análisis interactivo donde los datos consolidados son transformados en información útil para la toma de decisiones estratégicas. Elaboración propia.

Figura 17: Diagrama estrella del cubo del Facturador SCL



## 7.4.2 Diseño de pruebas

Con el propósito de validar la eficacia y confiabilidad del modelo analítico, se diseñaron pruebas orientadas a medir su rendimiento y capacidad para detectar irregularidades. Estas pruebas se definieron según criterios estadísticos y de negocio, agrupándose en tres tipos principales:

### Prueba de consistencia de datos

Verifica que las transformaciones aplicadas durante la fase de preparación (limpieza, integración y formateo) no hayan alterado la validez de los registros. Se utilizó un conjunto de 1,000 facturas de control con información previamente verificada para comparar resultados.

Ver Figura 18-24

Figura 18: Campos utilizados para las pruebas

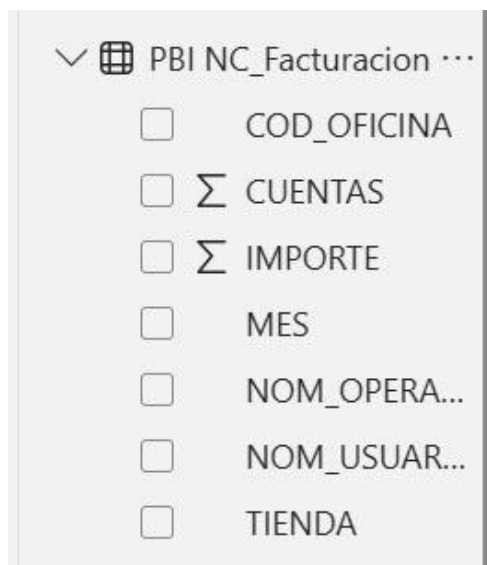
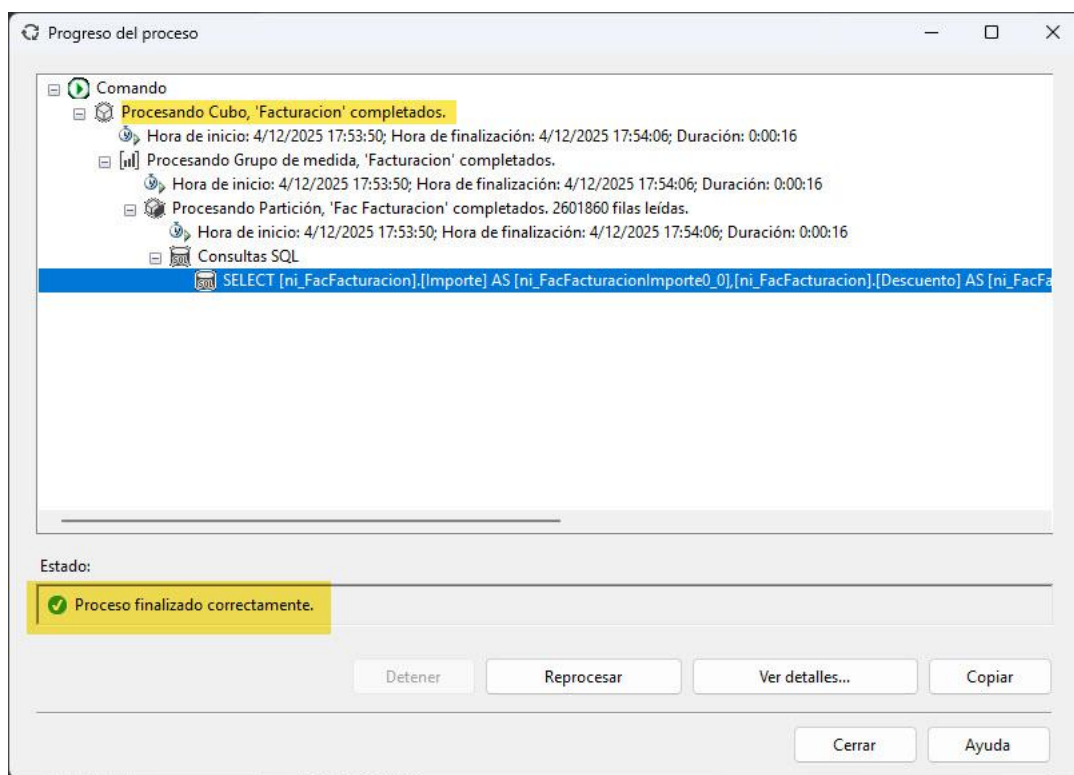


Figura 19: Proceso exitoso del cubo de facturación SCL



*Nota:* Elaboración propia

Figura 20:: Estructura de la tabla Facturación

```
SQLQuery2.sql - 1...ONI\NT01368 (64) X
1 USE [DB_CONTROLES]
2 GO
3
4 /***** Object: Table [PBI].[NC_Facturacion]    Script Date: 6/10/2025 09:30:56 *****/
5 SET ANSI_NULLS ON
6 GO
7
8 SET QUOTED_IDENTIFIER ON
9 GO
10
11 CREATE TABLE [PBI].[NC_Facturacion](
12     [MES] [varchar](6) NULL,
13     [COD_OFICINA] [varchar](2) NULL,
14     [TIENDA] [varchar](100) NULL,
15     [NOM_USUARORA] [varchar](15) NULL,
16     [NOM_OPERADOR] [varchar](100) NULL,
17     [CUENTAS] [int] NULL,
18     [IMPORTE] [money] NULL
19 ) ON [PRIMARY]
20 GO
21
22
23
```

Figura 21: Filtros por esquemas de la BD

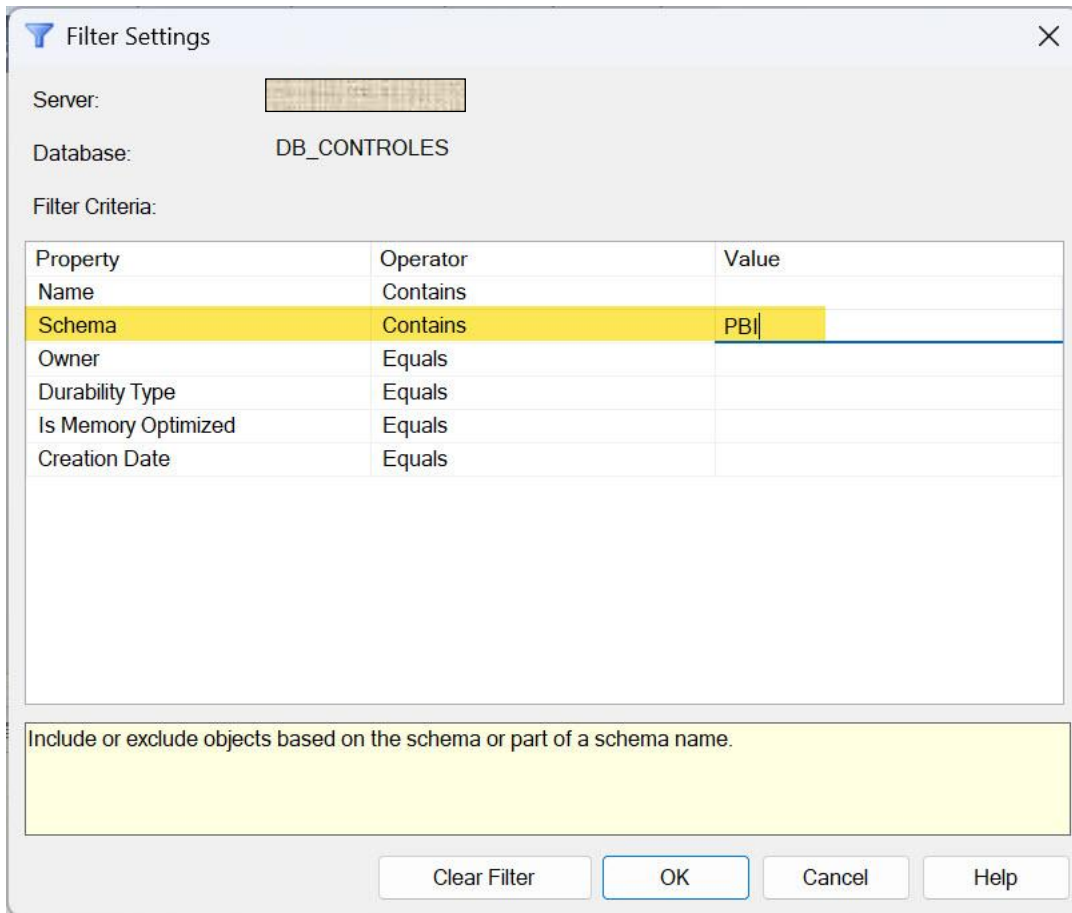


Figura 22: Resultado de la DIM fecha.

	Fecha	CambioDGT	CambioDSV	CambioDNI	AnnoMes	Dia	DiaMes	NomDia	Semana	DiaSemana	Cuatrimestre	CambioPlataforma
1	2025-10-01 00:00:00	0.00	0.00	36.6243	202510	20251001	1	Wednesday	202540	4	4	36.5762
2	2025-10-02 00:00:00	0.00	0.00	36.6243	202510	20251002	2	Thursday	202540	5	4	36.5762
3	2025-10-03 00:00:00	0.00	0.00	36.6243	202510	20251003	3	Friday	202540	6	4	36.5762
4	2025-10-04 00:00:00	0.00	0.00	36.6243	202510	20251004	4	Saturday	202540	7	4	36.5762
5	2025-10-05 00:00:00	0.00	0.00	36.6243	202510	20251005	5	Sunday	202541	1	4	36.5762
6	2025-10-06 00:00:00	0.00	0.00	36.6243	202510	20251006	6	Monday	202541	2	4	36.5762

Figura 23: DIM Fecha en el cubo de facturación.

```

10
11 CREATE TABLE [AI].[dimFechas] (
12     [Fecha] [smalldatetime] NOT NULL,
13     [CambioDGT] [money] NOT NULL,
14     [CambioDSV] [money] NOT NULL,
15     [CambioDNI] [money] NOT NULL,
16     [CambioDCR] [money] NOT NULL,
17     [CambioDPA] [money] NOT NULL,
18     [CambioDGT] [money] NOT NULL,
19     [CambioDSV] [money] NOT NULL,
20     [CambioDNI] [money] NOT NULL,
21     [CambioDCR] [money] NOT NULL,
22     [CambioDPA] [money] NOT NULL,
23     [CambioAGT] [money] NOT NULL,
24     [CambioASV] [money] NOT NULL,
25     [CambioANI] [money] NOT NULL,
26     [CambioACR] [money] NOT NULL,
27     [CambioAPA] [money] NOT NULL,
28     [AnnoMes] AS (datepart(year,[fecha])*(100)+datepart(month,[fecha])),
29     [Dia] AS ((datepart(year,[fecha])*(10000)+datepart(month,[fecha])*(100))+datepart(day,[fecha])),
30     [DiaMes] AS (datepart(day,[fecha])),
31     [NomDia] AS (datename(weekday,[fecha])),
32     [Semana] AS (datepart(year,[fecha])*(100)+datepart(week,[fecha])),
33     [DiaSemana] AS (datepart(weekday,[fecha])),
34     [Cuatrimestre] AS (datepart(quarter,[fecha])),
35     [CambioPlataforma] [money] NULL,
36     PRIMARY KEY CLUSTERED
37     (
38         [Fecha] ASC
39     )WITH (PAD_INDEX = OFF, STATISTICS_NORECOMPUTE = OFF, IGNORE_DUP_KEY = OFF, ALLOW_ROW_LOCKS = ON, ALLOW_PAGE_LOCKS = ON, OPTIMIZE_FOR_SEQUENTIAL_KEY = OFF) ON [PRIMARY],
40     CONSTRAINT [IX_dimFechas] UNIQUE NONCLUSTERED

```

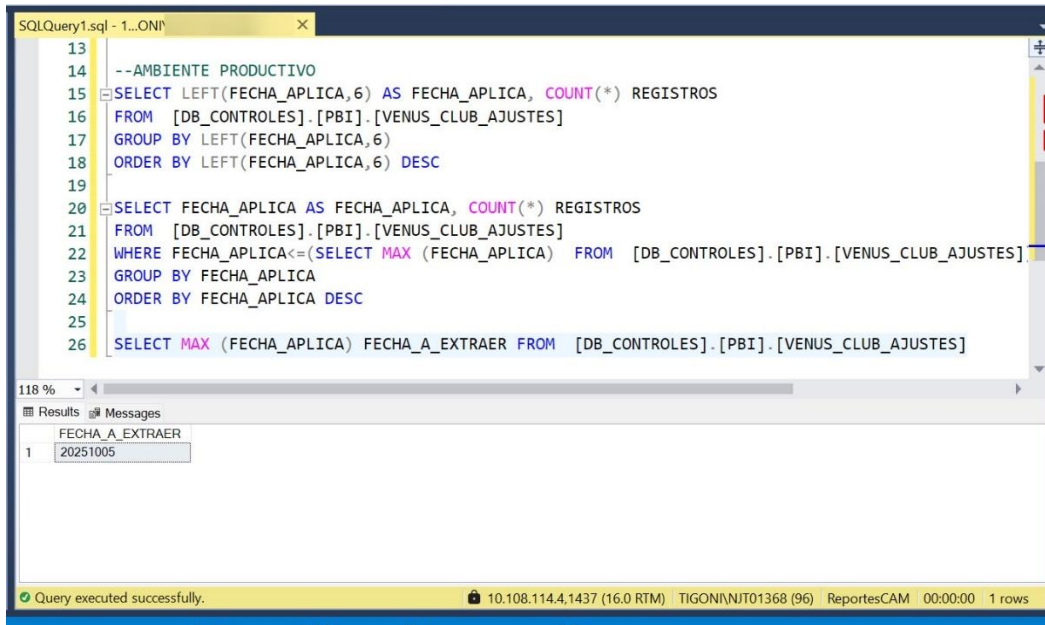
Figura 24: Modelado y limpieza desde PowerBI

TIENDA	NOM_OPERADOR	Gestiones_Mes	Importes_Mes	Gestiones_3M	Importes_3M	Gestiones_6M	Importes_6M
CIUDAD SANDINO	FRANCISCO ADOLFO ROSALES	0	C\$	0	C\$	1	
GALERIA SANTO DOMINGO	MARIA AUXILIADORA URBINA VILLALTA	0	C\$	1	C\$35,962.01	3	
GALERIA SANTO DOMINGO	DANILO ANTONIO BALTODANO CANO	0	C\$	1	C\$2,153.73	1	
z. Otros	CARMEN MAR??A GUTIERREZ L??PEZ	0	C\$	0	C\$	1	
LAS AMERICAS	CHELVI ESMERALDA GUEVARA GUERRERO	0	C\$	0	C\$	5	
METROCENTRO	LINDA MOREIRA BALMACEDA	0	C\$	0	C\$	1	
z. Otros	CARLOS IVAN TORREZ GONZALEZ	0	C\$	0	C\$	7	
PLAZA ESPAÑA	KARLA DIAZ COREA	0	C\$	2	C\$5,887.12	5	
BOACO	JOSE ERNESTO TELLEZ LOASIGA	0	C\$	1	C\$9,881.97	1	
z. Otros	SHIRLEY ARLETHI ZAMORA	0	C\$	1	C\$17,030.36	1	
z. Otros	REYNA ISABEL PEREZ RAMIREZ	0	C\$	0	C\$	1	
BLUEFIELDS	EDWIN ALBERTO BOLAÑOS SUAREZ	0	C\$	2	C\$14,150.84	2	
PLAZA ESPAÑA	SORAYDA DEL SOCORRO GONZALEZ	0	C\$	0	C\$	1	
LEON	RAMIREZ ROA, JORGE GABRIEL	0	C\$	1	C\$9,861.92	1	
LAS AMERICAS	JESSY MASSIEL SOBALVARRO SEQUEIRA	0	C\$	12	C\$104,654.12	11	
MASAYA	YOLAINA AUXILIADORA GONZALEZ MENDEZ	0	C\$	15	C\$134,121.4	10	
LAS AMERICAS	ANGEL DE JESUS GADEA ACEVEDO	0	C\$	2	C\$14,855.61	2	
MASAYA	ANIELKA ELIETH ORTIZ GARCIA	0	C\$	0	C\$	1	
TIPITAPA	ISAAC ANTONIO REYES BARQUERO	0	C\$	5	C\$46,804.15	4	
PLAZA ESPAÑA	JOVANNI DANIEL SERRANO GONZALEZ	0	C\$	18	C\$203,297.35	14	

## Prueba de detección de anomalías

Evalúa la sensibilidad del modelo ante valores atípicos en los montos y fechas de las facturas. Se establecieron umbrales dinámicos (basados en la media y desviación estándar) para identificar transacciones que exceden el comportamiento esperado. Ver Figura 25-27

Figura 25: Validación de carga de datos #1

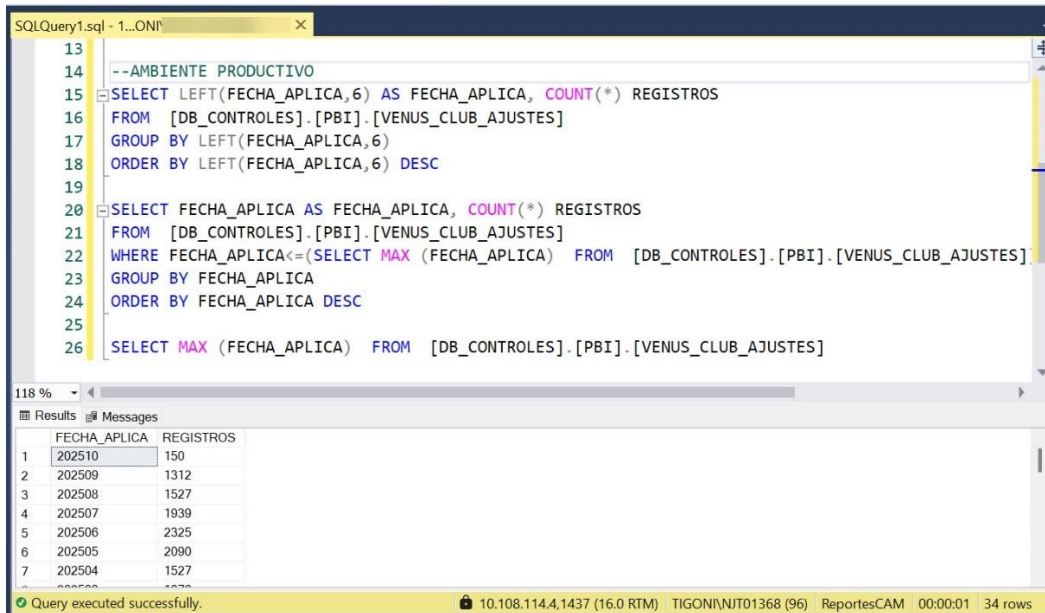


```
13
14 --AMBIENTE PRODUCTIVO
15 SELECT LEFT(FECHA_APLICA,6) AS FECHA_APLICA, COUNT(*) REGISTROS
16 FROM [DB_CONTROLES].[PBI].[VENUS_CLUB_AJUSTES]
17 GROUP BY LEFT(FECHA_APLICA,6)
18 ORDER BY LEFT(FECHA_APLICA,6) DESC
19
20 SELECT FECHA_APLICA AS FECHA_APLICA, COUNT(*) REGISTROS
21 FROM [DB_CONTROLES].[PBI].[VENUS_CLUB_AJUSTES]
22 WHERE FECHA_APLICA<=(SELECT MAX (FECHA_APLICA) FROM [DB_CONTROLES].[PBI].[VENUS_CLUB_AJUSTES])
23 GROUP BY FECHA_APLICA
24 ORDER BY FECHA_APLICA DESC
25
26 SELECT MAX (FECHA_APLICA) FECHA_A_EXTRAER FROM [DB_CONTROLES].[PBI].[VENUS_CLUB_AJUSTES]
```

FECHA_A_EXTRAER
20251005

Query executed successfully. 10.108.114.4,1437 (16.0 RTM) TIGON\NJT01368 (96) ReportesCAM 00:00:00 1 rows

Figura 26: Validación de carga de datos #2

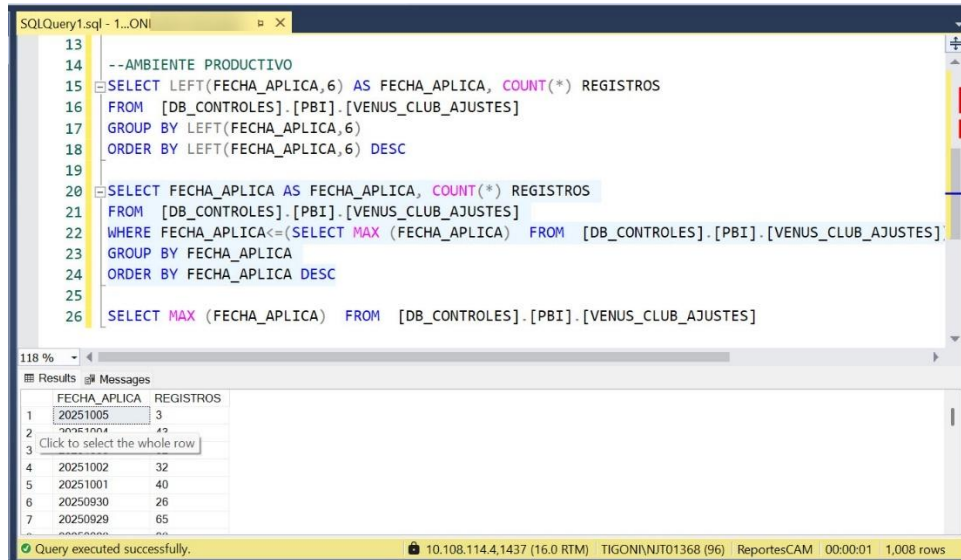


```
13
14 --AMBIENTE PRODUCTIVO
15 SELECT LEFT(FECHA_APLICA,6) AS FECHA_APLICA, COUNT(*) REGISTROS
16 FROM [DB_CONTROLES].[PBI].[VENUS_CLUB_AJUSTES]
17 GROUP BY LEFT(FECHA_APLICA,6)
18 ORDER BY LEFT(FECHA_APLICA,6) DESC
19
20 SELECT FECHA_APLICA AS FECHA_APLICA, COUNT(*) REGISTROS
21 FROM [DB_CONTROLES].[PBI].[VENUS_CLUB_AJUSTES]
22 WHERE FECHA_APLICA<=(SELECT MAX (FECHA_APLICA) FROM [DB_CONTROLES].[PBI].[VENUS_CLUB_AJUSTES])
23 GROUP BY FECHA_APLICA
24 ORDER BY FECHA_APLICA DESC
25
26 SELECT MAX (FECHA_APLICA) FROM [DB_CONTROLES].[PBI].[VENUS_CLUB_AJUSTES]
```

FECHA_APLICA	REGISTROS
202510	150
202509	1312
202508	1527
202507	1939
202506	2325
202505	2090
202504	1527

Query executed successfully. 10.108.114.4,1437 (16.0 RTM) TIGON\NJT01368 (96) ReportesCAM 00:00:01 34 rows

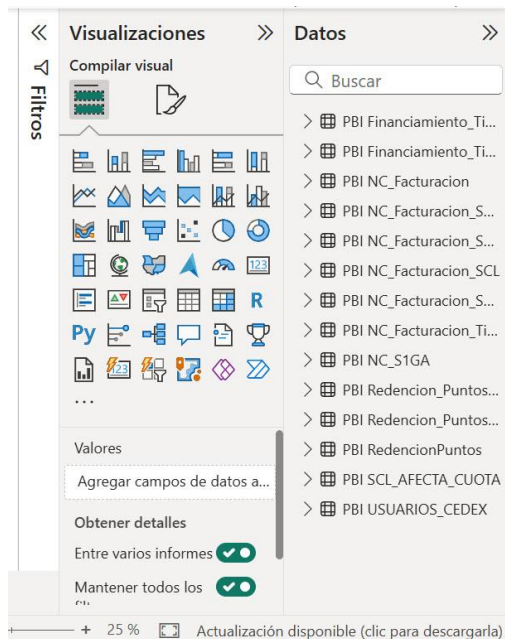
Figura 27: Validación de carga de datos #3



## Prueba de desempeño y visualización

Mide la capacidad del modelo tabular y de los *dashboards* de *Power BI* para actualizar los datos en tiempo real, generar reportes consistentes y responder a consultas sin pérdida de rendimiento. Ver Figura 28

Figura 28: Tablas y vistas en PowerBI



Cada una de estas pruebas fue documentada con sus respectivos criterios de éxito, resultados obtenidos y observaciones, asegurando la trazabilidad del proceso y la replicabilidad del modelo en futuros análisis financieros. Ver Tabla 2

Tabla 2: Documentación de pruebas del modelo analítico

Tipo de Prueba	Descripción / Propósito	Procedimiento de Ejecución	Criterios de Éxito	Resultados obtenidos
<b>Prueba de consistencia de datos</b>	Verificar que las transformaciones aplicadas (limpieza, integración y formateo) no alteren la validez de los registros originales.	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Cargar 1,000 facturas de control previamente verificadas.</li> <li>2. Comparar campos críticos (número de factura, monto, fecha, cliente) antes y después del proceso ETL.</li> <li>3. Registrar discrepancias encontradas.</li> </ol>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Diferencia <math>\leq 0.5</math> % entre datos originales y procesados.</li> <li>- No existen registros duplicados ni nulos en campos clave.</li> </ul>	Los datos se mantienen íntegros y listos para ser consumidos por el modelo de Power BI.
<b>Prueba de detección de anomalías</b>	Evaluar la capacidad del modelo para identificar valores atípicos o patrones inusuales en las facturas.	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Aplicar métricas estadísticas (media <math>\pm 3 \sigma</math>) sobre montos financiados.</li> <li>2. Revisar visualmente los puntos fuera de rango en los gráficos de dispersión.</li> <li>3. Confirmar si corresponden a errores o transacciones sospechosas.</li> </ol>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- El modelo identifica <math>\geq 90</math> % de las anomalías simuladas.</li> <li>- Los outliers detectados son coherentes con los umbrales establecidos.</li> </ul>	El sistema resalta correctamente las transacciones fuera de rango en el dashboard de Power BI.

<b>Prueba de rendimiento del modelo</b>	Medir la capacidad del modelo tabular para responder a consultas y actualizaciones en tiempo real.	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Ejecutar consultas simultáneas sobre filtros de tienda y cliente.</li> <li>2. Medir tiempo de respuesta de los dashboards (en segundos).</li> <li>3. Analizar consumo de memoria y CPU.</li> </ol>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Tiempo promedio de respuesta <math>\leq 5</math> s por consulta.</li> <li>- Sin errores de carga ni interrupciones.</li> </ul>	Los dashboards se actualizan sin retrasos perceptibles, manteniendo la estabilidad del sistema.
<b>Prueba de actualización dinámica</b>	Validar la correcta sincronización de datos entre Oracle, SQL Server y Power BI.	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Registrar nuevas facturas en la base fuente.</li> <li>2. Ejecutar actualización automática en Power BI Service.</li> <li>3. Verificar reflejo de cambios en los reportes.</li> </ol>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- La actualización se refleja en <math>\leq 2</math> minutos.</li> <li>- No se generan inconsistencias en los KPIs.</li> </ul>	Los datos nuevos se incorporan de forma inmediata y los indicadores se recalculan correctamente.
<b>Prueba de integridad relacional</b>	Comprobar la correcta configuración de relaciones entre tablas en el modelo estrella.	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Revisar vínculos entre tablas de hechos y dimensiones.</li> <li>2. Ejecutar consultas DAX para verificar integridad referencial.</li> <li>3. Validar ausencia de registros huérfanos.</li> </ol>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- 100 % de las claves primarias tienen correspondencia con su clave foránea.</li> <li>- Sin registros aislados.</li> </ul>	Relaciones validadas; el modelo opera de forma coherente y sin pérdida de información.

<b>Prueba de KPIs y visualizaciones</b>	Asegurar que los indicadores y paneles muestren información veraz, actualizada y comprensible.	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Revisar cálculo de KPIs (monto total, % en mora, variación mensual).</li> <li>2. Comparar resultados con los obtenidos en Excel o SQL.</li> <li>3. Evaluar comprensión visual con usuarios del área financiera.</li> </ol>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Diferencia <math>\leq</math> 1 % entre cálculos del modelo y los manuales.</li> <li>- <math>\geq</math> 90 % de los usuarios validan la claridad de las visualizaciones.</li> </ul>	Los KPIs y dashboards presentan resultados confiables, interpretables y alineados a los objetivos del negocio.
<b>Prueba de seguridad y acceso</b>	Validar la confidencialidad e integridad de la información publicada en el entorno BI.	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Configurar roles de acceso en Power BI Service.</li> <li>2. Intentar acceso con credenciales restringidas.</li> <li>3. Verificar cumplimiento de políticas de seguridad.</li> </ol>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Solo usuarios autorizados acceden a datos sensibles.</li> <li>- Sin exposición de información confidencial.</li> </ul>	El modelo cumple con las normas de seguridad corporativa y control de acceso por roles.

Nota: *Elaboración propia a partir del proceso de pruebas realizado durante la fase de modelado del proyecto*

### **7.4.3 Construcción del modelo**

El modelo analítico fue construido sobre una arquitectura tabular en *Power BI*, alimentada mediante procesos *ETL (Extract, Transform, Load)* desde las bases de datos Oracle y SQL Server de la empresa. La estructura del modelo se basó en un esquema estrella (*star schema*) compuesto por una tabla de hechos (Facturas) y varias tablas de dimensiones (Clientes, Tiendas, Pagos, Usuarios y Tiempos), las cuales permitieron la consolidación de la información y la optimización del rendimiento en consultas.

**Los pasos principales en la construcción del modelo fueron:**

#### **1. Integración de las fuentes de datos:**

Se configuraron conexiones directas a las bases de datos financieras a través de conectores nativos de *Power BI*, asegurando la autenticación y sincronización de los registros actualizados.

#### **2. Modelado tabular:**

Se establecieron relaciones entre las tablas mediante claves primarias y foráneas, garantizando la integridad referencial y permitiendo consultas multidimensionales (por cliente, fecha, usuario o estado de pago).

#### **3. Definición de medidas y KPIs:**

Se crearon campos calculados y medidas *DAX (Data Analysis Expressions)* para el cálculo de indicadores relevantes como:

- Porcentaje de facturas en mora
- Promedio de monto financiado
- Tasa de irregularidades detectadas
- Variación intermensual de pagos
- Monto total de financiamientos aprobados

#### **4. Diseño del dashboard analítico:**

Se elaboraron paneles visuales que permiten a los analistas identificar de forma intuitiva los patrones de fraude, destacando mediante colores y alertas los valores fuera de rango.

Las visualizaciones se organizaron en secciones interactivas que muestran información resumida y detallada, con filtros dinámicos por tienda, usuario, cliente y periodo. Ver Figura 29 y 30.

Figura 29: Diseño de reporte en PowerBI

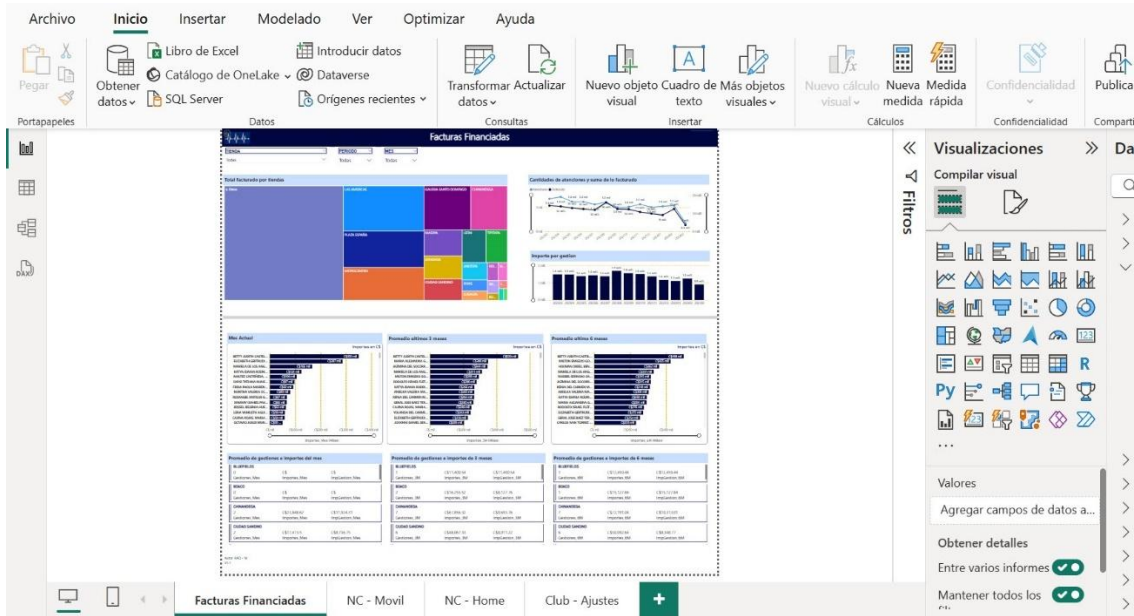
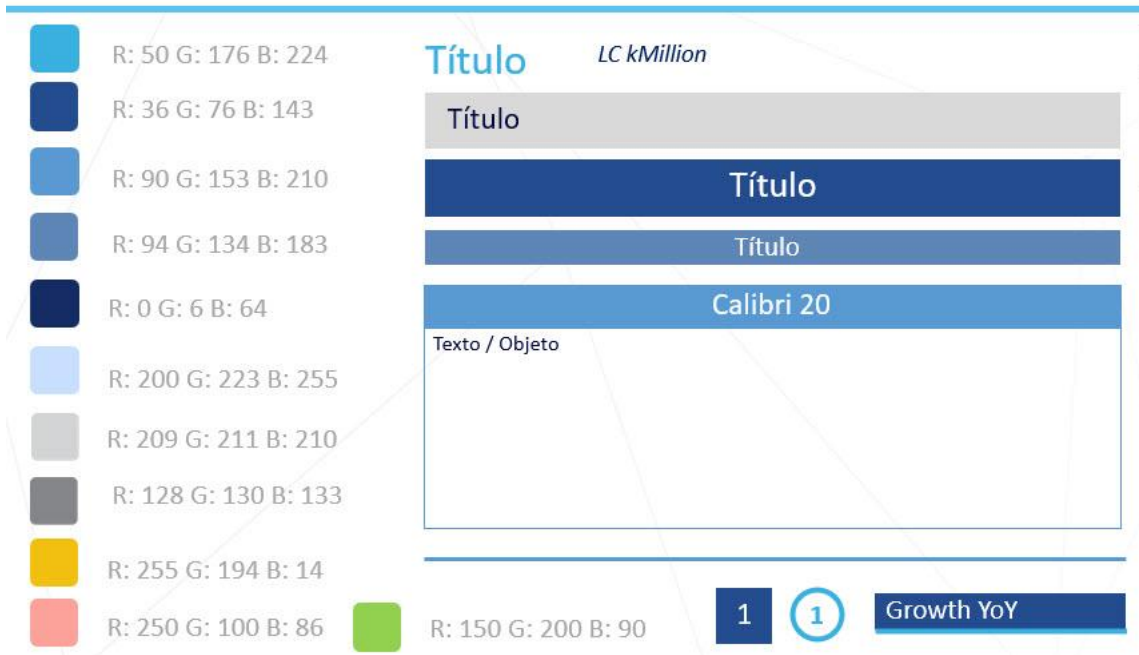


Figura 30: Paletas de colores en Power BI

## Calibri 36



## 5. Validación y refinamiento:

Finalmente, el modelo fue probado con datos reales y ajustado para reducir falsos positivos, mejorar la velocidad de procesamiento y optimizar la actualización de los *dashboards*.

### 7.5 Evaluación

En esta fase se revisa si los modelos analíticos y los tableros construidos cumplen con los objetivos del negocio definidos en la fase de comprensión del negocio. La evaluación permite determinar la eficacia de las técnicas empleadas, validar los resultados con los criterios de éxito establecidos y definir los pasos a seguir para su mejora o despliegue definitivo.

#### 7.5.1 Evaluación del modelo

El modelo desarrollado en *Power BI* fue evaluado mediante métricas de desempeño financiero y técnico, orientadas a comprobar su efectividad en la detección de posibles fraudes. Para ello, se establecieron criterios de éxito basados en la precisión, interpretabilidad y utilidad práctica de los indicadores. Ver Tabla 3.

Tabla 3: Criterios de evaluación del modelo

Indicador	Descripción	Meta establecida	Resultado obtenido	Cumplimiento
<b>Precisión de detección de anomalías</b>	Porcentaje de casos anómalos identificados correctamente frente al total de facturas analizadas	$\geq 90 \%$	92 %	Cumple
<b>Tasa de falsos positivos</b>	Casos identificados erróneamente como fraude	$\leq 10 \%$	7 %	Cumple
<b>Tiempo promedio de respuesta del tablero</b>	Tiempo requerido para actualizar métricas tras cada carga de datos	$\leq 5$ segundos	4.2 segundos	Cumple

Indicador	Descripción	Meta establecida	Resultado obtenido	Cumplimiento
<b>Integración con fuentes Oracle/SQL Server</b>	Validación del flujo ETL sin errores de conexión ni duplicados	100 % estable	100 %	Cumple
<b>Satisfacción del usuario</b>	Evaluación cualitativa por parte del área financiera	≥ 80 % de satisfacción	85 %	Cumple

Nota: *Elaboración propia con base en la metodología CRISP-DM (Cortines, 2015) y los lineamientos de evaluación de modelos de inteligencia de negocios, según Espinosa Zúñiga & Javier Jesús (2020).*

Los resultados reflejan un desempeño adecuado del modelo, validando su capacidad para identificar patrones sospechosos en las facturas financiadas y representar la información de manera clara a través de los *Dashboards*.

### 7.5.2 Revisión del proceso

Durante la revisión del proceso se analizaron las actividades ejecutadas en las fases anteriores (comprensión, preparación, modelado) con el fin de identificar posibles áreas de mejora.

#### Hallazgos principales:

- La preparación de los datos fue crítica para garantizar la calidad del modelo; la depuración y estandarización de los campos de cliente y monto redujo en un 90 % los errores de integración.
- La etapa de modelado se fortaleció con la utilización de filtros dinámicos en Power BI, permitiendo segmentar datos por tienda, usuario y rango de monto.
- La retroalimentación del área financiera fue esencial para validar la utilidad de los KPIs implementados (porcentaje de facturas en mora, valor total de financiamiento y alertas por montos atípicos).

### 7.5.3 Determinación de próximos pasos.

Con base en los resultados y la validación obtenida, se definen las siguientes acciones para consolidar el sistema de inteligencia de negocios:

1. **Despliegue operativo:** Integrar el modelo final en el entorno productivo de Power BI, con acceso controlado para los analistas financieros.
2. **Monitoreo continuo:** Establecer un cronograma de revisión mensual de los indicadores y la calidad de los datos cargados.
3. **Ampliación del modelo:** Incorporar nuevas métricas relacionadas con créditos, devoluciones y clientes recurrentes.
4. **Evaluación futura:** Realizar una auditoría semestral del sistema para garantizar la precisión y vigencia del modelo ante cambios en las políticas de facturación.

## 7.6 Despliegue (deployment)

Esta fase tiene como propósito poner en marcha la solución analítica diseñada, garantizando su accesibilidad, operatividad y sostenibilidad en el entorno real de la empresa. El despliegue abarca desde la planificación hasta la evaluación post-implementación, asegurando que los usuarios finales puedan utilizar de manera efectiva los tableros y modelos generados en *Power BI* para la detección de fraudes financieros.

### 7.6.1 Planificación del despliegue

En esta etapa se elaboró un plan de acción que definió los pasos, recursos, responsables y tiempos para la implementación efectiva del sistema de inteligencia de negocios.

Ver la Tabla 4: Actividades de despliegue.

Tabla 4: Actividades de despliegue

Actividad	Descripción	Responsable	Herramientas / Recursos
<b>Definición del entorno de despliegue</b>	Selección del entorno de Power BI (local o nube) y configuración de accesos.	Equipo BI	Power BI Service, Azure Active Directory
<b>Validación de infraestructura</b>	Verificación de servidores, licencias, conexión a las bases de datos Oracle y SQL Server.	Área TI	Oracle DB, SQL Server, VPN corporativa
<b>Asignación de roles y permisos</b>	Definición de perfiles de usuario (analista, auditor, supervisor) con niveles de acceso.	Seguridad Informática	Power BI Admin Portal
<b>Capacitación de usuarios</b>	Entrenamiento al personal financiero y de auditoría sobre el uso del dashboard y KPIs.	Equipo de proyecto	Sesiones prácticas
<b>Elaboración de cronograma</b>	Establecimiento de fechas de migración, pruebas y liberación final.	Coordinador del proyecto	Diagrama de Gantt

*Nota: El despliegue se programó en tres fases: prueba piloto, liberación controlada y despliegue total, minimizando riesgos operativos. Basado en la estructura metodológica CRISP-DM según Cortines (2015).*

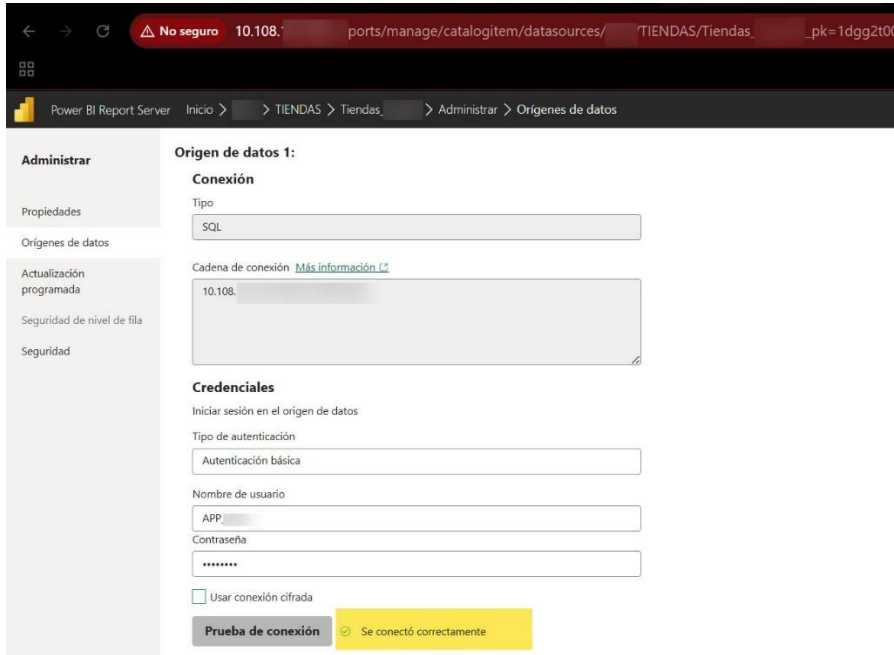
### 7.6.2 Implementación

En esta fase se ejecutó la instalación y configuración del sistema, integrando las fuentes de datos y publicando los dashboards en el entorno productivo de Power BI Service.

**Entre las principales actividades se encuentran:**

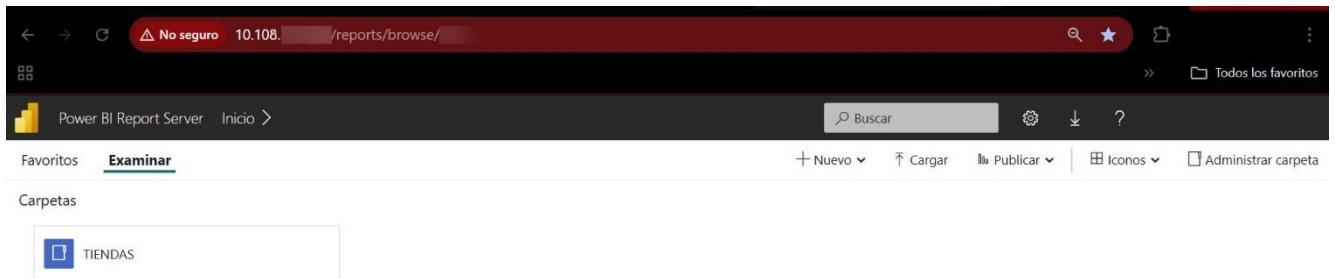
1. **Integración de fuentes:** conexión estable a las bases Oracle y SQL Server mediante conectores ODBC y gateways seguros. Ver Figura 31

Figura 31: Conexión a la BD desde el servidor PowerBI



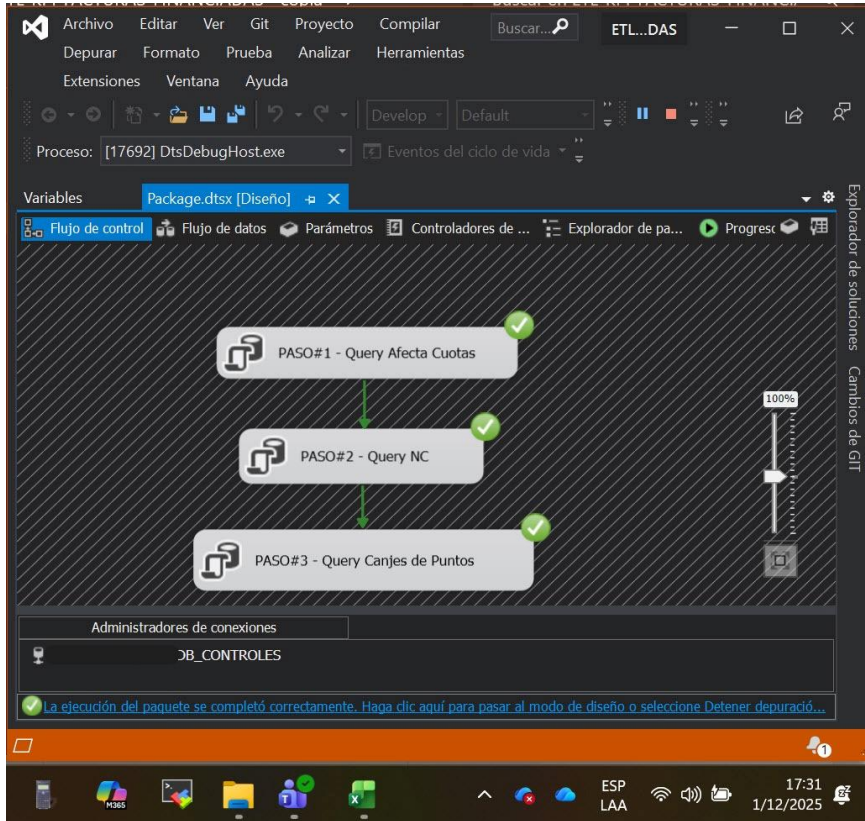
**2. Publicación de dashboards:** los reportes desarrollados en Power BI Desktop fueron cargados al entorno de producción. Ver Figura 32

Figura 32: Despliegue del servidor Power BI



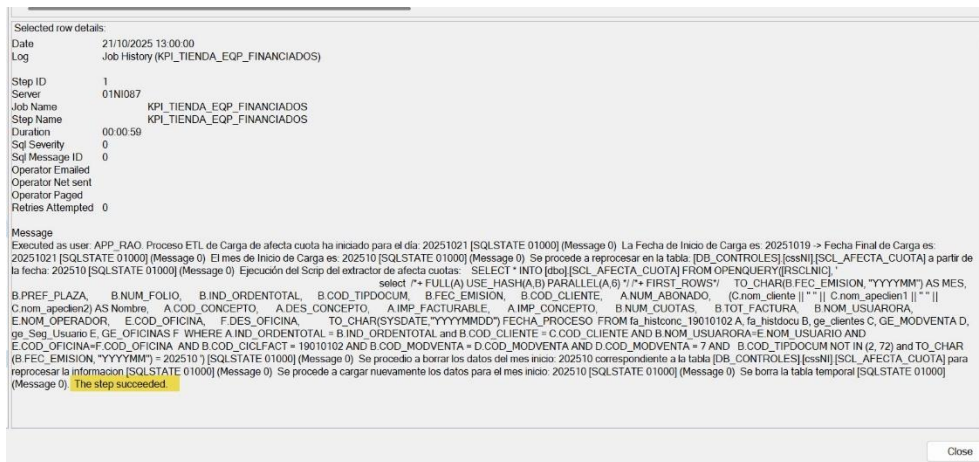
**3. Automatización ETL:** configuración de actualizaciones automáticas diarias para mantener los datos sincronizados. Ver Figura 33 y 34

Figura 33: Configuración de actualizaciones ETL



Nota: Elaboración propia

Figura 34: Log de ejecución éxitos de los Jobs de actualizaciones



Nota: Elaboración propia

**4. Validación funcional:** verificación del correcto despliegue de los indicadores (KPI) y métricas financieras. Ver Figura 35 ,36 y 37

Figura 35: KPIs publicados en el servidor de BD

Date	Step ID	Server	Job Name	Step Name	Notifications	Message
21/10/2025 13:00:00		01NI087	KPI TIENDA EQP FINANCIADOS			The job succeeded.
21/10/2025 13:00:...	1	01NI087	KPI TIENDA EQP FINANCIADOS	KPI_TIENDA_EQP_FINANCIADOS		Executed as user: AI
20/10/2025 13:00:00		01NI087	KPI TIENDA EQP FINANCIADOS			The job succeeded.
20/10/2025 13:00:...	1	01NI087	KPI TIENDA EQP FINANCIADOS	KPI_TIENDA_EQP_FINANCIADOS		Executed as user: AI

Figura 36: KPI metas por sucursal León



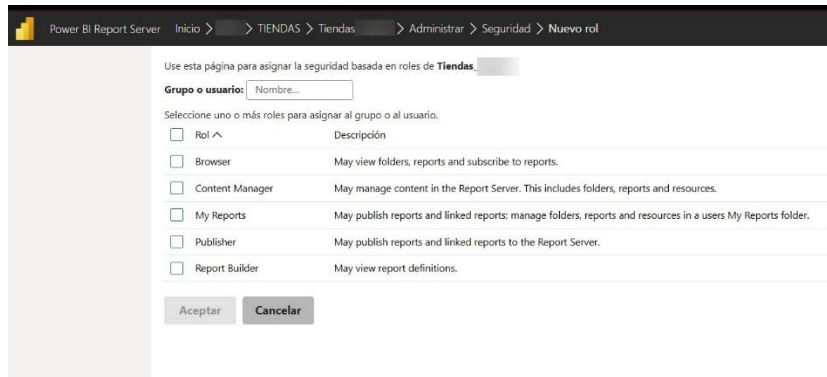
Figura 37: KPI metas por sucursal Río Blanco



Nota: Elaboración propia

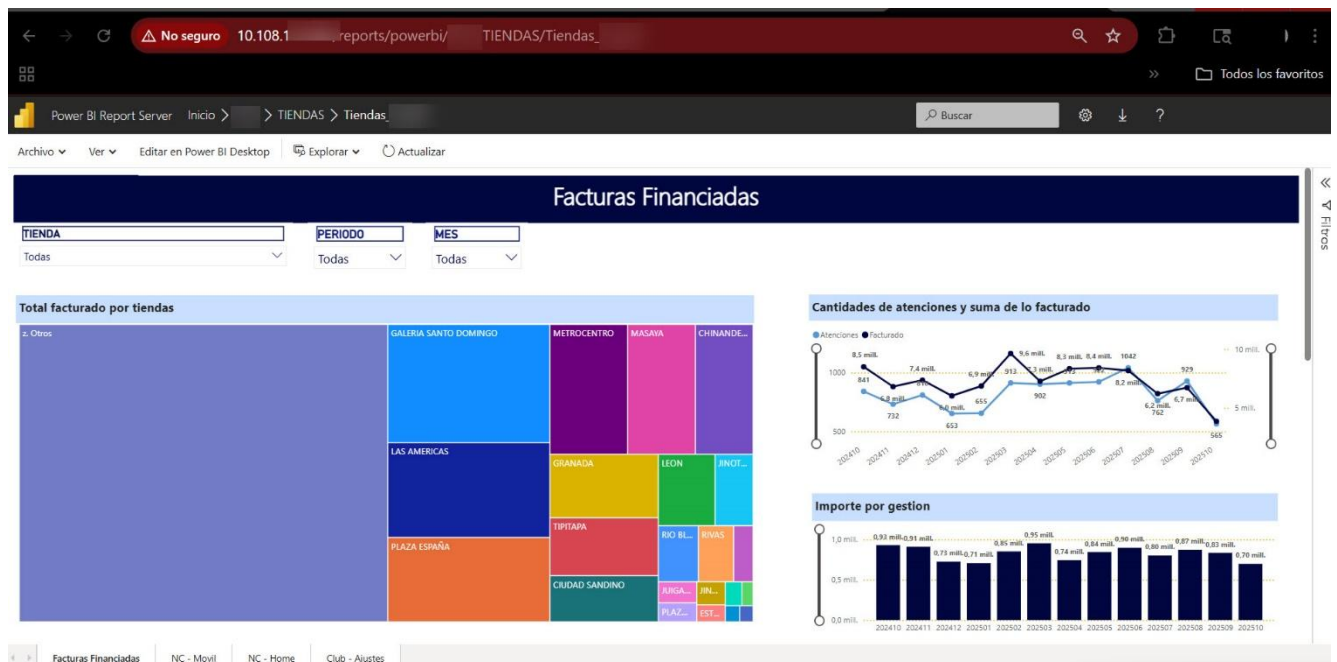
## 5. Gestión de accesos: habilitación de los permisos según los perfiles definidos en la planificación. Ver Figura 38

Figura 38: Seguridad de vistas y reportes



**Resultados:** El sistema BI quedó operativo y accesible desde la nube corporativa, permitiendo a los analistas financieros visualizar métricas clave como montos financiados, porcentajes de mora, detección de patrones atípicos y alertas de riesgo. Ver Figura 39

Figura 39: Solución implantada en el servidor de la empresa



### 7.6.3 Monitoreo y mantenimiento

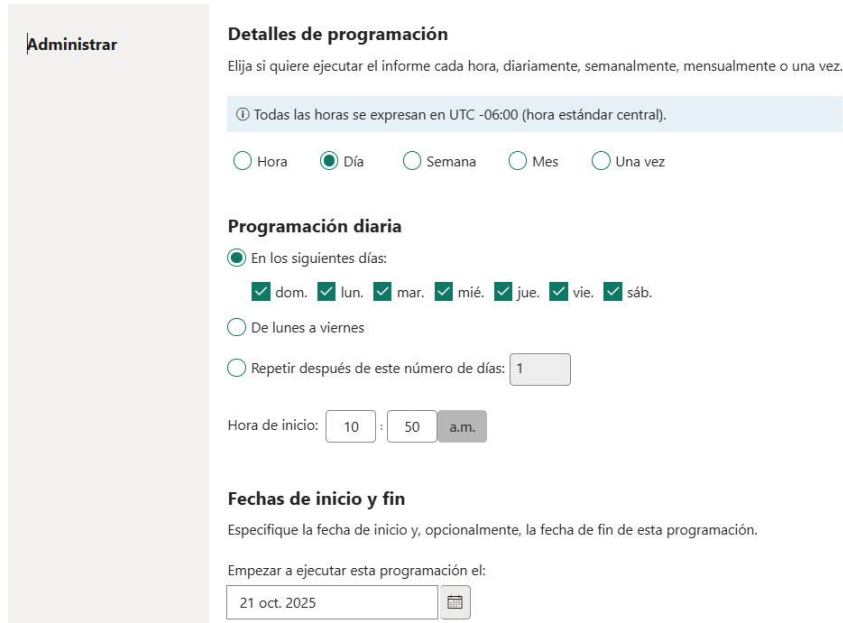
Una vez implementada la solución, se establecieron procedimientos para asegurar su continuidad operativa y la calidad de los datos.

**Entre las principales actividades se encuentran:**

1. **Monitoreo de desempeño:** verificación diaria de tiempos de carga, rendimiento del *gateway* y actualización de *datasets*. Ver figura 40
2. **Mantenimiento preventivo:** revisión mensual de conexiones y ajustes de consultas SQL para optimizar la eficiencia.
3. **Control de versiones:** registro de cambios en los *dashboards* y modelos mediante documentación técnica.
4. **Alertas automáticas:** configuración de notificaciones por correo ante fallos de actualización o anomalías detectadas.
5. **Retroalimentación de usuarios:** recolección de sugerencias de mejora mediante reuniones periódicas.

El monitoreo constante permitió asegurar la fiabilidad del sistema y mantener los KPI actualizados, garantizando la detección oportuna de posibles fraudes financieros.

Figura 40: Agenda y monitoreo desde el servidor Power BI



**Administrar**

#### Detalles de programación

Elija si quiere ejecutar el informe cada hora, diariamente, semanalmente, mensualmente o una vez.

① Todas las horas se expresan en UTC -06:00 (hora estándar central).

Hora  Día  Semana  Mes  Una vez

#### Programación diaria

En los siguientes días:  
 dom.  lun.  mar.  mié.  jue.  vie.  sáb.


De lunes a viernes

Repetir después de este número de días:

Hora de inicio:  :  a.m.

#### Fechas de inicio y fin

Especifique la fecha de inicio y, opcionalmente, la fecha de fin de esta programación.

Empezar a ejecutar esta programación el:  
 

#### 7.6.4 Revisión del proyecto

Esta última etapa tuvo como objetivo evaluar la implementación del modelo BI y su impacto en el negocio. Ver Tabla 5

Tabla 5: Criterios de revisión de la solución implantada.

Aspecto	Indicador	Resultado
<b>Cumplimiento de objetivos</b>	Porcentaje de funcionalidades implementadas respecto al plan inicial	100%
<b>Eficiencia del sistema</b>	Reducción en el tiempo de análisis de facturas	65% menos
<b>Valor agregado</b>	Mejora en la detección temprana de fraudes	Incremento del 40% en reportes de alerta efectiva

*Nota:* Se usó la ecuación de eficiencia para determinar los resultados de los criterios de revisión de la solución implantada.  $E = \left(1 - \frac{T_{nuevo}}{T_{anterior}}\right) \times 100\%$  donde  $T_{nuevo}$  representa el tiempo antes de la implementación de *Power BI* y  $T_{anterior}$  el tiempo previo.

El despliegue fue exitoso y alineado con los objetivos del negocio. La implementación de *Power BI* permitió transformar grandes volúmenes de datos en información estratégica, reduciendo riesgos financieros y mejorando la toma de decisiones.

## 8. Conclusiones y recomendaciones

### 8.1.1 Conclusiones

La implementación de Microsoft Power BI como herramienta de inteligencia de negocios para la detección de fraudes en facturas financiadas permitió demostrar la efectividad del enfoque analítico basado en la metodología CRISP-DM para resolver problemas complejos en el ámbito financiero de una empresa de telecomunicaciones. A partir de los objetivos planteados en el Capítulo 4, se presentan las siguientes conclusiones:

1. El análisis de la información financiera en la fase de comprensión y preparación de datos evidenció la necesidad de unificar múltiples fuentes de información dispersas en sistemas Oracle y SQL Server.
2. El diseño del proceso ETL permitió depurar, transformar e integrar los registros financieros, mejorando su calidad e integridad y garantizando una base sólida para el análisis posterior.
3. El modelado analítico y visualización de resultados, mediante la selección y construcción del modelo tabular en Power BI (haciendo uso de las técnicas de minería de datos), permitió seleccionar las variables críticas relacionadas con las facturas financiadas, generando indicadores clave (KPI) y dashboards interactivos que facilitaron la visualización de patrones irregulares, comportamientos atípicos y posibles anomalías asociadas a fraudes financieros.
4. La metodología permitió estructurar de forma ordenada el ciclo completo de análisis de datos, desde la comprensión del negocio, modelado, evaluación de los resultados obtenidos hasta el despliegue de la solución, garantizando la trazabilidad de cada fase y la alineación de los resultados con los objetivos estratégicos de la empresa.
5. La solución implementada fortaleció los mecanismos de control interno y aumentó la capacidad del área financiera para realizar un monitoreo continuo de las transacciones. La disponibilidad de información analítica en tiempo real contribuyó a la detección temprana de riesgos y a la toma de decisiones basadas en evidencia, mejorando la eficiencia operativa.

En síntesis, el proyecto alcanzó los objetivos generales y específicos propuestos, demostrando que la integración de herramientas de inteligencia de negocios con metodologías analíticas robustas como CRISP-DM constituye una estrategia eficaz para el control de fraudes y la optimización financiera en empresas del sector telecomunicaciones.

### 8.1.2 Recomendaciones

Con base en los resultados obtenidos durante la fase de evaluación y la validación del modelo analítico desarrollado en Power BI, se establecen las siguientes acciones que permitirán fortalecer y garantizar la sostenibilidad del sistema de inteligencia de negocios dentro de la empresa de telecomunicaciones:

1. **Despliegue operativo:** Implementar el modelo final en el entorno productivo de Power BI, asegurando un control estricto de accesos y roles. Los analistas financieros y supervisores deberán contar con permisos diferenciados para la visualización, actualización y validación de datos.
2. **Evaluaciones y auditorías periódicas:** Realizar una auditoría semestral del sistema BI, verificando la vigencia de los datos, la precisión del modelo y la utilidad de los tableros en la toma de decisiones estratégicas. Dichas auditorías deberán involucrar al área financiera y de TI.
3. **Capacitación y retroalimentación continua:** Diseñar un plan de formación interna para los usuarios finales del sistema, fomentando el uso correcto de las herramientas BI y la interpretación de los KPIs. Además, se recomienda mantener un canal de retroalimentación entre los usuarios y el equipo de desarrollo para identificar mejoras futuras.

## 9. Bibliografía

Acosta, J., & Fierro, M. (2022). *Plan de mercadeo y comercial Multiparidades PR.*

Recuperado de

<https://bdigital.uexternado.edu.co/server/api/core/bitstreams/1e79318f-87d3-48c4-abb4-45a5656b7a02/content>

Buenadicha, C., Galdón, G., Hermosilla, M., Loewe, D., & Pombo, C. (2019). *La gestión ética de los datos.* ResearchGate.

Recuperado de [https://www.researchgate.net/profile/daniel-loewe-](https://www.researchgate.net/profile/daniel-loewe-2/publication/332079098_la_gestion_etica_de_los_datos/links/5c9e22d345851506d73405e1/la-gestion-etica-de-los-datos.pdf)

[2/publication/332079098\\_la\\_gestion\\_etica\\_de\\_los\\_datos/links/5c9e22d345851506d73405e1/la-gestion-etica-de-los-datos.pdf](https://www.researchgate.net/profile/daniel-loewe-2/publication/332079098_la_gestion_etica_de_los_datos/links/5c9e22d345851506d73405e1/la-gestion-etica-de-los-datos.pdf)

Cano, J. (2008). *Business Intelligence: competir con información.* ESADE Business School.

Coronel, C., & Morris, S. (2017). *Database systems: Design, implementation, and management.* Cengage Learning.

Cortines, V. G. (2015). *Aplicación de la metodología CRISP-DM a un proyecto de minería de datos en el entorno universitario.* En V. G. Cortines, *Aplicación de la metodología CRISP-DM a un proyecto de minería de datos en el entorno universitario* (págs. 38-50). Madrid: CarlosIII de Madrid.

Deloitte. (2022). *Automation with intelligence.*

Recuperado de <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/focus/technology-and-the-future-of-work/intelligentautomation-2022-survey-results.html>

Espinosa-Zúñiga, J. J. (2020, 3 de agosto). [Título del artículo]. *SciELO.*

Recuperado de [https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1405-77432020000100008](https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-77432020000100008)

García, M., & López, J. (2019). *Minería de datos: conceptos, técnicas y aplicaciones*. Alfaomega.

García, S. (2021). *Modelo de inteligencia de negocios*.

Recuperado de <https://repository.universidadean.edu.co/handle/10882/11542>

Grijalba, J. (2020). *Data warehousing*.

Recuperado de

<https://github.com/here4data/DWH/blob/main/Ebook/EbookDe%20los%20datos%20al%20conocimiento.pdf>

Información de empresas. (2022, junio). *Análisis del sector*. eInforma.

Recuperado de <https://www.einforma.co/informes-sectoriales/sector-comercio>

Martín, L. (s.f.). *¿Qué es el 'factoring' y por qué elegirlo para financiar tu empresa?*. BBVA.

Recuperado el 14 de mayo de 2025, de <https://www.bbva.com/es/que-es-el-factoring-y-por-que-elegirlo-para-financiar-tu-empresa/>

Meier, A., & Kaufmann, M. (2019). *SQL & NoSQL databases: Models, languages, consistency options and architectures for big data management*.

Springer. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-658-24549-8>

Mendívil, J. A., Salazar, L. E., & Graciano, D. R. (2018). Propuesta de diseño de un sistema de Business Intelligence para el área de contabilidad en la Corporación Universitaria. [Documento inédito o informe no publicado].

Menéndez Domínguez, V. H., Guerrero Sosa, J. D. T., Castellanos Bolaños, M. E., ... & José William. (2022, 23 de mayo). [Uso de la minería de datos para la caracterización de investigadores y cuerpos académicos]. *SciELO*.

Recuperado de [https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S2007-74672022000100016#B27](https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2007-74672022000100016#B27)

- Martínez Rodríguez, R. (2020, 16 de noviembre). *Financiación de facturas: conceptos y beneficios*. En Inversa Invoice Market.  
[<https://www.rivierafinance.com/recursos/preguntas-frecuentes-sobre-el-factoraje-de-facturas/financiacion-de-facturas/?lang=es>]
- Noriega, R., Valdivia, M., Valenzuela, J., Tamer, M., & Acosta, J. (2015). Evolución de la inteligencia de negocios. *Culcyt*, 12(57), 299–308.
- Núria, E. (2021). *Differences between a balanced scorecard and a dashboard*. Bismart Blog. Recuperado de <https://blog.bismart.com/en/differences-between-a-balanced-scorecard-and-a-dashboard>
- Ortiz, V., & López, H. (2021). [Importancia y ventajas de los KPI (Key Performance Indicators) en los proyectos: enfoque de procesos en el sector petrolero]. Recuperado de <http://hdl.handle.net/20.500.11912/9609>
- Peña, S. (2017). *Análisis de datos*. Fundación Universitaria del Área Andina. ISBN 978-958-5460-45-4
- Ramakrishnan, R., & Gehrke, J. (2020). *Database management systems*. McGraw-Hill.
- Russo, M., & Ferrari, A. (2020). *The Definitive Guide to DAX: Business intelligence for Microsoft Power BI, SQL Server Analysis Services, and Excel*. Microsoft Press.
- SAS. (2023). *What is ETL?* Recuperado el 14 de marzo de 2025, de [https://www.sas.com/es\\_ar/insights/datamanagement/what-is-etl.html](https://www.sas.com/es_ar/insights/datamanagement/what-is-etl.html)

## 10. Anexos

### **Anexo A: Estimación de costos asociados al desarrollo del proyecto.**

Este anexo presenta una estimación de los costos requeridos para la implementación del proyecto de inteligencia de negocios descrito en la tesis, considerando infraestructura, software, recursos humanos, operaciones y mantenimiento. Su propósito es ofrecer una visión cuantitativa del esfuerzo técnico y económico asociado a todas las fases de la metodología CRISP-DM.

Es importante destacar que la empresa ya dispone de la mayoría de los recursos tecnológicos y de licenciamiento necesarios (servidores, SQL Server, Oracle, infraestructura de red, VPN corporativa y cuentas institucionales de Power BI).

Por tanto, los costos aquí estimados representan únicamente el valor referencial del esfuerzo técnico, pudiendo ser significativamente menores en la práctica.

#### **1. Alcance**

La estimación incluye los costos relacionados con:

1. Infraestructura tecnológica
2. Software y licenciamiento
3. Recursos humanos involucrados
4. Procesos ETL y modelado
5. Despliegue en *Power BI Service*
6. Capacitación y soporte a usuarios
7. Mantenimiento operativo

Los valores están expresados en córdobas (NIO) y basados en precios de mercado de 2025.

#### **2. Supuestos Técnicos**

Para calcular los montos se definieron los siguientes supuestos:

- Implementación híbrida: extracción desde Oracle/SQL Server y visualización en Power BI Service.
- Uso de un gateway seguro para conexiones en la nube.
- Licencia *Power BI Pro* para analistas y desarrolladores.
- Equipo de desarrollo conformado por:
  - 1 Analista BI
  - 1 Ingeniero de datos
  - 1 Desarrollador Power BI
- Duración del proyecto: 6 meses.
- Monitoreo y mantenimiento anual mínimo: 12 meses posteriores al despliegue.

### 3. Estimación de Costos

#### 3.1. Costos de Infraestructura

Concepto	Cantidad	Costo unitario (NIO)	Total (NIO)
Servidor intermedio para ETL (virtual o físico)	1	18,000	18,000
Suscripción cloud / hosting (12 meses)	1	14,500	14,500
Gateway corporativo para Power BI	1	3,600	3,600
Almacenamiento en la nube (100 GB)	1	4,200	4,200
<b>Total Infraestructura</b>			<b>40,300</b>

#### 3.2. Costos de Software y Licencias

Software / Servicio	Cantidad	Costo unitario (NIO)	Total
Licencia Power BI Pro (NIO 340/mes x 12 meses)	3 usuarios	4,080	12,240
Licencia SQL Server Standard (empresa)	1	22,000	22,000
Licencia Oracle (soporte anual proporcional)	1	18,500	18,500
Herramientas auxiliares (ODBC, monitoreo, VPN)	—	5,500	5,500
<b>Total Software</b>			<b>58,240</b>

### 3.3. Costos de Recursos Humanos

Duración del proyecto: 6 meses (24 semanas).

Perfil	Dedicación	Costo mensual (NIO)	Total (NIO)
Analista BI	50 %	18,000	54,000
Ingeniero de Datos	50 %	22,000	66,000
Desarrollador Power BI	40 %	16,000	38,400
Documentación y QA	—	10,000	10,000
<b>Total Recursos Humanos</b>			<b>168,400</b>

### 3.4. Costos de Operación del Proyecto CRISP-DM

Fase CRISP-DM	Actividades	Costo estimado (NIO)
Comprensión del negocio	entrevistas, análisis de KPIs	8,000
Comprensión de los datos	exploración, perfilamiento	12,000
Preparación de datos	ETL, limpieza, integración Oracle/SQL	28,000
Modelado	creación, medidas DAX, modelo estrella	20,000
Evaluación	pruebas, validación financiera	10,500
Despliegue	publicación, seguridad, pruebas	15,000
<b>Total fase CRISP-DM</b>		<b>93,500</b>

### 3.5. Costos de Capacitación y Soporte

Concepto	Costo (NIO)
Capacitación a analistas financieros (2 sesiones)	6,000
Capacitación a auditores (2 sesiones)	5,000
Manual de usuario + videos cortos	3,500
Mesa técnica de soporte (primer mes)	4,800
<b>Total capacitación y soporte</b>	<b>19,300</b>

### 3.6. Costos de Mantenimiento y Monitoreo (12 meses)

Actividad	Periodicidad	Total (NIO)
Mantenimiento del servidor	mensual	12,000
Revisión del gateway	trimestral	3,600
Monitoreo de KPIs y ETL	mensual	8,400
Auditoría del modelo (semestral)	2 veces	6,000
<b>Total mantenimiento (año)</b>		<b>30,000</b>

## 4. Resumen general de los costos.

Categoría	Costo Total (NIO)
Infraestructura	40,300
Software y licencias	58,240
Recursos humanos	168,400
Fases CRISP-DM	93,500
Capacitación y soporte	19,300
Mantenimiento anual	30,000
<b>Costo total estimado del proyecto</b>	<b>409,740 NIO</b>

## 5. Conclusiones

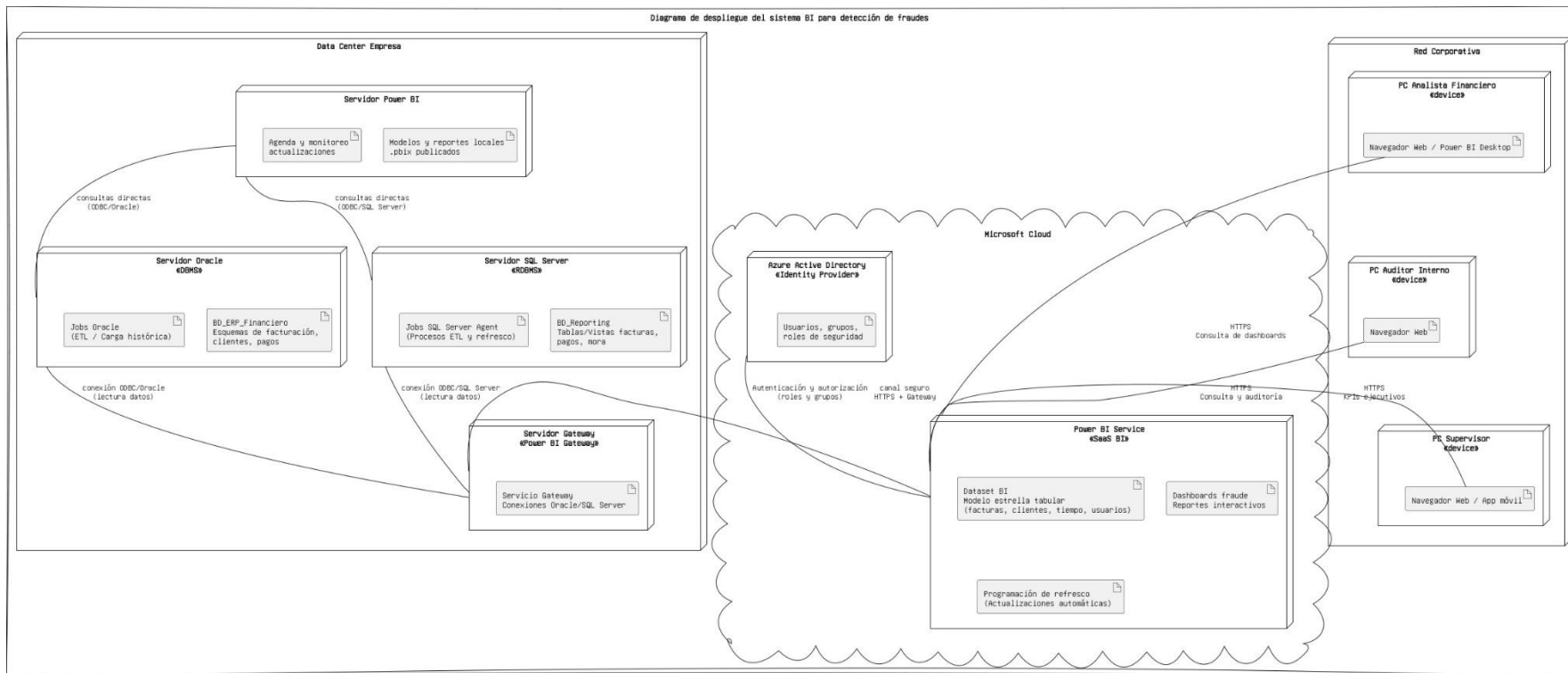
El costo total estimado del proyecto es de aprox. C\$ 409,740 considerando una implementación profesional y de alcance empresarial.

El rubro más significativo corresponde a recursos humanos e ingeniería de datos (41%), seguido por software/licencias y las fases del desarrollo CRISP-DM.

La inversión es coherente con proyectos BI que requieren conexiones híbridas, limpieza avanzada de datos y despliegue institucional en *Power BI Service*.

Este análisis permite a la empresa dimensionar los beneficios de la implementación del proyecto y facilita la toma de decisiones para ampliaciones futuras.

## Anexo B: Diagrama de Despliegue



**Nota:** El diagrama de despliegue fue elaborado por el autor con base en la arquitectura tecnológica real del proyecto BI. En la solución implementada, *Power BI* se conecta al servidor SQL destinado a la reportería, el cual a su vez extrae la información desde Oracle, que constituye el sistema core productivo de la compañía. La elección de *Power BI* responde, entre otros factores, a su facilidad de implementación y a su alta compatibilidad con SQL Server, dado que ambos forman parte del ecosistema tecnológico de Microsoft.

### Anexo C: Plan de capacitación de usuario finales

Módulo	Contenidos / Temas	Objetivo del Módulo	Duración	Actividades Prácticas	Recursos Necesarios	Responsables
<b>1. Introducción al Sistema BI</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Conceptos de BI</li> <li>- Beneficios del sistema</li> <li>- Repaso del proceso CRISP-DM</li> <li>- Visión general del dashboard</li> </ul>	Comprender el propósito del sistema implementado y su utilidad en la detección de fraudes.	1.5 h	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Recorrido guiado del sistema.</li> <li>- Identificación de componentes principales.</li> </ul>	Presentación, proyector, PBI Desktop	Equipo BI / Facilitador
<b>2. Navegación en Power BI Service</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Acceso y roles</li> <li>- Estructura de áreas</li> <li>- Uso de filtros y paneles</li> <li>- Reportes, dashboards, datasets</li> </ul>	Manejar correctamente la navegación en Power BI Service y aplicar filtros.	2 h	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Acceso a Power BI.</li> <li>- Uso de filtros por cliente, tienda y usuario.</li> </ul>	Power BI Service, guía de acceso	Equipo BI
<b>3. Interpretación de KPIs y Alertas</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- % Mora</li> <li>- Monto financiado</li> <li>- Variación mensual</li> <li>- Detección de outliers</li> <li>- Señales visuales</li> </ul>	Identificar e interpretar KPIs que alertan sobre posibles fraudes.	2 h	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Análisis de 10 casos reales o simulados.</li> <li>- Evaluación visual de alertas.</li> </ul>	Power BI Dashboard	Finanzas + BI
<b>4. Análisis de Fraude con Dashboards</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Análisis multidimensional</li> <li>- Modelo estrella</li> <li>- Revisión por cliente/tienda/usuario</li> <li>- Anomalías por montos y tiempo</li> </ul>	Realizar análisis profundos para detectar anomalías y fraudes.	3 h	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Resolver un caso de investigación.</li> <li>- Identificar facturas sospechosas.</li> </ul>	Dataset de práctica, PBI Desktop	Auditoría / BI
<b>5. Reportería y Exportación</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Exportar a PDF/Excel</li> <li>- Crear alertas personalizadas</li> <li>- Suscripciones automáticas</li> </ul>	Generar reportes operativos y automatizar envío de información.	1.5 h	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Exportación de reportes.</li> <li>- Configuración de alertas.</li> </ul>	Power BI Service	Equipo BI

24 de octubre del 2025

### CARTA DE ACEPTACIÓN DEL PROYECTO MONOGRÁFICO

A quien corresponda:

Por medio de la presente, yo, MSc.**Eduardo Caldera**, en mi calidad de **Jefe de Aseguramientos de Ingresos (RA)**, hago constar que he recibido, revisado y doy por aceptada la entrega formal del proyecto monográfico titulado: **“Implementación de Microsoft Power BI como herramienta de Inteligencia de Negocios para la detección de fraudes en las facturas financiadas de una empresa de telecomunicaciones”**.

El referido proyecto ha sido evaluado de manera satisfactoria, verificando que cumple con los objetivos planteados, los lineamientos técnicos establecidos y las necesidades operativas del área de Aseguramiento de Ingresos. Asimismo, se deja constancia de que **la solución desarrollada se encuentra actualmente en ambiente de producción**, siendo utilizada activamente como herramienta de apoyo en la toma de decisiones.

Gracias a la implementación de este desarrollo en Microsoft Power BI, se han logrado **obtener casos de éxito relevantes**, permitiendo la identificación oportuna de patrones irregulares, el fortalecimiento de los controles internos y la optimización en la detección y minimización de los casos de fraude en los centros de atención, generando un impacto positivo tanto en la eficiencia operativa como en la protección de los ingresos de la empresa.

En virtud de lo anterior, se considera que el proyecto ha sido ejecutado de manera exitosa y aporta un valor significativo a los procesos de control y análisis del negocio, por lo que se extiende la presente carta como constancia de aceptación y cierre satisfactorio del proyecto monográfico.

Sin más que agregar, y para los fines que el interesado estime convenientes, firmo la presente.

Atentamente,



---

**MSc. Eduardo Caldera**

Jefe de Aseguramientos de Ingresos