



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

FACULTAD DE INGENIERÍA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

“DATAMART PARA LA ADMINISTRACIÓN DE LAS CUENTAS POR
COBRAR DEL GRUPO VEGA DISTRIBUCIÓN S.A.C.”

**TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE
INGENIERA DE SISTEMAS**

AUTORA:

DAHIANA JOSELYN CRISTY BERNABEL SOTO

ASESOR:

PERCY BRAVO BALDEÓN

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

SISTEMAS DE INFORMACIÓN ESTRATÉGICOS Y DE TOMA DE DECISIONES

LIMA– PERÚ

2016

DEDICATORIA

A mis abuelos que mientras estuvieron en vida motivaron mis sueños y hoy desde el cielo contemplan mis triunfos.

A papá y a mamá por su apoyo incondicional, su amor y su motivación constante.

A mi hermana por sus consejos y su respaldo absoluto.

AGRADECIMIENTO

A Dios por otorgarme la fortaleza para lograr mis objetivos compartiendo mis alegrías con los seres que me aman.

Al Mgtr. Iván Pérez Farfán por la paciencia y el compromiso con la formación profesional de sus alumnos.

Al Mgtr. Percy Bravo Baldeón por el apoyo en las asesorías brindadas en base a su amplia experiencia y conocimientos para logro de la presente tesis.

Al Sr. Michel Antonio Vega Paredes y a su esposa la Sra. Rosario Torrejón Campos, por confiar y permitirme llevar a cabo esta investigación en el Grupo Vega Distribución S.A.C. Asimismo al Sr. Jorge Mendoza y al personal del área de Sistemas de la empresa por las facilidades y atenciones.

DECLARATORIA DE AUTENTICIDAD

Yo, Bernabel Soto Dahiana Joselyn Cristy, estudiante de la Facultad de Ingeniería de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistema de la Universidad César Vallejo, identificada con DNI 47597246, con la tesis titulada: "DATAMART PARA LA ADMINISTRACIÓN DE LAS CUENTAS POR COBRAR DEL GRUPO VEGA DISTRIBUCIÓN S.A.C.".

Declaro bajo juramento que:

1. La tesis es de mi autoría.
2. He respetado las normas internacionales de citas y referencias para las fuentes consultadas. Por lo tanto, la tesis no ha sido plagiada total ni parcialmente.
3. La tesis no ha sido autoplagiada; es decir, no ha sido publicada ni presentada anteriormente para obtener algún grado académico previo o un título profesional.
4. Los datos presentados en los resultados son reales, no han sido falseados, ni duplicados, ni copiados y por tanto son los resultados que se presentan en la tesis se constituirán en aportes a la realidad investigada. De identificarse la presencia de fraude (datos falsos), plagio (información sin citar a autores), autoplagio (presentar como nuevo algún trabajo de investigación propio que ya ha sido publicado), piratería (uso ilegal de información ajena) o falsificación (representar falsamente las ideas de otros), asumimos las consecuencias que de nuestras acciones se deriven, sometiéndonos a la normatividad vigente de la Universidad César Vallejo.

Lima, noviembre del 2016

Bernabel Soto Dahiana Bernabel Soto

DNI: 47597246

PRESENTACIÓN

SEÑOR PRESIDENTE

SEÑORES MIEMBROS DEL JURADO

Presento la tesis titulada ““Datamart para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.”.

En cumplimiento de las normas establecidas en el Reglamento de Grados y Títulos de la Universidad Cesar Vallejo para obtener el Grado de Bachiller en Ingeniería de Sistemas de la Universidad Privada “César Vallejo” Sede Lima Norte.

Esta investigación busca determinar la influencia de un Datamart en la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C., con el objetivo de mejorar la administración de las cuentas por cobrar en la empresa en mención, la cual consta de 7 capítulos: Introducción, Método, Resultados, Discusión, Conclusión, Recomendaciones y Anexos.

Espero señores miembros del jurado que la presente investigación se ajuste a los requerimientos establecidos y que éste trabajo dé origen a posteriores estudios.

El autor

ÍNDICE

DEDICATORIA	ii
AGRADECIMIENTO	iii
PRESENTACIÓN	v
RESUMEN	xi
I. INTRODUCCIÓN	2
1.1 Realidad Problemática	2
1.2 Trabajos previos.....	7
1.3 Teorías relacionadas al tema	13
1.3.1 Datamart	13
1.3.2 Administración de las cuentas por cobrar	16
1.3.3 Metodología para el desarrollo del datamart.....	21
1.4 Formulación del problema.....	27
1.5 Justificación del estudio	28
1.6 Hipótesis	30
1.7 Objetivos	30
II. MÉTODO	32
2.1 Diseño de investigación	32
2.2 Variables, Operacionalización	33
2.3 Población y muestra	33
2.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos	35
2.4.1 Validez	36
2.4.2 Confiabilidad	37
2.5 Métodos de análisis de datos.....	37
2.6 Aspectos éticos.....	38

III. RESULTADOS	40
3.1 Análisis comparativo	40
3.1.1 Tasa de morosidad (Pre Test – Pos Test)	40
3.1.2 Porcentaje de saldo por antigüedad	41
3.2 Análisis inferencial	42
3.2.1 Prueba de normalidad.....	42
3.3 Prueba de hipótesis	46
IV. DISCUSIÓN	53
V. CONCLUSIONES	56
VI. RECOMENDACIONES	58
VII. REFERENCIAS	60
ANEXOS	61

Índice de tablas

Tabla N° 1: Diferencias entre Datawarehouse y Datamart	14
Tabla N° 2: Evaluación de Metodologías.....	27
Tabla N° 3: Operacionalización de la variable independiente	33
Tabla N° 4: Población.....	34
Tabla N° 5: Muestra estratificada	35
Tabla N° 6: Recolección de datos	35
Tabla N° 7: Validez por evaluación de expertos.....	36
Tabla N° 8: Test-retest	37
Tabla N° 9: Estadísticos descriptivos para el indicador “tasa de morosidad” antes y después de implementar el datamart	40
Tabla N° 10: Estadísticos descriptivos para el indicador “porcentaje de saldo por antigüedad” antes y después de implementar el datamart.....	41
Tabla N° 11: Prueba de normalidad de Kolmogorov para el indicador "Tasa de morosidad"	43
Tabla N° 12: Prueba de normalidad de Kolmogorov para el indicador "Porcentaje de saldo por antigüedad".....	44
Tabla N° 13: Prueba de rangos de Wilcoxon para el indicador	47
Tabla N° 14: Estadísticos de contraste para el indicador "Tasa de morosidad" ...	48
Tabla N° 15: Prueba de rangos de Wilcoxon para el indicador	49
Tabla N° 16: Estadísticos de contraste para el indicador	50

Índice de figuras

Figura N° 1: Estructura orgánica	3
Figura N° 2: Estructura de responsabilidad del Área de Crédito	4
Figura N° 3: Documentos emitidos vs documentos vencidos	5
Figura N° 4: Porcentaje de saldo por antigüedad de la cuenta por cobrar	6
Figura N° 5: Impacto de las cuentas por cobrar	21
Figura N° 6: Tareas de la metodología de Kimball	22
Figura N° 7: Metodología HEFESTO, pasos	23
Figura N° 8: Arquitectura del Data Warehousing	24
Figura N° 9: Arquitectura de datos	26
Figura N° 10: Pre test y Pos test del indicador "Tasa de Morosidad"	41
Figura N° 11: Pre test y Pos test del indicador "Porcentaje de saldo por antigüedad"	42
Figura N° 12: Histograma del indicador "Tasa de morosidad" Pre test	43
Figura N° 13: Histograma del indicador "Tasa de morosidad" Pos test	44
Figura N° 14: Histograma del indicador "Porcentaje de saldo por antigüedad" Pre test	45
Figura N° 15: Histograma del indicador "Porcentaje de saldo por antigüedad" Pos test	46
Figura N° 16: Análisis de contraste: Campana de Gauss	50

Índice de anexos

- Anexo N° 1: Entrevista al gerente del Grupo Vega Distribución S.A.C.
- Anexo N° 2: Entrevista al jefe de Créditos y Cobranzas del Grupo Vega Distribución S.A.C.
- Anexo N° 3: Matriz de consistencia
- Anexo N° 4: Tasa de morosidad – Pre test
- Anexo N° 5: Porcentaje de saldo por antigüedad – Pre Test
- Anexo N° 6: Tasa de morosidad Re test
- Anexo N° 7: Porcentaje de saldo por antigüedad – Re Test
- Anexo N° 8: Tasa de morosidad Pos test
- Anexo N° 9: Porcentaje de saldo por antigüedad – Pos Test
- Anexo N° 10: Validación de instrumentos
- Anexo N°11: Evaluación de metodología
- Anexo N°12: Tabla de Kolmogorov-Smirnov
- Anexo N° 13: Metodología Hefesto
- Anexo N° 14: Acta de Implementación

RESUMEN

La presente investigación comprende la creación e implementación de un datamart para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

El objetivo principal fue determinar la influencia de un datamart para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.; y los indicadores a medir fueron tasa de morosidad y porcentaje de saldo por antigüedad orientados ambos a la dimensión seguimiento de la cartera.

En la presente investigación se utilizó la metodología Hefesto para la creación del datamart, como motor de base de datos Microsoft SQL Server y la herramienta de inteligencia de negocios: Tableau.

Se concluyó que la implementación del datamart, disminuyó en un 3,4% la tasa de morosidad y en un 2,16% el porcentaje de saldo por antigüedad. Por ende, la implementación de un datamart mejoró la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

PALABRAS CLAVE: Administración de cuentas por cobrar – Metodología Hefesto – Gestor de base de datos Microsoft SQL Server – Inteligencia de negocios Tableau.

ABSTRACT

The present investigation includes the creation and implementation of a datamart for the management of accounts receivable of the Vega Distribución S.A.C.

The main objective was to determine the influence of a datamart for the management of accounts receivable of the Vega Distribución S.A.C.; and the indicators to measure were non-performing loans ratio and percentage of seniority balance both oriented to the portfolio monitoring dimension.

In the present research, the Hefesto methodology was used for the creation of the datamart, such as Microsoft SQL Server database engine and business intelligence tool: Tableau.

It was concluded that the implementation of the datamart decreased the default rate by 3.4% and the balance percentage by seniority by 2.16%. As a result, the implementation of a datamart improved the management of accounts receivable of the Vega Distribución S.A.C.

KEY WORDS: Accounts Receivable Management - Hephaestus Methodology - Microsoft SQL Server Database Manager - Tableau Business Intelligence.

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN

I. INTRODUCCIÓN

1.1 Realidad Problemática

Entre las principales actividades económicas del Perú se encuentra el comercio, cerca de 17 000 empresas se dedican al comercio de gran escala o también llamado “mayorista”, generando empleo e ingresos al país. El 26,2% de estas empresas se enfocan en el comercio de alimentos y bebidas¹.

La empresa mayorista es una organización que “[...] manufactura, distribuye, vende y da promoción a un bien tangible o intangible dirigido a los consumidores en general. El objetivo de este proceso es obtener una ganancia económica a escala, con costos y precios económicos atendiendo las necesidades de los compradores en masa.”²

La presente investigación se realizó en la empresa Grupo Vega Distribución S.A.C. ubicada en el distrito de Comas, provincia de Lima. La organización fundada y dirigida hasta la fecha por los esposos Vega Torrejón, tiene 16 años en el mercado dedicado al comercio mayorista de productos alimenticios, bebidas, tabaco y de limpieza.

Según lo expresado en una entrevista concedida por el gerente del Grupo Vega Distribución (Anexo N° 1); la empresa utiliza sistemas transaccionales para sus procesos; con ello obtiene una base de datos que le permite generar reportes para visualizar información del estado de las áreas de la organización, ya sea ventas, compras, recursos humanos, marketing, entre otras.

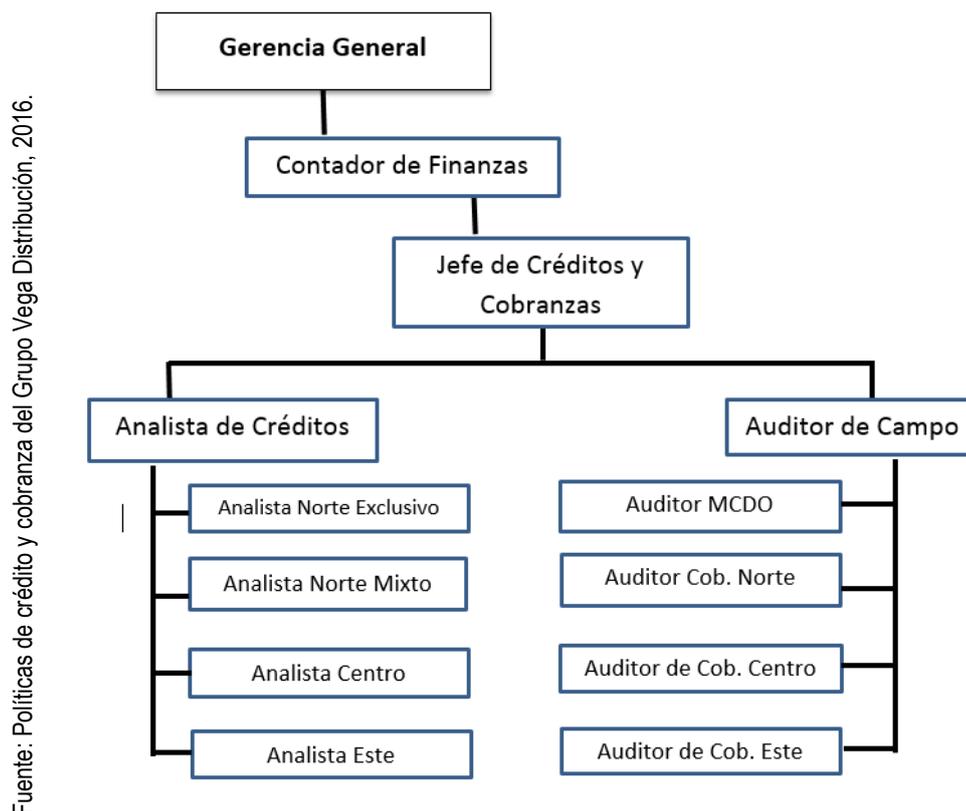
El gerente del área de Créditos y Cobranzas, hizo mención en la entrevista que brindó (Anexo N° 2) que, desde hace unos años, la empresa optó por incluir las ventas al crédito en su negocio, de acuerdo a un análisis para generar ventaja competitiva y obtener mayores ingresos. Se crea entonces

¹ Instituto Nacional de Estadística e Informática. *Resultados de la Encuesta Económica Anual 2013*, 2014.

² REBOLLO, Nidia. *Mercadotecnia para el consumo masivo*, 2012.

el área de Créditos y Cobranzas, el cual depende directamente del Contador de Finanzas, quien se encuentra en una escala debajo del Gerente. Sin embargo el jefe de créditos y cobranzas trabajo directamente con el área de ventas, puesto que de ella se generan los documentos del crédito.

Figura N° 1



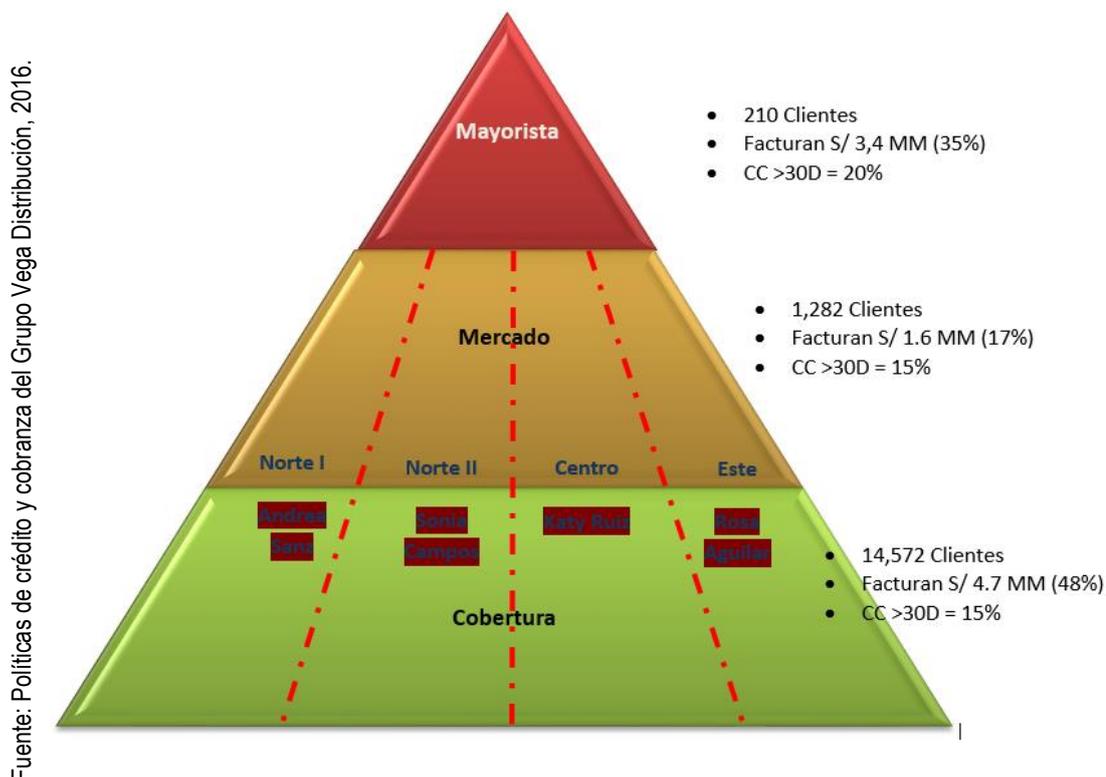
Estructura orgánica

La figura N° 1 presenta la estructura orgánica del área de Créditos y Cobranza, el jefe del área cuenta con analistas de créditos encargados de realizar la revisión previa a otorgar líneas de crédito; los auditores de campo, en cambio, participan en la cobranza, generalmente con los clientes “problema” los cuales se demoran en pagar sus créditos.

La empresa maneja una cartera de 16 mil clientes aproximadamente, de los cuales, según la figura N° 2, el 1% pertenecen a clientes mayoristas, el 8% a clientes en mercados, y el 91% a clientes de cobertura. En un mes, la

empresa logra efectuar ventas al 90% de sus clientes, generando así miles de documentos de venta al día.³

Figura N° 2



Estructura de responsabilidad del Área de Crédito

Créditos y cobranzas se encarga de otorgar líneas de crédito a los clientes según lo soliciten y previa evaluación, teniendo en cuenta las políticas de la empresa. Luego de emitido el crédito, se procede al seguimiento y cobro por parte de los vendedores pasado los trece días de emisión del documento de venta.

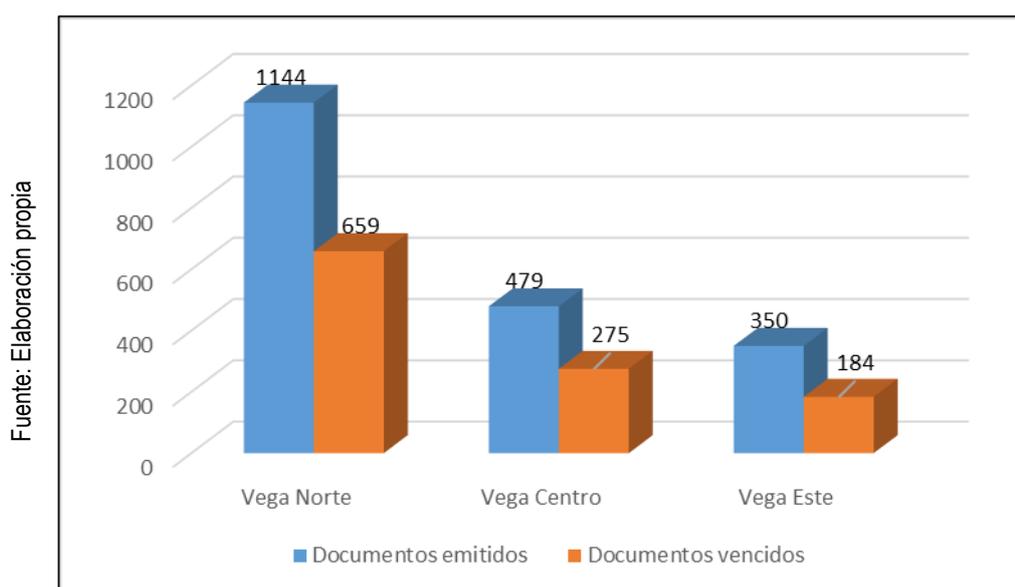
Si llegada la fecha de pago, los clientes incumplen con la amortización de sus documentos de venta, se convierte en un cliente moroso. Estos clientes pertenecen en su mayoría a los de tipo cobertura, por ser el pilar de la empresa, fue básico poder llevar un control sobre sus créditos. Fue importante, según mencionó el Jefe de Créditos y Cobranzas, dar prioridad

³ Políticas de crédito y cobranza del Grupo Vega Distribución, 2016.

en el proceso de cobranza a los clientes que tenían mayor cantidad de boletas vencidas sin pagar.

En base al pre test aplicado, se denotó que en el mes de mayo y la primera quincena de junio, el porcentaje de documentos morosos ascendía a 57,6% aproximadamente. La tardanza en el pago, aunque no sea determinante, admite siempre una disminución en la liquidez de la empresa, al verse retrasadas las posibilidades de cobro predichas. (Anexo N° 4)

Figura N° 3



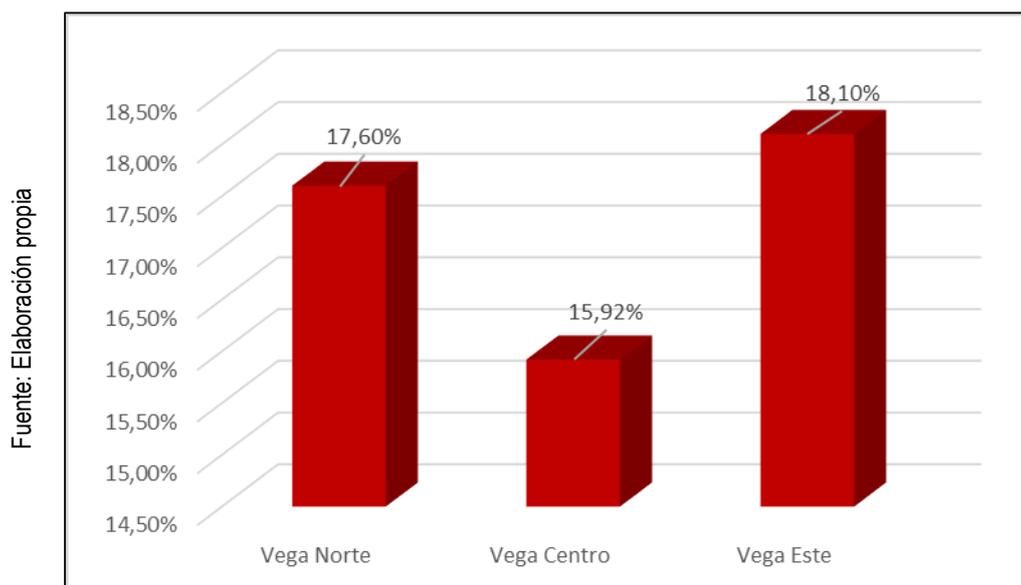
Documentos emitidos vs documentos vencidos

Como se puede apreciar en la figura N° 3, basada en el pretest, en la sede norte se emitieron 1144 documentos de venta de los cuales 659 se encontraban vencidos al momento de la recolección de datos; en la sede centro, se emitieron 479 documentos de venta, de los cuales 275 estaban vencidos y por último, en la sede este, se emitieron 350 documentos de venta y 184 se encontraban vencidos.

Los clientes morosos generan deudas, según la fecha de emisión, de distintas “edades”, las cuales perjudican la rotación regular de las cuentas por cobrar; las más antiguas que se tenían eran de 30 a 45 días. Sin embargo no se contaba con una identificación de la cartera por edades, en

consecuencia era difícil para la empresa detectar los problemas generados por el crédito concedido a los clientes. Esas deudas medidas en porcentaje del total de la deuda eran aproximadamente 17,21%; según el pre test realizado. (Anexo N° 5)

Figura N° 4



Porcentaje de saldo por antigüedad de la cuenta por cobrar

La figura N° 4 refleja que en el momento de la recolección del pretest, en la sede norte, el 17,6% de toda la deuda lo tenían los documentos de venta emitidos a más de 29 días, es decir la antigüedad de emisión del documento estaba en el intervalo de 30 a 45 días; la sede centro tuvo 15,92% de su deuda total en el mismo intervalo y la sede este el 18,10% también con fechas de emisión dentro del intervalo mencionado.

En base a las entrevistas y los pre test aplicados, se dedujo que la administración de las cuentas por cobrar necesitaba disminuir la tasa de morosidad y el porcentaje de saldo por antigüedad enfocándose en el intervalo de mayor “edad” de los documentos por cobrar.

1.2 Trabajos previos

- ❖ Carlos Israel Núñez Miranda, realizó la investigación de título “Business Intelligence para manejo y recuperación de cartera en la empresa FERRIARCOS”, en el año 2012, en la Universidad Técnica de Ambato, Ecuador.

Explica que la empresa tiene como principal problema la dificultad en la recuperación de la cartera de la empresa, debido al mal manejo de la información y distribución de clientes, vendedores y cobradores, por lo que existe pérdida de tiempo y confusiones; además de la tardanza en la entrega de la información solicitada del negocio, así como la pérdida de tiempo de los clientes y los empleados de la empresa, lo cual causa molestias y dificultad para recuperación de la cartera en forma oportuna.

Entre sus objetivos definió: analizar e implementar una solución business intelligence para manejo y recuperación de cartera en la empresa FERRIARCOS, así también, analizar los procesos y mecanismos que se usan actualmente en la empresa para la recuperación de cartera; estudiar las tecnologías y herramientas que engloban la creación de un Business Intelligence, analizando los elementos que la conforman; construir un business Intelligence para la toma de decisiones y control en la recuperación de la cartera en la empresa.

La investigación tuvo un enfoque cualitativo; modalidad de campo, documental-bibliográfica, descriptivo y aplica proyecto especial.

Entre sus conclusiones señala que se detectaron problemas para la recuperación de cartera debido a la carencia de resultados en tiempo real lo cual no permite tomar decisiones a fin de recuperar la misma por parte de los vendedores, porque la empresa no recupera lo que vende, esto involucra pérdidas tanto económicas como de tiempo; los datos para la recuperación la cartera, se los toma de un sistema transaccional, siendo este un proceso demasiado demoroso, extenso y no confiable debido a la cantidad de información que maneja la empresa; puesto que la información se lleva manualmente y no ayuda a tener resultados ciertos y oportunos, tanto para el crecimiento de la misma, como para

un mejor manejo y satisfacción de los clientes. Gracias al estudio del business intelligence, la calidad de la empresa mejorará significativamente, debido a que se tendrá mayores ingresos para la empresa, con clientes satisfechos, ofreciendo mejores servicios y productos reduciendo el tiempo de cobranza y mejorando sus procesos⁴.

De la presente investigación se tomó como referencia la problemática de la empresa, el marco teórico para la comprensión de la variable dependiente administración de cuentas por cobrar; y las conclusiones para ser contrastadas en la discusión.

- ❖ Angélica y Amelia Guijarro Riera, realizaron la investigación “Diseño e implementación de un sistema de control del proceso de crédito y cobranza por medio de indicadores de gestión para una Sociedad Financiera ubicada en la ciudad de Guayaquil”, en el año 2010, en la Escuela Superior Politécnica del Litoral, Guayaquil, Ecuador.

Menciona: “Las implicancias de la medición en el mejoramiento de procesos, están relacionadas con la posibilidad de adelantarse a la ocurrencia de las dificultades, identificar con mayor exactitud las oportunidades de mejoramiento con el fin de conocer oportunamente las áreas problemáticas y entender los bajo rendimientos mediante la evaluación del desempeño y los resultados. El objetivo del trabajo fue que la sociedad financiera incorpore a sus procesos, elementos de gestión que les permitan evaluar sus logros o señalar falencias para aplicar los correctivos necesarios. Se construyó un modelo datamart de Sociedad Financiera S.A. diseñado de acuerdo a las necesidades de análisis de los procesos de crédito y cobranza. Se concluyó que para cumplir con la rentabilidad esperada, es adecuada la gestión de cobranza, ya que fallas en los procesos pueden causar impactos significativos, llevando a la financiera a niveles críticos. Se analizó los medios para mantener y/o reducir la proporción de cartera vencida a través de la revisión del proceso y datos históricos a fin de verificar si la

⁴ NÚÑEZ, Carlos. *Business Intelligence para manejo y recuperación de cartera en la empresa FERRIARCOS*, 2012.

gestión de recuperación actual se adapta a mayores niveles de demanda”.⁵

De la presente investigación se tomó como referencia la problemática y uno de sus indicadores: proporción de cartera. En este caso se denominó índice de morosidad, pero intervinieron tipos de datos similares, por ello favoreció la lógica del desarrollo del datamart con la metodología Hefesto.

- ❖ Patiño Monar Alejandra Estefania, realizó la investigación “Modelo de crédito – cobranza y gestión financiera de la empresa “Multillanta Ramírez” de la ciudad de Santo Domingo”, en el año 2013, en la universidad Regional Autónoma de Los Andes, Santo Domingo, Ecuador.

Entre la problemática planteada indicó que la empresa no cuenta con políticas de cobranza ni con políticas para el otorgación de los créditos, de los cuales se puede manifestar la ineficiencia de recuperación de cartera de crédito por parte del personal. El flujo de información determinada por la Empresa Multillanta Ramírez fue diseñado y desarrollado en base a exigencias que cubrían necesidades desde hace catorce años. Esta información es un limitante al momento, en vista que ha crecido la demanda de mercadería, por ende el cliente, dando lugar al crecimiento de los créditos en detrimento al disponible empresarial. La adecuación es cada vez más compleja, por el entorno competitivo del mercado de ofertas, obliga a mejorar e implementar en la tecnología. Sus procedimientos para el cobro efectivo incrementa la mora de la cartera, porque carecen de documentos legales que respalden la gestión de cobranzas, en cuanto no se puede proceder de forma judicial para poder realizar los cobros. La modalidad de la presente tesis fue cuali - cuantitativo con tendencia cualitativa, en cuanto a los tipos de investigación fueron bibliográfica, de campo, explicativa y descriptiva,

⁵ GUIJARRO, Angélica y GUIJARRO, Amelia. *Diseño e implementación de un sistema de control del proceso de crédito y cobranza por medio de indicadores de gestión para una Sociedad Financiera ubicada en la ciudad de Guayaquil*, 2010.

utilizando los métodos inductivo - deductivo y analítico – sintético, marcados en las técnicas como son las entrevistas y encuestas que se aplicaron a los clientes, empleados, contador y el gerente – propietario.

Se planteó como objetivo elaborar un modelo de Crédito – Cobranza para mejorar la gestión financiera de la Empresa “MULTILLANTA RAMÍREZ” de la ciudad de Santo Domingo. De continuar con estos problemas la empresa no podrá llevar a cabo un análisis crediticio idóneo y una correcta administración de las cobranzas.

Entre sus conclusiones planteó que implementando las políticas, procedimientos se podrá llevar a cabo un buen funcionamiento en los procesos crediticios. “Dentro de las operaciones morosas, deben ser gestionadas por lo menos una vez al mes, debido a que el modelo será quien sugiera la cartera diaria a gestionar, priorizando las operaciones de mayor monto-antigüedad, compromiso de pagos incumplidos, entre otros criterios, dejando de lado subjetividades al momento de seleccionar la cartera del día. Se elevará significativamente el tiempo de visitas efectivas de gestores a los clientes, dado que las cuentas a ser gestionadas diariamente se encontrarán disponibles, sin mediar procesos de manipulación de la cartera morosa”⁶.

De la presente investigación se rescata el marco teórico, para la determinación de los indicadores de la tesis. La problemática se asemejó al de la situación del Grupo Vega Distribución, a comparación de que si se contaba con políticas de crédito, faltaban herramientas para mejorar el proceso de crédito – cobranza.

- ❖ Carlos Antonio Parrales Ramos, realizó la tesis de título “Análisis del índice de morosidad en la cartera de créditos del IECE-Guayaquil y propuesta de mecanismos de prevención de morosidad y técnicas eficientes de cobranzas”, en el año 2013 en la Universidad Politécnica

⁶ PATIÑO, Alejandra. *Modelo de crédito – cobranza y gestión financiera de la empresa “Multillanta Ramírez” de la ciudad de Santo Domingo*, 2013.

Salesiana, Sede Guayaquil, Ecuador.

El problema principal fue, que en el análisis de índice de morosidad del IECE se muestra que al 2012 tuvieron 10,26% de morosidad; por ello se planteó la interrogante ¿Cómo reducir el índice de morosidad que presenta la cartera de créditos del IECE-Guayaquil? Para ello se establecieron como objetivos: identificar las principales causas por las que los beneficiarios de créditos educativos se atrasan en el pago del crédito y, mejorar los mecanismos de prevención de morosidad y las técnicas de cobranzas en la cartera desembolsos y recuperación normal.

La investigación fue de tipo no experimental y descriptiva, de diseño documental, de campo y correlacional. Entre sus conclusiones indicó que el proceso de cobranzas del IECE-Guayaquil tiene como mayor debilidad la falta de actualización de la base de datos personales de los clientes, falta de mecanismos masivos de gestión de cobranza, falta de capacitación al personal encargado de las cobranzas. Además recomienda que en la página web institucional se encuentre toda la información referente a la deuda.⁷

De la presente investigación se destacan las conclusiones para ser utilizadas en la discusión. Puesto que se encuentra el primer indicador índice de morosidad.

- ❖ Jaime Noriega Castro, realizó la investigación “Administración de cuentas por cobrar -un enfoque para la toma de decisiones en la industria Maquiladora de prendas de vestir en Guatemala”, en el año 2011, en la Universidad de San Carlos de Guatemala, Guatemala. La problemática planteada fue que se deben evidenciar las fallas comunes de la gestión administrativa de cuentas por cobrar, e implantar propuestas de políticas de créditos que ayuden a mejorar la administración de las cuentas y favorecer al incremento de los resultados

⁷ PARRALES, Carlos. *Análisis del índice de morosidad en la cartera de créditos del IECE-Guayaquil y propuesta de mecanismos de prevención de morosidad y técnicas eficientes de cobranzas*, 2013.

financieros de las entidades económicas del país. El objetivo general: Crear una propuesta administrativa de cuentas por cobrar eficiente que brinde apoyo a la gestión financiera y toma de decisiones a empresas que se dedican a la industria maquiladora de prendas de vestir en Guatemala. Además de proponer políticas y procedimientos de crédito que beneficien la administración de cuentas; efectuar un análisis financiero para identificar las causas que hacen ineficiente la administración de cuentas por cobrar; y establecer políticas de cobranza acorde al giro del negocio para reducir riesgos y elevar utilidades; entre otros. El estudio se desarrolló a través de la investigación bibliográfica para conocer lo relacionado a la industria del maquilado de prendas de vestir, así como los métodos para el análisis administrativo de cuentas por cobrar; y también se llevó a cabo una investigación de campo en donde se analizó información financiera proporcionada por un grupo de empresas maquiladoras de prendas de vestir en Guatemala, durante los años 2007, 2008 y 2009. Estudio descriptivo cualitativo y cuantitativo. Entre sus conclusiones se menciona: Mediante el análisis financiero a un grupo de empresas dedicadas a la industria maquiladora de prendas de vestir, se estableció que durante el período 2007-2009 atraviesa por una administración desatendida de cuentas por cobrar, producto de la falta de control en la concesión de créditos, ya que los otorgan con demasiada libertad, sin prestar la atención adecuada a los nuevos clientes. Además, que La administración eficiente de cuentas por cobrar en una empresa depende de la planificación e implementación de procedimientos y políticas de crédito acorde del giro del negocio, las cuales deben ser cumplidas a cabalidad, además de ser revisadas y controladas periódicamente para asegurar una óptima gestión administrativa de cuentas por cobrar⁸.

De la presente investigación se rescató la teoría para comprender mejor la variable dependiente, así como la problemática.

⁸ NORIEGA, Jaime. *Administración de cuentas por cobrar - un enfoque para la toma de decisiones en la industria Maquiladora de prendas de vestir en Guatemala*, 2011.

1.3 Teorías relacionadas al tema

1.3.1 Datamart

Base de datos cargada con datos aptos y necesarios para mostrar, requiere de un proceso ETL para la extracción de datos de un datawarehouse o desde el sistema de origen, logrando que esta data sea especializada y estructurada para ser usada por un software.⁹

Usualmente, un datamart contiene todos los datos necesarios para satisfacer los requerimientos de información de una sola área de la empresa¹⁰.

La estructura de los datos que se encuentran en el datamart se define de acuerdo a las necesidades particulares del departamento. Generalmente contiene el modelo estrella que contiene las tablas de hechos y las dimensiones; se les conoce como estructuras multidimensionales y son servidos por la tecnología OLAP.¹¹

Business Intelligence

“Concepto que integra por un lado el almacenamiento y por el otro el procesamiento de grandes cantidades de datos, con el principal objetivo de transformarlos en conocimiento y en decisiones en tiempo real, a través de un sencillo análisis y exploración.”¹²

La inteligencia de negocios (BI) es una categoría amplia de aplicaciones y tecnologías para recopilar, almacenar, analizar y proporcionar acceso a los datos para ayudar a los usuarios de la empresa a tomar mejores decisiones de negocio. Las aplicaciones de BI incluyen las actividades de los sistemas de soporte de decisiones,

⁹ SHEIKH, Nauman. *Implementing Analytics: A Blueprint for Design, Development, and Adoption*, 2013.

¹⁰ ARMSTRONG-SMITH, Michael; ARMSTRONG-SMITH, Darlene. *Oracle Business Intelligence Discoverer 11g Handbook*, 2013.

¹¹ INMON, William. *Building the Data Warehouse*, 2002.

¹² BERNABEU, Ricardo. *HEFESTO: Metodología para la Construcción de un Data Warehouse*, 2010.

consulta y presentación de informes, procesamiento analítico en línea (OLAP), el análisis estadístico, el pronóstico, y minería de datos.¹³

Datawarehouse

“Es una base de datos corporativa que se caracteriza por integrar y depurar información de una o más fuentes distintas, para luego procesarla permitiendo su análisis desde infinidad de perspectivas y con grandes velocidades de respuesta. La creación de un data warehouse representa en la mayoría de las ocasiones el primer paso, desde el punto de vista técnico, para implantar una solución completa y fiable de Business Intelligence.”¹⁴

Tabla N° 1: Diferencias entre Datawarehouse y Datamart

Datawarehouse	Datamart
Desarrollado para satisfacer las necesidades de información de toda la empresa.	Desarrollado para satisfacer las necesidades de un área o función específica.
Diseñado para optimizar la integración y administración de datos origen	Diseñado para optimizar la entrega de información del apoyo a las decisiones
Administra grandes cantidades de historial a nivel atómico.	Enfocado principalmente en el resumen de administración.
Pertenece y es administrado por organizaciones de sistemas de información empresariales.	Puede pertenecer y ser administrado por el grupo de sistemas de información de la línea de negocio.

Fuente: Elaboración propia.

¹³ BRIJS, Bert. *Business Analysis for Business Intelligence*, 2013.

¹⁴ INMON, William. *Building the Data Warehouse*, 2002.

Herramientas de desarrollo

✓ Motor de Base de Datos de SQL Server

“Es el servicio principal para almacenar, procesar y proteger datos. El Motor de base de datos facilita acceso controlado y procesamiento de transacciones rápido para cumplir con los requisitos de las aplicaciones consumidoras de datos más exigentes de su empresa.

Se utiliza para crear bases de datos relacionales para el procesamiento de transacciones en línea o datos de procesamiento analítico en línea. Esto incluye la creación de tablas para almacenar datos y objetos de base de datos (p.ej., índices, vistas y procedimientos almacenados) para ver, administrar y proteger datos”.¹⁵

✓ TIBCO Jaspersoft® ETL

“Impulsado por Talend es una integración de datos de código abierto y una solución de calidad de datos que integra, limpia y perfila fácilmente sus datos. Escala de uno a muchos desarrolladores y puede manejar los niveles más altos de volúmenes de datos y complejidad del proceso. Los desarrolladores pueden diseñar gráficamente, programar y ejecutar los movimientos de datos y las transformaciones para proyectos de inteligencia de negocio, como la carga de un almacén de datos operativos (ODS), Data Mart, o Data Warehouse.

Cuando se utiliza con la suite Jaspersoft Business Intelligence, Jaspersoft ETL permite a las organizaciones desarrollar, gestionar y documentar la integración de datos, procesos para mejorar la presentación de informes y el análisis.”¹⁶

¹⁵ Microsoft, *SQL Server 2008 R2*, 2016.

¹⁶ TIBCO Software, *JASPERSOFT ETL Hoja De Datos*, 2016.

✓ Tableau

“Es una herramienta de Inteligencia de Negocios que permite visualizar grandes volúmenes de información en forma rápida, flexible y amigable, destacada por su facilidad de uso, potencialidad para generar visualizaciones y capacidad de manejo de grandes volúmenes de Datos.

A diferencia de las herramientas tradicionales de Inteligencia de Negocios, Tableau está orientado a que personas de todos los ámbitos puedan manejar información fácilmente y presentarla en forma atractiva.

Tableau Desktop, permite analizar e interactuar con la información y generar visualizaciones dinámicas; y Tableau Server, clave a la hora de compartir la información a través de Internet, permitiendo trabajar con ella en forma remota gracias a su interfaz web.

El usuario tan solo tiene que arrastrar los campos de su interés para lograr el cruce de información y obtener una atractiva visualización. Con esto se evitan engorrosos procesos de carga de datos y se elimina la necesidad de programar.”¹⁷

1.3.2 Administración de las cuentas por cobrar

“Las cuentas por cobrar son cantidades de dinero que deben a una empresa los clientes que han comprado bienes o servicios a crédito. Las cuentas por cobrar son un activo corriente.”¹⁸

“Las cuentas a cobrar se definen como el conjunto de derechos de cobro o crédito a favor de la entidad que tienen su origen en la venta de bienes o prestaciones de servicio a terceros procedentes de la actividad principal.”¹⁹

“Las cuentas por cobrar comerciales, comprenden las facturas por

¹⁷ Microsystem. *TABLEAU*, 2016.

¹⁸ VAN, James y WACHOWICZ, John. *Fundamentos de la administración financiera*, 2010.

¹⁹ WANDEN-BERGHE, José. *Contabilidad financiera I*, 2011.

cobrar, las letras por cobrar, los anticipos recibidos y cualquier otro documento por cobrar.”²⁰

La administración de las cuentas por cobrar involucra salvaguardar el activo mediante el uso de políticas y acelerar su retorno sin afectar el volumen de las ventas ni el trato con los clientes. Es indispensable conocer el tamaño y la estructura del activo para poder esbozar estrategias y organizar recursos necesarios para su gestión.²¹

“El objetivo de administrar las cuentas por cobrar es cobrarlas tan rápido como sea posible sin perder ventas debido a técnicas de cobranza muy agresivas. El logro de esta meta comprende tres temas: 1) selección y estándares de crédito, 2) condiciones de crédito, y 3) supervisión de crédito”.²²

“La administración de las cuentas por cobrar comerciales de una empresa, más comúnmente denominadas como cartera comercial, comprende tres actividades o etapas básicas, a saber: política, gestión y control.”²³

La administración de las cuentas por cobrar se divide de la siguiente manera: Política de crédito, análisis y otorgamiento del crédito, y seguimiento de la cartera.

a) Dimensión 1: Política de crédito

“Las políticas de crédito es una directriz, compuesta de normas generales básicas, sin entrar en detalles que pueden cambiar con el tiempo, tales como tasas de interés, activos del solicitante del crédito valor de las ventas de las empresas.”²⁴

“Las políticas de crédito deben tener como objetivo elevar al

²⁰ STICKNEY, Clyde et al. *Contabilidad Financiera. Una introducción a conceptos, métodos y usos*, 2012.

²¹ SALEK, John. *Accounts Receivable Management: Best Practices*, 2006.

²² GITMAN, Lawrence. *Principios de Administración Financiera*, 2007.

²³ ORTIZ, Héctor. *Análisis financiero aplicado y principios de administración financiera*, 2011.

²⁴ *Ibíd.*

máximo el rendimiento sobre la inversión.”²⁵

Los estándares de crédito son exigencias principales que debe tener la empresa para otorgar crédito a sus clientes.²⁶

b) Dimensión 2: Análisis y otorgamiento de crédito

“Al evaluar a un solicitante de crédito, el analista obtiene información sobre el solicitante, analiza esta información para determinar la solvencia del solicitante y toma la decisión de otorgar o no el crédito. La decisión de crédito, a la vez, establece si debe extenderse el crédito y cuál debe ser el límite de crédito, o la línea de crédito.”²⁷

“En esta etapa incluye el estudio del solicitante y el proceso de aprobación por parte de los diferentes estamentos establecidos para este efecto en la política de crédito.”²⁸

El otorgamiento del crédito debe ser coherente con los estándares de la organización, pero la realidad económica social de cada cliente debe reflejar su riesgo individual.²⁹

c) Dimensión 3: Seguimiento de la cartera

El seguimiento de la cartera tiene como objetivo recuperar el crédito, para ello debe realizar una cobranza personalizada, clasificar y calificar su cartera; esto le permitirá determinar, evaluar y controlar el riesgo crediticio, tomando en cuenta el vencimiento de

²⁵ MORENO, Joaquin y RIVAS, Sergio. *La administración financiera del Capital de Trabajo*, 2002.

²⁶ GITMAN, Lawrence. *Principios de Administración Financiera*, 2007.

²⁷ VAN, James y WACHOWICZ, John. *Fundamentos de la administración financiera*, 2010.

²⁸ ORTIZ, Héctor. *Análisis financiero aplicado y principios de administración financiera*, 2011.

²⁹ GITMAN, Lawrence. *Principios de Administración Financiera*, 2007.

la obligación, nivel de endeudamiento del deudor, entre otros.³⁰

“La supervisión del crédito es una revisión continua de las cuentas por cobrar de la empresa para determinar si los clientes están pagando conforme a las condiciones de crédito establecidas. Si no están pagando a tiempo, la supervisión del crédito advertirá a la empresa del problema. Los pagos lentos son costosos para una empresa que prolongan el periodo promedio de cobro e incrementan la inversión de la empresa en las cuentas por cobrar. Dos técnicas que se usan con frecuencia para la supervisión del crédito son el periodo promedio de cobro y la antigüedad de las cuentas por cobrar”.³¹

c.1) Indicador: Tasa de Morosidad

El incumplimiento de los plazos contractuales o legales de pagos, es un hecho inesperado en la vida de la empresa que trastoca las expectativas de cobro eliminando entradas previstas de tesorería lo que contribuye a disminuir la liquidez y la capacidad de afrontar obligaciones de pago, dando origen a situaciones de insolvencia en la empresa acreedora.³²

“Indica el porcentaje en valor que representan las cantidades impagadas respecto al total de facturación neta. Se calcula: $\text{Importe de impagados} / \text{Importe ventas netas}$. En %.”³³

La tasa de morosidad se define a grandes rasgos como el porcentaje de créditos impagados sobre los créditos totales³⁴:

³⁰ ORTIZ, Héctor. *Análisis financiero aplicado y principios de administración financiera*, 2011. P. 532.

³¹ GITMAN, Lawrence. *Principios de Administración Financiera*, 2007.

³² VAN, James y WACHOWICZ, John. *Fundamentos de la administración financiera*, 2010.

³³ ZORITA, Enrique y HUARTE, Segundo. *El plan de negocio*, 2013.

³⁴ DÍAZ, Fernando, *Análisis de productos y servicios de financiación*, 2014.

$$Tasa\ de\ Morosidad = \frac{Créditos\ impagados}{Créditos\ totales} * 100$$

c.2) Indicador: Porcentaje de saldos por antigüedad

Se refiere al grado de concentración porcentual o absoluta entre los distintos rangos de días. Es una buena medida para mantener al día las cuentas y documentos por cobrar, puesto que pone al descubierto la situación de la cartera con toda claridad. La antigüedad de los saldos puede realizarse considerando los siguientes plazos: a 15 días; de 16 a 30 días; de 31 a 45 días; de 46 a 60 días, y más de 60 días. Estos periodos no son los únicos ya que pueden ser menores o mayores dependiendo de lo que necesite la empresa.³⁵

“Es un indicador que proporciona información acerca de la proporción del saldo de Cuentas por Cobrar que ha estado vigente durante un período específico. Así enfatizando toda irregularidad, el analista puede definir las causas de las deficiencias en los procedimientos de crédito y cobranza. El análisis de antigüedad requiere que las cuentas por cobrar de la empresa sean divididas en grupos según los días de vencimiento”.³⁶

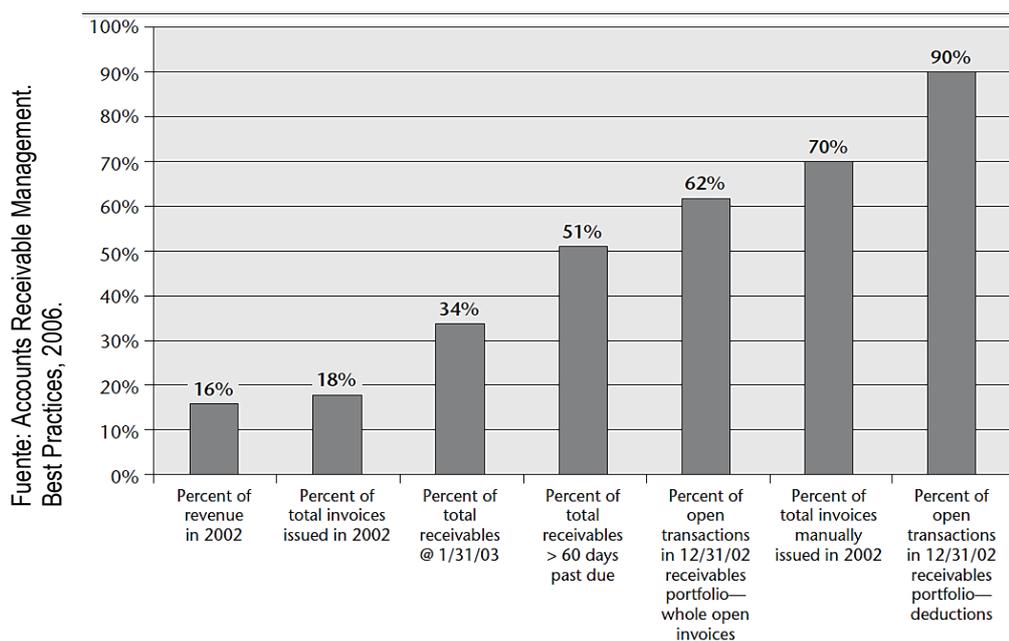
Se puede definir con la formula siguiente:

$$PSA = \frac{Saldo\ según\ Intervalo}{Saldo\ total} * 100$$

³⁵ MOLINA, Víctor. *Estrategias de cobranza en época de crisis*, 2006.

³⁶ SALEK, John. *Accounts Receivable Management: Best Practices*, 2006.

Figura N° 5



Impacto de las cuentas por cobrar

La figura N° 5, presenta un ejemplo de los datos totales de movimientos y transacciones para la administración de las cuentas por cobrar, entre ellos, se aprecia la barra en porcentajes de saldos por antigüedad. Se entiende que el 51% de las cuentas por cobrar tienen más de 60 días de antigüedad.

1.3.3 Metodología para el desarrollo del datamart

Kimball

“La metodología de Kimball se enfoca principalmente en el diseño de la base de datos que almacenará la información para la toma de decisiones. El diseño se basa en la creación de tablas de hechos (FACTS) que son tablas que contienen la información numérica de los indicadores a analizar, es decir la parte cuantitativa de la información.”³⁷

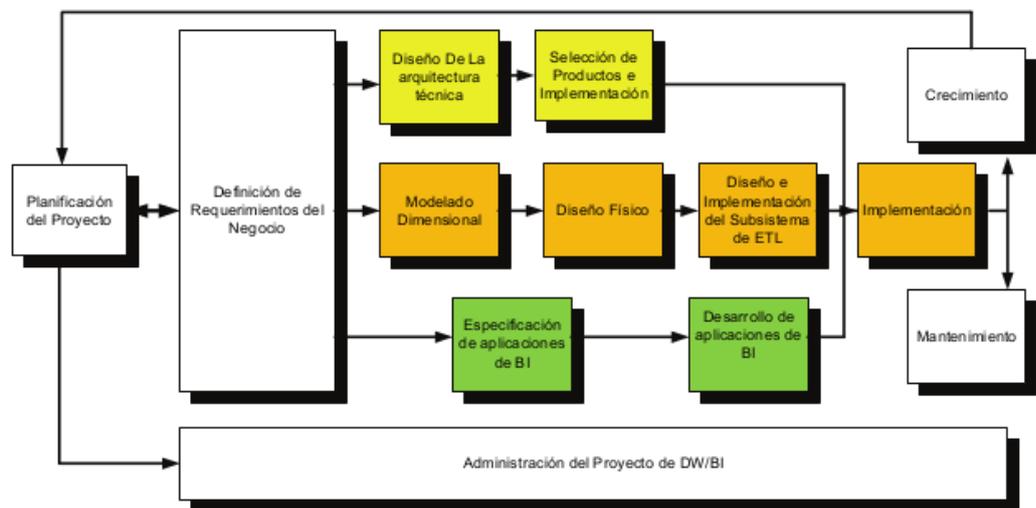
³⁷ KIMBALL, R. y ROSS, M. *The Kimball Group Reader; Relentlessly Practical Tools for Data Warehousing and*

La Metodología Kimball se basa en el Ciclo de Vida Dimensional del Negocio, el cual está conformado por 4 principios básicos:

- ✓ Centrarse en el negocio
- ✓ Construir una infraestructura de información adecuada.
- ✓ Realizar entregas en incrementales significativos.
- ✓ Ofrecer la solución completa.

Figura N° 6

Fuente: The Kimball Group Reader, Relentlessly Practical Tools for Data Warehousing and Business Intelligence, 2010.



Tareas de la metodología de Kimball

Hefesto

“La metodología Hefesto es una metodología propia, cuya propuesta está fundamentada en una muy amplia investigación, comparación de metodologías existentes, experiencias propias en procesos de confección de almacenes de datos. Hefesto está en continua evolución, y se han tenido en cuenta, como gran valor agregado, todos los feedbacks que han aportado quienes han utilizado esta metodología en diversos países y con diversos fines.

La construcción e implementación de un DW puede adaptarse muy

Business Intelligence, 2010.

bien a cualquier ciclo de vida de desarrollo de software, con la salvedad de que para algunas fases en particular, las acciones que se han de realizar serán muy diferentes. Lo que se debe tener muy en cuenta, es no entrar en la utilización de metodologías que requieran fases extensas de reunión de requerimientos y análisis, fases de desarrollo monolítico que conlleve demasiado tiempo y fases de despliegue muy largas. Lo que se busca, es entregar una primera implementación que satisfaga una parte de las necesidades, para demostrar las ventajas del DW y motivar a los usuarios. La metodología Hefesto, puede ser embebida en cualquier ciclo de vida que cumpla con la condición antes declarada.

Con el fin de que se llegue a una total comprensión de cada paso o etapa, se acompañará con la implementación en una empresa real, para demostrar los resultados que se deben obtener y ejemplificar cada concepto³⁸.

Figura N° 7



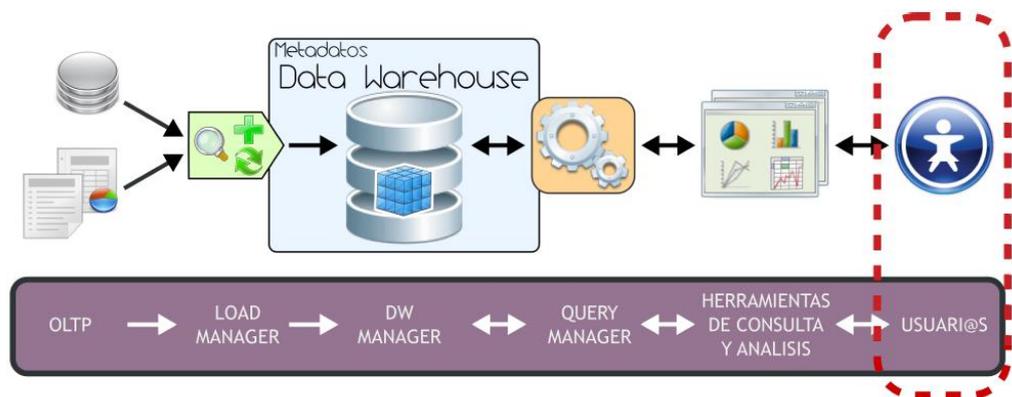
Metodología HEFESTO, pasos

³⁸ BERNABEU, Ricardo. *HEFESTO: Metodología para la Construcción de un Data Warehouse*, 2010.

La primera fase de la metodología se obtiene en base a la entrevista realizada a los usuarios del datamart. Posteriormente se realiza el análisis de la base de datos de la empresa identificando los campos que serán consultados y generar un modelo del datamart con dichos campos. En la tercera parte, se genera la lógica que tendrá el datamart para que en la última parte se efectúe la carga hacia el datamart y su actualización.

Figura N° 8

Fuente: HEFESTO: Metodología para la Construcción de un Data Warehouse, 2010.



Arquitectura del Data Warehousing

✓ Extracción

Es aquí, en donde, “basándose en las necesidades y requisitos de los usuarios, se exploran las diversas fuentes OLTP que se tengan a disposición, y se extrae la información que se considere relevante al caso. Si los datos operacionales residen en un SGBD Relacional, el proceso de extracción se puede reducir a, por ejemplo, consultas en SQL o rutinas programadas. Una vez que los datos son seleccionados y extraídos, se guardan en un almacenamiento intermedio, lo cual permite, entre otras ventajas: Manipular los datos sin interrumpir ni paralizar los OLTP, ni tampoco el datamart. No depender de la disponibilidad de los OLTP. Almacenar y gestionar los metadatos que se generarán en los procesos ETL. Facilitar la integración de las diversas fuentes, internas y externas.

El almacenamiento intermedio constituye en la mayoría de los casos una base de datos en donde la información puede ser almacenada por ejemplo en tablas auxiliares, tablas temporales, etc. Los datos de estas tablas serán los que finalmente (luego de su correspondiente transformación) poblarán el Datamart”.³⁹

✓ Transformación

“Esta función es la encargada de convertir aquellos datos inconsistentes en un conjunto de datos compatibles y congruentes, para que puedan ser cargados en el datamart. Estas acciones se llevan a cabo, debido a que pueden existir diferentes fuentes de información, y es vital conciliar un formato y forma única, definiendo estándares, para que todos los datos que ingresarán al DW estén integrados. Los casos más comunes en los que se deberá realizar integración, son los siguientes: Codificación. Medida de atributos. Convenciones de nombramiento. Fuentes múltiples.

Además de lo antes mencionado, esta función se encarga de realizar, entre otros, los procesos de Limpieza de Datos (Data Cleansing) y Calidad de Datos”.⁴⁰

✓ Carga

“Esta función se encarga, por un lado de realizar las tareas relacionadas con: Carga Inicial (Initial Load). Actualización o mantenimiento periódico (siempre teniendo en cuenta un intervalo de tiempo predefinido para tal operación).

La carga inicial, se refiere precisamente a la primera carga de datos que se le realizará al Datamart. Por lo general, esta tarea consume un tiempo bastante considerable, ya que se deben insertar registros

³⁹ BERNABEU, Ricardo. *HEFESTO: Metodología para la Construcción de un Data Warehouse*, 2010.

⁴⁰ *Ibíd.*

que han sido generados mucho tiempo atrás.

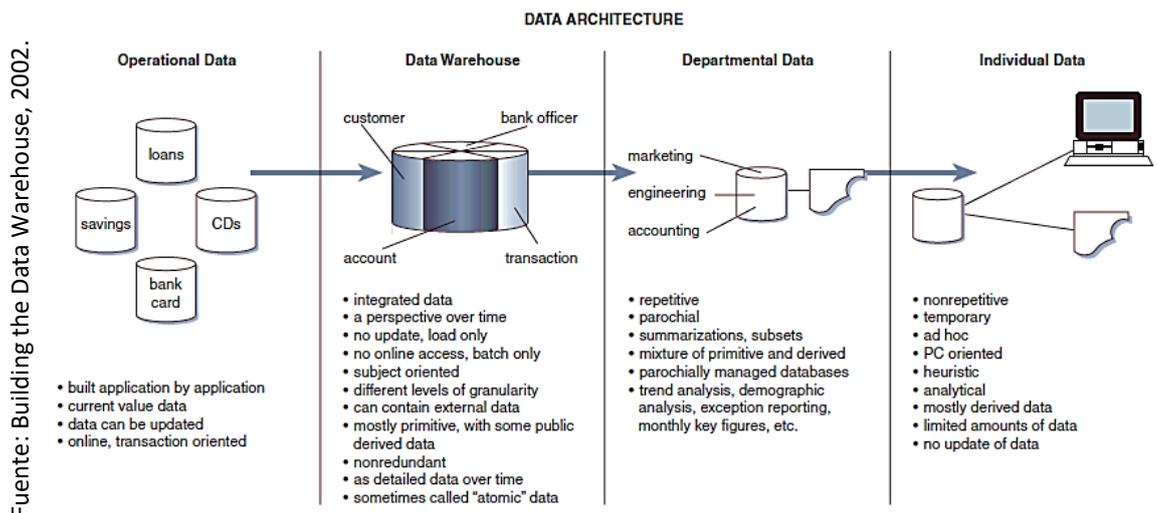
Los mantenimientos periódicos mueven pequeños volúmenes de datos, y su frecuencia está dada en función del gránulo del DW y los requerimientos de los usuarios.

El objetivo de esta tarea es añadir al depósito aquellos datos nuevos que se fueron generando desde la última actualización. Antes de realizar una nueva actualización, es necesario identificar si se han producido cambios en las fuentes originales de los datos recogidos, desde la fecha del último mantenimiento, a fin de no atentar contra la consistencia del datamart.⁴¹

Inmon

Metodología de Inmon define una metodología descendente top-down (hacia abajo) donde los datamarts se crearán después de haber terminado el data warehouse completo de la organización.⁴²

Figura N° 9



Arquitectura de datos

⁴¹ BERNABEU, Ricardo. *HEFESTO: Metodología para la Construcción de un Data Warehouse*, 2010.

⁴² INMON, William. *Building the Data Warehouse*, 2002.

La metodología Inmon, a diferencia de Kimbal y Hefesto, propone la creación del Datamart obtenido a través de los datos operacionales, para luego separarlos según departamentos o áreas de la empresa y al fin ser analizados por los usuarios.

De acuerdo a las metodologías más relevantes de desarrollo de datamart, se aplicó la validación de expertos en ingeniería, como se puede apreciar a continuación:

Tabla N° 2: Evaluación de Metodologías

Experto	Metodología		
	Hefesto	Inmon	Kimball
Mg. Johnson Romero, Guillermo	28	21	19
Mg. Adilio Ordoñez Pérez	29	25	26
Mg. Bravo Baldeón, Percy	29	25	24
Total	86	71	69

Fuente: Elaboración propia.

Para conseguir los objetivos relacionados al presente proyecto de investigación y en base a los resultados obtenidos por el juicio de expertos, se determinó que se utilizará la metodología Hefesto para el desarrollo del datamart.

1.4 Formulación del problema

Problema General:

- ¿Cómo influye un Datamart en la Administración de las Cuentas por Cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.?

Problemas Secundarios:

- ¿Cómo influye un Datamart en la tasa de morosidad para la Administración de las Cuentas por Cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.?
- ¿Cómo influye un Datamart en el porcentaje de saldos por antigüedad para la Administración de las Cuentas por Cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.?

1.5 Justificación del estudio

❖ Tecnológica

En la actualidad, la información se ha convertido en un bien muypreciado, las empresas pretenden utilizar dicha información para generar conocimiento ventajoso dirigido a la mejora de sus procesos institucionales. Es así, que la ventaja competitiva de las organizaciones concierne en la forma de interpretar la información y convertirla en un componente diferencial⁴³.

Mientras mayor sea la capacidad para almacenar datos, mayor será la incapacidad para extraer información realmente útil, y gran parte de la información importante para la toma de decisiones queda oculta, lo cual se logró cambiar con la implementación del datamart en el área de créditos y cobranzas.

❖ Económica

Con esta investigación el usuario pudo contar con información precisa y veraz para administrar el área de créditos y cobranzas, las cuales permitan plantear nuevas estrategias, principalmente en el ámbito financiero para lograr establecer metas de las cuentas por cobrar, ya que esta es una de las fuentes principales de rotación de dinero. “La importancia de los sistemas Business Intelligence los cuales ofrecen

⁴³ GARCÍA, Javier. *Los sistemas de Business Intelligence y la crisis*, 2002.

reportes de información más rápidos y nuevas maneras de analizar la data; mencionando el caso de la empresa Stein Mart la cual luego de implementar un Datawarehouse redujo aproximadamente \$600 000 en sus costos de operaciones de Tecnologías de Información, debido a la reducción de personal necesario.”⁴⁴

La empresa se mantuvo con una ganancia del 19% de lo pronosticado, se considera que a partir de la implementación del datamart, esta ganancia se elevó en unos puntos porcentuales puesto que tuvo mayor recuperación de cartera, en términos monetarios es un valor importante para la empresa.

❖ Institucional

El datamart facilita el acceso de una gran cantidad de información previamente analizada y disponible al ser requerida, con lo cual se toman decisiones más acertadas⁴⁵, lo que contribuyó a una mejor administración de las cuentas por cobrar. Con información precisa en el área de Créditos y Cobranzas se pudo gestionar óptimamente los cobros, lo que aportó a que se otorguen o no más créditos a los clientes de acuerdo a la situación financiera de la empresa. A su vez mejoró la calidad y transparencia con la que se trabajaban, ya que la información es extraída de una base de datos que ejecuta sentencias definidas.

❖ Operativa

Los reportes y tableros de control elaborados contienen gráficos e indicadores de gestión que ayudan a los usuarios finales en la toma de decisiones. Se obtuvo una buena recepción por parte de los gerentes y la alta dirección de la organización. Con el Datamart se realizaron las consultas con mayor rapidez y seguridad para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

⁴⁴ RAMOS, Salvador. *Microsoft Business Intelligence: vea el cubo medio lleno*, 2011.

⁴⁵ MÉNDEZ, Luis. *Más allá del Business Intelligence: 16 experiencias de éxito*. Barcelona, 2016.

1.6 Hipótesis

Hipótesis General:

- ✓ El Datamart mejora la Administración de las Cuentas por Cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

Hipótesis Específicas:

- ✓ El Datamart reduce la tasa de morosidad para la Administración de las Cuentas por Cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.
- ✓ El Datamart reduce el porcentaje de saldos de mayor antigüedad para la Administración de las Cuentas por Cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

1.7 Objetivos

Objetivo General:

- ✓ Determinar la influencia del Datamart en la Administración de las Cuentas por Cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

Objetivo Específicos:

- ✓ Determinar la influencia del Datamart en la tasa de morosidad para la Administración de las Cuentas por Cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.
- ✓ Determinar la influencia del Datamart en el porcentaje de saldos de mayor antigüedad para la Administración de las Cuentas por Cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

CAPÍTULO II:

MÉTODO

II. MÉTODO

2.1 Diseño de investigación

La presente investigación, respecto al propósito que tiene, se consideró de tipo aplicada. Porque lo que le interesa al investigador, principalmente, son los resultados prácticos.

Referente a los medios utilizados para la investigación, se consideró experimental, porque la información solicitada de la actividad es intencional, y sobre ella se puede o no usar un grupo de control, con el objetivo de realizar los cotejos necesarios para comprobar o rechazar las hipótesis según el caso.

Se desarrolló bajo el diseño pre-experimental. “Este diseño se llama así porque su grado de control es mínimo. Diseño de preprueba/posprueba con un solo grupo. A un grupo se le aplicó una prueba previa al experimento, después se le aplica el experimento y finalmente se le realiza una prueba posterior al estímulo. Entre 01 y 02 podrían ocurrir otros acontecimientos capaces de generar cambios, además del tratamiento experimental, y cuanto más largo sea el lapso entre ambas mediciones, mayor será también la posibilidad de que actúen tales fuentes”.⁴⁶

Se diagrama así:



Diseños de medición de Pre-Test y Post-Test

G: Grupo

01: Grupo experimental: Pre-Test.

X: Variable Independiente Datamart

02: Post-Test, es el nuevo modelo a desarrollar y con el cual se compara para corroborar si hubo algún resultado favorable.⁴⁷

Se utilizó el enfoque cuantitativo-deductivo, porque se planteó el problema definiendo lo que se quiso hacer en la empresa y lo que se necesitó saber

⁴⁶ HERNÁNDEZ, Roberto et al. *Metodología de la investigación*, 2014.

⁴⁷ *Ibid.*

para poder desarrollarlo.

2.2 Variables, Operacionalización

- ✓ VD Datamart: Base de datos cargada con datos aptos y necesarios para mostrar, requiere de un proceso ETL para la extracción de datos de un sistema de origen, logrando que esta data sea especializada y estructurada para ser usada por un software.
- ✓ VI Administración de las Cuentas por Cobrar: Ejecución de un conjunto de acciones en base a conocimiento, que incluyan política, otorgamiento y control de las cuentas por cobrar.

Tabla N° 3: Operacionalización de la variable independiente

Variable Independiente	Definición operacional	Indicadores	Escala de medición
Administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución SAC.	Ejecución de un conjunto de acciones en base a conocimiento, que incluyan política, otorgamiento y control de las cuentas por cobrar.	Tasa de morosidad	Porcentaje
		Porcentaje de saldo por antigüedad	Porcentaje

Fuente: Elaboración propia.

2.3 Población y muestra

Población o universo: “Conjunto de todos los casos que concuerdan con determinadas especificaciones.”⁴⁸

La población fueron los clientes que compraron al crédito en el año 2016 y pertenecen al canal Cobertura del Grupo Vega Distribución SAC. Luego se estratificó por sucursal: norte, centro y este.

⁴⁸ HERNÁNDEZ, Roberto et al. *Metodología de la investigación*, 2014.

Tabla N° 4: Población

Población Total	Sucursal Norte	Sucursal Centro	Sucursal Este
10573 Clientes	6485 Clientes	2027 Clientes	2061 Clientes

Fuente: Elaboración propia.

Muestra: Subgrupo del universo o población del cual se recolectan los datos y que debe ser representativo de ésta.⁴⁹

Fórmula para encontrar la muestra conociendo la población:

$$n = \frac{N * Z^2 * p * q}{d^2 * (N - 1) + Z^2 * p * q}$$

n= **Tamaño de muestra**

N= Población

z = Nivel de confianza al 95% (1.96)

p= Proporción esperada (5% = 0.05)

q= 1-p (0.95)

d= Precisión (0.05)

$$n = \frac{10572 * 1.96^2 * 0.05 * 0.95}{0.05 * (10572 - 1) + 1.96^2 * 0.05 * 0.95}$$

n= 371 clientes del canal cobertura.

Muestreo estratificado: Se dividió a toda la población en diferentes subgrupos o estratos. Luego, se seleccionó aleatoriamente a los sujetos finales de los diferentes estratos en forma proporcional.

⁴⁹ HERNÁNDEZ, Roberto et al. *Metodología de la investigación*, 2014.

Tabla N° 5: Muestra estratificada

Sucursal Norte	Sucursal Centro	Sucursal Este
$n_1 = \frac{6485 * 371}{10572}$	$n_2 = \frac{2027 * 371}{10572}$	$n_3 = \frac{2061 * 371}{10572}$
$n_1 = 228$ clientes	$n_2 = 71$ clientes	$n_3 = 72$ clientes

Fuente: Elaboración propia.

Como se denota en la tabla N° 5, la muestra quedó dividida con 228 clientes de la sede norte, 71 clientes de la sede centro y 72 clientes de la sede este.

2.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Se solicitó la información extraída de los sistemas transaccionales de la empresa para evaluar la administración de las cuentas por cobrar, y luego se realizó la medición del Pre-Test utilizando la ficha de registro.

Se utilizaron dos fichas de registro:

- ✓ Ficha de Registro “Tasa de morosidad”
- ✓ Ficha de Registro “Porcentaje de saldos por antigüedad”

Tabla N° 6: Recolección de datos

Dimensión	Indicador	Descripción	Técnica	Instrumento	Fórmula
Seguimiento del crédito	Tasa de morosidad	Se evaluó la tasa de morosidad entre los clientes	Fichaje	Ficha de registro	$(\text{Créditos impagados} / \text{Total de créditos}) * 100$
	Porcentaje de saldos por antigüedad	Se evaluó el porcentaje de saldos del intervalo más antiguo	Fichaje	Ficha de registro	$(\text{Saldo según intervalo} / \text{Saldo total}) * 100$

Fuente: Elaboración propia.

2.4.1 Validez

“La validez en términos generales, se refiere al grado en que un instrumento mide lo que pretende medir”.⁵⁰

La validación aplicada para el instrumento se realizó a través del juicio de expertos para la presente investigación.

Tabla N° 7: Validez por evaluación de expertos

Experto	Ficha de Registro: Tasa de morosidad	Ficha de Registro: Porc. de saldo por antigüedad
Mg. Johnson Romero, Guillermo	6	-
Mg. Huarote Zegarra, Raúl	6	6
Mg. Saavedra Jiménez Roy	6	-
Mg. Bravo Baldeón, Percy	6	6
Mg. Ormeño Rojas, Robert	-	6

Fuente: Elaboración propia.

Se entregó a cada experto una tabla con 6 criterios para la evaluación de cada ficha de registro que se utilizó en la recolección de datos. La ficha de Indicador Tasa de morosidad fue evaluada por 4 expertos quienes otorgaron 6 puntos cada uno. Lo mismo se realizó con la ficha del indicador: Porcentaje de saldo por antigüedad, evaluada por 3 expertos que brindaron 6 puntos cada uno.

Se obtuvo, entonces, la validación por los expertos para poder aplicar las fichas de registro para cada indicador.

⁵⁰ LISSITZ, Robert. *The concept of validity: revisions, new directions, and applications*, 2009.

2.4.2 Confiabilidad

Los procedimientos más utilizados para determinar la confiabilidad son: confiabilidad por test-retest, método de formas alternativas, método de mitades partidas y medidas de consistencia interna.

En la confiabilidad de test-retest, se aplica el mismo instrumento dos o más veces a un mismo grupo de personas o caso, después de cierto periodo.⁵¹

Se aplicaron las dos fichas de registro en los meses de mayo – junio y junio – julio (anexo N° 6 y 7), obteniendo como resultado lo siguiente:

Tabla N° 8: Test-retest

Aplicación del Instrumento	Indicadores	
	Tasa de Morosidad	Porc. Saldo por Antigüedad
Mayo-Junio del 2016	55,56%	15,27%
Junio-Julio del 2016	56,06%	14,87%

Fuente: Elaboración propia.

La aplicación de los instrumentos en dos periodos distintos arroja resultados estables, por ende se concluyó que el instrumento es fiable y fue aplicado para la ejecución del pos-test de la presente investigación.

2.5 Métodos de análisis de datos

El método de análisis de datos es cuantitativo, ya que es pre-experimental y se obtienen estadísticas que ayuden a comprobar si la hipótesis es correcta.⁵²

⁵¹ HERNÁNDEZ, Roberto et al. *Metodología de la investigación*, 2014.

⁵² *Ibidem*.

Primero se procedió a realizar una comparación entre las medias descriptivas de los resultados del pre y pos test. Luego se aplicó la Prueba de Normalidad bajo el enfoque Kolmogorov-Smirnov, puesto que la muestra es mayor a 50.

$$D_c = \text{Max}\{|H_{i-1} - F_i|, |H_i - F_i|\}$$

Finalmente se ejecutó la prueba de hipótesis, según Wilcoxon, ya que la anterior prueba dio como resultado que la distribución es no normal para cada indicador.

$$Z_T = \frac{T - \bar{X}_T}{\sigma_T}$$

Donde:
 Z_T = valor Z de la T de Wilcoxon.
 T = valor estadístico de Wilcoxon.
 \bar{X}_T = promedio de la T de Wilcoxon.
 σ_T = desviación estándar de la T de Wilcoxon.

Asimismo:

$$\bar{X}_T = \frac{N(N+1)}{4}$$

Donde:
 N = tamaño de la muestra.

Por otra parte:

$$\sigma_T = \sqrt{\frac{N(N+1)(2N+1)}{24}}$$

Mediante el uso del software "IBM SPSS v21" se llevó a cabo el análisis comparativo, análisis inferencial y prueba de hipótesis de los indicadores Tasa de morosidad y Porcentaje de saldo por antigüedad, propuestos en la presente tesis.

2.6 Aspectos éticos

El investigador se compromete a respetar la veracidad de los resultados, la confiabilidad de los datos suministrados por la empresa Grupo Vega Distribución S.A.C., la identidad de los individuos y de los objetos que participan en el estudio.

CAPÍTULO III: RESULTADOS

III. RESULTADOS

3.1 Análisis comparativo

En el estudio se implementó un datamart para evaluar la tasa de morosidad y el porcentaje de saldo por antigüedad para la administración de las cuentas por cobrar, en primera instancia se aplicó un pre test para obtener la condición actual de los indicadores, se implementó el datamart, y posterior a ello se realizó el post test (anexos N°s 8 y 9) para obtener la situación de los indicadores.

3.1.1 Tasa de morosidad (Pre Test – Pos Test)

El análisis comparativo del primer indicador se refleja en la siguiente tabla.

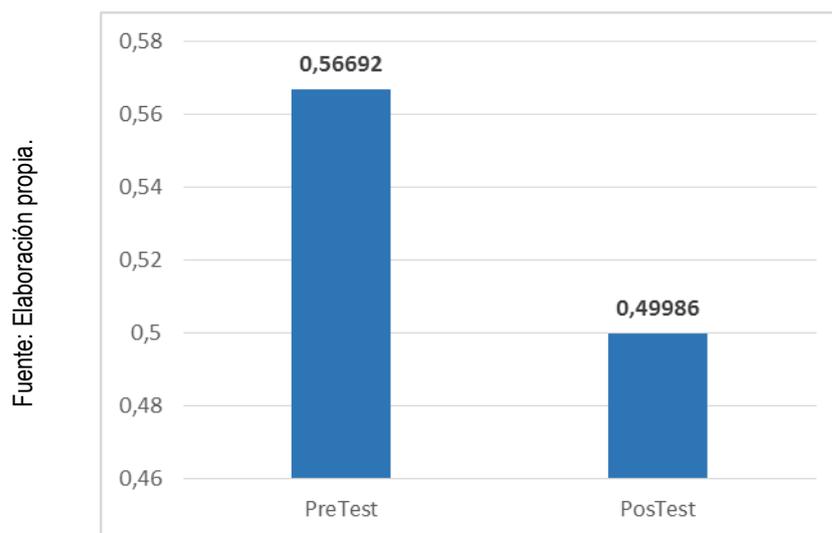
Tabla N° 9: Estadísticos descriptivos para el indicador “tasa de morosidad” antes y después de implementar el datamart

	N	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típ.
TasaMorosidad_PreTest	371	,000	1,000	,56692	,421984
TasaMorosidad_PosTest	371	,000	1,000	,49986	,417171
N válido (según lista)	371				

Fuente: Elaboración propia.

En el caso del indicador tasa de morosidad en el pre test de la muestra se obtuvo como media el valor de 0,56692; mientras que en el post test fue de 0,49986 (Ver Figura N° 10) esto indica una diferencia antes y después de la implementación del datamart.

Figura N° 10



Pre test y Pos test del indicador "Tasa de Morosidad"

3.1.2 Porcentaje de saldo por antigüedad

El análisis comparativo del segundo indicador se refleja en la siguiente tabla.

Tabla N° 10: Estadísticos descriptivos para el indicador “porcentaje de saldo por antigüedad” antes y después de implementar el datamart

	N	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típ.
PorcSaldoXAntig_PreTest	371	,000	1,000	,17382	,313263
PorcSaldoXAntig_PosTest	371	,000	1,000	,13118	,285379
N válido (según lista)	371				

Fuente: Elaboración propia.

En el caso del indicador porcentaje de saldo por antigüedad en el pre test de la muestra se obtuvo como media el valor de 0,17382; mientras que en el post test fue de 0,13118 (Ver Figura N° 11) esto indica una diferencia antes y después de la implementación del datamart.

Figura N° 11



Pre test y Pos test del indicador "Porcentaje de saldo por antigüedad"

3.2 Análisis inferencial

3.2.1 Prueba de normalidad

En esta etapa se procedió a realizar la prueba de normalidad para cada uno de los indicadores.

Indicador: Tasa de morosidad

Para el presente indicador se empleó el método Kolmogorov, debido a que el tamaño de la muestra fue de 371 clientes, es decir, mayor a 50.

Donde:

Si el valor de Sig. ≥ 0.05 se adopta una distribución normal.

Si el valor de Sig. < 0.05 se adopta una distribución no normal.

Tabla N° 11: Prueba de normalidad de Kolmogorov para el indicador "Tasa de morosidad"

	Pruebas de normalidad					
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
TasaMorosidad_PreTest	,249	371	,000	,787	371	,000
TasaMorosidad_PosTest	,216	371	,000	,810	371	,000

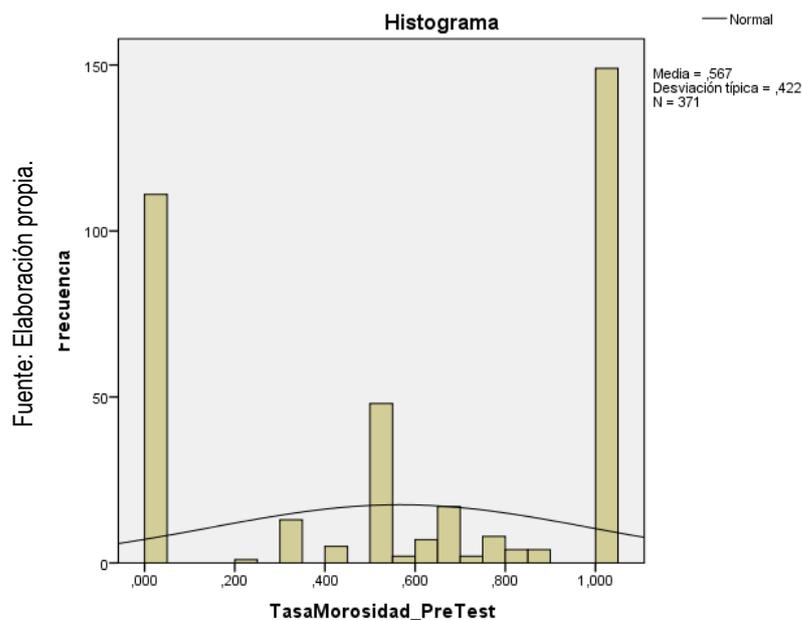
a. Corrección de la significación de Lilliefors

Fuente: Elaboración propia.

- Como se observa el valor de Sig. del Pre Test del indicador tasa de morosidad es menor a 0.05, por ende, se adopta una distribución no normal.
- Por otro lado, el valor Sig. del Pos Test del indicador tasa de morosidad es menor a 0.05, por ende, se adopta una distribución no normal.

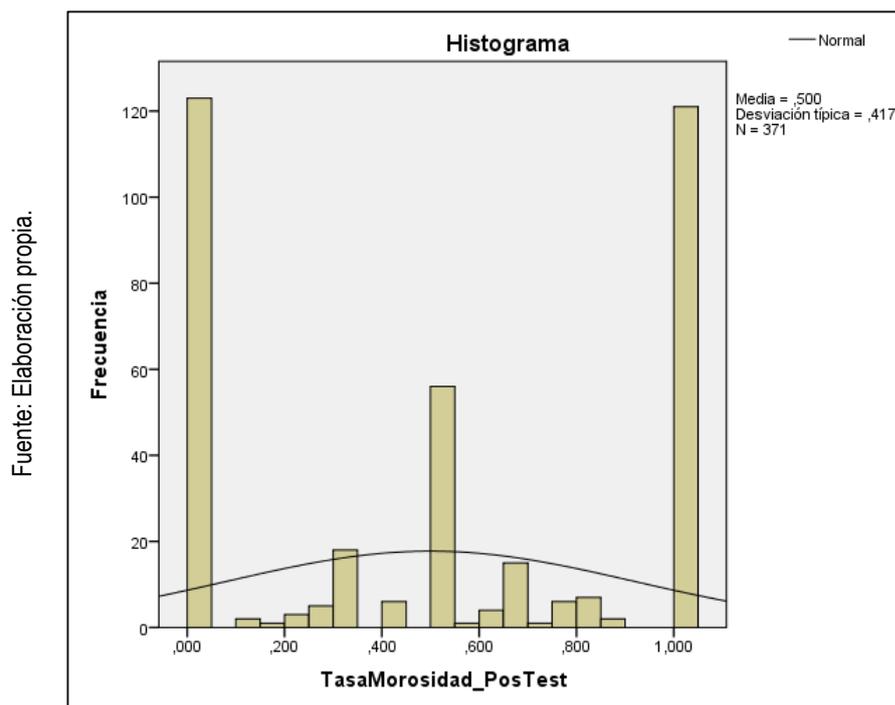
Se puede observar el histograma para el indicador a continuación en las figuras N° 12 y N° 13:

Figura N° 12



Histograma del indicador "Tasa de morosidad" Pre test

Figura N° 13



Histograma del indicador “Tasa de morosidad” Pos test

Indicador: Porcentaje de saldos por antigüedad

Para el presente indicador se empleó el método Kolmogorov, debido a que el tamaño de la muestra fue de 371 clientes, es decir, mayor a 50.

Donde:

Si el valor de Sig. ≥ 0.05 se adopta una distribución normal.

Si el valor de Sig. < 0.05 se adopta una distribución no normal.

Tabla N° 12: Prueba de normalidad de Kolmogorov para el indicador "Porcentaje de saldo por antigüedad"

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
PorcSaldoXAntig_PreTest	,392	371	,000	,608	371	,000
PorcSaldoXAntig_PosTest	,448	371	,000	,517	371	,000

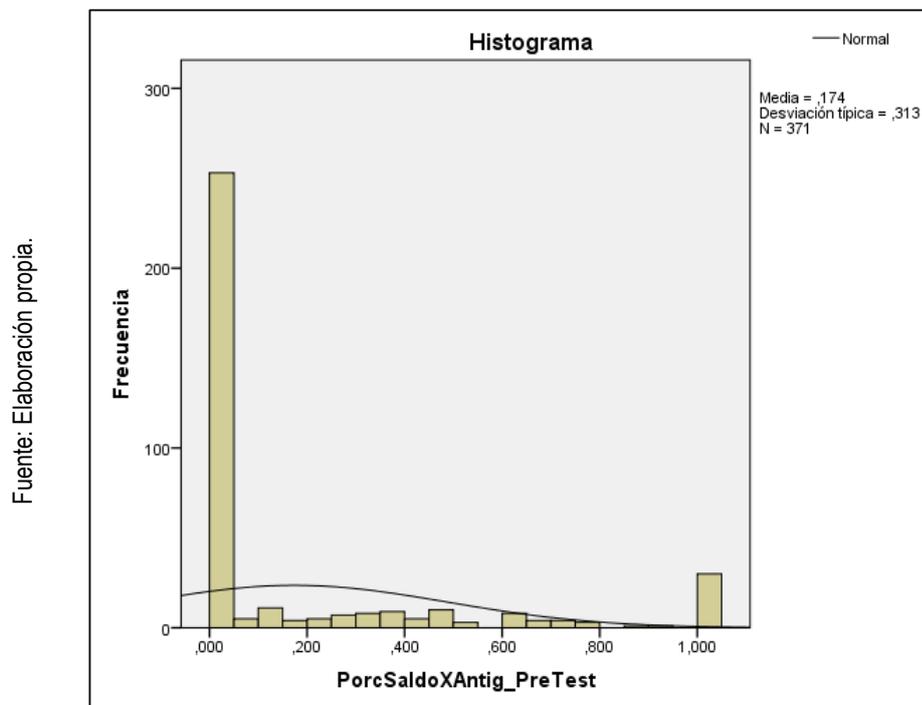
a. Corrección de la significación de Lilliefors

Fuente: Elaboración propia.

- Como se observa el valor de Sig. del Pre Test del indicador porcentaje de saldo por antigüedad es menor a 0.05, por ende, se adopta una distribución no normal.
- Por otro lado, el valor Sig. del Pos Test del indicador porcentaje de saldo por antigüedad es menor a 0.05, por ende, se adopta una distribución no normal.

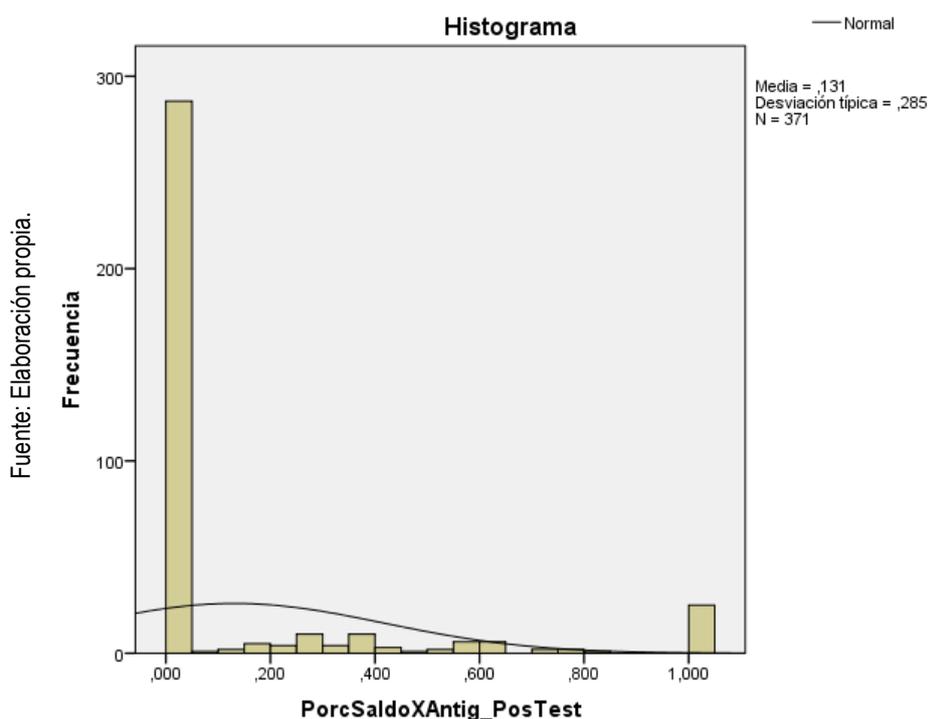
Se puede observar el histograma para el indicador a continuación en las Figuras N° 14 y N° 15:

Figura N° 14



Histograma del indicador “Porcentaje de saldo por antigüedad” Pre test

Figura N° 15



Histograma del indicador “Porcentaje de saldo por antigüedad” Pos test

3.3 Prueba de hipótesis

Indicador: Tasa de morosidad

Hipótesis Especifica 1

Hipótesis H1: El datamart reduce la tasa de morosidad para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

Definición de variables:

la = Indicador medido antes de la implementación del datamart para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

ld = Indicador medido después de la implementación del datamart para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

Hipótesis H1₀: El datamart no reduce la tasa de morosidad para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

$$H1_0: I1_a \leq I1_d$$

Hipótesis H1_a: El datamart reduce la tasa de morosidad para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

$$H1_a: I1_a > I1_d$$

Para la constatación de la hipótesis se aplicó la prueba de rangos de wilcoxon debido a que el indicador tasa de morosidad generado para la administración de las cuentas por cobrar adoptó una distribución no normal (Sig. menor a 0.05).

Tabla N° 13: Prueba de rangos de Wilcoxon para el indicador “Tasa de morosidad”

	N	Rango promedio	Suma de rangos
Rangos negativos	154 ^a	131,47	20247,00
TasaMorosidad_PosTest - Rangos positivos	110 ^b	133,94	14733,00
TasaMorosidad_PreTest - Empates	107 ^c		
Total	371		

a. TasaMorosidad_PosTest < TasaMorosidad_PreTest

b. TasaMorosidad_PosTest > TasaMorosidad_PreTest

c. TasaMorosidad_PosTest = TasaMorosidad_PreTest

Fuente: Elaboración propia.

Tabla N° 14: Estadísticos de contraste para el indicador "Tasa de morosidad"

	TasaMorosidad_PosTest - TasaMorosidad_PreTest
Z	-2,234 ^b
Sig. asintót. (bilateral)	,025

a. Prueba de los rangos con signo de Wilcoxon

b. Basado en los rangos positivos.

Fuente: Elaboración propia.

Como denota la tabla 14 el valor de sig. es: 0,025. El cual se utiliza para comparar con el valor de referencia de la tabla de Kolmogorov-Smirnov (Ver Anexo N° 12). Para el indicador tasa de morosidad la muestra fue 371, según la tabla el valor que será punto de comparación es: $\frac{1.36}{\sqrt{371}} = 0.071$

El valor de Sig. obtenido 0,025 es menor a 0,071; por tanto se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna: "El datamart reduce la tasa de morosidad para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C."

Indicador: Porcentaje de saldo por antigüedad

Hipótesis Específica 2

Hipótesis H2: El datamart reduce el porcentaje de saldo de mayor antigüedad para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

Definición de variables:

la = Indicador medido antes de la implementación del datamart para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

ld = Indicador medido después de la implementación del datamart para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

Hipótesis H2₀: El datamart no reduce el porcentaje de saldo de mayor antigüedad para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

$$H2_0: I2_a \leq I2_d$$

Hipótesis H2_a: El datamart reduce el porcentaje de saldo de mayor antigüedad para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

$$H2_a: I2_a > I2_d$$

Para la constatación de la hipótesis se aplicó la prueba de rangos de wilcoxon debido a que el indicador porcentaje de saldo por antigüedad generado para la administración de las cuentas por cobrar adoptó una distribución no normal (Sig. menor a 0.05).

Tabla N° 15: Prueba de rangos de Wilcoxon para el indicador "Porcentaje de saldo por antigüedad"

	N	Rango promedio	Suma de rangos
Rangos negativos	105 ^a	79,80	8379,00
PorcSaldoXAntig_PosTest - Rangos positivos	63 ^b	92,33	5817,00
PorcSaldoXAntig_PreTest Empates	203 ^c		
Total	371		

a. PorcSaldoXAntig_PosTest < PorcSaldoXAntig_PreTest

b. PorcSaldoXAntig_PosTest > PorcSaldoXAntig_PreTest

c. PorcSaldoXAntig_PosTest = PorcSaldoXAntig_PreTest

Fuente: Elaboración propia.

Tabla N° 16: Estadísticos de contraste para el indicador "Porcentaje de saldo por antigüedad"

	PorcSaldoXAntig_PosTest - PorcSaldoXAntig_PreTest
Z	-2,033 ^b
Sig. asintót. (bilateral)	,042

a. Prueba de los rangos con signo de Wilcoxon

b. Basado en los rangos positivos.

Fuente: Elaboración propia.

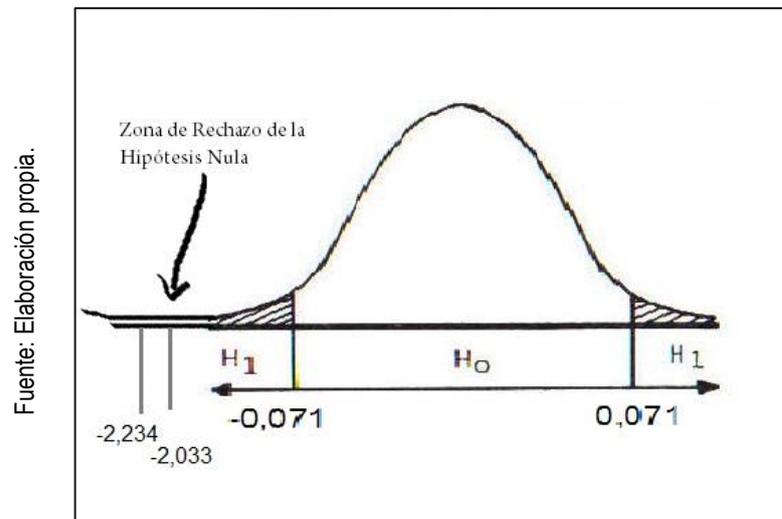
Como denota la tabla 16 el valor de sig. es: 0,042. El cual se utiliza para comparar con el valor de referencia de la tabla de Kolmogorov-Smirnov (Ver Anexo Nro 8). Para el indicador porcentaje de saldo de mayor antigüedad la muestra fue 371, según la tabla el valor que será punto de comparación es: $\frac{1.36}{\sqrt{371}} = 0.071$

El valor de Sig. obtenido 0,042 es menor a 0,071; por tanto se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna: "El datamart reduce el porcentaje de saldo de mayor antigüedad para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C."

En base a las tablas N° 14 y 16, se realiza el análisis de contraste utilizando la Z obtenida del estadístico prueba de rangos de wilcoxon. La campana de gauss permitió ubicar gráficamente la zona de aceptación y rechazo de la hipótesis nula, la tabla N° 16 brinda un Sig bilateral, por ende la campana tuvo 2 colas, por ende dos cortes, uno positivo y uno negativo, estos cortes se identificaron en base al z teórico que brinda a tabla de kolmogorov-Smirnov (anexo N° 12) siendo z=0,071.

Luego se observó el valor z obtenido de la tabla N° 14 y 16: estadísticos de contraste, para cada indicador. Los valores obtenidos son -2,234 y -2,033.

Figura N° 16



Fuente: Elaboración propia.

Análisis de contraste: Campana de Gauss

Como se aprecia en la figura N° 16, los valores de Z obtenidos de la prueba de wilcoxon se ubican en la zona de rechazo de la hipótesis nula, lo cual corrobora la prueba de hipótesis, respaldando que las hipótesis alternas para ambos indicadores se aprueban.

CAPÍTULO IV: DISCUSIÓN

IV. DISCUSIÓN

En base a los resultados obtenidos en la presente tesis se procedió a realizar la discusión de los indicadores propuestos.

Indicador: Tasa de morosidad

Carlos Antonio Parrales Ramos en su tesis “Análisis del índice de morosidad en la cartera de créditos del IECE-Guayaquil y propuesta de mecanismos de prevención de morosidad y técnicas eficientes de cobranzas” mencionó que el proceso de cobranzas del IECE-Guayaquil tiene como mayor debilidad la falta de actualización de la base de datos personales de los clientes. Además recomendó que en un sistema institucional se encuentre toda la información referente a la deuda. Con ello, implícitamente, da entender que con ayuda de la tecnología de información el índice de morosidad debe disminuir⁵³.

Se respalda esa afirmación, demostrando que el datamart implementado debido a que cuenta con información actualizada al alcance del usuario final en todo momento, logró reducir en un 6,71% la tasa de morosidad del Grupo Vega Distribución S.A.C. En la medición del Pre-Test para el indicador tasa de morosidad se obtuvo una media de “56,69%” y con la implementación de datamart para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C. la medición del Post test obtuvo un “17,38%”.

Indicador: Porcentaje de Saldo por Antigüedad

Carlos Israel Núñez Miranda en su tesis “Business Intelligence para manejo y recuperación de cartera en la empresa FERRIARCOS” concluye que se detectaron problemas para la recuperación de cartera debido a la carencia de resultados en tiempo real; los datos para la recuperación la cartera, se los toma de un sistema transaccional, siendo este un proceso demasiado demoroso, extenso y no confiable debido a la cantidad de información que

⁵³ PARRALES, Carlos. *Análisis del índice de morosidad en la cartera de créditos del IECE-Guayaquil y propuesta de mecanismos de prevención de morosidad y técnicas eficientes de cobranzas*, 2013.

maneja la empresa; debido a que la información se lleva manualmente y el volumen de los datos no ayuda a tener resultados reales y oportunos. Así también, afirma que gracias al estudio del business intelligence, la calidad de la empresa mejoró significativamente, debido a que se tuvo mayores ingresos para la empresa, reduciendo el tiempo de cobranza y mejorando sus procesos⁵⁴.

Se respalda la conclusión del autor considerando que el datamart brinda información a tiempo real, confiable y necesaria para mejorar la dimensión recuperación de cartera, del mismo modo, indicó que redujeron el tiempo de cobranza, con el datamart se redujo en un 4,26% los saldos más antiguos que tenían los clientes, significando también, que el tiempo de recuperación de cartera disminuyó.

En la medición del Pre-Test para el indicador Porcentaje de Saldo por Antigüedad se obtuvo una medida de "17,38%" y con la implementación de datamart para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C. la medición del Post test obtuvo un "13,12%".

⁵⁴ NÚÑEZ, Carlos. *Business Intelligence para manejo y recuperación de cartera en la empresa FERRIARCOS*, 2012.

CAPÍTULO V: CONCLUSIONES

V. CONCLUSIONES

- ✓ Se concluye que la implementación de un datamart para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución disminuyó en un 3,4% la tasa de morosidad ya que en la medición del pretest se obtuvo 38,8% y en el postest 35,4%, afirmándose la hipótesis “el datamart disminuye la tasa de morosidad en la administración de cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.
- ✓ Se concluye que la implementación de un datamart para la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C. disminuyó en un 2,16% el porcentaje de saldo por antigüedad ya que en la medición del pretest se obtuvo 10,75% y en el postest 8,59%, afirmándose la hipótesis “el datamart disminuye el porcentaje de saldo por antigüedad en la administración de cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.
- ✓ Se concluye también que el datamart está diseñado para extenderse en busca de más indicadores del área de créditos y cobranza o en otras áreas.
- ✓ Se concluye que la metodología Hefesto es adecuada para el desarrollo de un datamart, porque permitió la interacción con el usuario en todos sus procesos, de igual forma facilitó el entendimiento para la implementación.
- ✓ Por último, se concluye que la implementación de un datamart mejora la administración de las cuentas por cobrar del Grupo Vega Distribución S.A.C.

CAPÍTULO VI:

RECOMENDACIONES

VI. RECOMENDACIONES

- ✓ Se recomienda incorporar un datamart para las diferentes áreas de la empresa con la finalidad de mejorar procesos involucrados.
- ✓ Se recomienda incluir mayores indicadores con el transcurso del uso del datamart, para lograr mayores beneficios para el área de cobranza.
- ✓ Se recomienda el monitoreo permanente del datamart con la finalidad de buscar mejoras que respalden el crecimiento de la empresa.
- ✓ Se recomienda el uso de la metodología Hefesto para el desarrollo e implementación de un datamart por ser entendible y de sencillo aprendizaje.

CAPÍTULO V: REFERENCIAS

VII. REFERENCIAS

ARMSTRONG-SMITH Michael, ARMSTRONG-SMITH Darlene. *Oracle Business Intelligence Discoverer 11g Handbook*, New York: McGraw Hill Professional, 2013. ISBN: 978-0071804301.

BERNABEU, Ricardo. *HEFESTO: Metodología para la Construcción de un Data Warehouse* [en línea], 2010. [fecha de consulta 02 junio 2016]. Disponible en: <http://www.businessintelligence.info/docs/hefesto-v2.pdf>

BOUMAN, Roland y DONGEN Jos van. *Pentaho Solutions. Business Intelligence and Data Warehousing with Pentaho and MySQL* [en línea], 2009. [fecha de consulta 17 junio 2016]. ISBN: 978-0-470-48432-6 Disponible en: <http://libgen.io/ads.php?md5=C59D5BAF6E237339908739117683AE65>.

BRIJS, Bert. *Business Analysis for Business Intelligence* [en línea]. Florida: Taylor & Francis Group, 2013. [fecha de consulta 18 mayo 2016] ISBN 978-1-4398-5837-0. Disponible en: <http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=358CDB42FF3B3CDE64B4730A4C0B9003>.

BUENAÑO, Edwin y VILLARES, José. *Las aplicaciones OLAP y su importancia en el soporte a la toma de decisiones gerenciales en los procesos de compras y ventas en la empresa Dismero S.A, provincia de los Ríos* [en línea] Tesis de maestría, Escuela Superior Politécnica del Litoral. Guayaquil – Ecuador, 2012. [Consultado 16 mayo 2016]. Disponible en: <http://repo.uta.edu.ec/handle/123456789/3010>.

CHIAVENATO, Idalberto. *Introducción a la teoría general de la administración*. México D.F.: McGraw-Hill, 2006. ISBN: 85-352-1348-1.

CORONEL, Fabián. *Análisis de cadenas de ventas al Retail para definir procesos ETL que faciliten la elaboración de un datawarehouse que permita un análisis financiero* [en línea] Tesis de maestría. Universidad de Cuenca. Cuenca - Ecuador, 2015. [Consultado 3 mayo 2016]. Disponible en: <http://dspace.ucuenca.edu.ec/handle/123456789/22293>.

DATE, Christopher. *Introducción a los sistemas de Bases de Datos*. México: Pearson Educación, 2001. ISBN: 968-444-419-2.

DÍAZ, Fernando, *Análisis de productos y servicios de financiación*, 2014.

ESTUPIÑÁN, Rodrigo y ESTUPIÑÁN, Orlando. *Análisis financiero y de gestión*. Bogotá: ECOE Ediciones, 2006. ISBN: 958-648-442-4.

EYHERABIDE, Andrés. *Aplicaciones de BI con Pentaho* [en línea] [fecha de consulta 26 mayo 2016]. Disponible en: <http://es.slideshare.net/datalytics/aplicaciones-de-bi-con-pentaho>

GARCÍA, Javier. *Los sistemas de Business Intelligence y la crisis*. Madrid: GR. Expertos, 2012.

GITMAN, Lawrence. *Principios de Administración Financiera*, 2007.

GUIJARRO, Angélica y GUIJARRO, Amalia. *Diseño e implementación de un sistema de Control del Proceso de Crédito y Cobranza por medio de Indicadores de Gestión para una Sociedad Financiera ubicada en la ciudad de Guayaquil* [en línea] Tesis de título, Escuela Superior Politécnica del Litoral. Guayaquil – Ecuador, 2010. [Consultado 3 mayo 2016]. Disponible en: <https://www.dspace.espol.edu.ec/handle/123456789/16709>.

HERNÁNDEZ, Roberto, FERNÁNDEZ, Carlos y BAPTISTA, Pilar. *Metodología de la investigación*. México DF: McGraw-Hill, 2014. ISBN: 978-1-4562-2396-0.

HERNÁNDEZ, Sergio. *Introducción a la Administración*. México D.F.: McGraw-Hill Interamericana, 2014. ISBN: 978-970-10-4219-9.

Instituto Nacional de Estadística e Informática. *Resultados de la Encuesta Económica Anual 2013*, 2014.

INMON, William. *Building the Data Warehouse* [en línea]. Estados Unidos: John Wiley & Sons, Inc, 2002. [Fecha de consulta 3 mayo 2016] ISBN: 0-471-08130-2. Disponible en: <http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=34C41>

8ADD9A 39EF443E9E28768197A83.

KIMBALL, Ralph y ROSS, Margy. *The Kimball Group Reader; Relentlessly Practical Tools for Data Warehousing and Business Intelligence* [en línea] Canadá: Wiley Publishing, 2010. [Fecha de consulta 20 junio 2016] ISBN: 978-0-470-56310-6. Disponible en: <http://libgen.io/ads.php?md5=F3873A1E6AB915038FD9E1EAAE41E8EF>.

LISSITZ, Robert. *The concept of validity: revisions, new directions, and applications*. Estados Unidos: Information Age Publishing, 2009. ISBN 978-1-60752-227-0.

MÉNDEZ, Luis. *Más allá del Business Intelligence: 16 experiencias de éxito*. Barcelona: Ediciones Gestión 2000, 2006. ISBN: 978-84-96612-10-5.

MICROSOFT. *SQL Server 2008 R2* [en línea] [Fecha de consulta: 05 junio 2016] Disponible en: [https://msdn.microsoft.com/es-es/library/bb500434\(v=sql.105\).aspx](https://msdn.microsoft.com/es-es/library/bb500434(v=sql.105).aspx)

Microsystem. Tableau, 2016. <http://www.microsystem.cl/plataformas/tableau/>

MOLINA, Víctor. *Estrategias de cobranza en época de crisis*. México: ISEF Empresa Líder, 2006. ISBN: 970-676-707-X.

MORENO, Joaquin y RIVAS, Sergio. *La administración financiera del Capital de Trabajo*. México D.F.: Grupo Patria Cultural, 2002. ISBN: 970-24-0229-8.

NORIEGA, Jamie. *Administración de cuentas por cobrar -un enfoque para la toma de decisiones en la industria Maquiladora de prendas de vestir en Guatemala* [en línea] Tesis de maestría, Universidad de San Carlos de Guatemala. Guatemala- Guatemala, 2011. [Consultado 15 mayo 2016]. Disponible en: https://biblioteca.usac.edu.gt/tesis/03/03_3876.pdf.

NÚÑEZ, Carlos. *Business Intelligence para manejo y recuperación de cartera en la empresa FERRIARCOS* [en línea] Tesis de maestría, Universidad Técnica de Ambato. Ambato-Ecuador, 2012. [Consultado 10 junio 2016]. Disponible en: <http://repositorio.uta.edu.ec/handle/123456789/2355>

ORTIZ, Héctor. *Análisis financiero aplicado y principios de administración financiera*. Bogotá: Universidad Externado de Colombia, 2011. ISBN: 978-958-710-650-3.

PARRALES, Carlos. *Análisis del índice de morosidad en la cartera de créditos del IECE-Guayaquil y propuesta de mecanismos de prevención de morosidad y técnicas eficientes de cobranzas*. [en línea] Tesis de maestría, Universidad Politécnica Salesiana. Guayaquil-Ecuador, 2013. [Consultado 15 mayo 2016]. Disponible en: http://dspace.ups.edu.ec/bitstream/1234_56789/5322/1/UPS-GT000458.pdf

PATIÑO, Alejandra. *Modelo de crédito – cobranza y gestión financiera de la empresa “Multillanta Ramírez” de la ciudad de Santo Domingo*. [en línea] Tesis de título, Universidad Regional Autónoma de los Andes. Santo Domingo - Ecuador, 2014. [Consultado 20 mayo 2016]. Disponible en: <http://dspace.uniandes.edu.ec/handle/123456789/2272>

Políticas de crédito y cobranza del Grupo Vega Distribución, 2016.

RAMOS, Salvador. *Microsoft Business Intelligence: vea el cubo medio lleno*. España: SolidQ, 2011 ISBN: 978-84-936417.

REBOLLO, Nidia. *Mercadotecnia para el consumo masivo*, 2012. ISBN: 978-607-733-148

ROBBINS, Stephen y COULTER, Mary. *Administración*. México D.F.: Pearson, 2010. ISBN: 978-607-442-388-4.

SALEK, John. *Accounts Receivable Management: Best Practices* [en línea]. New Jersey: John Wiley & Sons, 2006. [Fecha de consulta 16 junio 2016] ISBN: 0-471-71654-5. Disponible en: <http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=1F1DC4D2907EBBF78B4A67FBA4BFC078>.

SHEIKH, Nauman. *Implementing Analytics: A Blueprint for Design, Development, and Adoption* [en línea]. Massachusetts: Morgan Kaufmann, 2013. [Consultado 16 junio 2016] ISBN: 978-0-12-401696-5. Disponible en:

<http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=4A1C07284F9053447E0C022A178C4877>

STICKNEY, Clyde, WEIL, Román, SCRIPPER, Katherine, FRANCIS, Jennifer y AVOLIO, Beatrice. *Contabilidad Financiera. Una introducción a conceptos, métodos y usos*. Buenos Aires: Cengage Learning, 2012. ISBN: 978-987-1486-34-2.

TIBCO Software. Jaspersoft ETL Hoja de datos
<https://www.jaspersoft.com/download/jasperetl-datasheet>

VAN, James y WACHOWICZ, John. *Fundamentos de la administración financiera*. México D.F.: Pearson education, 2010. ISBN: 978-607-442-948-0

WANDEN-BERGHE, José, FERNANDEZ, Eliseo y BAÑÓN, Cristina. *Contabilidad financiera I*. Madrid: Pirámide, 2011. ISBN: 978-84-368-2451-3.

ZORITA, Enrique y HUARTE, Segundo. *El plan de negocio*. España: ESIC Editorial, 2013. ISBN: 978-84-7356-939-2.

ANEXOS