



**UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO**

**FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA  
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS**

**Data mart para la recuperación de créditos del área de  
cobranza de la Caja Municipal de Sullana S.A., Piura, 2023**

**TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE**

**Ingeniero de sistemas**

**AUTOR:**

Saavedra Villalta, River Karol ([orcid.org/0009-0003-9529-3239](https://orcid.org/0009-0003-9529-3239))

**ASESOR:**

Mg. Pacheco Pumaleque, Alex Abelardo ([orcid.org/0000-0001-9721-0730](https://orcid.org/0000-0001-9721-0730))

**LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:**

Sistemas de Información y Comunicaciones

**LÍNEA DE RESPONSABILIDAD SOCIAL UNIVERSITARIA:**

Desarrollo económico, empleo y emprendimiento

**PIURA - PERÚ**

**2024**

### **Dedicatoria**

Se la dedico en especial a Dios, por su divino amor, a mi esposa Roxana Izquierdo y a mis hijos Lía y Leonardo que son mi motivación eterna para seguir a delante.

### **Agradecimiento**

Agradezco a mi madre por ser un pilar fundamental en mi vida al inculcarme valores y a ser perseverante en la vida, a mi padre por ser el pilar económico de mi etapa universitaria y a todos las personas que de alguna forma colaboraron en la presente investigación.



**UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO**

**FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA  
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS**

### **Declaratoria de Autenticidad del Asesor**

Yo, PACHECO PUMALEQUE ALEX ABELARDO, docente de la FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA de la escuela profesional de INGENIERÍA DE SISTEMAS de la UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO SAC - PIURA, asesor de Tesis titulada: "Data mart para la recuperación de créditos del área de cobranza de la Caja Municipal de Sullana S.A., Piura, 2023", cuyo autor es SAAVEDRA VILLALTA RIVER KAROL, constato que la investigación tiene un índice de similitud de 20.00%, verificable en el reporte de originalidad del programa Turnitin, el cual ha sido realizado sin filtros, ni exclusiones.

He revisado dicho reporte y concluyo que cada una de las coincidencias detectadas no constituyen plagio. A mi leal saber y entender la Tesis cumple con todas las normas para el uso de citas y referencias establecidas por la Universidad César Vallejo.

En tal sentido, asumo la responsabilidad que corresponda ante cualquier falsedad, ocultamiento u omisión tanto de los documentos como de información aportada, por lo cual me someto a lo dispuesto en las normas académicas vigentes de la Universidad César Vallejo.

PIURA, 17 de Enero del 2024

<b>Apellidos y Nombres del Asesor:</b>	<b>Firma</b>
ALEX ABELARDO PACHECO PUMALEQUE <b>DNI:</b> 41651279 <b>ORCID:</b> 0000-0001-9721-0730	Firmado electrónicamente por: AAPACHECOP el 02- 02-2024 18:57:25

Código documento Trilce: TRI - 0733991



**UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO**

**FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA  
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS**

### **Declaratoria de Originalidad del Autor**

Yo, SAAVEDRA VILLALTA RIVER KAROL estudiante de la FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA de la escuela profesional de INGENIERÍA DE SISTEMAS de la UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO SAC - PIURA, declaro bajo juramento que todos los datos e información que acompañan la Tesis titulada: "Data mart para la recuperación de créditos del área de cobranza de la Caja Municipal de Sullana S.A., Piura, 2023", es de mi autoría, por lo tanto, declaro que la Tesis:

1. No ha sido plagiada ni total, ni parcialmente.
2. He mencionado todas las fuentes empleadas, identificando correctamente toda cita textual o de paráfrasis proveniente de otras fuentes.
3. No ha sido publicada, ni presentada anteriormente para la obtención de otro grado académico o título profesional.
4. Los datos presentados en los resultados no han sido falseados, ni duplicados, ni copiados.

En tal sentido asumo la responsabilidad que corresponda ante cualquier falsedad, ocultamiento u omisión tanto de los documentos como de la información aportada, por lo cual me someto a lo dispuesto en las normas académicas vigentes de la Universidad César Vallejo.

<b>Nombres y Apellidos</b>	<b>Firma</b>
SAAVEDRA VILLALTA RIVER KAROL <b>DNI:</b> 45961681 <b>ORCID:</b> 0009-0003-9529-3239	Firmado electrónicamente por: RKSAAVEDRA el 06- 02-2024 15:50:38

Código documento Trilce: INV - 1572275

## Índice de contenidos

Carátula.....	i
Dedicatoria .....	ii
Agradecimiento .....	iii
Declaratoria de Autenticidad del Asesor.....	iv
Declaratoria de Originalidad del Autor.....	v
Índice de contenidos .....	vi
Índice de tablas.....	vii
Índice de figuras.....	viii
Resumen .....	ix
Abstract.....	x
I. INTRODUCCIÓN .....	1
II. MARCO TEÓRICO .....	4
III. METODOLOGÍA.....	11
3.1. Tipo y diseño de investigación.....	11
3.2. Variables y operacionalización .....	12
3.3. Población, muestra y muestreo .....	14
3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos.....	15
3.5. Procedimientos .....	17
3.6. Método de análisis de datos.....	18
3.7. Aspectos éticos .....	19
IV. RESULTADOS .....	20
V. DISCUSIÓN .....	27
VI. CONCLUSIONES.....	32
VII. RECOMENDACIONES .....	33
ANEXOS .....	41

## Índice de tablas

Tabla 1. Operacionalización de la variable dependiente.....	13
Tabla 2. Población de estudio.....	14
Tabla 3. Ficha técnica del instrumento .....	16
Tabla 4. Expertos que validaron los instrumentos de recolección de datos .....	17
Tabla 5. Medias descriptivas de indicador RM.....	20
Tabla 6. Medias descriptivas del indicador RCAR. ....	21
Tabla 7. Prueba de normalidad del indicador RM. ....	22
Tabla 8. Prueba de normalidad del indicador RCAR.....	23
Tabla 9. Rangos del Indicador RM.....	24
Tabla 10. Estadísticas de contraste del indicador RM. ....	24
Tabla 11. Rangos del Indicador RCAR. ....	25
Tabla 12. Estadísticas de contraste del Indicador RCAR.....	25
Tabla 13: Cuadro comparativo de las principales metodologías de desarrollo de data mart.....	67
Tabla 14: Identificación de Granularidad.....	69
Tabla 15: Punto de equilibrio entre nivel de granularidad y grado de cohesión.	70
Tabla 16: Dimensiones para la tabla de hechos de créditos.....	71

## Índice de figuras

Figura 1. Diagrama del diseño de investigación .....	11
Figura 2. Comparación de medidas del indicador RM .....	20
Figura 3. Gráfico Comparativo de medidas del indicador RCAR.....	21
Figura 4. Comportamiento del indicador RM .....	65
Figura 5. Comportamiento del indicador RCAR.....	66
Figura 6: Jerarquía del esquema de cobranza. ....	72
Figura 7: Modelo multidimensional estrella del data mart.....	73
Figura 8: Diagrama de Recopilación y Generación de Informes Tradicional para Cobranza.....	73
Figura 9: Optimización y Análisis Avanzado para la Gestión de Cobranza.....	73
Figura 10: Flujo de trabajo (job) del almacenamiento del Data mart .....	75
Figura 11: Inicio de Carga de ODS.....	75
Figura 12: ETL de Carga de ODS .....	75
Figura 13: Carga de dato a ODS y envió de alerta de error de carga.....	76
Figura 14: Alerta de error de carga del ODS .....	76
Figura 16: Carga de las dimensiones y tabla de hechos .....	77
Figura 18: Flujo de trabajo (job) del almacenamiento del Data mart .....	78
Figura 19: Dimensiones y tabla de hechos creadas .....	79
Figura 21: Grafico comparativo de CAR diaria .....	80

## Resumen

La industria de las microfinanzas ha experimentado un crecimiento significativo en las últimas décadas, enfrentando desafíos críticos en la recuperación de créditos de clientes que incurren en morosidad. Por lo cual, esta investigación tuvo como finalidad determinar en qué medida un data mart mejora la recuperación de créditos de la Caja Municipal de Sullana S.A. La metodología adoptada fue de enfoque cuantitativo, con un diseño experimental de tipo preexperimental. La muestra consistió en 50 registros, utilizando la técnica de fichaje y la ficha de registro como instrumento, los cuales fueron validados por expertos y procesados a través del software SPSS Statistics Versión 26. Tras el desarrollo de data mart, se observaron mejoras en los indicadores de calidad de cartera. El ratio mora experimento una disminución del 0.68%, mientras que el ratio de cartera de alto riesgo registro una reducción de 0.44%. Estos resultados fueron especialmente destacables, ya que se logró detectar de manera oportuna picos significativos en la morosidad diaria. Esto permitió a la entidad tomar medidas inmediatas para contrarrestar estos aumentos y mantener una cartera crediticia saludable. Este estudio no solo contribuye al ámbito académico, sino que también proporciona a la Caja Municipal de Sullana S.A. valiosas herramientas para fortalecer su gestión crediticia y enfrentar los desafíos en la recuperación de créditos.

**Palabras clave:** Data mart, toma de decisiones, recuperación de cartera crediticia, inteligencia de negocios, Extracción, transformación y carga (ETL).

## **Abstract**

The microfinance industry has experienced significant growth in recent decades, facing critical challenges in the recovery of loans from delinquent clients. Therefore, the purpose of this research was to determine the extent to which a data mart improves loan recovery at Caja Municipal de Sullana S.A. The methodology adopted was quantitative, with a pre-experimental experimental design. The sample consisted of 50 records, using the fiching technique and the record card as an instrument, which were validated by experts and processed through the SPSS Statistics Version 26 software. The delinquency ratio decreased by 0.68%, while the high-risk portfolio ratio decreased by 0.44%. These results were especially noteworthy, as significant peaks in daily delinquencies were detected in a timely manner. This allowed the institution to take immediate measures to counteract these increases and maintain a healthy loan portfolio. This study not only contributes to the academic field, but also provides Caja Municipal de Sullana S.A. with valuable tools to strengthen its credit management and face the challenges of loan recovery.

**Keywords:** Data mart, decision making, loan portfolio recovery, business intelligence, Extract, Transform and Load (ETL).

## I. INTRODUCCIÓN

La tecnología representa un papel crucial en beneficio de la humanidad, ya que su desarrollo se centra en atender las exigencias de la sociedad. Actualmente, este aspecto está estrechamente ligado a diversos aspectos de la vida humana. Por supuesto, este fenómeno también se aplica al ámbito empresarial, donde se busca utilizar herramientas adecuadas para llevar a cabo los procesos de manera eficiente (Medina, Fariña y Castillo, 2018).

La utilización de la inteligencia de negocios (BI) impulsa a la empresa hacia una posición competitiva superior mediante el aprovechamiento de información exclusiva, facilitando así la solución de los desafíos empresariales (García-Jiménez et al., 2021).

Según (Guzmán, 2021), la información se ha convertido en un recurso de gran valor para las empresas, y su gestión efectiva mediante el análisis de datos respaldado por herramientas tecnológicas es fundamental. Su adecuada gestión no solo impulsa la competitividad de las organizaciones, sino que también contribuye a su capacidad de perdurar en el tiempo. Para lograr estos objetivos, resulta crucial utilizar herramientas como el data mart. Lamentablemente, persisten empresas que no adoptan estas tecnologías y continúan controlando sus procesos de manera convencional, lo que limita su capacidad para ofrecer valor adicional y mantenerse competitivas (Sánchez y Valles, 2021).

De acuerdo con Tata Consultancy Services, más de la mitad (51%) de las compañías de América Latina han llevado a cabo importantes proyectos relacionados con datos en los últimos diez años.

En Perú, algunas empresas ya utilizan esta herramienta, pero solo en áreas específicas, ya que implementar un proceso de inteligencia empresarial demanda profesionales altamente capacitados y software adecuado para las etapas de evaluación. El propósito fundamental es llenar el vacío existente en cuanto a la disponibilidad de información precisa y completa. Esta carencia se aborda a través de la puesta en producción de un data mart, que agiliza la obtención de datos fidedignos, los cuales resultan esenciales para fundamentar y respaldar las decisiones de la gerencia y supervisión del área de cobranza. El

enfoque primordial radica en cerrar el espacio dejado por la falta de información de calidad. La introducción del data mart actúa como un facilitador, simplificando el acceso a información veraz y disponible.

De esta manera se presenta la situación en CMAC Sullana S.A., entidad microfinanciera que comenzó sus operaciones el 19 de diciembre de 1986 en la ciudad de Sullana, ofreciendo productos de ahorro y crédito. El área de cobranza desarrolla un papel importante como parte del ciclo integral del crédito. Utilizando diferentes herramientas tecnológicas que brindan soporte a las diferentes estrategias de recuperación de créditos de clientes morosos para mejorar los indicadores de calidad de cartera crediticia. Los datos que se consignan dentro del área son amplios y provienen de diferentes data mart careciendo de un almacén de datos propio del área, que recoja información de más adecuada agilizando los procesos dentro del área de cobranza.

Con el fin de enfrentar los desafíos previamente indicados, se ha propuesto desarrollar un Data Mart (DM) de recuperación de créditos como herramienta que pueda contribuir al procesamiento de la información de manera eficaz. Evitando información inexacta, redundar en tareas, para disponer de reportes e información útil, además, de representar un ahorro en cuanto al tiempo que suele recabar y procesar información de manera tradicional.

**En tal sentido, esta investigación abordará la siguiente problemática general:** ¿En qué medida un data mart mejora la recuperación de créditos de la Caja Municipal de Sullana S.A.? y, por ende, los siguientes problemas específicos: (a) ¿En qué medida un data mart reduce el ratio de morosidad en la recuperación de créditos de la Caja Municipal de Sullana S.A.?, (b) ¿En qué medida un data mart reduce el ratio de cartera de alto riesgo en la recuperación de créditos de la Caja Municipal de Sullana S.A.?

**También, este estudio cuenta con distintas razones que respaldan su realización,** como la justificación en el ámbito social, metodológico, teórico y práctico. Al tomar en cuenta lo indicado por (Fernández, 2020) y (Arias y Covinos, 2021) es importante considerar ampliar soluciones ante una misma situación, asimismo, diversificar los enfoques en caso exista alguna deficiencia de algún aspecto.

En consiguiente, es aplicable **la justificación social** dado que se busca la reinserción financiera de aquellos clientes que muestran voluntad de pago brindando alternativas de solución en función a sus ingresos; **También, se sustenta la elección de la metodología** teniendo en consideración las diversas formas de recopilación de datos. **En el ámbito teórico**, resulta justificable dado que complementara el conocimiento en el ámbito de las microfinancieras al utilizar herramientas de business intelligence dentro de la gestión de cobranza. Finalmente, **en el ámbito práctico**, la investigación toma relevancia dado que se dispondrá de los indicadores claves del área a través de la información proporcionada por el data mart, lo que conlleva, la reducción de costos operativos al mejorar las eficiencias en las actividades de recolección y análisis de datos.

Se empleó un enfoque de diseño experimental, pre-experimental que incluyó la realización de evaluaciones pre y post test. Así mismo, se utilizaron instrumentos fiables que fueron revisados por expertos, lo cual demostró obtener los datos necesarios y, por ende, obtener los resultados correspondientes.

Continuando con la investigación, **su finalidad es alcanzar metas que surgen a partir de la definición del problema. Como consecuencia, se planteó el objetivo general siguiente:** Establecer en qué medida un data mart mejora la recuperación de créditos de la Caja Municipal de Sullana S.A. además, se definió como objetivos específicos: (a) Establecer en qué medida un data mart reduce el ratio de morosidad en la recuperación de créditos de la Caja Municipal de Sullana S.A., (b) Establecer en qué medida un data mart reduce el ratio de cartera de alto riesgo en la recuperación de créditos de la Caja Municipal de Sullana S.A.

**Asimismo, se planteó como hipótesis generales una serie de supuestos de los resultados a obtener de la investigación:** Un Data mart mejora positivamente la recuperación de créditos de la Caja Municipal de Sullana S.A. en cuanto a las hipótesis específicas, se encontró como primera: (a) Un Data mart reduce el ratio de morosidad en la recuperación de créditos de la Caja Municipal de Sullana S.A. y segunda (b) Un data mart reduce el ratio de cartera de alto riesgo en la recuperación de créditos de la Caja Municipal de Sullana S.A.

## II. MARCO TEÓRICO

De igual manera, se describió el problema, contrastándolo con distintos estudios anteriores, que apoyan el desarrollo de esta investigación.

A nivel nacional, Córdova & Picón, (2022) en su tesis basada en la elaboración de un data mart en el área de cobranza de una empresa dedicada al cobro e impartición de papeletas de tránsito. Realizó una investigación de naturaleza aplicada, con un diseño pre-experimental y enfoque basado en el análisis cuantitativo. Obteniendo como resultado, el 60% de los colaboradores estuvieron de acuerdo con la información que se cuenta para tratar la morosidad, asimismo, el 60% concordaron con la información que se utiliza para el cumplimiento de pago y el 80% estuvo de acuerdo con la visualización de la reportería de cobranza. Concluyéndose así, que el data mart implementado en el área de cobranza, permite tener la información esencial para transformarla en conocimiento y mejorar la toma de decisiones (Córdova y Picón, 2022). Por lo cual, se deduce el beneficio de implementar soluciones de inteligencia de negocios aplicado en la cobranza, para mejorar los resultados institucionales basado en la toma de decisiones.

Según Ingunza (2020); en su tesis denominada DM para el proceso de cobranza de una entidad especializada en consultoría de gestión, sostuvo como propósito principal establecer la influencia en los indicadores de retorno de capital y el rendimiento de cartera. Cuya Investigación es del tipo aplicada, diseño experimental de la modalidad pre-experimental. Logrando mejoras significativas en el rendimiento de cartera experimentó un aumento del 45%, mientras que el indicador de retorno sobre patrimonio aumentó hasta alcanzar el 129%. Se concluye que la utilización de un data mart conlleva una mejora en el proceso y aumento en los indicadores de cobranza (Ingunza, 2020). En efecto, se demuestra el incremento de los indicadores al implementar un data mart en el ámbito de la cobranza.

Según Pamo (2021); en el estudio realizado en el ámbito de la inteligencia empresarial tiene como propósito fortalecer la capacidad de tomar decisiones en el área de operaciones relacionada con la cobranza virtual. En su estudio utilizaron la metodología de investigación de tipo aplicada y diseño experimental.

Teniendo como resultado la disponibilidad de la información, disminuyendo en un 75% el tiempo de respuesta, asimismo, la calidad de información de 24.44% a 95.56%, obtenido como consecuencia, el aumento favorable del indicador de satisfacción de personal, que paso de 55.40% a 85.24%. Concluyéndose que la inteligencia empresarial, aumenta la disponibilidad y calidad de la información (Pamo, 2021). En consecuencia, las soluciones basadas en inteligencia de negocios son fundamentales para disponer de información ordenada y de calidad.

Según Arenas & López (2022), en su estudio, ejecución de un DM utilizando una metodología de desarrollo con y un enfoque de gobierno de datos brinda mejoras significativas al departamento de ventas de una empresa tecnológica en la ciudad de Lima. Investigación con enfoque cuantitativo de tipo aplicada y diseño preexperimental. Obteniendo como resultado, un incremento de 0.15% en las ventas con un incremento en el margen bruto de S/ 233.08, alcanzando una productividad en ventas de 0.52% (Arenas y Lopez, 2022). Finalmente, se concluye que el data mart mejora considerablemente los indicadores del área de ventas. Se deduce que el data mart fue de gran importancia dado que centraliza la información de calidad.

Realizando una revisión en el ámbito internacional, esta investigación se respalda por los siguientes estudios previos:

En Santa Elena - Ecuador, Malavé en el 2022 implementa un DM para la Universidad Estatal Península de Santa Elena para los procesos de evaluación institucional. El método de investigación es analítico e hipotético deductivo. Como resultado se obtiene, la disminución del tiempo de respuesta de las consultas habituales, de 1 hora a 10 segundos (Malavé, 2022). En conclusión, la ejecución de un data mart permite la integración de la información de manera centralizada y facilita su rápido acceso. Por consiguiente, este trabajo demuestra que un data mart es aplicado en diferentes ámbitos empresariales, mejorando y agilizando los procesos.

En Panamá, Jurado & Miguelena (2019), implementaron un DM como solución de inteligencia de negocios para la Universidad Tecnológica de Panamá basada en la plataforma educativa MOODLE. En su implementación aplicaron la

tecnología ágil Business Event Analysis & Modeling para su diseño. Entre los resultados se obtuvieron mejoras en los costos de procesos administrativos, asimismo, se experimenta un incremento en la satisfacción de los usuarios al automatizar los procesos de negocio para generar indicadores y gráficos de forma más ágil a través de un dashboard. Concluyeron que la implementación mejora la eficiencia en la extracción y transformación de datos en información pertinente y valiosa para apoyar las decisiones estratégicas de los líderes académicos (Jurado y Miguelena, 2019). Por lo tanto, esta investigación prueba que el data mart contribuye en la toma de decisiones para realizar elecciones estratégicas y oportunas dentro de la institución.

En Abanto-Ecuador, Medina & Quintana (2022) en su investigación, proponen una herramienta de inteligencia empresarial con el fin de mejorar el proceso académico en un centro de estudios superior. En su investigación aplicaron la metodología Kimball para la elaboración del DM y la herramienta Microsoft Power BI para la visualización de la información. Brindando resultados satisfactorios por parte de los usuarios, obteniendo un índice de satisfacción grupal de 0.88%. La creación de una propuesta tecnológica basada en herramientas de inteligencia empresarial fue esencial para supervisar y gestionar la información en el proceso académico, esta propuesta permite monitorear el estado de la institución y administrar eficientemente la información disponible (Medina y Quintana, 2022). Claramente, la tesis contribuye con la gestión de la información de manera eficiente mediante tableros de control o cuadros estadísticos.

En Milagro-Ecuador, Gavilanes & Zuñiga (2019) crearon de un cubo de información para el departamento de créditos y cobranzas de una empresa de electrodomésticos. En su elaboración aplicaron la metodología Kimball basado en el esquema estrella para la elaboración del DM. En los resultados se obtiene un cubo con 6 dimensiones que resumen de manera eficiente el área, asimismo, adopta una nueva tecnología facilitando la optimización de recursos. Concluyeron que la aplicación de soluciones basadas en data mart ordena eficientemente las áreas o departamento de cobranza (Gavilanes y Zúñiga, 2020). De modo que, se puede inferir que el cubo de información resultó ser una

herramienta altamente efectiva para la gestión de datos en la organización, lo que demuestra su gran importancia.

Según la evaluación de diversas teorías, se optó como teoría principal, la Teoría General de Sistemas (TGS) y como secundaria la Teoría de las decisiones, las mismas que son detalladas a continuación:

En la década de 1940, el biólogo Ludwing Von Bertalanffy introdujo el término de (TGS), estudio interdisciplinario cuyo objetivo principal es estudiar el sistema en su totalidad, considerando de manera integral sus componentes y analizando las relaciones e interacciones existentes entre ellos (Tamayo, 1999). De igual manera, la TGS ha encontrado aplicación en diversas áreas, su utilidad se ha evidenciado al proporcionar un enfoque valioso para comprender patrones e interacciones en sistemas complejos. Este enfoque ha permitido un análisis preciso de los mecanismos subyacentes en sistemas naturales y organizaciones humanas (Ramírez, 1999). Por otro lado (Ossa, 2016), establece que la TGS, busca comprender los fenómenos estudiados a través de una visión global e integrada en lugar de analizar las partes determinadas para comprender el todo.

Según (Arnold y Osorio, 1998), los propósitos fundamentales de la TGS son los siguientes: a) Fomentar el avance de una terminología universal que facilite la descripción de las características, funciones y comportamientos inherentes a los sistemas. b) Formular un conjunto de principios válidos a todos estos comportamientos. c) Estimular la creación de una formalización (matemática) de dichos principios.

Por otro lado (Aguilar, 2004), la teoría de las decisiones surge en el campo de la administración por Herbert Alexander Simon, con el propósito de entender el comportamiento humano. La teoría de las decisiones se centra en examinar como una persona elige una opción, de entre varias opciones disponibles, para obtener el efecto deseado. Es una herramienta valiosa que brinda la capacidad de abordar de manera lógica situaciones en las que los resultados son intrínsecamente inciertos.

Asimismo (Peñaloza, 2010), expresa que se centra en los elementos esenciales para llevar a cabo una toma de decisiones. Se establece que este proceso requiere la presencia de tres componentes clave: el sujeto (decisor), las

alternativas (mínimo dos para posibilitar la elección) y el criterio (que proporciona la base para definir la alternativa seleccionada). Destaca la importancia de la participación del decisor, la existencia de opciones y un criterio definido en el proceso de toma de decisiones, además, las decisiones se clasifican en tres tipos según el nivel de información y riesgo. Bajo condiciones de certeza, con información clara, exacta y completa, el riesgo es bajo. En condiciones de riesgo, donde existen probabilidades de ocurrencia, el riesgo es medio. Por último, en condiciones de incertidumbre, con información muy escasa o nula, el riesgo se eleva a alto.

Para (Sánchez y Martínez, 2003), los DM son almacenes de datos a nivel departamental que mantienen una estrecha conexión con la planificación y creación de la bodega de datos, asimismo, se considera un componente principal dentro inteligencia de negocios (Murillo y Cáceres, 2013).

El DM ofrece un diseño pequeño y enfocado brindando varios beneficios para el usuario final, como son, rentabilidad, acceso a datos simplificados, rápido acceso a insights, fácil mantenimiento de datos, rápida y fácil implementación.

(Arenas y Gómez, 2017) clasifica los DM en 03 tipos: a) dependientes, se abastecen desde el data warehouse central como una única fuente de datos, b) independientes, obtienen información directamente de los orígenes de datos transaccionales para procesarlos y luego almacenarlos en un repositorio y por último el c) híbrido, que combina el concepto de los anteriores, es decir, es capaz de combinar los datos del data Warehouse central con diferentes fuentes de datos transaccionales y/o operacionales.

Según (Han, Kamber y Pei, 2012), existen 03 esquemas para modelar un datamart: el enfoque de esquema estrella, copo de nieve y constelaciones de hechos. En el esquema en estrella, es representado mediante una tabla central llamada tabla de hechos para almacenar las métricas, y se adiciona una tabla por cada dimensión que se desee analizar, es decir, cada una de las perspectivas de análisis corresponde a una tabla de dimensión adicional. Por otra parte, el esquema copo de nieve se caracteriza por ser una estructura más compleja en contraste con el esquema en estrella, dado que algunas tablas del modelo se encuentran normalizadas reduciendo las redundancias, mientras que

el esquema constelación de hechos, necesitan múltiples tablas de hechos para compartir tablas de dimensiones, este modelo sirve para aplicaciones sofisticadas. Este diseño se puede visualizar como una agrupación de estrellas, por lo cual se denomina esquema de galaxia o constelación de hechos.

Para el desarrollo del DM, se utiliza la metodología Inmon o también referenciada como Top-down, que establece que a partir de data warehouse central, se puede construir un DM departamental para satisfacer las necesidades de las diferentes área del negocio (Sánchez y Martínez, 2003). Se utilizó la arquitectura Corporate Information Factory (CIF) o Fábrica de Información Corporativa, basada en la existencia de un data warehouse centralizado donde a partir de este, se crean los DM (Callirgos, 2018).

Además, según este estudio, se identificaron dos indicadores claves diseñados para evaluar la variable dependiente. Estos indicadores fueron desarrollados con el propósito de comprender su relevancia en los procesos internos de una organización, proporcionando así una medida significativa de su impacto.

Acerca de la variable dependiente recuperación de créditos, (Bernal, 2017), menciona que, en el sector financiero, la gestión de recuperación de créditos es esencial después de la colocación de productos, ya que busca recuperar los recursos prestados en un plazo definido. Factores internos y externos, como desempleo, cambios económicos y desastres naturales, pueden afectar el cumplimiento de pagos, impactando la tasa de recuperación de cartera. Por otro lado (Gutiérrez y Peralta, 2021), afirman que la recuperación de la cartera de créditos se encuentra estrechamente ligada a la experiencia del cliente durante el seguimiento realizado por las empresas. Es fundamental seguir una serie de principios clave para garantizar un proceso de cobranza efectivo. Esto implica una planificación cuidadosa, respaldada por un manual de procedimientos, que evalúe las circunstancias y dificultades del cliente antes de implementar cualquier estrategia de cobro. Además, cada gestión de cobranza debe considerarse como una oportunidad de venta, ya que implica la recuperación de efectivo que inicialmente salió de la empresa.

Por su parte, (Villena y Guerrero, 2021) mencionan las etapas del proceso de recuperación de créditos que comprende: prevención, es la etapa inicial para evitar impagos, cobranza temprana, recuperación de deudas morosas y, finalmente, la extinción contable de cuentas cobradas. Cada fase contribuye a la eficiente administración y recuperación de los créditos. Además (Gutiérrez y Peralta, 2021), establece que la recuperación de créditos es fundamental para la estabilidad financiera de instituciones y empresas. Garantiza la sostenibilidad al asegurar la circulación de recursos y reducir riesgos financieros. Además, facilita la continuación de operaciones y refuerza los lazos comerciales de los clientes en el ámbito financiero.

El primer indicador considerado fue el ratio de morosidad (RM), se describe como la proporción entre la cartera en situación contable vencida y el total de cartera de una entidad bancaria, proporcionando una medida que destaca la relación entre los préstamos en mora y el total de la cartera, lo que resulta esencial para evaluar la salud financiera de la institución (Chavarín, 2015). Por otro lado (Barboza, Solórzano y Paniagua, 2023), la morosidad disminuye la calidad de la cartera teniendo consecuencias perjudiciales sobre la capacidad de recuperación de saldos pendientes y la rentabilidad. Además, este fenómeno afecta negativamente la capacidad de la institución financiera para recuperar los montos adeudados y, en última instancia, influye en su capacidad general para generar beneficios de manera sostenible.

Asimismo, se planteó el ratio de cartera de alto riesgo (RCAR) como segundo indicador, según (Hinostroza, 2021), el RCAR es la proporción entre las colocaciones en situación de vencido, cobranza judicial y reestructuradas o refinanciadas, dividida por el total de colocaciones. Este indicador resulta más riguroso que el RM al incorporar créditos que han sido reestructurados o refinanciados. Es importante destacar que un crédito refinanciado, ya sea al día o vencido, puede tener implicaciones negativas para la institución financiera, ya que estos créditos experimentan modificaciones en los términos contractuales inicialmente establecidos, tanto en monto como en plazo, lo que puede afectar los resultados de la entidad (Barboza, Solórzano y Paniagua, 2023).

### III. METODOLOGÍA

#### 3.1. Tipo y diseño de investigación

##### 3.1.1. Tipo de Investigación

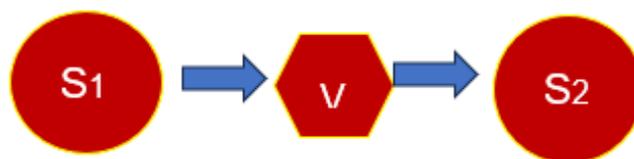
El enfoque de esta investigación es de naturaleza aplicada; según (Álvarez, 2020) la perspectiva de esta investigación es enfocada en obtener nuevos conocimientos con el fin de descubrir soluciones a desafíos de naturaleza prácticos. Como aporte de solución, se lleva a cabo el diseño, desarrollo y la puesta en producción de un data mart para mejorar los indicadores claves de calidad de cartera crediticia de Caja Sullana, a través de gráficos y cuadros de comportamiento histórico que permitan determinar patrones y tendencias.

##### 3.1.2. Diseño de Investigación

El estudio está diseñado de manera experimental de naturaleza pre-experimental y longitudinal, caracterizado por realizar una intervención únicamente en grupo (Ramos, 2021). Las investigaciones longitudinales ofrecen una estrategia metodológica eficaz para comprender cómo evoluciona el comportamiento adictivo en individuos que están comenzando a consumir, ya que permiten realizar un seguimiento continuo a lo largo del tiempo. Esto permite explorar las variables asociadas al mantenimiento exitoso de la conducta de cambio (Martínez et al., 2011).

Es pre-experimental, ya que se modifica la variable dependiente para examinar su evolución en un momento anterior y posterior de la puesta en producción del data mart. Este diseño de investigación se basa en la ejecución de una prueba inicial (pretest) y una prueba posterior (postest), a continuación, se muestra:

**Figura 1. Diagrama del diseño de investigación**



Donde:

S<sub>1</sub>: Situación actual de la entidad Caja Municipal de Sullana S.A.

V: Variable: Data mart

S<sub>2</sub>: Situación posterior de la entidad Caja Municipal de Sullana S.A.

### **3.2. Variables y operacionalización**

#### **Variable Independiente (VI): Data mart**

El DM es representada como variable de tipo cuantitativa. Según la (Arias y Covinos, 2021) variable cuantitativa, se caracteriza por su expresión y medición en términos numéricos, su distribución es continua, lo que significa, que se puede asignar un valor mayor o menor a cada instancia. Además, también puede ser discreto, ya que puede tomar solo una cantidad limitada de valores enteros. Estos elementos son los causantes de las modificaciones observadas en la variable afectada (dependiente) por su influencia.

#### **Definición Conceptual Data mart**

Un data mart es una división lógica dentro de un Data Warehouse que se enfoca en un tema específico y en un área particular de la organización, como un departamento o una gerencia (Zhang et al., 2023), asimismo, se considera un componente principal dentro inteligencia de negocios (Murillo y Cáceres, 2013).

#### **Definición Operacional Data mart**

Herramienta de acceso rápido y seguro que centraliza los datos relevantes para gestionar de manera eficiente la información relacionada con la recuperación de créditos en el área de cobranza. Este sistema proporciona una visión consolidada y detallada de los datos necesarios para el proceso de recuperación crediticia, facilitando así una gestión más efectiva y precisa en este ámbito específico.

#### **Variable Dependiente (VD): Recuperación de créditos**

La variable de interés de recuperación de créditos, al igual que la variable que se estudia de forma independiente, es una variable cuantitativa (Arias y Covinos, 2021) Sin embargo, se distinguen en el sentido de que la primera

variable (independiente) influye en los cambios observados en la segunda variable, es decir, las consecuencias que generan los resultados.

### **Definición Conceptual: Recuperación de créditos**

Se establecen los mecanismos de negociación en las diferentes etapas de recuperación de créditos, las cuales van desde la gestión preventiva, temprana, contención, especializada, judicial y extrajudicial, garantizando el retorno de capital, generación de ingresos y la contención del gasto de provisiones.

### **Definición Operacional: Recuperación de Créditos**

Conjunto de actividades basadas en evaluación, seguimiento y la gestión de obligaciones de pagos pendiente por cobrar, para garantizar el retorno rápido y completo de la deuda.

Esta variable tuvo como dimensión la calidad de cartera y como indicadores a medir, el ratio de morosidad (RM) y el ratio de cartera de alto riesgo (RCAR); evaluados porcentualmente mediante la ficha de registro.

**Tabla 1.** Operacionalización de la variable dependiente

Indicador	Instrumento	Cant.	Unid. medida	Formula
				$\frac{SM}{SC} * 100 = RM$
RM	Ficha de registro	50	Porcentaje	<p><b>Donde:</b></p> <p><b>SM:</b> Saldo mora, en moneda nacional.</p> <p><b>SC:</b> Saldo de colocaciones, en moneda nacional</p> <p><b>RM:</b> Ratio de morosidad</p>
				$\frac{SCAR}{SC} * 100 = RCAR$
SCAR	Ficha de registro	50	Porcentaje	<p><b>Donde:</b></p> <p><b>SCAR:</b> Saldo CAR, en moneda nacional.</p>

---

	<b>SC:</b> Saldo de colocaciones, en moneda nacional
	<b>RCAR:</b> Ratio de cartera de alto riesgo.

---

## Indicadores

En este estudio, se han identificado 02 indicadores fundamentales para la variable dependiente, siendo el primer indicador el RM, y el segundo indicador, el RCAR.

## Escala de medición

Con relación a la variable dependiente, se optó por utilizar la escala de razón debido a que los datos son de naturaleza cuantitativa y no se presentan valores negativos.

### 3.3. Población, muestra y muestreo

#### Población

Se trata de un conjunto de elementos que se busca estudiar, abarcando objetos, eventos, situaciones o grupos de personas, con el objetivo de analizar y comprender sus características y comportamientos. La población representa la totalidad de los elementos que están sujetos a la investigación en cuestión, proporcionando una base integral para el análisis y la extrapolación de resultados. (Hernández y Mendoza, 2018). Por lo cual, la población quedo definida por 50 registros de los indicadores definidos, esto comprende a los registros durante los últimos 50 días a partir de marzo 2023 antes de la aplicación (Pretest) y 50 días luego de la puesta en producción de producto en los meses de mayo y junio (Postest).

**Tabla 2.** Población de estudio

---

Población	Cant.	Indicador
	Pretest Postest	

---

Registro Diario	50	50	RM
Registro Diario	50	50	RCAR

---

## **Muestra**

Una muestra refleja de manera representativa a la población, compartiendo características generales que se asemejen a las de la población en su conjunto (Hernández y Mendoza, 2018). Tomando en cuenta que la población es finita, se consideró una muestra para este estudio de 50 registros mensuales de cada indicador.

## **Muestreo**

Además, para en esta investigación se utilizó un método de muestreo no probabilístico por conveniencia. La selección de la muestra se lleva a cabo a discreción del investigador, otorgándole la libertad de determinar de manera arbitraria la cantidad de participantes que serán incluidos en el estudio. Este enfoque ofrece flexibilidad al investigador al elegir a los participantes de manera conveniente (Hernández y Mendoza, 2018).

### **3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos**

#### **Técnica de recolección de datos**

El fichaje se utilizó como método de recopilación de datos en este estudio. De acuerdo con la definición proporcionada por (Hernández y Duana, 2020) esta técnica engloba las acciones llevadas a cabo para adquirir la información requerida en la resolución de los problemas de interés.

En otras palabras, en este estudio se empleó la técnica de fichaje, que implica realizar actividades específicas para obtener los datos necesarios, según la descripción de (Hernández y Duana, 2020), con el propósito de abordar las cuestiones relevantes planteadas en la investigación.

Mediante el fichaje, se pudo seleccionar y almacenar información pertinente para la investigación, facilitó la sistematización de fuentes bibliográficas y la

organización de ideas. Como resultado, se obtuvieron datos relevantes de los eventos y se pudo examinar la variable dependiente de manera efectiva.

### **Instrumento de recolección de datos**

La hoja de registro se empleó como un medio para recopilar datos en este contexto. Según la definición de (Hernández y Duana, 2020) un instrumento de recopilación de datos se considera una herramienta que proporciona la estructura necesaria para realizar mediciones. Los autores sugieren que los datos recopilados representan conceptos que reflejan aspectos abstractos de la realidad y enfatizan la idea de que todos los elementos empíricos pueden ser cuantificados. En resumen, el uso de la hoja de registro en este estudio se alinea con la conceptualización de los instrumentos de recopilación de datos descritas anteriormente, centrándose en la cuantificación de conceptos para entender mejor la realidad investigada.

En la siguiente tabla, se detalla la ficha técnica del instrumento.

**Tabla 3.** *Ficha técnica del instrumento*

Nombre Instrumento	Ficha de registros de medición
Investigador	Saavedra Villalta, River Karol
Año	2023
Descripción instrumento	Ficha de registro
Objetivo	Determinar en qué medida un data mart mejora la recuperación de créditos del área de cobranza de la Caja Municipal de Sullana S.A., Piura, 2023.
Indicadores	a) RM b) RCAR
Num. de registros a recolectar	50
Aplicación	Directa

## Validación de instrumentos

La validación de instrumentos fue realizada a través de la implementación de una hoja de validación, la cual se fundamentó en criterios de precisión, pertinencia y relevancia. El objetivo de este proceso era asegurar la calidad de los datos recopilados y facilitar su procesamiento e interpretación posterior. La Tabla 4 proporciona información detallada acerca de los expertos que respaldaron los instrumentos utilizados para la recolección de datos en esta investigación. En resumen, se llevó a cabo una evaluación cuidadosa de los instrumentos para garantizar que cumplieran con estándares de calidad, contando con el respaldo de expertos cuya experiencia contribuyó a validar la idoneidad y eficacia de los métodos de recopilación de datos utilizados en el estudio.

**Tabla 4.** *Expertos que validaron los instrumentos de recolección de datos.*

Documento identidad	Apellidos y nombres	Institución laboral	Calificación
	<b>Magíster</b>		
43524233	Reyes Reyes, Cristian Valentin	CMAC Sullana S.A.	Aplicable
	<b>Doctor</b>		
02897931	Rubén Alexander, More Valencia	Universidad Privada César Vallejo	Aplicable
	<b>Magíster</b>		
44147992	Fierro Barriales, Alan Leoncio	Universidad Privada César Vallejo	Aplicable

### 3.5. Procedimientos

Con el fin de conocer las necesidades y problemáticas de CMAC Sullana S.A. en el área de cobranza, se agendó reuniones con los principales stakeholders (gerencia de cobranza, jefatura y el equipo de inteligencia en cobranza), donde se adquirió información relevante acerca del proceso de recuperación de créditos y sus limitaciones.

Se procedió a solicitar información sobre los indicadores clave de cobranza. Se emplearon fichas de registro, las cuales fueron validadas por expertos para establecer los indicadores de medición. Además, se definieron los plazos para la entrega de los datos solicitados tanto para el pretest como para el post test, abarcando desde marzo hasta abril y de junio a julio respectivamente. Este cronograma se planificó considerando que el proceso completo de análisis, diseño, desarrollo e implementación del data mart se extendió a lo largo de todo el mes de mayo. Es importante destacar que se asignó un período de 50 días para la recopilación de datos tanto en el pretest como en el post test.

Para el desarrollo del DM se utilizó la metodología Inmon (ver anexo 9), la metodología se fundamenta en el ciclo de vida dimensional empresarial, el cual a su vez se basa en cuatro principios para la creación de un data warehouse. Esta metodología, según la perspectiva de las distintas áreas de la organización, facilita la planificación y construcción de data marts específicos que posteriormente contribuyen al modelo global del sistema (Forero y Sánchez, 2022).

Una vez recolectados los datos del instrumento mediante queries desarrollados por el equipo de inteligencia en cobranza, los cuales fueron presentados en hojas de cálculo, se inició con el análisis de los datos informativos, utilizando tablas y gráficos de columnas con el propósito de organizar y exponer la información de forma tabular, recurriendo a enfoques descriptivos estadísticos.

### **3.6. Método de análisis de datos**

Se utilizó el software IBM SPSS Statistics Versión 26, para el desarrollo de la etapa inicial y final, permitiendo **realizar el análisis de estadísticas descriptivas e inferencial**. Ambos tipos de estadísticas se analizan conjuntamente, ya que no operan de manera independiente o son excluyentes.

**Durante el proceso de análisis descriptivo**, se exhibieron medidas de centralidad, valores máximos y mínimos utilizando cuadros y gráficos de columnas, incluyendo una explicación relevante.

**En el análisis de tipo inferencial**, se ejecutaron las etapas posteriores: en la primera etapa, se tuvo como **resultado la normalidad de los datos mediante la prueba estadística de Shapiro-Will**, y en la segunda etapa, se **evaluaron las hipótesis utilizando la prueba de Wilcoxon**. Se proporcionan detalles y elementos adicionales de las dos etapas para corroborar las diferencias significativas entre las medias. Este enfoque se aplicó cuando la distribución de la población no era normal.

### **3.7. Aspectos éticos**

En el desarrollo de este estudio, se hizo hincapié en la integridad ética al considerar los puntos relevantes para el autor en el análisis de variables, dimensiones e indicadores, ya que desempeñan un papel crucial en la base teórica y la producción del trabajo. Además, se cumplió con los principios éticos establecidos en la resolución N° 0403-2021/UCV de la Universidad Cesar Vallejo, que guía el comportamiento ético durante todo el período del estudio. Estos principios buscan fomentar la honestidad científica en las investigaciones realizadas en la UCV, asegurando el cumplimiento de normas de compromiso, sinceridad y rigidez científica.

En este contexto, la investigación adoptó los siguientes principios éticos detallados: veracidad, comunicando claramente el propósito de la investigación a CMAC SULLANA S.A.; autonomía, valorando las opiniones de los colaboradores; confidencialidad, resguardando la total confidencialidad de la información con un uso exclusivamente académico; equidad, manteniendo igualdad en el trato hacia los trabajadores; prevención del plagio, citando los trabajos según la norma ISO 690; originalidad, expresando las ideas del autor surgidas de su interpretación, análisis y síntesis; y validación de la autenticidad, respaldada por el uso del programa Turnitin. Este enfoque ético integral asegura la credibilidad y la integridad en todas las fases del estudio.

## IV. RESULTADOS

### 4.1. Análisis descriptivo

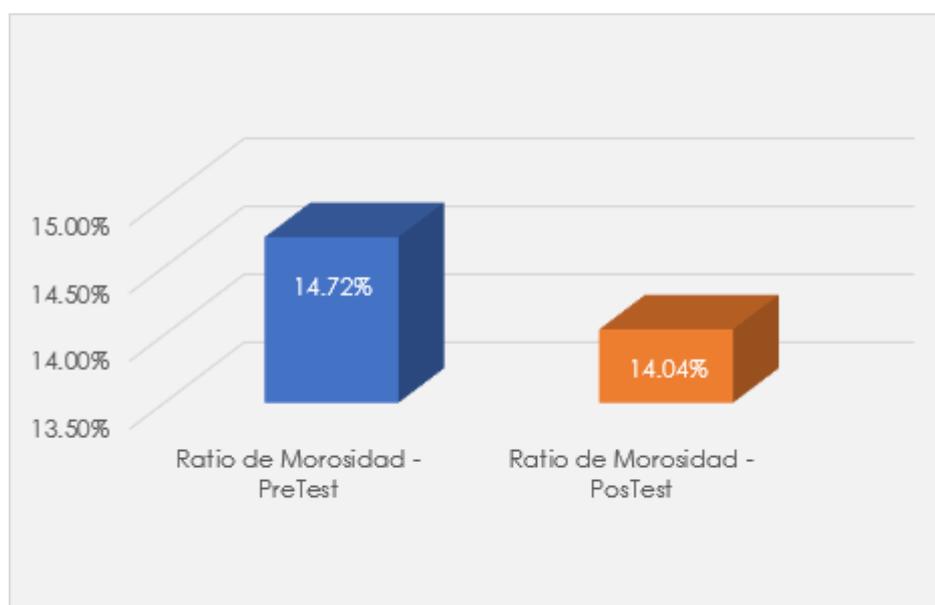
Los hallazgos derivados de la investigación son visibles en las tablas 5 y 6, además de estar representados en las figuras 2 y 3.

**Medidas descriptivas del indicador:** Ratio de morosidad (RM).

**Tabla 5.** Medias descriptivas de indicador RM.

	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación Estándar
Pre_test_RM	50	0.14	0.15	0.1472	0.00454
Post_test_RM	50	0.13	0.15	0.1404	0.00493

**Figura 2.** Comparación de medidas del indicador RM



En la tabla 5 se puede identificar que la media del RM en el pretest es de 14.72%, mientras que en post test se logró el 14.04%, datos obtenidos utilizando una muestra de 50 registros.

Cabe señalar que en la figura número 2, se muestra gráficamente un comparativo de la media obtenida en el pre y post test, donde se observa una

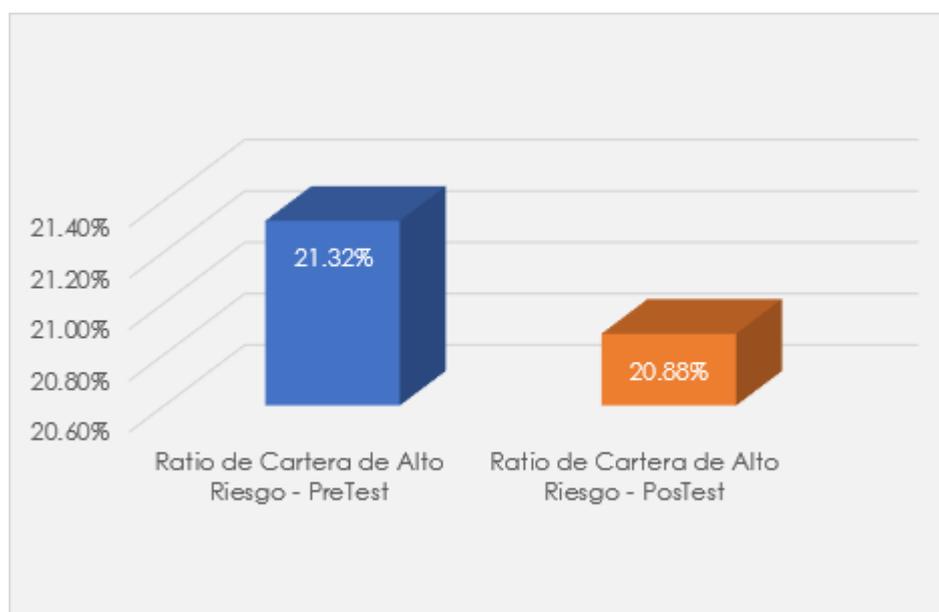
mejora de 0.68%. Esto indica, una ligera variación luego de haber puesto en marcha el data mart.

**Medidas descriptivas del indicador:** Ratio de cartera de alto riesgo (RCAR).

**Tabla 6.** Medias descriptivas del indicador RCAR.

	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación Estándar
Pre_test_RCAR	50	0.21	0.22	0.2132	0.00471
Post_test_RCAR	50	0.20	0.22	0.2088	0.00718

**Figura 3.** Gráfico Comparativo de medidas del indicador RCAR.



En las medidas descriptivas (ver tabla 6) se puede identificar que la media del RCAR en el pretest es de 21.32%, mientras que en post test se logró el 20.88%, datos obtenidos utilizando una muestra de 50 registros.

Cabe señalar que en la figura 3, se muestra gráficamente un comparativo de la media obtenida en el pre y post test, donde se observa un ligero decremento de 0.44%. Esto indica una ligera variación luego de haber puesto en marcha el data mart.

#### 4.2. Análisis inferencial

## Prueba de Normalidad

Se llevó a cabo la evaluación utilizando la prueba de normalidad de Shapiro-Wilk para cada conjunto de datos que constituyen los indicadores. Este enfoque se eligió considerando que la muestra no debe superar los 50 elementos, lo que asegura una aplicación apropiada de la prueba y una evaluación más precisa (González y Cosmes, 2019).

En la prueba de Shapiro-Wilk, si el valor numérico obtenido como resultado de la significancia (Sig.) es mayor a 0.05, se considera que los datos siguen una distribución típica. En contraste, si el valor resultante de la significancia (Sig.) es menor a 0.05, se concluye que los datos siguen una distribución atípica, según lo explicado en el estudio de (Arias y Covinos, 2021).

### Prueba de normalidad del indicador 1: Ratio de Morosidad (RM)

#### Hipótesis estadística:

- $H_0$ : Los valores del indicador RM se distribuyen típicamente.
- $H_1$ : Los valores del indicador RM no se distribuyen atípicamente.

**Tabla 7.** Prueba de normalidad del indicador RM.

	Shapiro Wilk		
	Estadístico	Gl.	Sig.
Pre_test_RM	0.562	50	0.000
Post_test_RM	0.667	50	0.000

Basado en el análisis utilizando la prueba de normalidad Shapiro-Wilk, se muestra que el valor de significancia (Sig.) para la variable "RM" durante el pre test fue de 0.000, y durante el post test fue también de 0.000. Dado que ambos valores de significancia están por debajo que 0.05, se desestima la hipótesis nula ( $H_0$ ) y se acepta la hipótesis alternativa ( $H_1$ ). Este hallazgo indica que los valores asociados con la variable "RM" no siguen una distribución típica. Este resultado resalta la importancia de considerar la no normalidad al interpretar los datos y sugiere la necesidad de abordar estos aspectos en el análisis subsiguiente.

## Prueba de normalidad del indicador 2: Ratio de cartera de alto riesgo (RCAR)

### Hipótesis estadística:

- $H_0$ : Los valores del indicador RCAR se distribuyen típicamente.
- $H_1$ : Los valores del indicador RCAR no se distribuyen atípicamente.

**Tabla 8.** Prueba de normalidad del indicador RCAR.

	Shapiro Wilk		
	Estadístico	Gl.	Sig.
Pre_test_RCAR	0.627	50	0.000
Post_test_RCAR	0.589	50	0.000

Basándose en el análisis realizado con la prueba de normalidad de Shapiro-Wilk, se puede observar que el indicador 2, en la primera prueba, arrojó un valor de significancia (Sig.) de 0.000, mientras que, en la última prueba también obtuvo un valor de significancia de 0.000. Como ambos valores de significancia están por debajo a 0.05, se desestima la hipótesis nula ( $H_0$ ) a favor de la hipótesis alternativa ( $H_1$ ). Esto implica que los valores asociados con el indicador 2 de la variable RCAR no siguen una distribución paramétrica.

### 4.3. Prueba de hipótesis

Los datos recolectados en ambas evaluaciones no presentaron una distribución que se ajustara a la normalidad. Como consecuencia, se optó por utilizar la prueba de rangos de Wilcoxon. De acuerdo con lo expuesto por (Ríos y Peña, 2020), esta prueba es reconocido como un enfoque no paramétrico que se emplea para el análisis de valores emparejados, registros únicos o basados en discrepancias. La elección de esta prueba no paramétrica se fundamenta en la robustez que ofrece frente a la falta de normalidad en los datos, asegurando un análisis estadístico adecuado dadas las características particulares de la muestra.

### Prueba de hipótesis específica del indicador 1: Ratio de morosidad (RM).

#### Hipótesis estadística:

- $H_0$ : Un Data mart no reduce el RM en la recuperación de créditos de la Caja Municipal de Sullana S.A, Piura 2023.
- $H_1$ : Un Data mart reduce el RM en la recuperación de créditos de la Caja Municipal de Sullana S.A, Piura 2023.

**Tabla 9.** Rangos del Indicador RM.

		N	Rango promedio	Suma de rangos
Ind 1 – Post_Test RM	Rangos negativos	34 <sup>a</sup>	17,50	595,00
Ind 1 – Pre_Test RM	Rangos positivos	0 <sup>b</sup>	,00	,00
	Empates	16 <sup>c</sup>		
	Total	50		

a. Ind. 1 - PosTest RM < Ind. 1 - PreTest RM

b. Ind. 1 - PosTest RM > Ind. 1 - PreTest RM

c. Ind. 1 - PosTest RM = Ind. 1 - PreTest RM

**Tabla 10.** Estadísticas de contraste del indicador RM.

	Ind. 1 - PosTest RM	Ind. 1 - PreTest RM
Z		-5,831 <sup>b</sup>
Sig. asintótica(bilateral)		,000

a. Prueba de signos de Wilcoxon

b. Se basa en rangos positivos.

Para verificar la hipótesis asociada al indicador 1, se realizó el análisis a través de la prueba no paramétrica, utilizando la prueba de signos de Wilcoxon. Al examinar la tabla 9, es posible observar que todos los valores numéricos que componen el rango positivo son iguales a cero. Esta situación denota que la información proveniente del post test supera en cantidad a la del pre test.

En contraste, en la tabla 10, se revela que el valor numérico de z equivale a  $-5.831^b$ . Adicionalmente, se destaca que el nivel de significancia asintótica (bilateral) tiene un valor de 0.000, por debajo de 0.05. En resumen, estos resultados llevan a desestimar la hipótesis nula y a admitir la hipótesis alternativa.

**Prueba de hipótesis específica del indicador 2: Ratio de cartera de alto riesgo (RCAR).**

**Hipótesis estadística:**

- $H_0$ : Un Data mart no reduce el RCAR en la recuperación de créditos de la Caja Municipal de Sullana S.A, Piura 2023.
- $H_1$ : Un Data mart reduce el RCAR en la recuperación de créditos de la Caja Municipal de Sullana S.A, Piura 2023.

**Tabla 11.** Rangos del Indicador RCAR.

		N	Rango promedio	Suma de rangos
Ind. 2 – Post_Test RCAR	Rangos negativos	24 <sup>a</sup>	13,50	324,00
	Rangos positivos	2 <sup>b</sup>	13,50	27,00
Ind. 2 – Pre_Test RCAR	Empates	24 <sup>c</sup>		
	Total	50		

a. Ind. 2 - PosTest RCAR < Ind. 2 - PreTest RCAR

b. Ind. 2 - PosTest RCAR > Ind. 2 - PreTest RCAR

c. Ind. 2 - PosTest RCAR = Ind. 2 - PreTest RCAR

**Tabla 12.** Estadísticas de contraste del Indicador RCAR.

	Ind. 2 - PosTest RCAR	Ind. 2 - PreTest RCAR
Z		-4,315 <sup>b</sup>
Sig. asintótica(bilateral)		,000

a. Prueba de signos de Wilcoxon

b. Se basa en rangos positivos.

Para verificar la hipótesis asociada al indicador, se realizó el análisis a través de la prueba de distribución libre, utilizando la prueba de signos de Wilcoxon, dentro de los hallazgos se evidencia que: 1 valor se encuentra en el rango de negación, 2 en el rango de positividad y 24 valores en el rango de igualdad, lo que refleja una amplia cantidad de datos asociados al post test, en comparativa con los datos del pre test.

En contraste, en la tabla 12, se revela que el valor numérico de Z equivale a -4.315b, Adicionalmente, se destaca que el nivel de significancia asintótica (bilateral) tiene un valor de 0.000, por debajo de 0.05. En resumen, estos resultados llevan a desestimar la hipótesis nula y a admitir la hipótesis alternativa.

## V. DISCUSIÓN

En este estudio, se llevaron a cabo comparaciones con investigaciones anteriores, utilizando los resultados obtenidos para dos indicadores clave: RM y el RCAR.

### **Respecto al indicador 1: RM**

De acuerdo con los resultados del estudio, se comprobó que antes de la puesta en producción del data mart, la media del ratio de morosidad (RM) era de 14.72%, sin embargo, después de poner en funcionamiento el data mart, esta media se redujo a un valor de 14.04%. Esto indica que la puesta en marcha de un data mart tuvo un impacto positivo en la reducción en el RM, con una disminución del 0.68%.

En otro aspecto de la investigación, se evaluó el indicador RM aplicando la prueba estadística Shapiro-Wilk. El resultado de esta prueba indicó que el indicador RM no sigue una distribución típica. Por lo tanto, se utilizó la prueba de rangos de Wilcoxon para contrastar la hipótesis (ver Tabla 10), y se obtuvo un valor z de -5.831<sup>b</sup>. Además, se observó que el nivel de significancia asintótica (en ambas direcciones) es 0.000, lo cual está por debajo del valor comúnmente aceptado de 0.05. Como resultado, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alternativa. En resumen, los análisis realizados confirman que la implementación del data mart han contribuido en la disminución indicador RM.

Este resultado se compara con la investigación llevada a cabo por (Callirgos, 2018), en la que se sostiene que la implementación del data mart redujo el índice de morosidad de 78% al 14%. Por otro lado (Castro y Figueroa, 2019), menciona que la implantación de un data mart reduce el índice de morosidad de 63.04% a 39.07%. De la misma manera (Velasco, 2020) manifiesta que el desarrollo e implementación de un data mart logró reducir el ratio de morosidad de 86% a 60%.

Lo indicado previamente guarda relación con la variable independiente data mart, de manera que, según (Guzmán, 2021), define que un data mart como una división lógica dentro de un data warehouse que se enfoca en un tema específico y en un área en particular de la organización, ya sea un departamento o una

gerencia. Además (Murillo y Cáceres, 2013), considera que es un componente principal dentro de la inteligencia de negocios. Del mismo modo, está relacionado con el indicador RM, de acuerdo con (Nieto, 2021), evalúa qué proporción de la cartera en situación de incumplimiento corresponde a la morosidad, siendo más favorable cuanto menor sea esta relación. Asimismo (Golman y Bekerman, 2018) establece que el RM, no define la pérdida de la entidad, aunque si establece la categorización del crédito.

## **Respecto al indicador 2: RCAR**

Con base en los hallazgos obtenidos en el análisis del segundo indicador, se confirma que antes de la puesta en producción del data mart (Pretest), el RCAR fue de 21.32%, mientras que el resultado obtenido después de la implementación del data mart (Posttest) fue de 20.88%. Teniendo una reducción de 0.44%. Lo que significa, que la puesta en marcha del data mart contribuye en la reducción del indicador.

En otro aspecto de la investigación, se evaluó el indicador RCAR aplicando Shapiro-Wilk. El resultado de esta prueba indicó que RCAR no sigue una distribución estándar. Por lo tanto, se aplicó la prueba de rangos de Wilcoxon para contrastar la hipótesis (ver Tabla 12), y se obtuvo un valor z de  $-4.315^b$ . A su vez, se observó que el nivel de significancia asintótica (en ambas direcciones) es 0.000, lo cual es menor a 0.05. Como resultado, se desestima la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alternativa. Los análisis realizados confirman que la puesta en marcha del data mart han contribuido en la disminución indicador RCAR.

Tomando como referencia el efecto de indicador RM, el cual está vinculado directamente con el RCAR, dado que, si el RM disminuye, también disminuye el RCAR, en ese sentido, el resultado se encuentra sustentado en las investigaciones citadas en el indicador 1.

Lo indicado previamente guarda relación con la variable independiente data mart, de manera que, según (Sánchez y Martínez, 2003), define que un data mart como una división lógica dentro de un data warehouse que se enfoca en un tema específico y en un área en particular de la organización, ya sea un departamento o una gerencia. Además (Murillo y Cáceres, 2013), considera que

es un componente principal dentro de la inteligencia de negocios. Del mismo modo, está relacionado con el indicador RCAR, de acuerdo con (Hinostroza, 2021), menciona que esta métrica representa la proporción de préstamos que se encuentran en diferentes estados, como vencidos, en proceso judicial, reestructurados o refinanciados, en relación con la totalidad de préstamos otorgados. Asimismo (Naquira, 2019) establece que el RCAR, se relaciona con calidad de cartera y la rentabilidad de una organización en un 95%.

### **Respecto al objetivo general**

En lo concerniente al objetivo general, conforme a lo indicado previamente, se puede sostener que el uso del data mart mejora la recuperación de créditos del área de cobranza de la Caja Municipal de Sullana S.A., Piura, 2023, esto se basa en la identificación de los resultados positivos obtenidos para los dos indicadores relacionados a la variable dependiente, tal como se especifica a continuación.

Después de haber realizado el análisis de inferencia, se detectó que el indicador ratio de morosidad (RM) disminuyó en un 0.68%, mientras que, el indicador ratio de cartera de alto riesgo (RCAR) presento una reducción del 0.44%, posterior al desarrollo el data mart.

En resumen, se argumenta que un data mart mejora la recuperación de créditos del área de cobranza de la Caja Municipal de Sullana S.A., Piura, 2023. La validez de esta afirmación está respaldada según la investigación de (Callirgos, 2018), se propone analizar la relación entre la implementación de data mart comercial y la disminución de la tasa de morosidad. Los resultados obtenidos revelan una reducción significativa del 64%, disminuyendo la tasa de morosidad del 78% al 14%. Estos resultados resaltan la relevancia del empleo de herramientas BI, como el Data mart, en el direccionamiento de estrategias comerciales para incrementar las colocaciones con bajo nivel de riesgo. Esto evidencia la capacidad transformadora de estas herramientas en la gestión eficiente y exitosa de los aspectos financieros de una entidad bancaria.

Por otro lado, de acuerdo con la investigación realizada por (Castro y Figueroa, 2019), tiene como objetivo mejorar la tasa de morosidad de un municipio ubicado al norte de la capital del Perú a través de un data mart para la

evaluación de la cobranza. Se concluye que la implementación de un Data mart en la evaluación de la cobranza ha mostrado mejoras significativas en la tasa de morosidad, logrando una reducción del 23.97%, disminuyendo la tasa del 63.04% al 39.07%. Este hallazgo subraya la importancia del data mart para potenciar la eficiencia del proceso de cobranza y, por ende, contribuye un impacto positivo en la gestión financiera del municipio.

En la misma línea, la afirmación cobra aún más respaldo a través de la investigación llevada a cabo por (Velasco, 2020), la cual, tiene por objetivo la reducción de la tasa de morosidad a través de la implementación de un data mart para un municipio en Perú. Se observó una significativa disminución en el índice de morosidad por contribuyente, pasando del 86% al 60%. De manera similar, en relación con el segundo indicador, el índice de morosidad por zonas pobladas experimentó una reducción del 88% al 61%. Estos resultados indican que la implementación del Data mart ha mejorado sustancialmente el proceso del municipio, generando un impacto positivo en la recaudación de la entidad pública.

De acuerdo con (Ingunza, 2020) en su investigación busca establecer la influencia de un Data mart en el proceso de cobranza. Como resultado se obtuvo un incremento del rendimiento de cartera en un 45%. La investigación reveló que la implementación del data mart tuvo un impacto positivo en el proceso de cobranza, mejorando sustancialmente los indicadores asociados. Esta mejora se tradujo en beneficios para la ejecución de decisiones, el análisis y la inteligencia empresarial, fortaleciendo así la eficacia del proceso de cobranza.

Las investigaciones de (Callirgos, 2018), (Castro y Figueroa, 2019) y (Velasco, 2020) respaldan la eficacia del Data mart en la gestión de morosidad en la cobranza. Callirgos evidencia una reducción del 64% en la tasa de morosidad comercial, destacando la relevancia de las herramientas BI para estrategias financieras. Castro y Figueroa señalan mejoras significativas del 23.97% en la tasa de morosidad municipal en la evaluación de cobranza. Por su parte, Velasco muestra disminuciones sustanciales en la morosidad tributaria, resaltando la capacidad transformadora del Data mart en la administración tributaria y las finanzas municipales. En conjunto, estas investigaciones

respaldan la versatilidad y eficacia del Data mart en la mejora de la gestión financiera, ofreciendo resultados positivos en diferentes ámbitos financieros, consolidando su posición como una herramienta valiosa de BI.

### **Respecto a la metodología de investigación**

Los objetivos planteados en la investigación se lograron con éxito gracias a la aplicación de una metodología experimental que empleó un diseño pre-experimental. Se recolectaron datos utilizando un método de selección no probabilística por conveniencia, mediante pruebas pre y post-test. Esto permitió comparar ambas situaciones y analizar los cambios en la variable dependiente. Además, se utilizó un sistema de fichas de registro para la recopilación de los datos, y el software SPSS Versión 26 se empleó para procesar los datos en distintas etapas.

Se debe agregar que, para el desarrollo del data mart, se utilizó la metodología Bill Innon, utilizando el modelo multidimensional estrella para representar las relaciones entre las dimensiones y medidas, utilizando como entorno de desarrollo de base de datos de PostgreSQL 14 integrado con la herramienta Pentaho data integration (PDI v. 9.3) para el desarrollo de los procesos ETL y como visualización de los datos Power BI Desktop.

En cuanto a los indicadores RM y RCAR, estos desempeñaron un papel importante en esta investigación, ya que a través de su aplicación se logró una evaluación meticulosa y eficaz de la variable dependiente. Esta medida contribuyó en mejorar los ratios de calidad de cartera observadas en Caja Municipal de Sullana S.A.

En lo que respecta a la presente investigación, esta aporta la ampliación de nuestro entendimiento, además, de ratificar que la puesta en marcha de soluciones de BI como el data mart, ayudan a las empresas en tener información sólida, confiable y disponible, la cual, fortalece la capacidad de tomar decisiones. Esto favoreció a la reducción de los indicadores del ratio mora y ratio de cartera de alto riesgo. Asimismo, este estudio se compartirá de manera abierta para que otros investigadores puedan beneficiarse de él.

## VI. CONCLUSIONES

En función a los hallazgos derivados de la investigación, se concluye:

**Primero:** La incorporación y puesta en marcha de un data mart reduce ligeramente, pero de manera significativa los ratios de morosidad y de cartera de alto riesgo, contribuyendo en el logro de los resultados institucionales de CMAC Sullana S.A.

**Segundo:** El ratio de morosidad en CMAC Sullana S.A., presenta una reducción de 0.68% una vez realizada la puesta en producción del data mart.

**Tercero:** El ratio de cartera de alto riesgo en CMAC Sullana S.A., presenta una ligera reducción en 0.44% una vez realizada la puesta en producción del data mart.

## VII. RECOMENDACIONES

Las siguientes recomendaciones estas asociadas con la mejora en las diferentes áreas de la organización.

- Primero:** Se sugiere proporcionar capacitación al personal en el uso de herramientas de inteligencia de negocios de acceso gratuito. Esta medida busca prevenir la generación de gastos excesivos al llevar a cabo proyectos de implementación de soluciones de BI. La instrucción del personal en el manejo de estas herramientas gratuitas no solo puede resultar económicamente más viable, sino que también puede maximizar la eficiencia y el aprovechamiento de recursos.
- Segundo:** Ampliar la aplicación y utilización del data mart incorporando indicadores de gestión de cobranza. Estos indicadores deben abarcar métricas relacionadas con la efectividad, eficiencia, productividad y calidad en el proceso de cobranza. Esta expansión permitirá obtener una perspectiva más completa y detallada de la gestión de cobranza. La integración de estos indicadores en el data mart contribuirá significativamente a mejorar la eficacia operativa y a optimizar los resultados en el ámbito de la recuperación de créditos.
- Tercero:** Se sugiere implementar el data mart en diversas áreas de la organización con el propósito de centralizar la información. Esta medida facilitará un mejor control y seguimiento de los procesos internos Al extender el uso del data mart a distintas áreas, la organización podrá aprovechar la capacidad de esta herramienta para integrar y analizar datos de manera eficiente, promoviendo así la coherencia en la información y mejorando la colaboración entre distintos departamentos.

## REFERENCIAS

- AGUIAR, F., 2004. Teoría de la decisión e incertidumbre: modelos normativos y descriptivos. *EMPIRIA* [en línea], vol. 8, [consulta: 25 noviembre 2023]. ISSN 1139-5737. Disponible en: <https://digital.csic.es/handle/10261/7734>.
- ÁLVAREZ, A., 2020. Clasificación de las investigaciones. *Repositorio Institucional - Ulima* [en línea], [consulta: 25 noviembre 2023]. Disponible en: <https://repositorio.ulima.edu.pe/handle/20.500.12724/10818>.
- ARENAS, M. y GOMÉZ, A., 2017. *Inteligencia de Negocios Aplicada a los Procesos de Autoevaluación de la Universidad de Manizales*. S.l.: s.n.
- ARENAS, M. y LOPEZ, J., 2022. *DataMart con metodología Hefesto y enfoque de gobierno de datos en el área de ventas en J&D Technology, Lima, 2022* [en línea]. S.l.: s.n. [consulta: 20 noviembre 2023]. Disponible en: <https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/110016>.
- ARIAS, J. y COVINOS, M., 2021. *Diseño y Metodología de la Investigación* [en línea]. S.l.: s.n. [consulta: 25 noviembre 2023]. Disponible en: <https://www.researchgate.net/publication/352157132>.
- ARNOLD, M. y OSORIO, F., 1998. Introducción a los Conceptos Básicos de la Teoría General de Sistemas. *Cinta de Moebio*, no. 3, ISSN 0717-554X.
- BARBOZA, D., SOLÓRZANO, J. y PANIAGUA, J., 2023. Efecto de la morosidad sobre la rentabilidad en una Institución microfinanciera de Costa Rica: Propuesta de un modelo financiero. *Revista Tecnología en Marcha* [en línea], vol. 36, no. 2, [consulta: 27 noviembre 2023]. ISSN 0379-3982. DOI 10.18845/tm.v36i2.6107. Disponible en: [https://revistas.tec.ac.cr/index.php/tec\\_marcha/article/view/6107](https://revistas.tec.ac.cr/index.php/tec_marcha/article/view/6107).
- BERNAL, L., 2017. Administración del riesgo frente al proceso de cobranzas de una entidad financiera. [en línea]. S.l.: [consulta: 27 noviembre 2023]. Disponible en: <https://repository.unimilitar.edu.co/handle/10654/16272>.
- CALLIRGOS, J., 2018. *Data mart para el proceso crediticio en el área de campañas comerciales de la empresa MIBANCO* [en línea]. S.l.: s.n.

[consulta: 25 noviembre 2023]. Disponible en:  
<https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/39788>.

CASTRO, L. y FIGUEROA, O., 2019. *Datamart para evaluar cobranzas en la subgerencia de registro tributario y recaudación de la Municipalidad Provincial de Huaral* [en línea]. S.l.: s.n. [consulta: 25 noviembre 2023]. Disponible en: <https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/41698>.

CHAVARÍN, R., 2015. Morosidad en el pago de créditos y rentabilidad de la banca comercial en México. [en línea], [consulta: 27 noviembre 2023]. Disponible en: [https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1665-53462015000100073](https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1665-53462015000100073).

CÓRDOVA, L. y PICÓN, J., 2022. *Datamart basado en la metodología Hefesto y Scrum en el área de cobranza de la empresa CTC, 2022* [en línea]. S.l.: s.n. [consulta: 26 junio 2023]. Disponible en: <https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/108663>.

FERNÁNDEZ, V., 2020. Tipos de justificación en la investigación científica. *Espíritu Emprendedor TES* [en línea], vol. 4, no. 3, [consulta: 20 noviembre 2023]. ISSN 2602-8093. DOI 10.33970/eetes.v4.n3.2020.207. Disponible en: <https://www.espirituemprendedortes.com/index.php/revista/article/view/207>.

FORERO, D. y SÁNCHEZ, J., 2022. Introducción a la inteligencia de negocios basada en la metodología KIMBALL: Introduction to business intelligence based on KIMBALL Methodology. *Tecnología Investigación y Academia* [en línea], vol. 9, no. 1, [consulta: 25 noviembre 2023]. Disponible en: <https://revistas.udistrital.edu.co/index.php/tia/article/view/18082>.

GARCÍA-JIMÉNEZ, A. de-J., AGUILAR-MORALES, N., HERNÁNDEZ-TRIANO, L. y LANCASTER-DÍAZ, E., 2021. Business intelligence: a key tool for information use and business decision making. *Revista de Investigaciones Universidad del Quindío*, vol. 33, no. 1, ISSN 1794-631X. DOI 10.33975/RIUQ.VOL33N1.514.

- GAVILANES, M. y ZÚÑIGA, J., 2020. *Elaboración de un cubo de información para el área de créditos y cobranzas del negocio Credi-Parra ubicado en el Cantón Naranjito* [en línea]. S.l.: s.n. [consulta: 20 noviembre 2023]. Disponible en: <http://repositorio.unemi.edu.ec/xmlui/handle/123456789/5141>.
- GOLMAN, M.A. y BEKERMAN, M., 2018. ¿Qué determina la morosidad en las microfinanzas? El caso de la Asociación Civil Avanzar. *Problemas del Desarrollo. Revista Latinoamericana de Economía* [en línea], vol. 49, no. 195, [consulta: 25 noviembre 2023]. ISSN 2007-8951. DOI 10.22201/iiec.20078951e.2018.195.62527. Disponible en: <https://www.probdes.iiec.unam.mx/index.php/pde/article/view/62527>.
- GONZÁLEZ, E. y COSMES, W., 2019. Shapiro–Wilk test for skew normal distributions based on data transformations. *Journal of Statistical Computation and Simulation* [en línea], vol. 89, no. 17, [consulta: 20 noviembre 2023]. ISSN 15635163. DOI 10.1080/00949655.2019.1658763. Disponible en: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00949655.2019.1658763>.
- GUTIÉRREZ, S. y PERALTA, A., 2021. Incidencia de la aplicación de las políticas de crédito y cobranza en la recuperación de cartera del Súper Las Segovias, S.A. de la ciudad de Estelí, durante el primer semestre del año 2020. ,
- GUZMÁN, A., 2021. Datamart y su implementación para una exitosa toma de decisiones gerenciales. *Business Innova Sciences* [en línea], vol. 2, no. 2, [consulta: 25 noviembre 2023]. ISSN 2708-6992. DOI 10.58720/BIS.V2I2.40. Disponible en: <https://innovasciencesbusiness.org/index.php/ISB/article/view/40>.
- HAN, J., KAMBER, M. y PEI, J., 2012. Data Warehousing and Online Analytical Processing. *Data Mining*, DOI 10.1016/B978-0-12-381479-1.00004-6.
- HERNÁNDEZ y DUANA, 2020. Técnicas e instrumentos de recolección de datos. *Boletín Científico de las Ciencias Económico Administrativas del ICEA* [en línea], vol. 9, no. 17, [consulta: 22 septiembre 2023]. ISSN 2007-4913. DOI

- 10.29057/ICEA.V9I17.6019. Disponible en:  
<https://repository.uaeh.edu.mx/revistas/index.php/icea/article/view/6019>.
- HERNÁNDEZ, R. y MENDOZA, C., 2018. Metodología de la investigación: las rutas: cuantitativa ,cualitativa y mixta. [en línea], [consulta: 20 noviembre 2023]. Disponible en: <http://repositorio.uasb.edu.bo/handle/54000/1292>.
- HINOSTROZA, H., 2021. Gestión crediticia y la morosidad del Banco Pichincha del Perú, período 2019. *Quipukamayoc* [en línea], vol. 29, no. 59, [consulta: 25 noviembre 2023]. ISSN 1560-9103. DOI 10.15381/quipu.v29i59.20354. Disponible en:  
<https://revistasinvestigacion.unmsm.edu.pe/index.php/quipu/article/view/20354>.
- INGUNZA, F., 2020. *Data Mart usando la metodología Hefesto para el proceso de cobranza en Representaciones H de C S.A.C.* [en línea]. S.l.: s.n. [consulta: 20 noviembre 2023]. Disponible en:  
<https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/55963>.
- JURADO, D. y MIGUELENA, R., 2019. Implementación de un Data Mart como una solución de Inteligencia de Negocios aplicando Metodología Ágil en base a la plataforma académica MOODLE de la Universidad Tecnológica de Panamá. *Revista de Iniciación Científica* [en línea], vol. 5, no. 1, [consulta: 20 noviembre 2023]. ISSN 2413-6786. DOI 10.33412/REV-RIC.V5.1.2229. Disponible en:  
<https://revistas.utp.ac.pa/index.php/ric/article/view/2229/3564>.
- MALAVÉ, V., 2022. *Datamart para la toma de decisiones en los procesos de evaluación institucional de la Universidad Estatal Península De Santa Elena* [en línea]. S.l.: s.n. [consulta: 20 noviembre 2023]. Disponible en:  
<https://repositorio.upse.edu.ec/handle/46000/8980>.
- MARTÍNEZ, K.I., ÁVILA, O.P., PACHECO, A. y LIRA, J., 2011. Enseñanza e Investigación en Psicología Consejo Nacional para la Enseñanza en. *Enseñanza e Investigación en Psicología* [en línea], vol. 16, no. 2, [consulta: 25 noviembre 2023]. ISSN 0185-1594. Disponible en:  
<http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=29222521011>.

- MARTÍNEZ y RODRÍGUEZ, 2023. Business intelligence and its role in the generation of value in business processes. *Tendencias* [en línea], vol. 24, no. 1, [consulta: 15 septiembre 2023]. ISSN 2539-0554. DOI 10.22267/RTEND.222302.222. Disponible en: <https://revistas.udenar.edu.co/index.php/rtend/article/view/7918/9058>.
- MEDINA, FARIÑA y CASTILLO, 2018. Data Mart for obtaining indicators of academic productivity in a university. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería* [en línea], vol. 26, [consulta: 15 septiembre 2023]. ISSN 0718-3305. DOI 10.4067/S0718-33052018000500088. Disponible en: [http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0718-33052018000500088&lng=es&nrm=iso&tlng=es](http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-33052018000500088&lng=es&nrm=iso&tlng=es).
- MEDINA, R. y QUINTANA, F., 2022. *Propuesta tecnológica de herramientas de business intelligence para la mejora de la gestión académica en la educación superior* [en línea]. S.l.: s.n. [consulta: 20 noviembre 2023]. Disponible en: <https://repositorio.pucesa.edu.ec/handle/123456789/3733>.
- MURILLO, M. y CÁCERES, G., 2013. Business intelligence y la toma de decisiones financieras: una aproximación teórica. *Revista Logos, Ciencia & Tecnología* [en línea], vol. 5, no. 1, [consulta: 25 noviembre 2023]. ISSN 2145-549X. Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=517751547010>.
- NAQUIRA, K., 2019. *La Influencia de la Morosidad en la Rentabilidad de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Arequipa, Tacna*. S.l.: s.n.
- NIETO, F., 2021. Operaciones crediticias de las microempresas en Ecuador, previo a Emergencia Sanitaria. *PODIUM* [en línea], no. 39, [consulta: 25 noviembre 2023]. ISSN 1390-5473. DOI 10.31095/podium.2021.39.3. Disponible en: <https://revistas.uees.edu.ec/index.php/Podium/article/view/587>.
- OSSA, C., 2016. *Teoría general de sistemas: conceptos y aplicaciones* [en línea]. S.l.: Universidad Tecnológica de Pereira. [consulta: 25 noviembre 2023]. ISBN 978-958-722-228-9. Disponible en: <https://doi.org/10.22517/9789587222289>.

- PAMO, E., 2021. *Implementación de Business Intelligence para mejorar la toma de decisiones en el área de operación de cobranza virtual en la empresa Servicios Externos S.A.C.* [en línea]. S.l.: s.n. [consulta: 20 noviembre 2023]. Disponible en: <https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/88241>.
- PEÑALOZA, M., 2010. TEORÍA DE LAS DECISIONES. ,
- RAMOS, C., 2021. Editorial: Diseños de investigación experimental. *CienciAmérica* [en línea], vol. 10, no. 1, [consulta: 25 noviembre 2023]. ISSN 1390-9592. DOI 10.33210/CA.V10I1.356. Disponible en: <https://cienciamerica.edu.ec/index.php/uti/article/view/356/699>.
- RENDÓN, M., VILLASÍS, M. y MIRANDA, M., 2016. Estadística descriptiva:397-407. *Rev Alerg Mex* [en línea], vol. 63, no. 4, [consulta: 27 noviembre 2023]. Disponible en: <http://www.revistaalergia.mx>.
- RÍOS, A.R. y PEÑA, A.M.P., 2020. Estadística inferencial. Elección de una prueba estadística no paramétrica en investigación científica. *Horizonte de la Ciencia* [en línea], vol. 10, no. 19, [consulta: 20 noviembre 2023]. ISSN 2413-936X. DOI 10.26490/UNCP.HORIZONTECIENCIA.2020.19.597. Disponible en: <https://revistas.uncp.edu.pe/index.php/horizontedelaciencia/article/view/597>.
- SÁNCHEZ, F. y VALLES, Á., 2021. Aplicación del marco de trabajo de ITIL V3 y su influencia en la gestión de incidencias de una municipalidad en el Perú. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas* [en línea], vol. 15, no. 3, [consulta: 29 agosto 2022]. ISSN 1994-1536. Disponible en: [https://rcci.uci.cu/?journal=rcci&page=article&op=view&path\[\]=2162](https://rcci.uci.cu/?journal=rcci&page=article&op=view&path[]=2162).
- SÁNCHEZ, K. y MARTÍNEZ, R., 2003. Generalidades y patrones de desarrollo de Data Marts. *InterSedes: Revista de las Sedes Regionales* [en línea], vol. IV, no. 7, [consulta: 25 noviembre 2023]. ISSN 2215-2458. Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=66640714>.
- SILVA, ZAPATA, MORALES y TOAQUIZA, 2019. Analysis of methodologies to develop Data Warehouse applied to decision making. *Ciencia Digital* [en línea], vol. 3, no. 3.4., [consulta: 15 septiembre 2023]. ISSN 2602-8085. DOI

10.33262/cienciadigital.v3i3.4..922. Disponible en:  
<https://cienciadigital.org/revistacienciadigital2/index.php/CienciaDigital/articulo/view/922>.

TAMAYO, A., 1999. Teoría general de sistemas. *Universidad Nacional de Colombia* [en línea], [consulta: 24 agosto 2022]. ISSN ISSN: 0123-5591. Disponible en: <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/60006>.

VELASCO, F., 2020. *Datamart para el proceso de administración tributaria en el área de Rentas y Finanzas de la Municipalidad de Puente Piedra*. S.l.: s.n.

VILLENA, R. y GUERRERO, A., 2021. Gestión de cobranzas en empresas comercializadoras de electrodomésticos: Caso Marcimex, Ecuador. *Polo del Conocimiento: Revista científico - profesional*, ISSN-e 2550-682X, Vol. 6, Nº. 9, 2021 (Ejemplar dedicado a: SEPTIEMBRE 2021), págs. 815-836 [en línea], vol. 6, no. 9, [consulta: 27 noviembre 2023]. ISSN 2550-682X. DOI 10.23857/pc.v6i9.3082. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8094611&info=resumen&idioma=SPA>.

ZHANG, H., REN, S., LI, X., BAHARIN, H., ALGHAMDI, A. y ALGHAMDI, O.A., 2023. Developing scalable management information system with big financial data using data mart and mining architecture. *Information Processing & Management*, vol. 60, no. 3, ISSN 0306-4573. DOI 10.1016/J.IPM.2023.103326.

## ANEXOS

### Anexo 1: Matriz de consistencia

**TÍTULO:** Data mart para la recuperación de créditos del área de cobranza de la Caja Municipal de Sullana S.A., Piura,2023

**AUTOR:** Saavedra Villalta River Karol

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES E INDICADORES				
<p><b>Problema principal:</b></p> <p><b>PG:</b> ¿En qué medida un <b>data mart</b> mejora la <b>recuperación de créditos</b> de la Caja Municipal de Sullana S.A.?</p> <p><b>Problemas específicos:</b></p> <p><b>PE1:</b> ¿En qué medida un <b>data mart</b> reduce el <b>ratio de morosidad</b> en la <b>recuperación de créditos</b> de la Caja Municipal de Sullana S.A.?</p>	<p><b>Objetivo principal:</b></p> <p><b>OP:</b> Establecer En qué medida un <b>data mart</b> mejora la <b>recuperación de créditos</b> de la Caja Municipal de Sullana S.A.</p> <p><b>Objetivos específicos:</b></p> <p><b>OE1:</b> Establecer en qué medida un <b>data mart</b> reduce el <b>ratio de morosidad</b> en la <b>recuperación de créditos</b> de la Caja Municipal de Sullana S.A.</p>	<p><b>Hipótesis principal:</b></p> <p><b>HX:</b> Un <b>Data mart</b> mejora positivamente la <b>recuperación de créditos</b> de la Caja Municipal de Sullana S.A.</p> <p><b>Hipótesis específicas:</b></p> <p><b>HX1:</b> Un <b>Data mart</b> reduce el <b>ratio de morosidad</b> en la <b>recuperación de créditos</b> de la Caja Municipal de Sullana S.A.</p> <p><b>HX2:</b> Un <b>data mart</b> reduce el <b>ratio de cartera de alto</b></p>	Variable Independiente: <b>Data mart</b>				
			Variable dependiente: <b>Recuperación de créditos</b>				
			Dimensiones	Indicadores	Escala		
			Calidad de cartera	<b>Ratio de morosidad (RM)</b>	De razón		
				<b>Ratio de cartera de alto riesgo (RCAR)</b>	De razón		

**TÍTULO:** Data mart para la recuperación de créditos del área de cobranza de la Caja Municipal de Sullana S.A., Piura,2023

**AUTOR:** Saavedra Villalta River Karol

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES E INDICADORES
<p><b>PE2:</b> ¿En qué medida un <b>data mart</b> reduce el <b>ratio de cartera de alto riesgo</b> en la <b>recuperación de créditos</b> de la Caja Municipal de Sullana S.A.?</p>	<p><b>OE2:</b> Establecer en qué medida un <b>data mart</b> reduce el <b>ratio de cartera de alto riesgo</b> en la <b>recuperación de créditos</b> de la Caja Municipal de Sullana S.A.</p>	<p><b>riesgo</b> en la <b>recuperación de créditos</b> de la Caja Municipal de Sullana S.A.</p>	

## Metodología

TIPO Y DISEÑO	POBLACIÓN Y MUESTRA	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS	ESTADÍSTICA POR UTILIZAR
<p><b>Tipo:</b> Aplicada</p> <p><b>Enfoque:</b> Cuantitativo</p> <p><b>Diseño:</b> Experimental – Pre-Experimental</p> <p><b>Método</b> Hipotético- Deductivo</p>	<p><b>Población:</b> 50 registros</p> <p><b>Tamaño de muestra:</b> 50 registros</p> <p><b>Muestreo:</b> No probabilístico por conveniencia</p>	<p><b>Técnicas:</b> Fichaje</p> <p><b>Instrumentos:</b> Ficha de registro</p>	<p><b>Descriptiva:</b> (Rendón, Villasís y Miranda 2016), mencionan que la estadística descriptiva es la rama de la estadística que hace recomendaciones sobre cómo resumir los datos de las encuestas de forma clara y sencilla en forma de gráficos, tablas, figuras o gráficos.</p> <p>Para el análisis descriptivo se calculará la media de los datos recolectados por cada indicador en las etapas del pre test y post test, para poder visualizar el efecto de la variable independiente sobre la variable dependiente.</p> <p><b>Inferencial:</b> Se procesaron los datos recolectados con el test de Shapiro Wilk para comprobar su normalidad, después se utilizó la prueba de Wilcoxon para contrastar la hipótesis general y específica.</p>

## Anexo 2: Matriz de Operacionalización de Variables

<b>TÍTULO: Data mart para la recuperación de créditos del área de cobranza de la Caja Municipal de Sullana S.A., Piura,2023</b> <b>AUTOR: Saavedra Villalta River Karol</b>				
INDICADOR	DEFINICIÓN	INSTRUMENTO	ESCALA	FÓRMULA
<b>Ratio de Morosidad (RM)</b>	<p>Es la relación entre la cartera morosa (vencida y judicial) y el saldo total de colocaciones, (Aparicio &amp; Moreno, 2011). expresado en porcentaje.</p>	Ficha de registro	De razón	$\frac{SM}{SC} * 100 = RM$ <p><b>SM:</b> Saldo mora, en moneda nacional.  <b>SC:</b> Saldo de colocaciones, en moneda nacional.  <b>RM:</b> Ratio de Morosidad.</p>
<b>Ratio de Cartera de Alto Riesgo (RCAR)</b>	<p>La cartera de alto riesgo es la suma de los créditos reestructurados, refinanciados, vencidos y en cobranza judicial (SBS, 2015).                      En ese sentido el ratio de cartera de alto riesgo, es la relación entre la cartera de alto riesgo y el saldo total de colocaciones, expresado en porcentaje.</p>	Ficha de registro	De razón	$\frac{SCAR}{SC} * 100 = RCAR$ <p><b>SCAR:</b> Saldo CAR, en monda nacional.  <b>SC:</b> Saldo de colocaciones, en moneda nacional  <b>RCAR:</b> Ratio de cartera de alto riesgo</p>

### Anexo 3: Instrumentos de recolección de datos

Ficha de registro N° 1: Ratio Morosidad (RM)

Ficha de registro del indicador: Ratio de Morosidad (RM)				
Investigador	Saavedra Villalta, River Karol			
Empresa	Caja Municipal de Sullana S.A.			
Pre Test				
Proceso Observado		Fórmula		
Recuperación de Créditos		$\frac{SM}{SC} * 100 = RM$		
Indicador	Medida			
<b>Ratio Morosidad</b>	<b>Porcentaje</b>	<b>SM:</b> Saldo morosidad, en moneda nacional. <b>SC:</b> Saldo de colocaciones, en moneda nacional <b>RM:</b> Ratio de Morosidad		
Ítem	Fecha	SM	SC	RM (%)
1	1/03/2023	327,548,093	2,345,308,031	13.97%
2	2/03/2023	327,588,505	2,341,026,038	13.99%
3	3/03/2023	327,443,338	2,341,244,533	13.99%
4	4/03/2023	337,963,653	2,342,514,502	14.43%
5	5/03/2023	339,370,451	2,342,425,273	14.49%
6	6/03/2023	338,565,696	2,342,974,961	14.45%
7	7/03/2023	337,847,010	2,344,669,059	14.41%
8	8/03/2023	339,491,328	2,347,876,000	14.46%
9	9/03/2023	338,934,750	2,347,544,124	14.44%
10	10/03/2023	338,794,059	2,347,983,844	14.43%
11	11/03/2023	344,388,840	2,349,872,475	14.66%
12	12/03/2023	345,743,120	2,349,783,580	14.71%
13	13/03/2023	344,647,131	2,350,770,708	14.66%
14	14/03/2023	344,394,182	2,352,951,978	14.64%
15	15/03/2023	346,334,205	2,350,851,111	14.73%
16	16/03/2023	346,880,890	2,352,993,526	14.74%
17	17/03/2023	351,614,907	2,352,210,364	14.95%
18	18/03/2023	352,612,756	2,353,204,754	14.98%
19	19/03/2023	362,575,303	2,353,075,224	15.41%
20	20/03/2023	359,878,728	2,352,205,506	15.30%
21	21/03/2023	357,712,120	2,354,759,815	15.19%

Ficha de registro del indicador: Ratio de Morosidad (RM)				
Investigador	Saavedra Villalta, River Karol			
Empresa	Caja Municipal de Sullana S.A.			
Pre Test				
Proceso Observado		Fórmula		
Recuperación de Créditos		$\frac{SM}{SC} * 100 = RM$		
Indicador	Medida			
<b>Ratio Morosidad</b>	<b>Porcentaje</b>	<b>SM:</b> Saldo morosidad, en moneda nacional. <b>SC:</b> Saldo de colocaciones, en moneda nacional <b>RM:</b> Ratio de Morosidad		
Ítem	Fecha	SM	SC	RM (%)
22	22/03/2023	358,702,300	2,358,480,243	15.21%
23	23/03/2023	357,253,809	2,361,131,394	15.13%
24	24/03/2023	356,967,707	2,362,956,928	15.11%
25	25/03/2023	356,173,989	2,363,965,362	15.07%
26	26/03/2023	357,499,241	2,363,852,048	15.12%
27	27/03/2023	355,252,770	2,367,378,643	15.01%
28	28/03/2023	352,017,816	2,368,086,962	14.87%
29	29/03/2023	355,990,228	2,371,495,713	15.01%
30	30/03/2023	351,966,317	2,374,080,220	14.83%
31	31/03/2023	332,811,788	2,373,739,986	14.02%
32	1/04/2023	343,260,886	2,371,437,725	14.47%
33	2/04/2023	343,696,317	2,371,285,761	14.49%
34	3/04/2023	342,720,041	2,363,532,929	14.50%
35	4/04/2023	342,327,017	2,363,615,675	14.48%
36	5/04/2023	344,444,002	2,366,381,284	14.56%
37	6/04/2023	344,882,505	2,366,035,136	14.58%
38	7/04/2023	345,052,212	2,365,924,562	14.58%
39	8/04/2023	350,768,457	2,365,200,430	14.83%
40	9/04/2023	351,953,803	2,365,077,436	14.88%
41	10/04/2023	351,133,591	2,360,837,213	14.87%
42	11/04/2023	352,161,388	2,361,692,426	14.91%
43	12/04/2023	353,790,076	2,365,394,594	14.96%
44	13/04/2023	354,532,114	2,370,805,776	14.95%
45	14/04/2023	355,060,237	2,374,954,408	14.95%

Ficha de registro del indicador: Ratio de Morosidad (RM)				
Investigador	Saavedra Villalta, River Karol			
Empresa	Caja Municipal de Sullana S.A.			
Pre Test				
Proceso Observado		Fórmula		
Recuperación de Créditos		$\frac{SM}{SC} * 100 = RM$		
Indicador	Medida			
<b>Ratio Morosidad</b>	<b>Porcentaje</b>	<b>SM:</b> Saldo morosidad, en moneda nacional. <b>SC:</b> Saldo de colocaciones, en moneda nacional <b>RM:</b> Ratio de Morosidad		
Ítem	Fecha	SM	SC	RM (%)
46	15/04/2023	355,387,162	2,377,423,437	14.95%
47	16/04/2023	364,348,814	2,377,326,861	15.33%
48	17/04/2023	362,425,388	2,373,087,514	15.27%
49	18/04/2023	364,741,609	2,374,150,244	15.36%
50	19/04/2023	366,127,635	2,377,293,218	15.40%
Promedio				14.77%

Ficha de registro del indicador: Ratio de Morosidad (RM)				
Investigador	Saavedra Villalta, River Karol			
Empresa	Caja Municipal de Sullana S.A.			
Post Test				
Proceso Observado		Fórmula		
Recuperación de Créditos		$\frac{SM}{SC} * 100 = RM$		
Indicador	Medida			
<b>Ratio Morosidad</b>	<b>Porcentaje</b>	<b>SM:</b> Saldo mora, en moneda nacional. <b>SC:</b> Saldo de colocaciones, en moneda nacional. <b>RM:</b> Ratio de Morosidad.		
Ítem	Fecha	SM	SC	RM (%)
1	1/05/2023	302,504,738	2,362,136,590	12.81%
2	2/05/2023	303,597,022	2,352,898,649	12.90%
3	3/05/2023	318,785,747	2,351,943,587	13.55%
4	4/05/2023	318,794,191	2,354,140,606	13.54%
5	5/05/2023	319,342,958	2,358,383,564	13.54%
6	6/05/2023	318,989,153	2,362,144,641	13.50%
7	7/05/2023	319,097,276	2,362,101,540	13.51%
8	8/05/2023	317,944,144	2,364,107,513	13.45%
9	9/05/2023	316,667,764	2,367,177,620	13.38%
10	10/05/2023	328,250,652	2,368,746,079	13.86%
11	11/05/2023	328,518,139	2,372,259,847	13.85%
12	12/05/2023	328,120,130	2,376,046,661	13.81%
13	13/05/2023	329,059,159	2,377,673,996	13.84%
14	14/05/2023	330,550,805	2,377,631,358	13.90%
15	15/05/2023	329,612,198	2,376,875,993	13.87%
16	16/05/2023	328,551,101	2,377,649,667	13.82%
17	17/05/2023	343,045,553	2,375,988,719	14.44%
18	18/05/2023	343,335,061	2,376,774,417	14.45%
19	19/05/2023	342,418,286	2,379,124,991	14.39%
20	20/05/2023	341,786,285	2,381,219,683	14.35%
21	21/05/2023	342,118,301	2,381,154,226	14.37%
22	22/05/2023	340,204,519	2,382,795,011	14.28%

Ficha de registro del indicador: Ratio de Morosidad (RM)				
Investigador	Saavedra Villalta, River Karol			
Empresa	Caja Municipal de Sullana S.A.			
Post Test				
Proceso Observado		Fórmula		
Recuperación de Créditos		$\frac{SM}{SC} * 100 = RM$		
Indicador	Medida			
<b>Ratio Morosidad</b>	<b>Porcentaje</b>	<b>SM:</b> Saldo mora, en moneda nacional. <b>SC:</b> Saldo de colocaciones, en moneda nacional. <b>RM:</b> Ratio de Morosidad.		
Ítem	Fecha	SM	SC	RM (%)
23	23/05/2023	338,770,519	2,384,486,578	14.21%
24	24/05/2023	339,864,743	2,387,712,339	14.23%
25	25/05/2023	348,109,980	2,387,610,834	14.58%
26	26/05/2023	346,893,952	2,388,812,343	14.52%
27	27/05/2023	346,266,942	2,389,515,996	14.49%
28	28/05/2023	347,792,966	2,389,426,319	14.56%
29	29/05/2023	343,881,420	2,390,204,182	14.39%
30	30/05/2023	337,529,466	2,391,475,880	14.11%
31	31/05/2023	309,324,048	2,393,392,699	12.92%
32	1/06/2023	326,884,339	2,391,043,262	13.67%
33	2/06/2023	327,347,272	2,386,612,556	13.72%
34	3/06/2023	327,799,560	2,386,809,543	13.73%
35	4/06/2023	329,409,465	2,386,677,272	13.80%
36	5/06/2023	328,620,409	2,385,010,223	13.78%
37	6/06/2023	328,154,304	2,386,055,311	13.75%
38	7/06/2023	328,308,304	2,387,272,003	13.75%
39	8/06/2023	339,585,645	2,389,672,537	14.21%
40	9/06/2023	338,412,702	2,390,399,205	14.16%
41	10/06/2023	338,175,198	2,391,310,398	14.14%
42	11/06/2023	338,843,896	2,391,183,347	14.17%
43	12/06/2023	337,865,362	2,391,516,109	14.13%
44	13/06/2023	336,578,476	2,393,523,937	14.06%

Ficha de registro del indicador: Ratio de Morosidad (RM)				
Investigador	Saavedra Villalta, River Karol			
Empresa	Caja Municipal de Sullana S.A.			
Post Test				
Proceso Observado		Fórmula		
Recuperación de Créditos		$\frac{SM}{SC} * 100 = RM$		
Indicador	Medida	<b>SM:</b> Saldo mora, en moneda nacional. <b>SC:</b> Saldo de colocaciones, en moneda nacional. <b>RM:</b> Ratio de Morosidad.		
<b>Ratio Morosidad</b>	<b>Porcentaje</b>			
Ítem	Fecha	SM	SC	RM (%)
45	14/06/2023	338,014,224	2,396,414,110	14.11%
46	15/06/2023	337,533,969	2,399,873,047	14.06%
47	16/06/2023	351,082,257	2,401,683,861	14.62%
48	17/06/2023	355,496,398	2,401,578,884	14.80%
49	18/06/2023	355,957,617	2,401,485,112	14.82%
50	19/06/2023	353,819,692	2,393,663,156	14.78%
Promedio				13.99%

Ficha de registro N° 2: Ratio de cartera de alto riesgo (RCAR)

<b>Ficha de registro del indicador: Ratio de cartera de alto riesgo (RCAR)</b>				
Investigador	Saavedra Villalta, River Karol			
Empresa	Caja Municipal de Sullana S.A.			
Pre Test				
Proceso Observado		Fórmula		
<b>Recuperación de Créditos</b>		$\frac{SCAR}{SC} * 100 = RCAR$		
Indicador	Medida	SCAR: Saldo CAR, en moneda nacional. SC: Saldo de colocaciones, en moneda nacional RCAR: Ratio de cartera de alto riesgo		
<b>Ratio de cartera de alto riesgo</b>	<b>Porcentaje</b>			
Ítem	Fecha	SCAR	SC	RCAR (%)
1	1/03/2023	496,065,676	2,345,308,031	21.15%
2	2/03/2023	495,644,053	2,341,026,038	21.17%
3	3/03/2023	495,393,733	2,341,244,533	21.16%
4	4/03/2023	501,412,513	2,342,514,502	21.40%
5	5/03/2023	502,031,174	2,342,425,273	21.43%
6	6/03/2023	501,442,223	2,342,974,961	21.40%
7	7/03/2023	500,767,192	2,344,669,059	21.36%
8	8/03/2023	501,648,964	2,347,876,000	21.37%
9	9/03/2023	501,069,442	2,347,544,124	21.34%
10	10/03/2023	500,632,673	2,347,983,844	21.32%
11	11/03/2023	504,448,859	2,349,872,475	21.47%
12	12/03/2023	505,151,360	2,349,783,580	21.50%
13	13/03/2023	504,368,163	2,350,770,708	21.46%
14	14/03/2023	503,959,952	2,352,951,978	21.42%
15	15/03/2023	505,174,816	2,350,851,111	21.49%
16	16/03/2023	505,650,525	2,352,993,526	21.49%
17	17/03/2023	506,521,895	2,352,210,364	21.53%
18	18/03/2023	506,346,100	2,353,204,754	21.52%
19	19/03/2023	512,718,815	2,353,075,224	21.79%
20	20/03/2023	510,332,918	2,352,205,506	21.70%
21	21/03/2023	509,060,286	2,354,759,815	21.62%
22	22/03/2023	509,108,777	2,358,480,243	21.59%
23	23/03/2023	508,080,249	2,361,131,394	21.52%
24	24/03/2023	507,907,705	2,362,956,928	21.49%

<b>Ficha de registro del indicador: Ratio de cartera de alto riesgo (RCAR)</b>				
Investigador	Saavedra Villalta, River Karol			
Empresa	Caja Municipal de Sullana S.A.			
<b>Pre Test</b>				
Proceso Observado		Fórmula		
<b>Recuperación de Créditos</b>		$\frac{SCAR}{SC} * 100 = RCAR$		
Indicador	Medida	SCAR: Saldo CAR, en moneda nacional. SC: Saldo de colocaciones, en moneda nacional RCAR: Ratio de cartera de alto riesgo		
<b>Ratio de cartera de alto riesgo</b>	<b>Porcentaje</b>			
Ítem	Fecha	SCAR	SC	RCAR (%)
25	25/03/2023	507,101,041	2,363,965,362	21.45%
26	26/03/2023	507,295,241	2,363,852,048	21.46%
27	27/03/2023	505,686,909	2,367,378,643	21.36%
28	28/03/2023	504,267,321	2,368,086,962	21.29%
29	29/03/2023	506,754,220	2,371,495,713	21.37%
30	30/03/2023	505,212,701	2,374,080,220	21.28%
31	31/03/2023	495,342,039	2,373,739,986	20.87%
32	1/04/2023	502,972,847	2,371,437,725	21.21%
33	2/04/2023	503,188,373	2,371,285,761	21.22%
34	3/04/2023	502,217,697	2,363,532,929	21.25%
35	4/04/2023	501,916,703	2,363,615,675	21.24%
36	5/04/2023	503,511,914	2,366,381,284	21.28%
37	6/04/2023	503,742,199	2,366,035,136	21.29%
38	7/04/2023	503,857,051	2,365,924,562	21.30%
39	8/04/2023	508,467,584	2,365,200,430	21.50%
40	9/04/2023	509,249,101	2,365,077,436	21.53%
41	10/04/2023	508,409,924	2,360,837,213	21.54%
42	11/04/2023	508,421,451	2,361,692,426	21.53%
43	12/04/2023	509,986,715	2,365,394,594	21.56%
44	13/04/2023	510,586,707	2,370,805,776	21.54%
45	14/04/2023	510,290,851	2,374,954,408	21.49%
46	15/04/2023	510,347,523	2,377,423,437	21.47%
47	16/04/2023	517,243,049	2,377,326,861	21.76%
48	17/04/2023	515,566,117	2,373,087,514	21.73%
49	18/04/2023	517,604,354	2,374,150,244	21.80%

<b>Ficha de registro del indicador: Ratio de cartera de alto riesgo (RCAR)</b>				
Investigador	Saavedra Villalta, River Karol			
Empresa	Caja Municipal de Sullana S.A.			
<b>Pre Test</b>				
Proceso Observado		Fórmula		
<b>Recuperación de Créditos</b>		$\frac{SCAR}{SC} * 100 = RCAR$		
Indicador	Medida	SCAR: Saldo CAR, en moneda nacional. SC: Saldo de colocaciones, en moneda nacional RCAR: Ratio de cartera de alto riesgo		
<b>Ratio de cartera de alto riesgo</b>	<b>Porcentaje</b>			
Ítem	Fecha	SCAR	SC	RCAR (%)
50	19/04/2023	518,359,497	2,377,293,218	21.80%
Promedio				21.44%

<b>Ficha de registro del indicador: Ratio de cartera de alto riesgo (RCAR)</b>				
Investigador	Saavedra Villalta, River Karol			
Empresa	Caja Municipal de Sullana S.A.			
<b>Post Test</b>				
Proceso Observado		Fórmula		
<b>Recuperación de Créditos</b>		$\frac{SCAR}{SC} * 100 = RCAR$		
Indicador	Medida	SCAR: Saldo CAR, en moneda nacional. SC: Saldo de colocaciones, en moneda nacional RCAR: Ratio de cartera de alto riesgo		
<b>Ratio de cartera de alto riesgo</b>	<b>Porcentaje</b>			
Ítem	Fecha	TI	TD	RCAR (%)
1	1/05/2023	464,079,004	2,362,136,590	19.65%
2	2/05/2023	464,866,365	2,352,898,649	19.76%
3	3/05/2023	477,935,655	2,351,943,587	20.32%
4	4/05/2023	477,528,129	2,354,140,606	20.28%
5	5/05/2023	477,624,819	2,358,383,564	20.25%
6	6/05/2023	477,313,147	2,362,144,641	20.21%
7	7/05/2023	477,348,232	2,362,101,540	20.21%
8	8/05/2023	476,458,628	2,364,107,513	20.15%
9	9/05/2023	475,196,180	2,367,177,620	20.07%
10	10/05/2023	485,351,965	2,368,746,079	20.49%
11	11/05/2023	485,560,161	2,372,259,847	20.47%
12	12/05/2023	485,339,724	2,376,046,661	20.43%
13	13/05/2023	486,357,516	2,377,673,996	20.46%
14	14/05/2023	487,571,571	2,377,631,358	20.51%
15	15/05/2023	486,696,650	2,376,875,993	20.48%
16	16/05/2023	485,861,754	2,377,649,667	20.43%
17	17/05/2023	498,137,308	2,375,988,719	20.97%
18	18/05/2023	498,213,602	2,376,774,417	20.96%
19	19/05/2023	497,381,572	2,379,124,991	20.91%
20	20/05/2023	496,737,616	2,381,219,683	20.86%
21	21/05/2023	496,952,585	2,381,154,226	20.87%
22	22/05/2023	495,518,294	2,382,795,011	20.80%
23	23/05/2023	494,546,957	2,384,486,578	20.74%
24	24/05/2023	494,990,183	2,387,712,339	20.73%
25	25/05/2023	500,396,745	2,387,610,834	20.96%

Ficha de registro del indicador: Ratio de cartera de alto riesgo (RCAR)				
Investigador	Saavedra Villalta, River Karol			
Empresa	Caja Municipal de Sullana S.A.			
Post Test				
Proceso Observado		Fórmula		
Recuperación de Créditos		$\frac{SCAR}{SC} * 100 = RCAR$		
Indicador	Medida	SCAR: Saldo CAR, en moneda nacional. SC: Saldo de colocaciones, en moneda nacional RCAR: Ratio de cartera de alto riesgo		
Ratio de cartera de alto riesgo	Porcentaje			
Ítem	Fecha	TI	TD	RCAR (%)
26	26/05/2023	499,184,440	2,388,812,343	20.90%
27	27/05/2023	498,769,778	2,389,515,996	20.87%
28	28/05/2023	499,261,080	2,389,426,319	20.89%
29	29/05/2023	496,771,684	2,390,204,182	20.78%
30	30/05/2023	494,087,738	2,391,475,880	20.66%
31	31/05/2023	490,481,591	2,393,392,699	20.49%
32	1/06/2023	505,716,849	2,391,043,262	21.15%
33	2/06/2023	505,712,528	2,386,612,556	21.19%
34	3/06/2023	505,875,973	2,386,809,543	21.19%
35	4/06/2023	507,061,248	2,386,677,272	21.25%
36	5/06/2023	506,268,859	2,385,010,223	21.23%
37	6/06/2023	505,804,054	2,386,055,311	21.20%
38	7/06/2023	506,183,240	2,387,272,003	21.20%
39	8/06/2023	516,001,510	2,389,672,537	21.59%
40	9/06/2023	515,782,828	2,390,399,205	21.58%
41	10/06/2023	515,685,120	2,391,310,398	21.56%
42	11/06/2023	516,238,058	2,391,183,347	21.59%
43	12/06/2023	515,616,325	2,391,516,109	21.56%
44	13/06/2023	514,543,938	2,393,523,937	21.50%
45	14/06/2023	515,830,899	2,396,414,110	21.53%
46	15/06/2023	515,735,327	2,399,873,047	21.49%
47	16/06/2023	527,546,708	2,401,683,861	21.97%
48	17/06/2023	529,301,981	2,401,578,884	22.04%
49	18/06/2023	529,559,333	2,401,485,112	22.05%
50	19/06/2023	528,082,084	2,393,663,156	22.06%

<b>Ficha de registro del indicador: Ratio de cartera de alto riesgo (RCAR)</b>				
Investigador	Saavedra Villalta, River Karol			
Empresa	Caja Municipal de Sullana S.A.			
<b>Post Test</b>				
Proceso Observado		Fórmula		
<b>Recuperación de Créditos</b>		$\frac{SCAR}{SC} * 100 = RCAR$		
Indicador	Medida	SCAR: Saldo CAR, en moneda nacional. SC: Saldo de colocaciones, en moneda nacional RCAR: Ratio de cartera de alto riesgo		
<b>Ratio de cartera de alto riesgo</b>	<b>Porcentaje</b>			
Ítem	Fecha	TI	TD	RCAR (%)
Promedio				20.91%

## Anexo 4: Autorización para realizar la investigación

### Validación del Experto N°1

Variable: Data mart

N°	INDICADORES	Claridad <sup>1</sup>		Pertinencia <sup>2</sup>		Relevancia <sup>3</sup>		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
1	Ratio de morosidad	X		X		X		
2	Ratio de cartera de alto riesgo	X		X		X		

Observaciones (precisar si hay suficiencia):

Opinión de aplicabilidad:   Aplicable    Aplicable después de corregir    No aplicable

Apellidos y nombres del juez evaluador: FIERRO BARRIALES, ALAN LEONCIO

DNI: 44147992

Lima, 02 de junio 2023

Especialista: Metodólogo    Temático

Grado: Maestro    Doctor

<sup>1</sup> Claridad: Se entiende sin dificultad alguna el enunciado del ítem, es conciso, exacto y directo

<sup>2</sup> Pertinencia: Si el ítem pertenece a la dimensión.

<sup>3</sup> Relevancia: El ítem es apropiado para representar al componente o dimensión específica del constructo

Nota: Suficiencia, se dice suficiencia cuando los ítems planteados son suficientes para medir la dimensión

  
Lima, 02 de Junio 2023  
Fierro Barriales, Alan Leoniccio  
DNI 44147992  
Universidad Cesar Vallejo

### Validación del Experto N°2

Variable: Data mart

N°	INDICADORES	Claridad <sup>1</sup>		Pertinencia <sup>2</sup>		Relevancia <sup>3</sup>		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
1	Ratio de morosidad	X		X		X		
2	Ratio de cartera de alto riesgo	X		X		X		

Observaciones (precisar si hay suficiencia):

Opinión de aplicabilidad:   Aplicable    Aplicable después de corregir    No aplicable

Apellidos y nombres del juez evaluador: REYES REYES, CRISTIAN VALENTIN

DNI: 43524233

Lima, 10 de Julio 2023

Especialista: Metodólogo    Temático

Grado: Maestro    Doctor

<sup>1</sup> Claridad: Se entiende sin dificultad alguna el enunciado del ítem, es conciso, exacto y directo

<sup>2</sup> Pertinencia: Si el ítem pertenece a la dimensión.

<sup>3</sup> Relevancia: El ítem es apropiado para representar al componente o dimensión específica del constructo

Nota: Suficiencia, se dice suficiencia cuando los ítems planteados son suficientes para medir la dimensión

  
Mg. Cristian Valentin Reyes Reyes

## Validación del Experto N°3

Variable: Data mart

N°	INDICADORES	Claridad <sup>1</sup>		Pertinencia <sup>2</sup>		Relevancia <sup>3</sup>		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
1	Ratio de morosidad	X		X		X		
2	Ratio de cartera de alto riesgo	X		X		X		

Observaciones (precisar si hay suficiencia):

---

Opinión de aplicabilidad:   Aplicable            Aplicable después de corregir            No aplicable

Apellidos y nombres del juez evaluador: MORE VALENCIA, RUBÉN ALEXANDER  
Especialista: Metodólogo    Temático

DNI: 02897931

Grado: Maestro    Doctor



Piura, 27 de noviembre 2023  
More Valencia, Rubén Alexander  
DNI 0289731  
Universidad Cesar Vallejo

<sup>1</sup> Claridad: Se entiende sin dificultad alguna el enunciado del ítem, es conciso, exacto y directo

<sup>2</sup> Pertinencia: Si el ítem pertenece a la dimensión.

<sup>3</sup> Relevancia: El ítem es apropiado para representar al componente o dimensión específica del constructo

Nota: Suficiencia, se dice suficiencia cuando los ítems planteados son suficientes para medir la dimensión

## Anexo 5: Constancia de Grados y títulos de validadores (SUNEDU)

### Validador 1

#### REGISTRO NACIONAL DE GRADOS ACADÉMICOS Y TÍTULOS PROFESIONALES

Graduado	Grado o Título	Institución
<b>FIERRO BARRIALES, ALAN LEONCIO</b> DNI 44147992	<b>MAESTRO EN INGENIERÍA DE SISTEMAS CON MENCIÓN EN TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN</b>  Fecha de diploma: 10/12/18 Modalidad de estudios: PRESENCIAL  Fecha matrícula: 20/01/2017 Fecha egreso: 19/08/2018	<b>UNIVERSIDAD PRIVADA CÉSAR VALLEJO</b> PERU
<b>FIERRO BARRIALES, ALAN LEONCIO</b> DNI 44147992	<b>INGENIERO DE SISTEMAS</b>  Fecha de diploma: 08/07/2013 Modalidad de estudios: -	<b>UNIVERSIDAD PRIVADA CÉSAR VALLEJO</b> PERU
<b>FIERRO BARRIALES, ALAN LEONCIO</b> DNI 44147992	<b>BACHILLER EN INGENIERIA DE SISTEMAS</b>  Fecha de diploma: 17/05/2013 Modalidad de estudios: -  Fecha matrícula: Sin información (***) Fecha egreso: Sin información (***)	<b>UNIVERSIDAD PRIVADA CÉSAR VALLEJO</b> PERU

(\*\*\*) La falta de información de este campo, no involucra por sí misma un error o la invalidez de la inscripción del grado y/o título, puesto que, a la fecha de su registro, no era obligatorio declarar dicha información. Sin perjuicio de lo señalado, de requerir mayor detalle, puede contactarnos a nuestra central telefónica:015003930, de lunes a viernes, de 08:30 a.m. a 4:30 p. m.

### Validador 2

#### REGISTRO NACIONAL DE GRADOS ACADÉMICOS Y TÍTULOS PROFESIONALES

Graduado	Grado o Título	Institución
<b>REYES REYES, CRISTIAN VALENTIN</b> DNI 43524233	<b>MAESTRIA EN ADMINISTRACIÓN CON MENCIÓN EN GERENCIA EMPRESARIAL</b>  Fecha de diploma: 28/09/21 Modalidad de estudios: PRESENCIAL  Fecha matrícula: 18/04/2011 Fecha egreso: 04/01/2013	<b>UNIVERSIDAD NACIONAL DE PIURA</b> PERU
<b>REYES REYES, CRISTIAN VALENTIN</b> DNI 43524233	<b>BACHILLER EN INGENIERIA INFORMATICA Y SISTEMAS</b>  Fecha de diploma: 02/06/2008 Modalidad de estudios: -  Fecha matrícula: Sin información (***) Fecha egreso: Sin información (***)	<b>UNIVERSIDAD SAN PEDRO</b> PERU
<b>REYES REYES, CRISTIAN VALENTIN</b> DNI 43524233	<b>INGENIERO EN COMPUTACION E INFORMATICA</b>  Fecha de diploma: 28/12/2012 Modalidad de estudios: -	<b>UNIVERSIDAD NACIONAL PEDRO RUIZ GALLO</b> PERU

(\*\*\*) La falta de información de este campo, no involucra por sí misma un error o la invalidez de la inscripción del grado y/o título, puesto que, a la fecha de su registro, no era obligatorio declarar dicha información. Sin perjuicio de lo señalado, de requerir mayor detalle, puede contactarnos a nuestra central telefónica:015003930, de lunes a viernes, de 08:30 a.m. a 4:30 p. m.

## Validador 3

### REGISTRO NACIONAL DE GRADOS ACADÉMICOS Y TÍTULOS PROFESIONALES

Graduado	Grado o Título	Institución
MORE VALENCIA, RUBEN ALEXANDER DNI 02897931	INGENIERO INFORMATICO  Fecha de diploma: 19/12/2007 Modalidad de estudios: -	UNIVERSIDAD NACIONAL DE PIURA PERU
MORE VALENCIA, RUBEN ALEXANDER DNI 02897931	BACHILLER EN INGENIERIA INFORMATICA  Fecha de diploma: 28/03/01 Modalidad de estudios: -  Fecha matrícula: Sin información (***) Fecha egreso: Sin información (***)	UNIVERSIDAD NACIONAL DE PIURA PERU
MORE VALENCIA, RUBEN ALEXANDER DNI 02897931	MAGISTER EN ADMINISTRACION DE LA EDUCACION  Fecha de diploma: 29/02/16 Modalidad de estudios: PRESENCIAL  Fecha matrícula: 06/07/2014 Fecha egreso: 31/12/2014	UNIVERSIDAD PRIVADA CÉSAR VALLEJO PERU

(\*\*\*) La falta de información de este campo, no involucra por sí misma un error o la invalidez de la inscripción del grado y/o título, puesto que, a la fecha de su registro, no era obligatorio declarar dicha información. Sin perjuicio de lo señalado, de requerir mayor detalle, puede contactarnos a nuestra central telefónica: 015003930, de lunes a viernes, de 08:30 a.m. a 4:30 p. m.

### Anexo 6: Base de datos de indicadores

	Ratio de Morosidad		Ratio de Cartera de Alto Riesgo	
	I1PreTest	I1PostTest	I2PreTest	I2PostTest
1	0.14	0.13	0.21	0.20
2	0.14	0.13	0.21	0.20
3	0.14	0.14	0.21	0.20
4	0.14	0.14	0.21	0.20
5	0.14	0.14	0.21	0.20
6	0.14	0.14	0.21	0.20
7	0.14	0.14	0.21	0.20
8	0.14	0.13	0.21	0.20
9	0.14	0.13	0.21	0.20
10	0.14	0.14	0.21	0.20
11	0.15	0.14	0.21	0.20
12	0.15	0.14	0.21	0.20
13	0.15	0.14	0.21	0.20
14	0.15	0.14	0.21	0.21
15	0.15	0.14	0.21	0.20
16	0.15	0.14	0.21	0.20
17	0.15	0.14	0.22	0.21
18	0.15	0.14	0.22	0.21
19	0.15	0.14	0.22	0.21
20	0.15	0.14	0.22	0.21
21	0.15	0.14	0.22	0.21
22	0.15	0.14	0.22	0.21
23	0.15	0.14	0.22	0.21
24	0.15	0.14	0.21	0.21
25	0.15	0.15	0.21	0.21
26	0.15	0.15	0.21	0.21
27	0.15	0.14	0.21	0.21
28	0.15	0.15	0.21	0.21
29	0.15	0.14	0.21	0.21
30	0.15	0.14	0.21	0.21
31	0.14	0.13	0.21	0.20
32	0.14	0.14	0.21	0.21
33	0.14	0.14	0.21	0.21
34	0.15	0.14	0.21	0.21
35	0.14	0.14	0.21	0.21

36	0.15	0.14	0.21	0.21
37	0.15	0.14	0.21	0.21
38	0.15	0.14	0.21	0.21
39	0.15	0.14	0.21	0.22
40	0.15	0.14	0.22	0.22
41	0.15	0.14	0.22	0.22
42	0.15	0.14	0.22	0.22
43	0.15	0.14	0.22	0.22
44	0.15	0.14	0.22	0.21
45	0.15	0.14	0.21	0.22
46	0.15	0.14	0.21	0.21
47	0.15	0.15	0.22	0.22
48	0.15	0.15	0.22	0.22
49	0.15	0.15	0.22	0.22
50	0.15	0.15	0.22	0.22

## Anexo 7: Autorización para realizar la investigación



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

### Autorización para Publicar Identidad en los Resultados de la Investigación

#### Datos Generales

Nombre de la Organización	RUC
CAJA MUNICIPAL DE AHORRO Y CRÉDITO DE SULLANA S.A.	20102881347
Nombre del titular o representante legal	DNI
AYON SEMINARIO BEATRIZ ISABEL MERCEDES	03670393

#### Consentimiento:

De conformidad con lo establecido en el artículo 7º, literal "F" del Código de Ética en Investigación de la Universidad César Vallejo <sup>(\*)</sup>, autorizo [X], no autorizo [ ] publicar la **Identidad de la Organización**, en la cual se lleva a cabo la investigación:

Nombre del trabajo de investigación
DATA MART PARA LA RECUPERACION DE CRÉDITOS DEL ÁREA DE COBRANZA DE LA CAJA MUNICIPAL DE SULLANA S.A.
Nombre del Programa Académico
Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas
Autor
Saavedra Villalta River Karol

En caso de autorizarse, soy consciente que la investigación será alojada en el Repositorio Institucional de la UCV, la misma que será de acceso abierto para los usuarios y podrá ser referenciada en futuras investigaciones, dejando en claro que los derechos de propiedad intelectual corresponden exclusivamente al autor (a) del estudio.

Piura, 11 setiembre del 2023

Lic. Beatriz Ayon Seminario  
Jefe del Grupo de Desarrollo Humano

(\*) Código de Ética en Investigación de la Universidad César Vallejo-Artículo 7º, literal "F" Para difundir o publicar los resultados de un trabajo de investigación es necesario mantener bajo anonimato el nombre de la institución donde se llevó a cabo el estudio, salvo el caso en que haya un acuerdo formal con el gerente o director de la organización, para que se difunda la identidad de la institución. Por ello, tanto en los proyectos de investigación como en los informes o tesis, no se deberá incluir la denominación de la organización, pero sí será necesario describir sus características.

## Anexo 7.1: Constancia de Ejecución del Proyecto de Investigación



### CONSTANCIA DE EJECUCIÓN DEL PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Sullana S.A.

Hace constar que el Bachiller en Ingeniería de Sistemas, River Karol Saavedra Villalta, ha llevado a cabo exitosamente el proyecto de investigación titulado

Data mart para la recuperación de créditos del área de cobranza de la caja municipal de Sullana S.A.

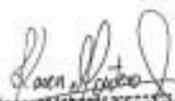
Este proyecto se desarrolló en las instalaciones de nuestra institución en la siguiente fecha

Fecha de inicio: 03/07/2023 y fecha de término 13/10/2023

La organización reconoce el esfuerzo y dedicación del estudiante en la ejecución de esta investigación, la cual contribuye al avance del conocimiento en el campo de la Ingeniería de Sistemas

Se expide la presente constancia a solicitud del interesado(a) para los fines que estime conveniente

Lima, 16 de octubre del 2023

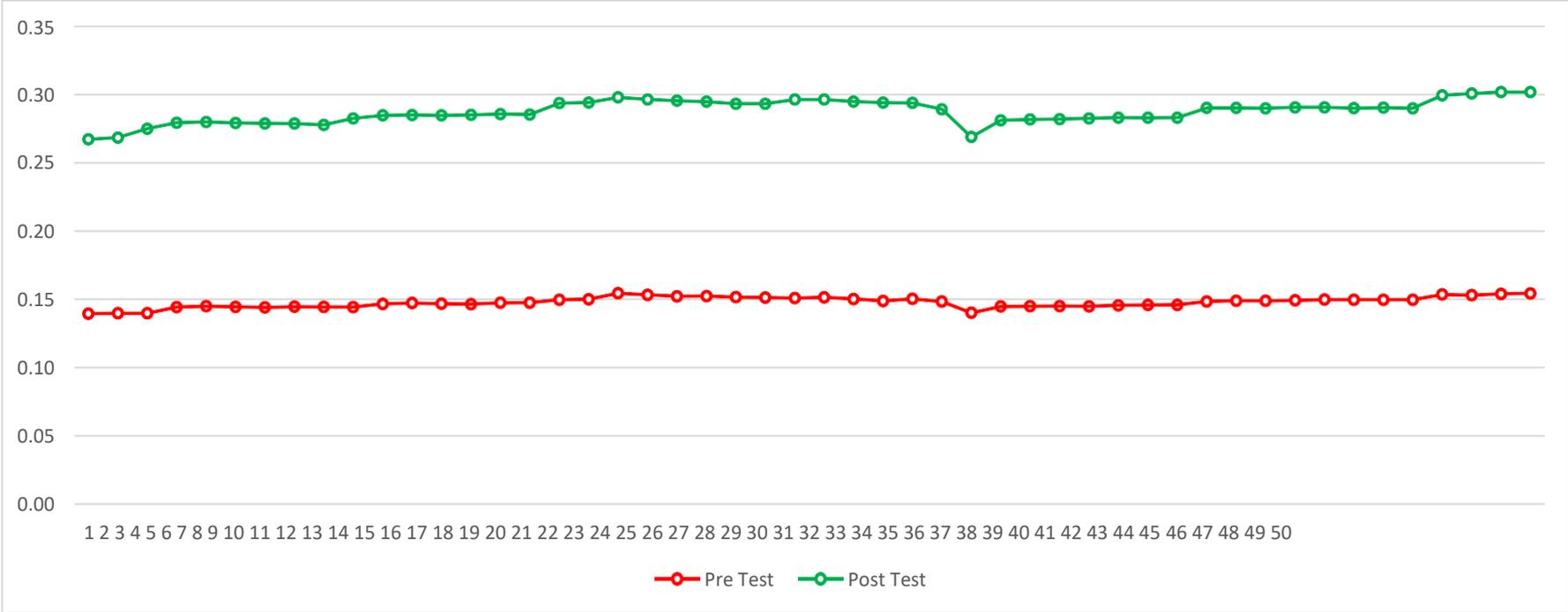
  
Karol Saavedra Villalta  
Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Sullana S.A.  
Calle de la Libertad 1061-722-632  
kmontero@cajasullana.pe

Edificio Principal: Plaza de Armas 138-Sullana  
Central Telefónica: (073) 284400  
[www.cajasullana.pe](http://www.cajasullana.pe)

Anexo 8: Comportamiento de las medidas descriptivas del pre test y post test.

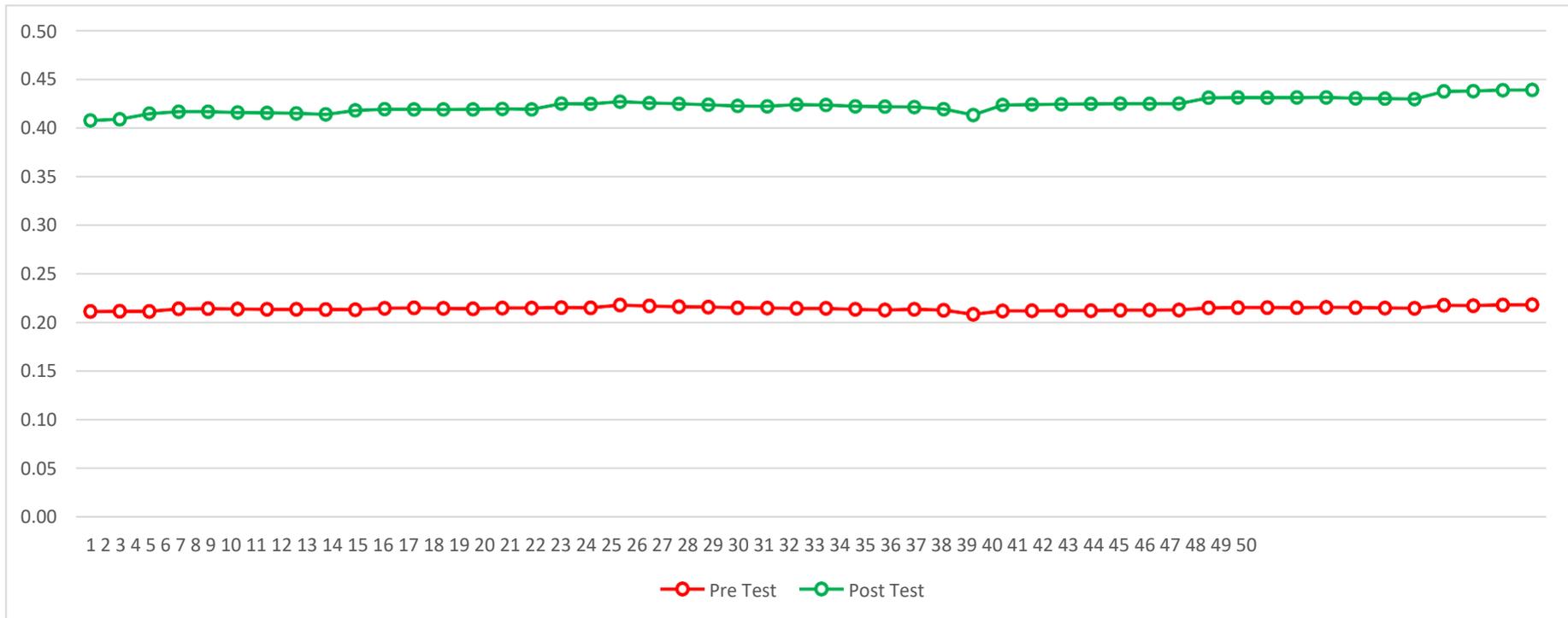
a) Indicador 1: Ratio de morosidad (RM).

Figura 4. Comportamiento del indicador RM



**b) Indicador 2: Ratio de cartera de alto riesgo (RCAR).**

**Figura 5. Comportamiento del indicador RCAR.**



## Anexo 9: Desarrollo de la metodología para el data mart

En el siguiente cuadro comparativo, se muestran las metodologías más reconocidas y utilizadas en la industria de la inteligencia empresarial y la gestión de datos.

**Tabla 13:** Cuadro comparativo de las principales metodologías de desarrollo de data mart

Aspecto	Metodología Kimball	Metodología Inmon	Metodología Hefesto
Filosofía	Orientación hacia Data Marts independientes	Enfoque en Data Warehouse Corporativo	Enfoque en Data Marts federados
Estructura	Uso de esquemas dimensionales (modelo estrella o copo de nieve)	Uso de esquema de tercera normalización (modelo entidad-relación)	Uso de esquemas orientados a objetos
Proceso ETL	ETL se implementa por cada Data Mart individual	ETL se implementa centralmente para el Data Warehouse corporativo	ETL distribuido para cada Data Mart
Flexibilidad	Mayor flexibilidad para adaptarse a las necesidades de departamentos individuales	Mayor cohesión y uniformidad en los datos, lo que puede limitar la flexibilidad	Flexibilidad moderada, equilibrando cohesión y adaptación a las necesidades
Escalabilidad	Escalabilidad a través de la creación de múltiples Data Marts	Escalabilidad mediante la expansión del Data Warehouse corporativo	Escalabilidad a través de Data Marts federados
Mantenimiento	Requiere un mantenimiento continuo de cada Data Mart individual	Requiere menos mantenimiento a nivel de Data Marts, pero un mayor control central	Requiere un mantenimiento moderado para garantizar la cohesión

Aspecto	Metodología Kimball	Metodología Inmon	Metodología Hefesto
Tiempo de Implementación	Puede lograr implementaciones más rápidas para necesidades departamentales específicas	Puede requerir más tiempo para crear un Data Warehouse central completo	Implementación moderadamente rápida debido a enfoque federado
Uso de Tecnología	Amplia variedad de tecnologías y herramientas para Data Marts individuales	Uso de tecnologías de bases de datos relacionales tradicionales	Uso de tecnologías orientadas a objetos y bases de datos NoSQL

Fuente: basado en (Silva et al. 2019)

Luego de haber indagado acerca de las principales metodologías, se optó por utilizar la metodología Inmon, la cual, destaca por su enfoque en la comprensión intuitiva de los datos, implementación ágil, priorización de las necesidades del usuario y adaptabilidad a los cambios. Estas características hacen que Inmon sea una elección sólida para organizaciones que buscan una solución de inteligencia empresarial que se adapte a las dinámicas necesidades del negocio.

## 1. Metodología Inmon

### 1.1. Recopilación y evaluación de información

#### Requerimientos del proceso de negocio

Se identifican los requerimientos funcionales y no funcionales del área de cobranza que se emplean en la recuperación de créditos.

#### Requerimientos funcionales

- Gráfico de comportamiento diario del saldo y número de créditos en mora.
- Gráfico de comportamiento diario del saldo y número de créditos de la cartera de alto riesgo (CAR).
- Gráfico diario del comportamiento del ratio mora y CAR.
- Ranking por zona regionales del ratio mora y CAR
- Ranking por tiendas del ratio mora y CAR

- Gráfico comparativo de los últimos 03 meses en saldo, créditos y ratios de mora y CAR.

### Requerimiento no funcionales

- La visualización será desarrollada en Power BI.
- Calidad y consistencia de la información.
- Disponibilidad de la información.
- Escalable.
- Rendimiento en carga de datos (ETL) utilizando pentaho data integration (PDI).
- Alertas por correo electrónico.

### Identificación del nivel de granularidad

La granularidad se precisa como un análisis detallado de la información que se busca del área de cobranza.

**Tabla 14:** Identificación de Granularidad

Dimensión	Nivel de Granularidad
Cliente	Datos a nivel de cliente, incluyendo detalles personales y nivel de riesgo.
Crédito	Datos a nivel de crédito, incluyendo información de saldo, fecha de apertura, número de cuotas, moneda.
Ejecutivo	Nombre y usuario que origino el crédito
Contactabilidad	Números telefónicos
Ubigeo	Detalle de la ubicación de cliente (departamento, provincia, distrito, dirección)
Tienda	Región y tienda

### Identificación del grado de cohesión

El data mart proporciona un alto grado de cohesión dado que las dimensiones cliente, producto, tienda, contactabilidad, ubigeo, ejecutivo,

información del crédito, están enfocados en brindar información y análisis específicos para el área de cobranza.

### **Punto de equilibrio entre el nivel de granularidad y grado de cohesión.**

A continuación, se evaluará en detalle, dimensión por dimensión, la relación entre el nivel de cohesión de los datos y el grado de detalle.

**Tabla 15:** *Punto de equilibrio entre nivel de granularidad y grado de cohesión.*

<b>Dimensión</b>	<b>Nivel de Granularidad</b>	<b>Grado de Cohesión</b>
Cliente	Datos a nivel de cliente, incluyendo detalles personales y nivel de riesgo.	Enfocado en datos directamente relacionados con la cobranza, como el indicador de atraso y la información de contacto
Crédito	Datos a nivel de crédito, incluyendo información de saldo, fecha de apertura, número de cuotas, moneda.	distribución de sus saldos (vigente, refinanciado, vencido, judicial) y saldo provisión y situación del crédito.
Ejecutivo	Nombre y usuario que origino el crédito	Saldo de cartera en mora y de la cartera de alto riesgo.
Contactabilidad	Números telefónicos	Centrado en los datos directamente para la gestión de cobranza telefónica.
Ubigeo	Detalle de la ubicación de cliente (departamento, provincia, distrito, dirección)	Centrado directamente para la gestión de cobranza de campo.
Tienda	Región y tienda	Utilización de la concentración de mora a niveles gerenciales.

### **Dimensiones y medidas**

Las tablas de dimensiones y hechos se proponen una vez que se ha comprobado que el nivel de granularidad y cohesión están en equilibrio por lo que se procede en listar las dimensiones para la tabla de hechos.

**Tabla 16:** Dimensiones para la tabla de hechos de créditos.

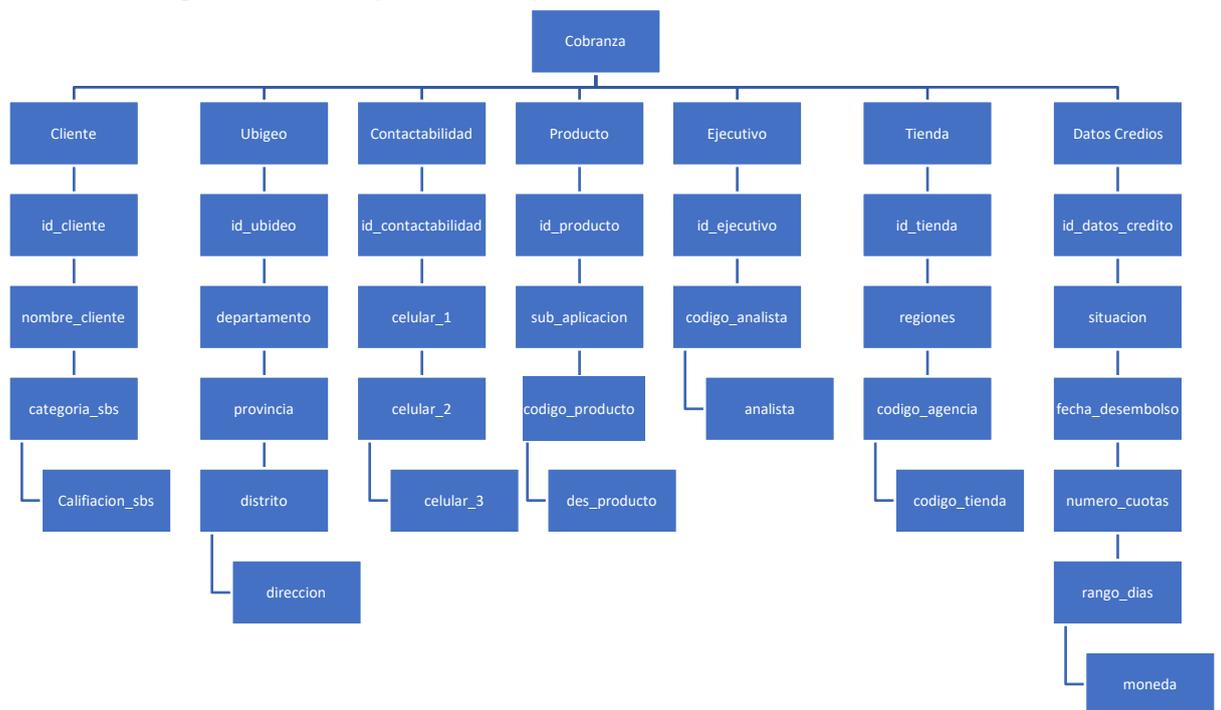
Tabla de hechos (fact)	Dimensión (dim)	Jerarquías	Tipo de dato
cred_saldo	<b>Cliente</b>	id_cliente nombre_cliente categoria_sbs calificacion_sbs	number varchar2(300) varchar2(50) varchar2(30)
	<b>Ubigeo</b>	id_ubigeo Departamento Provincia Distrito Dirección	number varchar2(100) varchar2(100) varchar2(100) varchar2(300)
	<b>Contactabilidad</b>	id_contactabilidad celular_1 celular_2 celular_3	number varchar2(20) varchar2(20) varchar2(20)
	<b>Producto</b>	id_producto sub_aplicacion codigo_producto producto	number varchar2(100) number varchar2(100)
	<b>Ejecutivo</b>	id_ejecutivo codigo_analista analista	number varchar2(10) varchar2(100)
	<b>Tienda</b>	id_tienda regiones tienda codigo_agencia	number varchar2(100) varchar2(100) number
	<b>datos_generales_credito</b>	id_datos_generales_credito situación Moneda numero_cuotas fec_desembolso rango_dias	number varchar2(50) varchar2(50) number date varchar2(50)
<b>Medidas</b>	Ratio de morosidad		

## Análisis Drill Down y Drill Up

El esquema de cobranza de la Figura 6 se determina minuciosamente (Drill Down), y también el nivel máximo de agrupación (Drill up).

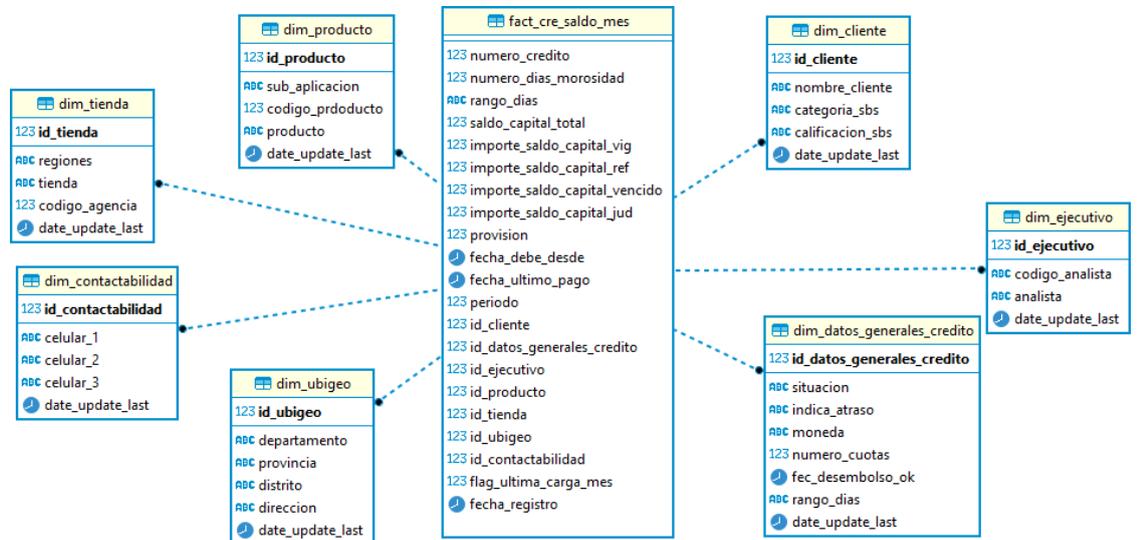
### A. Esquema de cobranza

**Figura 6:** Jerarquía del esquema de cobranza.



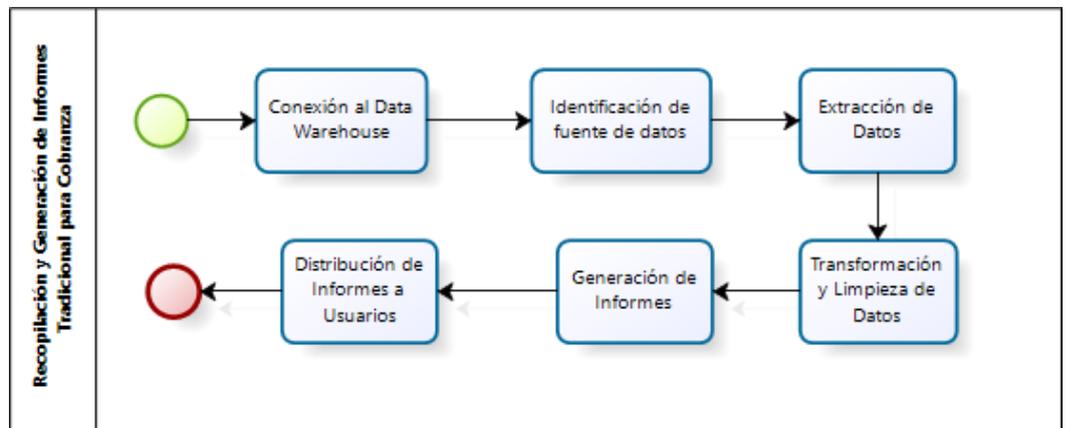
## B. Modelo multidimensional estrella del data mart

**Figura 7:** Modelo multidimensional estrella del data mart.



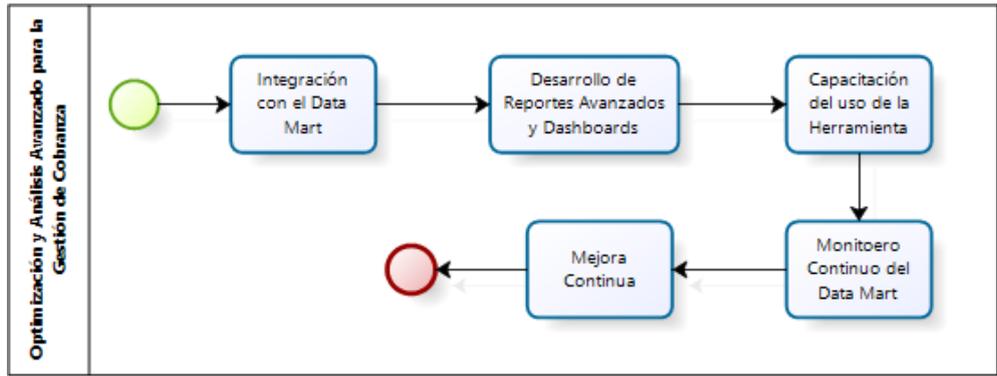
## C. Diagrama AS IS

**Figura 8:** Diagrama de Recopilación y Generación de Informes Tradicional para Cobranza.

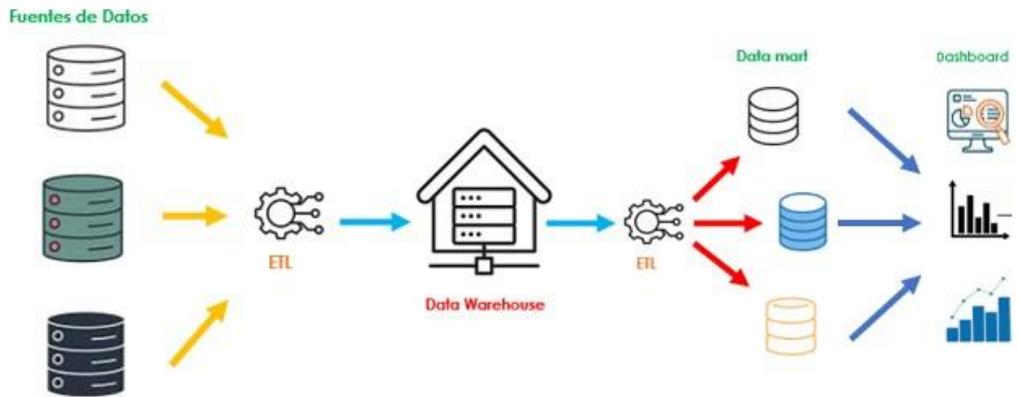


## D. Diagrama TO BE

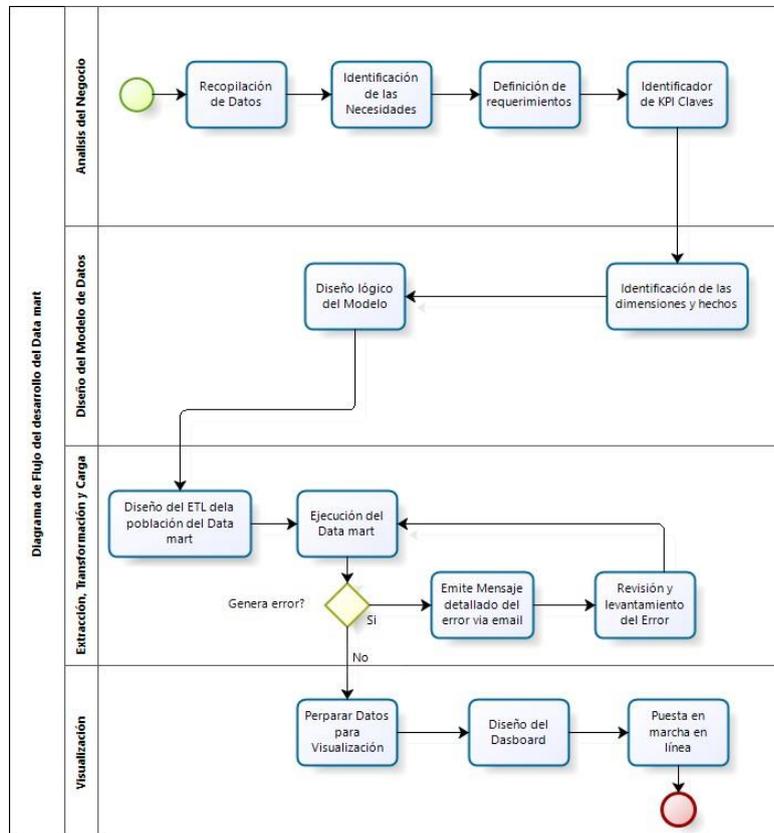
**Figura 9:** Optimización y Análisis Avanzado para la Gestión de Cobranza.



### E. Arquitectura del Data mart



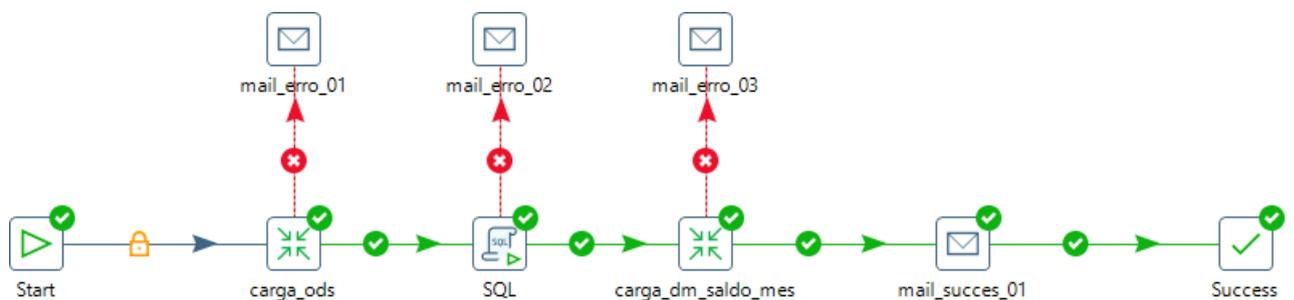
### F. Diagrama de desarrollo del DM



## 1.2. Creación y almacenamiento del Data mart

Para construir un data mart, es necesario primero establecer las dimensiones, las cuales servirán como base para la creación de la tabla de hechos. Una dimensión se refiere a un esquema que almacena las métricas clave utilizadas para evaluar la actividad comercial, mientras que una tabla de hechos se considera la tabla principal que alberga las mediciones relacionadas con las dimensiones almacenadas.

**Figura 10:** Flujo de trabajo (job) del almacenamiento del Data mart

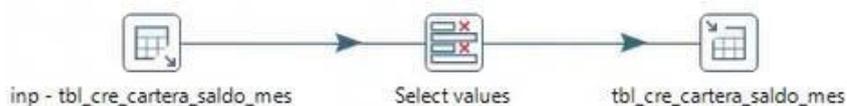


El proceso inicia con la carga de los datos en el esquema ODS de créditos mediante una transformación, que permite almacenar la sabana de datos relacionada a las transacciones del área cobranza proveniente de la base de datos transaccional del core financiero de Caja Sullana, dicho proceso se detalla en la figura 11 y 12.

**Figura 11:** Inicio de Carga de ODS

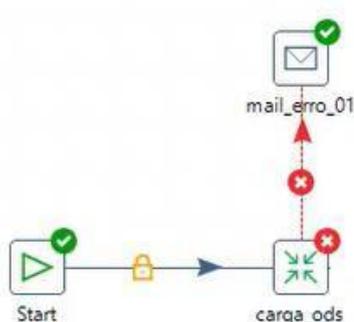


**Figura 12:** ETL de Carga de ODS



En caso falle la carga del ODS, el proceso principal enviará una alerta desde el correo de alertas.dm.cobranza@gmail.com adjuntando un archivo comprimido con extensión .zip, el cual contendrá un archivo plano con el detalle del error. Este proceso se visualiza en la figura 11 y 12

**Figura 13:** Carga de dato a ODS y envío de alerta de error de carga

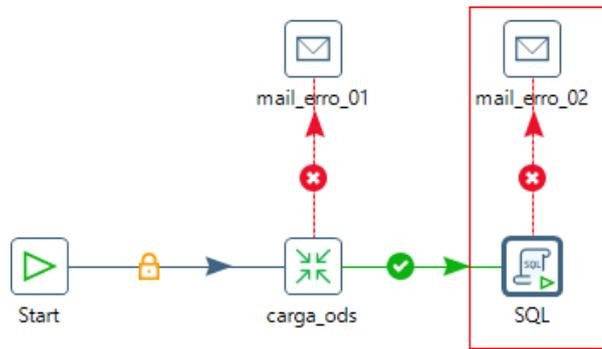


**Figura 14:** Alerta de error de carga del ODS



Una vez procesado el ODS satisfactoriamente, el proceso principal continua con la ejecución del componente SQL, el cual, realiza una limpieza de la tabla de hechos en un periodo determinado, en caso ya exista el periodo.

**Figura 15:** Procesos de limpieza de la tabla de hechos



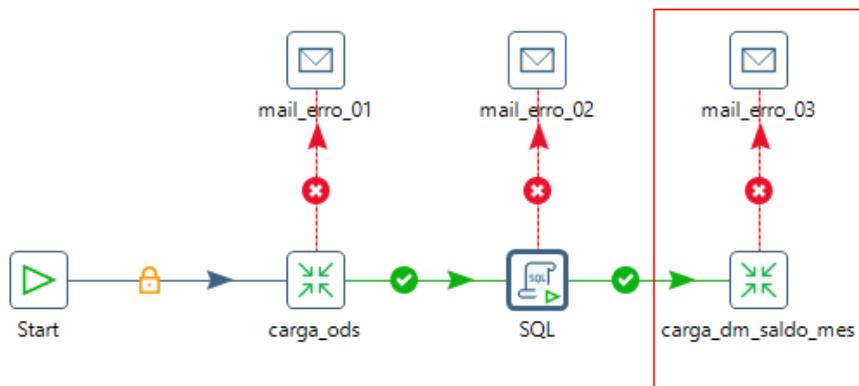
SQL Script:

```
delete from dm_creditos.fact_cre_saldo_mes a
where exists (select periodo from ods_creditos.tbl_cre_cartera_saldo_mes b where b.periodo = a.periodo||'');
```

En caso se produzca un error en la ejecución del componente SQL, este enviará una alerta de correo al igual que el proceso de carga del ODS.

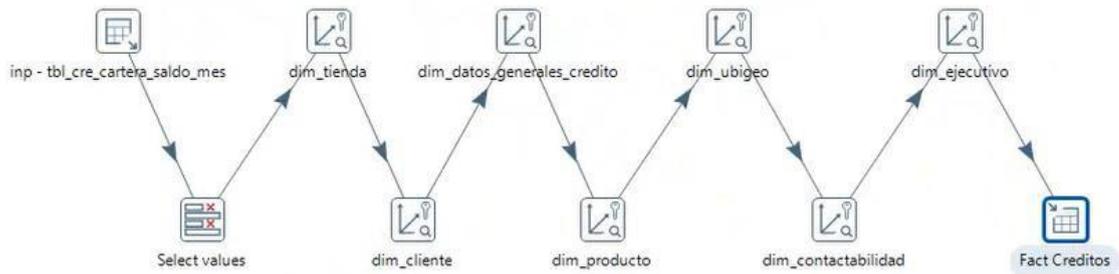
En la siguiente figura se muestra el proceso de la carga de las dimensiones y la tabla de hechos mediante la transformación carga\_dm\_saldo\_mes.

**Figura 16:** Carga de las dimensiones y tabla de hechos



En la siguiente imagen se muestra el diseño del ETL que permite el llenado de cada una de las dimensiones que conforman el data mart, este proceso se realiza conectándose al ODS que previamente fue cargado.

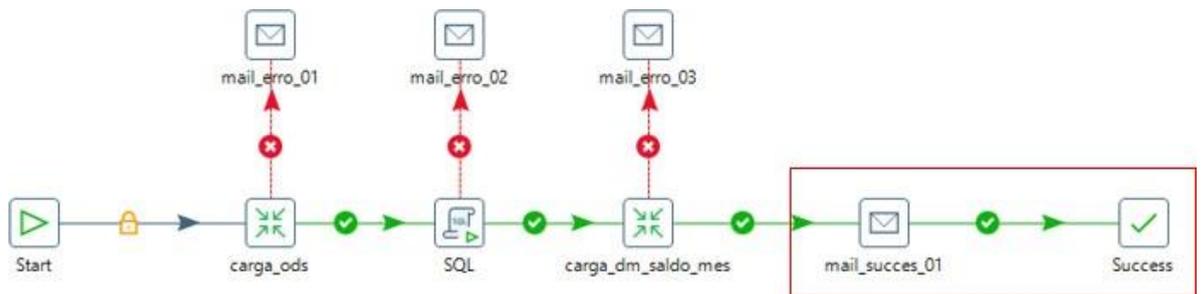
**Figura 17:** ETL del proceso de almacenamiento de las dimensiones y la tabla de hechos.



En caso se produzca un error en la ejecución del ETL, este enviará una alerta de correo al igual que el proceso de carga del ODS.

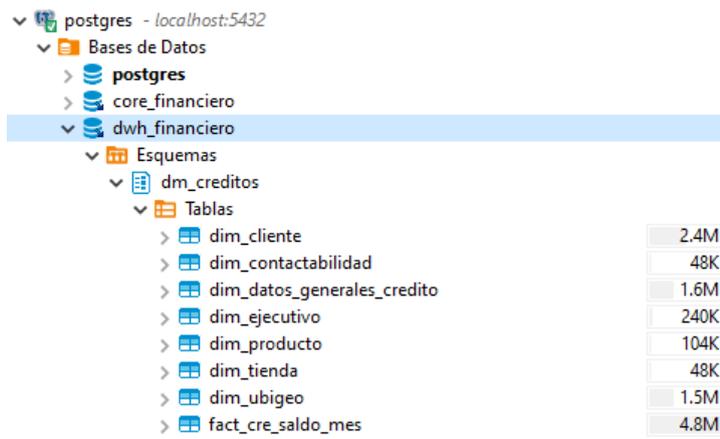
Una vez finalizada la ejecución se emite una alerta mediante correo informando la culminación exitosa.

**Figura 18:** Flujo de trabajo (job) del almacenamiento del Data mart

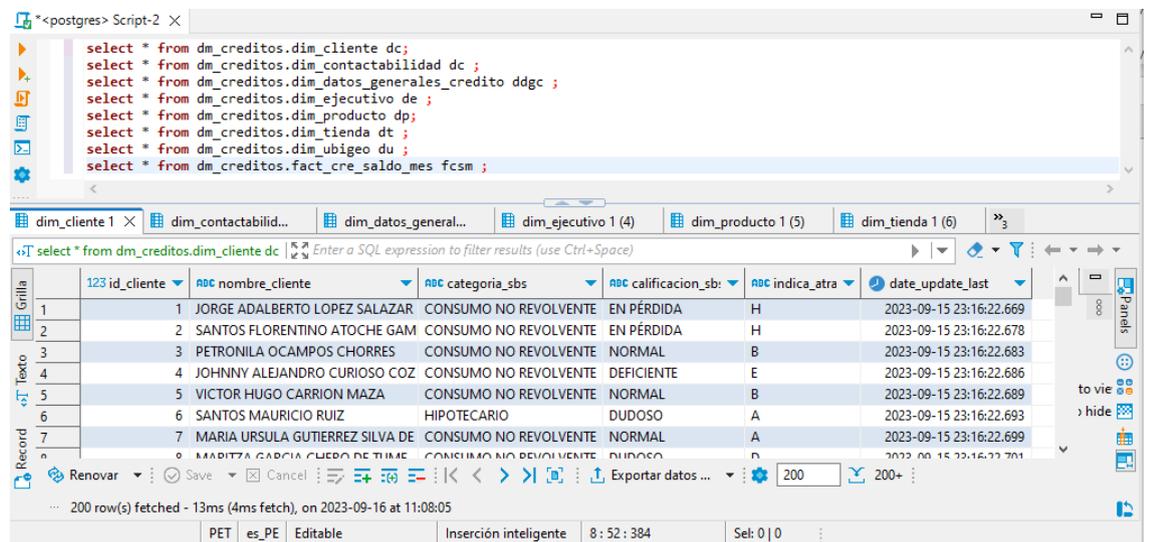


Como resultado del procesamiento del ETL, en la siguiente figura se muestra la estructura creada y el tamaño de cada dimensión.

**Figura 19:** Dimensiones y tabla de hechos creadas



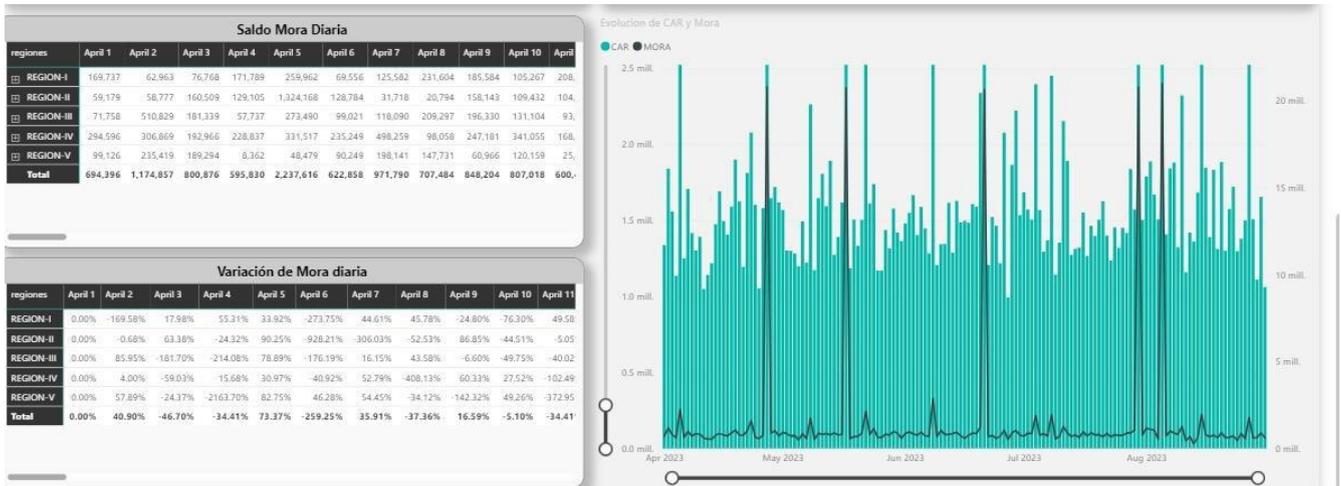
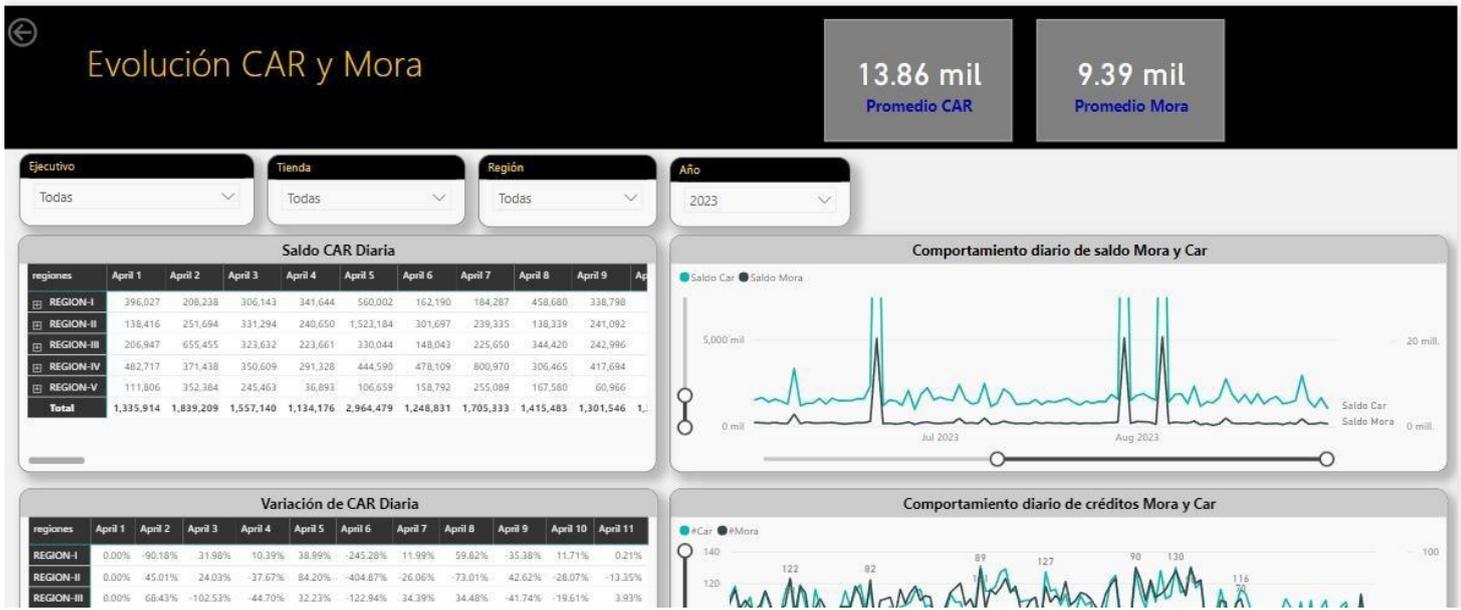
**Figura 20:** Dimensiones cargadas luego del procesamiento del ETL



### 1.3. Visualización

En esta etapa, se realiza el análisis y aprovechamiento de los datos al desarrollar un panel de control que se adapta a las necesidades del área de cobranza.

Figura 21: Grafico comparativo de CAR diaria



# Manual de Usuario para el Data Mart (DM) de Cobranza

Bienvenido al DM de Cobranza de nuestra entidad microfinanciera. Este manual te guiará a través de las funciones básicas para que puedas aprovechar al máximo esta herramienta.

## ACCESO AL DM

### 1. Iniciar Sesión

Ingresa al sistema utilizando tus credenciales proporcionadas por el área de cobranza.

### 2. INTERFAZ PRINCIPAL

Al iniciar sesión, serás dirigido a la interfaz principal del DM.



## Funciones Básicas:

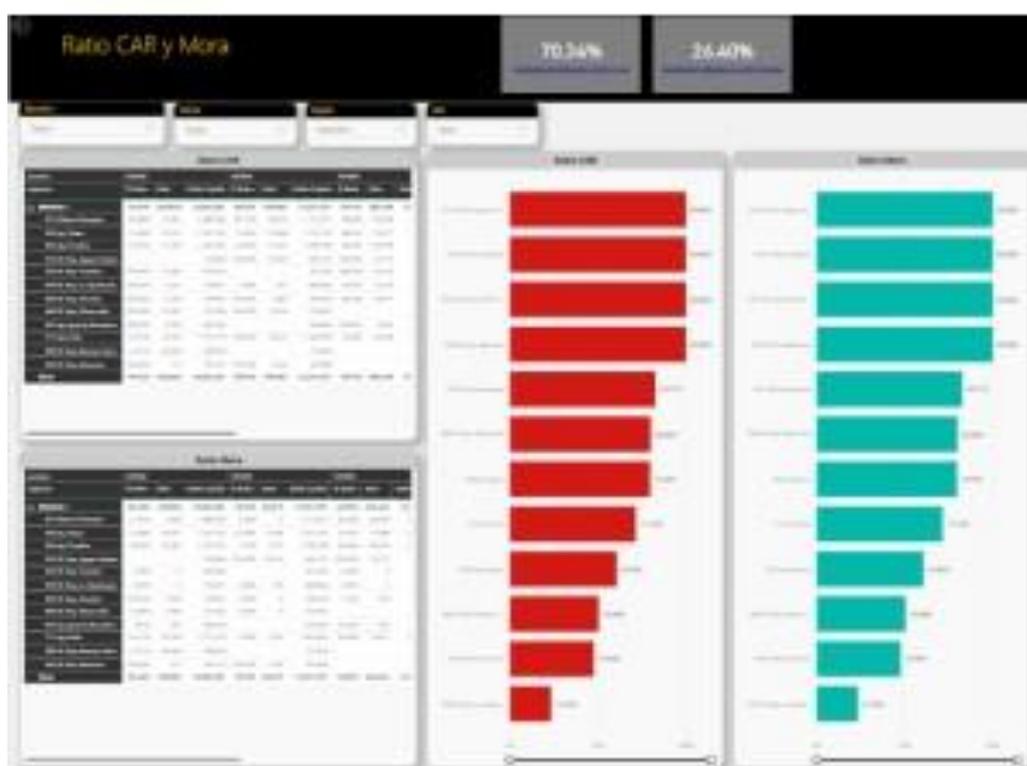
### a. Dashboard:

En el panel principal, encontrarás un resumen visual de indicadores clave, además el comportamiento histórico. Explora esta sección para obtener una visión general rápida.

### Evolución de CAR y Mora



El panel secundario, encontrarás un resumen visual de indicadores clave, además el comportamiento histórico. Explora esta sección para obtener una visión general rápida. Al lado derecho del panel podrán desplegar el informe a nivel de región y tienda , para verificar de manera detallada los saldos de cartera y saldos mora y CAR.



**b. Exploración de Datos:**

Utiliza las opciones de navegación para explorar diferentes conjuntos de datos. Puedes seleccionar el periodo de tiempo y otros parámetros relevantes.



Accede a los reportes predefinidos que proporcionan información detallada sobre los indicadores de cobranza y tendencias. Selecciona el informe deseado y ajusta los filtros según sea necesario.

### Consejos para una Mejor Experiencia:

#### a. Filtros y Selecciones:

Utiliza [filtros y selecciones](#) para refinar tus consultas y obtener información específica.



#### b. Capacitación:

Siempre estamos aquí para proporcionar capacitación adicional si es necesario. Ponte en contacto con el equipo de soporte para sesiones de formación personalizadas.

### Seguridad

#### a. Confidencialidad:

Asegurate de mantener la confidencialidad de la información accedida a través del Data Mart y sigue las políticas de seguridad establecidas por la entidad.

Este manual proporciona una introducción básica al Data Mart de Cobranza. Si tiene alguna pregunta específica o necesitas asistencia adicional, no dudes en ponerte en contacto con el equipo de soporte técnico. ¡Gracias por utilizar nuestra herramienta para mejorar la gestión de cobranza!

## Anexo 10: Artículo científico

### Toma de Decisiones Informada en la Recuperación de Cartera Crediticia: El Impacto de los Data Marts

Saavedra, River / [rksaavedra@ucvvirtual.edu.pe](mailto:rksaavedra@ucvvirtual.edu.pe) ([orcid.org/0009-0003-9529-3239](https://orcid.org/0009-0003-9529-3239))

Pacheco, Alex / [aapachecop@ucvvirtual.edu.pe](mailto:aapachecop@ucvvirtual.edu.pe) ([orcid.org/0000-0001-9721-0730](https://orcid.org/0000-0001-9721-0730))

#### Abstract

La industria de las microfinanzas ha experimentado un crecimiento significativo en las últimas décadas, enfrentando desafíos críticos en la recuperación de créditos de clientes morosos. Este estudio se enfoca en desarrollar un Data mart (DM) para mejorar la recuperación de créditos, monitoreando los indicadores (KPI) de calidad de cartera mediante el Ratio de Cartera de Alto Riesgo (RCAR) y el Ratio de Morosidad (RM). Se utilizó la metodología Inmon, la cual se desarrolló en 04 fases, la fase inicial consistió en la identificación de requisitos y análisis del negocio, entendiendo las necesidades del área y determinado los KPI relevantes. Posteriormente, en la fase del diseño del modelo de datos, se definieron las dimensiones, hechos y relaciones en un esquema estrella. La fase de Extracción, Transformación y Carga (ETL), aquí, se desarrollaron los ETL para poblar el modelo de datos. Por último, se crearon las consultas e informes para visualización de la información. Como resultado de este DM, se logró obtener una herramienta de Inteligencia de Negocios (BI) que permite identificar los picos más altos de RCAR y RM en sus diversas dimensiones. Esto, a su vez, facilita la reducción de estos indicadores al detectar posibles problemas de pago mediante análisis de comportamiento.

**Palabras clave:** Data mart; toma de decisiones; recuperación de cartera crediticia; inteligencia de negocios; ETL.

#### Introducción

Esta herramienta se enfoca al análisis de un área o departamento, y tienen como objetivo brindar los indicadores claves del negocio [1]. Ofreciendo importantes beneficios al garantizar la disponibilidad y calidad de la información de manera centralizada. Esto permite recolectar, procesar y analizar los datos de manera eficiente, reduciendo costos, tiempo y recursos [2]. En última instancia, este enfoque facilita la generación de conocimiento crítico para respaldar un proceso de toma de decisiones más informado [3][4].

En este contexto, la tecnología se ha introducido en todas las áreas de nuestra sociedad, y el sector financiero no es una excepción. Esto se debe a que constantemente busca mejorar los servicios financieros y ofrecer una atención que se ajuste a las necesidades de los clientes, los data mart destinados a la recuperación de créditos se han convertido en una herramienta esencial que añade valor a las organizaciones [5][6]. La recuperación de créditos es un conjunto de actividades basadas en evaluación, seguimiento y la gestión de

obligaciones de pagos pendiente por cobrar, para garantizar el retorno de la deuda [7].

De esta manera, la gran mayoría de investigaciones han manifestado que el desarrollo de un data mart para la recuperación de créditos en el área de cobranza disminuyen los indicadores de calidad de cartera, además, permiten tener información disponible y fiable para fortalecer la decisión estratégica [8] [9]. No obstante, existe una insuficiencia de pruebas actualizadas en la comunidad científica acerca de la implementación de los data mart para el recuperación de créditos relacionadas al sistema financiero. Es necesario llevar a cabo más investigaciones que examinen y confirmen los efectos de esta herramienta de solución empresarial en el ámbito financiero y la toma de decisiones estratégicas, además la necesidad de estas herramientas se deriva de la gran cantidad de datos que se generan transaccionalmente, la importancia de la accesibilidad y la necesidad de contar con una base de datos centralizada y ágil.

La investigación en cuestión desempeña un papel fundamental al abordar un vacío de conocimiento crítico en el ámbito financiero, relacionado con la gestión de la cobranza y la recuperación de la cartera crediticia en el contexto de las microfinanzas. Hasta la fecha, existe una falta de comprensión detallada sobre los beneficios y desafíos específicos asociados con la implementación de un DM en este entorno especializado. Esta carencia de conocimiento se manifiesta en la falta de información precisa y específica sobre cómo el uso de soluciones de datos puede impactar positivamente en la gestión de la cobranza y en la toma de decisiones basada en análisis de datos. Dado que las microfinancieras operan en un espacio altamente competitivo y a menudo atienden a poblaciones con características financieras únicas, entender cómo la implementación de un DM puede mejorar la recuperación de la cartera crediticia se convierte en un desafío crítico y una necesidad urgente. La presente investigación se propone abordar este vacío de conocimiento al analizar los efectos de la implementación de un DM en microfinanzas, evaluando sus beneficios y desafíos específicos en términos de gestión de cobranza, toma de decisiones y eficiencia operativa. Al hacerlo, esta investigación busca proporcionar información valiosa que sea directamente aplicable para mejorar la recuperación de la cartera crediticia y, en última instancia, contribuir a la toma de decisiones informadas y estratégicas en este sector financiero crítico.

Por consiguiente, el objetivo de este trabajo es implementar un data mart para la recuperación de créditos disminuyendo los indicadores de calidad de cartera: ratio de morosidad y ratio de cartera de alto riesgo en Caja Municipal de Sullana S.A., Piura.

En este estudio la contribución principal de un data mart para la recuperación de créditos en el área de cobranza de una microfinanciera, radica en su capacidad para mejorar la accesibilidad de la información garantizando la confiabilidad de los datos mediante reportes, informes y análisis. Además, el DM no solo actúa como un repositorio de datos organizados, sino que también sirve como una herramienta de análisis y generación de informes que permite a los equipos de cobranza acceder de manera rápida y eficiente a la información necesaria. Esto se traduce en una toma de decisiones más oportuna y precisa.

El artículo se estructura de la siguiente forma: En la Sección 2 (Metodología), se proporciona una descripción completa del data mart empleado, con énfasis en sus atributos y capacidades fundamentales. En la Sección 3 (Resultados), se exponen ejemplos que ilustran cómo el datamart se aplica y opera en el proceso de recuperación de créditos. En la Sección 4 (Análisis), se evalúa el impacto del data mart. La Sección 5 (Conclusiones) resume las conclusiones del estudio, enfatizando los resultados más relevantes y las implicaciones del trabajo. Finalmente, se brindan algunas recomendaciones para futuras investigaciones en este ámbito.

#### **Método:**

Para el desarrollo del DM, se utilizaron las siguientes herramientas: PostgreSQL versión 14 para el diseño del modelo de datos. Pentaho Data Integration (PDI) versión 9.3 para el diseño de los ETI. Power BI desktop 2.1 para el diseño del dashboard y se creó una cuenta de correo electrónico en Gmail para el envío de alertas del proceso de ejecución del ETL.

El estudio empleó una metodología de cuatro fases para desarrollar un DM para el área de cobranza de una entidad microfinanciera, basada en la metodología Inmon. La fase inicial consistió en la identificación de requisitos y análisis del negocio, entendiendo las necesidades del área y determinando los KPI relevantes. Posteriormente, en la fase del diseño del modelo de datos, se definieron las dimensiones y los hechos estableciendo las relaciones entre las tablas bajo el esquema estrella. La fase de Extracción, Transformación y Carga (ETL), aquí se desarrollaron los procesos ETL para extraer los datos del core financiero mediante un almacén de datos operativos (ODS) facilitando la gestión de los datos con el formato y estructura origen para facilitar la integración y transformación hacia el modelo del DM. Por último, una vez completadas las fases anteriores, se crearon las consultas e informes para visualización de la información asegurando el cumplimiento de los requisitos. A continuación, se detalla cada una de las fases de desarrollo:

- **Identificación de requisitos y análisis del negocio:** En esta fase inicial, se identifican los requerimientos funcionales y no funcionales del proceso del negocio para comprender las necesidades y los desafíos del área de cobranza. El objetivo principal fue identificar los requisitos clave para el DM y determinar los indicadores clave (KPI) que serían fundamentales para el seguimiento diario del equipo de cobranza. Este proceso de análisis permitió una definición precisa de los objetivos y la estructura del DM. En la figura 1, se detalla el paso a paso.

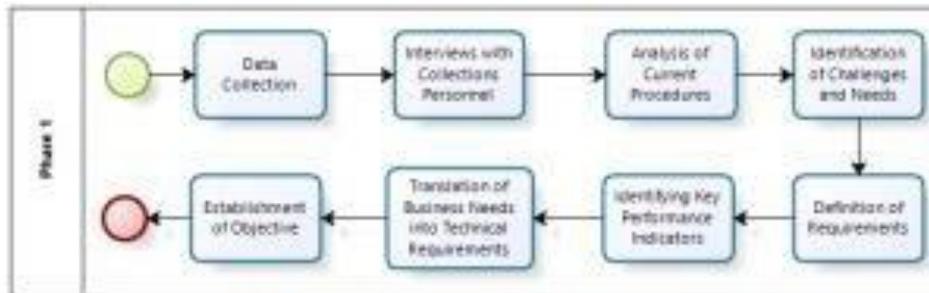


Figura 1. Diagrama de flujo de la fase 1.

- Fase de diseño del modelado de datos:** En esta fase crucial, se llevó a cabo el diseño del modelo de datos que serviría como la base del DM. El enfoque principal fue la creación de una estructura lógica y eficiente que facilitara la entidad, el almacenamiento y el acceso a los datos necesarios para la gestión de cobranza.

**Dimensiones:** Se diseñaron dimensiones que representaban aspectos clave del negocio y del proceso de cobranza.

**Hechos:** Se definieron hechos que representaban eventos o transacciones clave en el proceso de cobranza.

**Esquema Estrella:** Se siguió un modelo de esquema estrella en el que las dimensiones se relacionan con una tabla de hechos central. Esto permitía una fácil consulta y análisis de datos, ya que las dimensiones se conectaban al hecho central. En este punto, se identificó el nivel de granularidad, buscando el nivel más bajo en el que se mostraran los datos, asimismo, se identificó el grado de cohesión y punto de equilibrio entre el nivel de granularidad y grado de cohesión, el cual, determina la combinación adecuada de detalle y unidad de un conjunto de datos para que funcione de manera eficiente, además, se identificó las dimensiones y medidas las cuales pasaron el análisis Drill Down y Drill Up donde se establece la jerarquía y el modelo estrella de los datos.

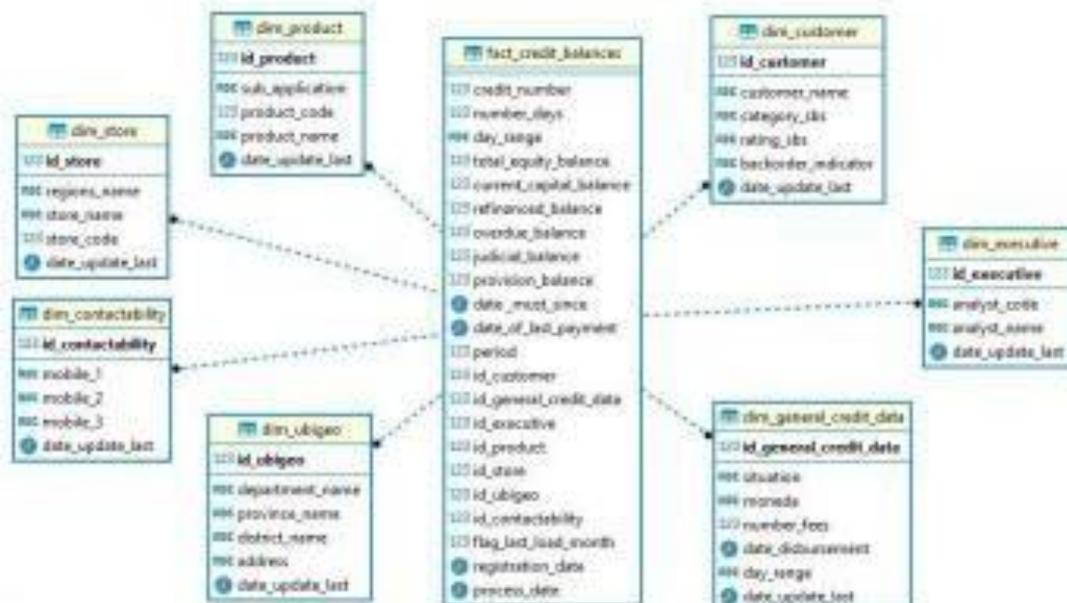


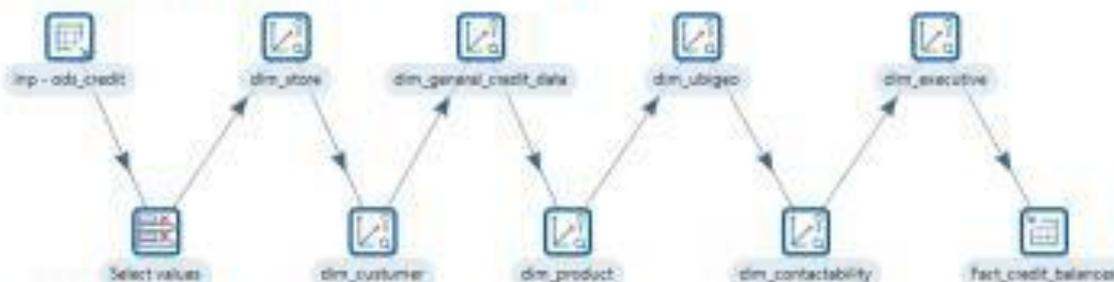
Figura 2. Modelo estrella del DM.

- Fase de Extracción, Transformación y Carga (ETL):** En esta fase, se llevaron a cabo los procesos ETL para recopilar, limpiar y cargar los datos del sistema de core financiero. Este proceso es esencial para garantizar que los datos estén en un formato adecuado y sean coherentes para su posterior análisis [10] [11] [12].

Posterior a la creación del modelo de datos, el cual es poblado mediante la ejecución de un flujo de trabajo que integra dos transformaciones. En la figura 3, se muestra la primera transformación, permite extraer los datos del core financiero mediante un almacén de datos operativos (ODS) facilitando la gestión de los datos hacia el modelo del DM [13] [6]. Posteriormente en la Figura 4, será utilizada por la segunda transformación para llenar las dimensiones y la tabla de hechos.

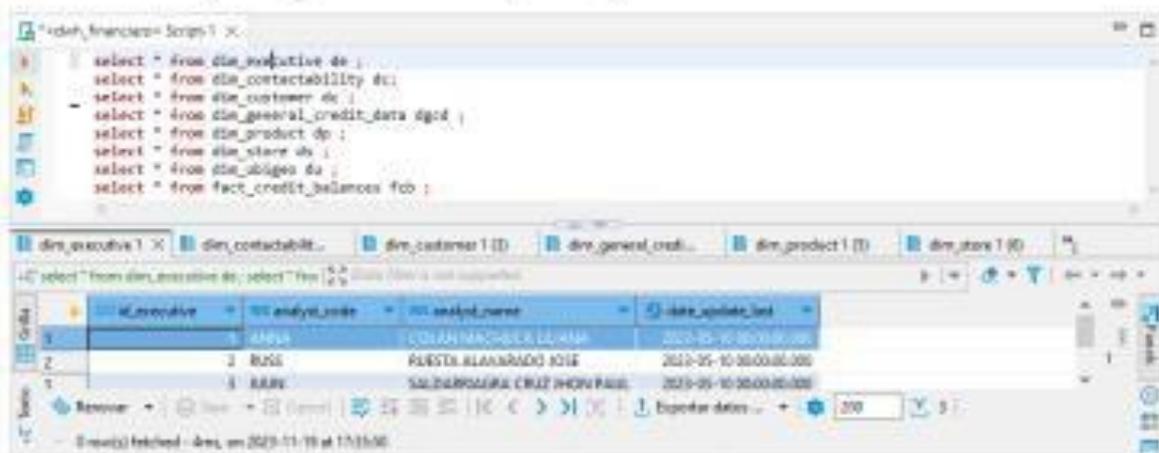


**Figura 3.** ETL del proceso de población del ODS.



**Figura 4.** ETL del proceso de población de las dimensiones y hechos (DM).

En la figura 5, muestra el script que permite consultar las dimensiones y la tabla de hechos luego de ejecutar los ETL para la población del data mart.



**Figura 5.** Consulta de dimensiones y hechos pobladas.

- Fase de Visualización:** En esta fase, se centró en la creación de consultas e informes que permitan a los usuarios finales visualizar la información. Se desarrolló utilizando la herramienta Power BI para asegurar un dashboard de alto impacto donde muestre los indicadores de calidad de cartera. Esta fase culminó en la entrega de herramientas de consulta y generación de informes que empoderaron al personal de cobranza y a la gerencia de cobranza de la entidad microfinanciera para evaluar el desempeño, tomar medidas y mejorar la gestión de la cartera crediticia de manera efectiva.



Figura 6. Dashboard de la Evolución CAR y Mora.

### Resultados:

Para mayor detalle podrán encontrar los flujos de trabajo y bases del estudio realizado [14].

En la Figura 7, se muestra el flujo de trabajo diseñado para poblar al DM, iniciando con la carga de datos de la base de datos ODS, posteriormente pasa por el componente SQL que valida la existencia de los datos en el periodo de carga, pasando finalmente por el componente de transformación donde se llenan las dimensiones y la tabla de hechos. En caso se presente algún error en la ejecución del flujo, se disparará un correo de alerta del error, dicho correo contendrá un archivo comprimido en formato .zip, el cual contendrá un archivo de texto plano con el detalle del error de acuerdo con la Figura 8.

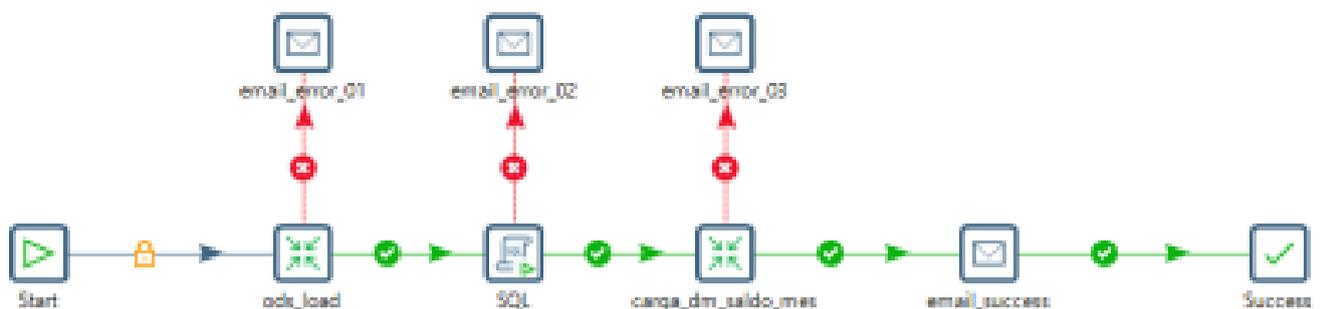


Figura 7. Flujo de trabajo del almacenamiento del data mart.

## Error ETL01 - Datamart Cre - Carga ODS ▶ Recibidos x



Erro - Datamart Load Cred <alertas.dm.cobranza@gmail.com>  
para mí ▾

Transformación Carga ODS

Message date: 2023/09/26 21:28:42.731

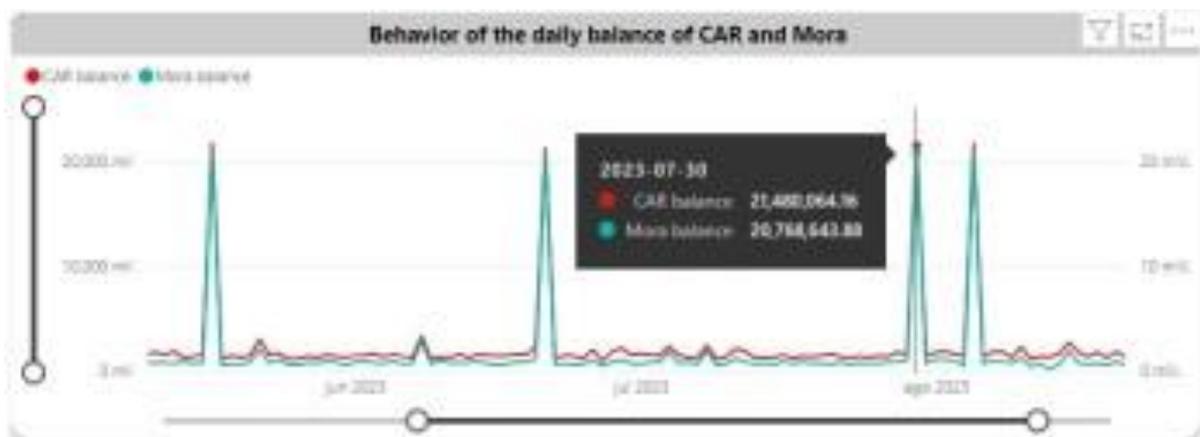
Un archivo adjunto • Analizado por Gmail ⓘ



**Figura 8. Alerta de error de la población del ODS.**

En la figura 9 y 10, se muestran los gráficos de comportamiento de los saldos y número de créditos de la cartera en CAR y Mora a lo largo del tiempo, con representación diaria, ofreciendo una serie de beneficios clave; el monitoreo en tiempo real permite a los responsables de la gestión de cobranza monitorear la evolución de los saldos y número de créditos, esto significa que pueden identificar cualquier cambio significativo en la cartera crediticia, además, el gráfico proporciona una visión histórica de la evolución de los saldos y créditos, lo que permite identificar tendencias a lo largo del tiempo, pudiendo revelar patrones estacionales, fluctuaciones recurrentes o cambios a largo plazo. Uno de los beneficios más destacados es la capacidad para identificar los picos significativamente más altos en CAR y Mora, estos picos pueden ser señal de problemas de incumplimiento de pagos al tener un aumento repentino y la detección temprana de estos picos permite tomar medidas proactivas para abordar los problemas.

Los gráficos también facilitan la evaluación de la efectividad de las estrategias de cobranza implementadas. Al observar cómo los saldos responden a cambios en las políticas de cobro o en las acciones específicas, la entidad puede ajustar sus estrategias para optimizar el rendimiento y la recuperación de créditos. Además, esta herramienta gráfica facilita la comunicación interna, la comprensión y el diálogo entre los diferentes equipos dentro de la entidad.



**Figura 9.** Gráfico de comportamiento diario de saldo CAR y Mora.



**Figura 10.** Gráfico de comportamiento diario de créditos en CAR y Mora.

En la figura 11 y 12, se muestra dos cuadros comparativos de los Ratios CAR y Mora (KPI) que fueron definidos en la fase inicial, mostrando información en distintos periodos con cortes mensuales, a nivel de región y tienda, brinda ventajas cruciales en la gestión de cartera crediticia. Permite un seguimiento detallado de tendencias temporales y la identificación de diferencias geográficas significativas, lo que facilita la detección temprana de problemas emergentes. Además, posibilita la evaluación de estrategias a largo plazo, la asignación eficiente de recursos, la comunicación efectiva entre niveles de gestión y la transparencia a nivel local. Proporciona información valiosa para decisiones estratégicas, la medición del éxito de proyectos específicos y promueve una cultura de mejora continua en la entidad.

Executive	Region	Mora	Risk					
Todos	Todos	Todos	Todos					
<b>Ratio CAR</b>								
Periodo	2024		2023		2024		2023	
Regimen	% Ratio	Valor	Saldo Capital	% Ratio	Valor	Saldo Capital	% Ratio	Valor
REGIMEN I	75.6%	250,529	13,652,291	95.5%	190,944	15,271,571	76.7%	386,48
REGIMEN II	54.6%	126,120	31,446,836	85.9%	216,342	31,290,733	47.6%	186,83
REGIMEN III	76.4%	115,187	11,493,195	33.8%	146,025	11,897,279	92.5%	223,80
REGIMEN IV	83.6%	276,898	16,247,731	76.6%	335,795	16,162,868	84.4%	289,37
100 Rg. San Rocha			230,089	100.0%	16,719	2,094,230	87.7%	46,02
100 Rg. Comas	100.0%	17,028	1,097,487	100.0%	50,995	1,116,939	100.0%	15,00
100 Rg. Los Olivos	28.7%	12,023	2,023,784			1,875,444	100.0%	12,82
100 Rg. Garmas	0.0%	0	3,297,269	100.0%	16,076	2,266,660	100.0%	17,21
100 Rg. Lima Centro	0.0%	0	2,878,841	96.0%	82,982	2,877,660	0.0%	
101 Rg. Puente Piedra	100.0%	41,789	494,523	100.0%	16,719	402,111	100.0%	28,79
101 Rg. Jesus Maria	100.0%	8,993	1,049,299	100.0%	11,134	1,040,047	100.0%	27,88
105 Rg. San Juan de Lurigancho			2,170,000	28.1%	24,880	2,142,111	100.0%	30,00
100 Rg. El Tumbao	26.4%	5,020	211,110	100.0%	1,023	220,977	26.6%	2,30
104 Rg. Ate	100.0%	46,270	461,407			707,226	100.0%	1,94
100 Of. Top. Veranilla	100.0%	6,440	1,000,198	100.0%	12,813	1,116,178	100.0%	24,0
REGIMEN V	24.8%	37,389	3,601,262	46.1%	96,889	3,648,198	24.8%	46,28
Total	65.9%	990,183	36,658,526	59.2%	929,405	37,648,642	66.4%	1,293,46

Figura 11. Ratio CAR

Executive	Region	Mora	Risk					
Todos	Todos	Todos	Todos					
<b>Ratio Mora</b>								
Periodo	2024		2023		2024		2023	
Regimen	% Ratio	Valor	Saldo Capital	% Ratio	Valor	Saldo Capital	% Ratio	Valor
REGIMEN I	59.4%	158,555	13,652,291	15.2%	66,917	11,271,571	49.9%	232,64
REGIMEN II	25.5%	49,123	31,446,836	26.8%	63,018	31,290,733	19.2%	71,21
REGIMEN III	6.6%	21,189	11,493,195	28.3%	126,416	11,897,279	28.2%	156,10
REGIMEN IV	46.2%	186,439	16,247,731	27.8%	86,423	16,162,868	34.1%	194,41
100 Rg. San Rocha			2,170,000	52.4%	19,709	2,094,230	97.7%	49,02
100 Rg. Comas	100.0%	17,028	1,097,487	100.0%	50,995	1,116,939	0.0%	
100 Rg. Los Olivos	28.7%	12,023	2,023,784			1,875,444	100.0%	6,70
100 Rg. Garmas	0.0%	0	3,297,269	17.6%	2,266	2,266,660	0.0%	
100 Rg. Lima Centro	0.0%	0	2,878,841	0.0%	0	2,877,660	0.0%	
101 Rg. Puente Piedra	95.3%	37,465	494,523	96.0%	1,794	402,111	1.46%	38
101 Rg. Jesus Maria	100.0%	8,993	1,049,299	9.0%	19,580	1,040,047	100.0%	27,91
105 Rg. San Juan de Lurigancho			2,170,000	0.0%	0	2,142,111	0.0%	
100 Rg. El Tumbao	26.4%	5,020	211,110	100.0%	1,023	220,977	26.6%	2,26
104 Rg. Ate	100.0%	20,822	461,407			707,226	0.0%	
100 Of. Top. Veranilla	41.4%	17,738	1,000,198	100.0%	12,813	1,116,178	0.0%	
REGIMEN V	24.8%	37,389	3,601,262	7.2%	5,629	3,648,198	16.7%	95,17
101 Rg. Arica	24.2%	27,189	2,918,645	9.7%	5,620	2,721,220	17.6%	26,17
105 Rg. Huaranga			200,000			492,201		
100 Of. Top. Inca			507,420	0.0%	0	507,420	0.0%	
Total	31.9%	471,525	36,658,526	21.9%	348,394	37,648,642	27.9%	557,54

Figura 12. Ratio Mora

## Discusión

En la figura 7 muestra el ETL que constituye un elemento fundamental en la gestión y almacenamiento de datos. Estos procesos se encargan de recopilar información desde diversas fuentes, transformarla en un formato adecuado y cargarla hacia el DM. El ETL es esencial para garantizar la calidad, integridad y disponibilidad de los datos. Sus beneficios incluyen la automatización de la transferencia de datos, la reducción de errores, la mejora en la consistencia de la información, y la capacidad de mantener los datos actualizados y listos para su análisis. En ese sentido [15] señala que los procesos ETL desempeñan un papel importante en el almacenamiento de datos y que requieren de un diseño eficiente que permita identificar fallas y controlar las excepciones durante su ejecución, para que sean fáciles de identificar y superar.

En la figura 8 se muestra el control de errores en un proceso ETL es esencial para garantizar integridad de los datos, lo que tiene un impacto significativo en la calidad de la información y en la toma de decisiones. De acuerdo con [16] recomienda el uso de técnicas de captura de cambios de datos (CDC) basada en snapshot, esta técnica posibilita la comparación individual de filas, lo que impide la pérdida de datos, es adaptable para fuentes de datos variadas, diferencia claramente entre operaciones de inserción y actualización, y tiene la capacidad de identificar eliminaciones. El uso de la técnica CDC basada en snapshot es un técnica más avanzada a la empleada (columnas de auditoria) dado que permite tener un mejor control sobre la gestión de los datos, sin embargo, snapshot afecta al rendimiento de la integración de los datos. Según [17] existen varios desafíos importantes al utilizar CDC snapshot, dado que disminuye el rendimiento de la aplicación y aumentan el tamaño del registro, lo que degrada significativamente el rendimiento de la base de datos y cuando los registros se vuelven demasiados grandes el administrador de la base de datos los trunca, lo que elimina la capacidad de realizar CDC. Es importante definir la técnica CDC a utilizar dependiendo la frecuencia de los cambios que se generen, asimismo, de las necesidades del negocio.

En las figuras 9 y 10 se muestran los gráficos de comportamiento que muestra el saldo y la cantidad de créditos en CAR y Mora a lo largo del tiempo en una línea diaria ofrece una visión valiosa para la gestión de cartera crediticia. Facilita la toma de decisiones basada en datos, la detección temprana de problemas y la evaluación de estrategias de cobro, lo que contribuye a la eficiencia de la gestión de cartera y, en última instancia, a la salud financiera de la entidad microfinanciera. Del mismo modo [18] señala que la utilización de un dashboard puede ser un recurso eficaz para obtener resultados, el monitoreo, la toma de decisiones estratégicas, la identificación de riesgos, y al mismo tiempo, la generación de mejoras en la productividad. Al identificar los posibles riesgos de no pago de los clientes, los tomadores de decisiones pueden activar una serie de acciones que mitiguen un posible incremento en la morosidad, enfocándose en los cliente más importantes en saldo y en menor cuantía lo que significa una mejor distribución de los recursos y por ende mejoras en la productividad. De igual manera [19], menciona que los paneles de control son herramientas que facilitan la compartición, la consolidación y la representación visual de datos relevantes de una entidad, simplificando el proceso de tomar decisiones clave. Las representaciones gráficas son una herramienta poderosa para comunicar información, y comprender mejor los datos. Su capacidad para simplificar información y hacer que los datos sean más accesibles los convierte en una herramienta esencial para la toma de decisiones empresariales. Tal como indica

[20], los responsables de la gestión deben de estar en capacidad de tomar decisiones ágiles, sólidas y respaldadas en evidencia, con el fin de abordar los desafíos de los entornos empresariales. En consecuencia, la representación visual de datos y creación de informes se toman actividades fundamentales para garantizar una inteligencia organizacional.

La inclusión de cuadros de acuerdo con las figuras 11 y 12, ofrecen una visión integral del desempeño financiero, abordando tanto los saldos CAR y mora, así como los ratios asociados. Además, permite identificar patrones y tendencias a lo largo del tiempo y en distintos segmentos, facilitando un análisis comparativo entre regiones, tiendas y ejecutivos para evaluar estrategias y desempeño. Por otro lado [21], se establece que los indicadores de calidad de cartera crediticia para las empresas que conforman el sistema financiero influyen significativamente en la morosidad. Por lo que una segmentación detallada por ejecutivo proporciona una evaluación individual precisa, mientras que la consideración de la temporalidad permite entender la evolución de los ratios. Este enfoque estratégico se adapta a condiciones regionales específicas. Asimismo, [9] se determina que cuando se realice un mejor otorgamiento del préstamo a personas naturales o jurídicas el índice de morosidad bajará, mientras que si se realiza una evaluación inadecuada se tendrá un nivel elevado del índice de morosidad.

## **Conclusiones**

En primer lugar, el DM permite una reducción del RM al proporcionar una visión más detallada de los datos de los deudores. Al analizar patrones de comportamiento de pago y tendencias, la entidad puede anticiparse a los problemas de incumplimiento y tomar medidas proactivas para evitar que los clientes caigan en morosidad. Esta capacidad de previsión se traduce en una disminución significativa del RM lo que es esencial para mantener la salud financiera de la organización.

Además, el DM contribuye de manera fundamental a la gestión de la CAR. Al identificar cuentas con alto potencial de incumplimiento de manera temprana, las empresas pueden enfocar sus esfuerzos de cobranza de manera precisa en estas cuentas críticas. Esto se traduce en la recuperación eficiente de capital y, al mismo tiempo, en la reducción de la exposición a pérdidas significativas.

Por último, el desarrollo de un DM mejora la toma de decisiones al proporcionar datos precisos y actualizados. Las decisiones basadas en datos son inherentemente más acertadas y estratégicas, lo que contribuye a la reducción del RCAR y RM, y al mismo tiempo, mejora la gestión financiera en general.

## Referencias

- [1] Medina, Fariña, and Castillo, "Data Mart for obtaining indicators of academic productivity in a university," *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, vol. 26, pp. 88–101, 2018, doi: 10.4067/S0718-33052018000500088.
- [2] Martínez and Rodríguez, "Business intelligence and its role in the generation of value in business processes," *Tendencias*, vol. 24, no. 1, pp. 226–251, Jan. 2023, doi: 10.22267/RTEND.222302.222.
- [3] D. Paradza and O. Daramola, "Business Intelligence and Business Value in Organisations: A Systematic Literature Review," *Sustainability 2021*, Vol. 13, Page 11382, vol. 13, no. 20, p. 11382, Oct. 2021, doi: 10.3390/SU132011382.
- [4] A. de-J. García-Jiménez, N. Aguilar-Morales, L. Hernández-Triano, and E. Lancaster-Díaz, "Business intelligence: a key tool for information use and business decision making," *Revista de Investigaciones Universidad del Quindío*, vol. 33, no. 1, pp. 132–139, Jul. 2021, doi: 10.33975/RIUQ.VOL33N1.514.
- [5] Zhang, Ren, Li, Baharin, Alghamdi, and O. Alghamdi, "Developing scalable management information system with big financial data using data mart and mining architecture," *Inf Process Manag*, vol. 60, p. 103326, 2023, doi: 10.1016/j.ipm.2023.103326.
- [6] R. Chinta, S. Padmanabhuni, and K. Kunti, "Empowering next generation flexible operational data stores with service orientation," *Proceedings - International Conference on Next Generation Web Services Practices, NWeSP 2005*, vol. 2005, pp. 76–81, 2005, doi: 10.1109/NWESP.2005.35.
- [7] A. Bellotti, D. Brigo, P. Gambetti, and F. Vrins, "Forecasting recovery rates on non-performing loans with machine learning," *Int J Forecast*, vol. 37, no. 1, pp. 428–444, Jan. 2021, doi: 10.1016/J.IJFORECAST.2020.06.009.
- [8] H. Zhang, S. Ren, X. Li, H. Baharin, A. Alghamdi, and O. A. Alghamdi, "Developing scalable management information system with big financial data using data mart and mining architecture," *Inf Process Manag*, vol. 60, no. 3, p. 103326, May 2023, doi: 10.1016/J.IPM.2023.103326.
- [9] C. R. V. Mamani and J. S. Torres-Miranda, "Credit risk management and delinquency rate in collaborators of a financial institution in the department of Puno," *Revista de Investigación Valor Agregado*, vol. 8, no. 1, pp. 70–85, Dec. 2021, doi: 10.17162/RIVA.V8I1.1632.
- [10] R. P. Deb Nath, K. Hose, T. B. Pedersen, and O. Romero, "SETL: A programmable semantic extract-transform-load framework for semantic data warehouses," *Inf Syst*, vol. 68, pp. 17–43, Aug. 2017, doi: 10.1016/J.IS.2017.01.005.

- [11] M. Hendayun, E. Yulianto, J. F. Rusdi, A. Setiawan, and B. Iلمان, "Extract transform load process in banking reporting system," *MethodsX*, vol. 8, p. 101260, Jan. 2021, doi: 10.1016/J.MEX.2021.101260.
- [12] A. Reeve, "Extract, Transform, and Load," *Managing Data in Motion*, pp. 29–35, Jan. 2013, doi: 10.1016/B978-0-12-397167-8.00006-6.
- [13] W. H. Inmon and D. Linstedt, "The Operational Data Store," *Data Architecture: a Primer for the Data Scientist*, pp. 121–126, Jan. 2015, doi: 10.1016/B978-0-12-802044-9.00019-2.
- [14] R. Saavedra, "Datamart: Informed decision making in loan portfolio recovery." 2023. doi: 10.5281/ZENODO.10072270.
- [15] A. Simitsis, K. Wilkinson, U. Dayal, and M. Castellanos, "Optimizing ETL workflows for fault-tolerance," *Proc Int Conf Data Eng*, pp. 385–396, 2010, doi: 10.1109/ICDE.2010.5447816.
- [16] L. Díaz, J. L. García, B. E. López, L. M. González, and W. Lemahieu, "Techniques for capturing changes in data and keeping a data warehouse up to date," *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, vol. 9, no. 4, pp. 89–103, 2015, Accessed: Nov. 03, 2023. [Online]. Available: [http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S2227-18992015000400007&lng=es&nrm=iso&tlng=es](http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2227-18992015000400007&lng=es&nrm=iso&tlng=es)
- [17] R. Sherman, "Data Integration Processes," *Business Intelligence Guidebook*, pp. 301–333, Jan. 2015, doi: 10.1016/B978-0-12-411461-6.00012-5.
- [18] Calle and Valles, "Digital dashboard for monitoring indicators and goals of San Martín E.I.R.L. consultants' projects," *Revista Científica de Sistemas e Informática*, vol. 1, no. 1, pp. 24–36, Jan. 2021, doi: 10.51252/RCSI.V1I1.94.
- [19] Córdova, Martínez, and Córdova, "Proposed methodology for dashboard design," Oct. 2021, doi: 10.5281/ZENODO.5545998.
- [20] V. Biagi, R. Patriarca, and G. Di Gravio, "Business Intelligence for IT Governance of a Technology Company," *Data 2022, Vol. 7, Page 2*, vol. 7, no. 1, p. 2, Dec. 2021, doi: 10.3390/DATA7010002.
- [21] E. Antonio, M. Mamani, R. Darío, and R. T. Forlong, "The quality of the loan portfolio and its influence on delinquencies," *REVISTA VERITAS ET SCIENTIA - UPT*, vol. 12, no. 01, Jul. 2023, doi: 10.47796/VES.V12I01.775.

← → susy.mdpi.com/user/manuscripts/upload/373bc305bcea29a82052ac34f36b29e9/5

Journals Topics Information Author Services Initiatives About rksaavedra@ucvvirtual.edu.pe My Profile Logout Submit

~ User Menu

- Home
- Manage Accounts
- Change Password
- Edit Profile
- Logout

~ Submissions Menu

- Submit Manuscript**
- Display Submitted Manuscripts
- English Editing
- Discount Vouchers
- Invoices
- LaTeX Word Count

~ Reviewers Menu

- Volunteer Preferences

### Submission Completed - Additional Options

- Your manuscript (**Manuscript ID: systems-2757720**) has been successfully submitted. It can no longer be edited.
- See Display Submitted Manuscripts to view the current status of your submission.
- You also have the option to post your paper at Preprints.org prior to peer review.

### Institutional Open Access

Please determine if you are an Institutional Open Access Program (IOAP) participant.

Select IOAP

Submit

### Data Articles Co-Submission

Data is of paramount importance to scientific progress, yet most research data drowns in supplementary files or remains private. Enhancing the transparency of the data processes will help to render scientific research results reproducible and thus more accountable. Co-submit your methodical data processing articles data descriptors for a linked data set in *Data* journal to make your data more citable and reliable.

- Deposit your data set in an online repository, obtain the DOI number or link to the deposited data set.

✓ **Success**

Your manuscript (Manuscript ID: **systems-2757720**) has been successfully submitted. Please check "Additional Options".

Can you help us by answering 2 quick questions about your submission today?

[Start the Survey](#)

CLOSE

22°C Mayorm. nubla... 23:24 20/11/2023