



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

“Inteligencia de negocios para pronosticar las ventas en la empresa
Alexander’s”

TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE:
Ingeniero de Sistemas

AUTOR:

Taza Vergara, Bryan Ivan (orcid.org/0000-0002-8489-8991)

ASESOR:

Dr. Flores Masias, Edward Jose (orcid.org/0000-0001-8972-5494)

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Sistemas de Información y Comunicaciones

LIMA – PERÚ

2018

Dedicatoria

A mis padres, en especial a mi madre, por su apoyo y cariño incondicional a lo largo de todos mis estudios y a mi familia en general que siempre me apoyaron en todo.

También a mi novia Brenda, que al igual que los demás siempre estuvo conmigo en todo momento apoyándome y alentándome a seguir.

Agradecimiento

A mis padres y mi familia por siempre confiar en mí a pesar de todo.

A mi novia Brenda y a mis amigos Jair y Kenny por su apoyo y soporte incondicional a lo largo de todos estos años.

Al Dr. Adilio Ordoñez quien me asesoró y orientó de forma desinteresada y permanente para realizar la tesis.

Índice de contenidos

	Página
Carátula	iii
Dedicatoria	iv
Agradecimiento	v
Índice	vi
Índice de tablas	vii
Índice de figuras	viii
Resumen	x
Abstract	xii
I. INTRODUCCIÓN	19
1.1 Realidad Problemática	23
1.2 Trabajos Previos	29
1.3 Teorías relacionadas al tema	54
1.4 Formulación del Problema	54
1.5 Justificación del Estudio	57
1.6 Hipótesis	57
1.7 Objetivos	
II. MÉTODO	59
2.1 Diseño de Investigación	61
2.2 Variables, Operacionalización	64
2.3 Población y Muestra	65
2.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos, validez y confiabilidad	71
2.5 Métodos de análisis de datos	76
2.6 Aspectos éticos	78
III. RESULTADOS	109
IV. DISCUSIÓN	112
V. CONCLUSIONES	114
VI. RECOMENDACIONES	116
REFERENCIAS	
ANEXOS	

Índice de Tablas

	Página
Tabla 1: Cuadro Comparativo de las Herramientas de Inteligencia de Negocios para Pronosticar las Ventas	45
Tabla 2: Validación de Expertos de la Herramienta de Inteligencia de Negocios para Pronosticar las Ventas	46
Tabla 3: Cuadro Comparativo de las Metodologías de Desarrollo del Datamart	50
Tabla 4: Validación de Expertos de las Metodologías para el Desarrollo del Datamart	51
Tabla 5: Operacionalización de las Variables	62
Tabla 6: Indicadores del Pronóstico de Ventas	63
Tabla 7: Validez de las Fichas de Registro	67
Tabla 8: Niveles de Confiabilidad	69
Tabla 9: Correlación de Pearson en el SPSS del indicador Nivel de Eficacia	70
Tabla 10: Correlación de Pearson en el SPSS del indicador Crecimiento de Ventas	71
Tabla 11: Medidas descriptivas del Nivel de Eficacia antes y después de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios	78
Tabla 12: Medidas descriptivas del Crecimiento de Ventas antes y después de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios	79
Tabla 13: Prueba de normalidad del Nivel de Eficacia antes y después de implementado la Herramienta de Inteligencia de Negocios	81

Tabla 14:	Prueba de normalidad del Crecimiento de Ventas antes y después de implementado la Herramienta de Inteligencia de Negocios	84
Tabla 15:	Prueba de T-Student para el Nivel de Eficacia antes y después de implementado la Herramienta de Inteligencia de Negocios	88
Tabla 16:	Prueba de T-Student para el Crecimiento de Ventas antes y después de implementado la Herramienta de Inteligencia de Negocios	91
Tabla 17:	Nivel de Eficacia del mes de abril del 2018	93
Tabla 18:	Pronóstico del Nivel de Eficacia del mes de mayo del 2018	97
Tabla 19:	Comparación del valor real con el valor pronosticado del Nivel de Eficacia del mes de mayo del 2018	99
Tabla 20:	Crecimiento de Venta del mes de abril del 2018	100
Tabla 21:	Pronóstico del Crecimiento de Ventas del mes de mayo del 2018	104
Tabla 22:	Comparación del valor real con el valor pronosticado del Crecimiento de Ventas del mes de mayo del 2018	106

Índice de Figuras

	Página
Figura 1: Nivel de eficacia en el Proceso de ventas (actual)	22
Figura 2: Porcentaje del Crecimiento de Ventas (actual)	23
Figura 3: Fases del Proceso de Ventas	30
Figura 4: Clasificación Cronológica de los Pronósticos	35
Figura 5: Ejemplo de una línea de regresión	38
Figura 6: Calculo del nivel de eficacia	40
Figura 7: Enfoque Kimball - Arquitectura Bus del DW	49
Figura 8: Enfoque Inmon - DW Corporativo	49
Figura 9: Análisis de requerimientos	53
Figura 10: Análisis de las OLTP	54
Figura 11: Modelo lógico del Datawarehouse	54
Figura 12: Integración de Datos	55
Figura 13: Diseño de Investigación	60
Figura 14: Coeficiente de Correlación de Pearson	69
Figura 15: Distribución Normal Z	75
Figura 16: Distribución T-Student	76
Figura 17: Nivel de Eficacia antes y después de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios	79

Figura 18:	Crecimiento de Ventas antes y después de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios	80
	Frecuencia con la Curva Normal del Nivel de Eficacia	
Figura 19:	antes de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios	82
	Frecuencia con la Curva Normal del Nivel de Eficacia	
Figura 20:	después de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios	83
	Frecuencia con la Curva Normal del Crecimiento de	
Figura 21:	Ventas antes de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios	85
	Frecuencia con la Curva Normal del Crecimiento de	
Figura 22:	Ventas después de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios	86
Figura 23:	Nivel de Eficacia – Comparativa General	88
Figura 24:	Prueba T-Student – Nivel de Eficacia	89
Figura 25:	Crecimiento de Ventas – Comparativa General	91
Figura 26:	Prueba T-Student – Crecimiento de Ventas	92

Resumen

En la investigación titulada “Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander’s”, el objetivo general de la investigación fue determinar cómo influye un una herramienta de Inteligencia de Negocios en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander’s.

El tipo de investigación es aplicada, el diseño de la investigación es Pre-experimental y el enfoque es cuantitativo. La muestra estuvo conformada por 28 fichas de registro con 235 documentos generados por las ventas, distribuidos en 4 semanas. Se aplicó la técnica del fichaje con fichas de registro para la variable dependiente. Donde se tomó como dimensiones el cierre de ventas, utilizando T de Student para la validación de las hipótesis propuestas y mediante la comparación de los datos obtenidos.

La herramienta de inteligencia de negocios fue desarrollada bajo la metodología Hefesto, cumpliendo las 4 fases que esta implica. Además, se usó el Analysis Services de SQL Server para la carga de datos y la creación del cubo.

Finalmente se demostró que La herramienta de inteligencia de negocios mejora el pronóstico de ventas en la empresa Alexander’s, logrando un incremento de 30% en el nivel de eficacia y de un 8.31% en el crecimiento de ventas.

Palabras clave: Herramienta, Inteligencia de negocios, pronóstico de ventas, crecimiento de ventas, nivel de eficacia, Hefesto, Analysis Services, SQL Server, cubo.

Abstract

In the research titled "Business Intelligence to forecast sales in the Alexander's Company", the general objective of the research was to determine how a business intelligence tool influences the sales forecast in the company Alexander's.

The type of research is applied, the design of the research is Pre-experimental and the approach is quantitative. The sample consisted of 28 record sheets with 235 documents generated by the sales, distributed in 4 weeks. It's applied the technical of the signing with sheets of record for the variable dependent. Where it was taken as dimensions the closing of sales, using Student T for the validation of the proposed hypotheses and by comparing the obtained data.

The Business Intelligence tool was developed under the Hefesto methodology, fulfilling the 4 phases that it implies. In addition, SQL Server Analysis Services was used for data loading and cube creation.

Finally, it was demonstrated that the business intelligence tool improves the sales forecast in the company Alexander's, achieving an increase of 30% in the efficiency level and 8.31% in sales growth.

Keywords: tool, business intelligence, sales forecast, sales growth, efficiency level, Hefesto, Analysis Services, SQL Server, Cube.

I. INTRODUCCIÓN

1.1 Realidad Problemática

En primer lugar, examinaremos tanto el ámbito nacional como el internacional. Después, presentaré la situación actual que está experimentando la empresa Alexander's.

De acuerdo con un artículo de García Castro (2013) en REDALYC (Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe), "La subcontratación de la industria en México aumentó significativamente a fines del siglo pasado debido a la firma del TLCAN. Este territorio se ha convertido en un destino atractivo para las compañías de Estados Unidos que operan en los sectores de fibras, confecciones, textiles y tiendas por departamentos. Estas empresas buscan instaurar un mercado de proveedores cercano y de bajo coste. En 1998, México presidió la lista de los países más exportadores de ropa a los Estados Unidos (representando el 15.1% del total mundial); además, 463 empresas textiles y de confección, extranjeras, se establecieron en México entre 1994 y 1998, siendo el 71.9%, de éstas, provenientes de Estados Unidos. A pesar de esto, en el 2013 las exportaciones textiles y de confección, incluyendo maquila, disminuyeron un 5% respecto al año anterior. El sector textil cuenta con 27,708 empresas, de las cuales el 5% son grandes empresas que representan el 50% del empleo del total de la cadena industrial. En México, el algodón es la fibra natural más significativa en términos de producción. En 2013, se registró un déficit de 1,334.1 millones de dólares debido a este factor. Las exportaciones de prendas de vestir elaboradas por las maquiladoras representan más del 60% sector entero. En ese mismo año, el valor total de las exportaciones en la industria textil y de vestimenta alcanzó los 9,531.7 millones de dólares, lo que representa una disminución del 5.7% en comparación con el año anterior y un 15.6% menos que el máximo de exportaciones registrado en 2009. Se espera que, si continúa la situación actual, el sector tendrá una situación comercial negativa hacia finales del 2013." (p. 4-9).

De acuerdo con Reaño Vera (2013), en la revista institucional de la SIN (Sociedad Nacional de Industrias), "en el Perú, la industria textil está mostrando signos preocupantes debido a la disminución en los mercados

principales, como los Estados Unidos, donde el valor y el volumen de las exportaciones cayeron un 19% y un 21%, respectivamente, en el periodo de enero a julio de 2013. La fabricación de filamentos y tejidos de materiales textiles disminuyó un 8.5%, mientras que la producción de ganchillo y tejidos de punto se redujo a un 24.9%, desde junio de 2011. Asimismo, la producción de vestimenta se redujo en un 12.3%. En contraste, las importaciones han aumentado constantemente, con un incremento del 33% en valor y del 31% en volumen durante el periodo de enero a julio de 2013. Si esta tendencia continúa, se prevé que el sector textil-confección tendrá una balanza comercial negativa al final del 2013 por primera vez.” (p. 14).

Según Gill y Giner (2013), “las TIC (Tecnología de la Información y Comunicaciones) se definen como el procedimiento que engloba adquisición, análisis y envío de datos para llevar a cabo una tarea. Según los mismos autores, la inversión en las TIC potencia la administración de las transacciones y facilita la interacción e intercambio de información más efectivos entre los diversos actores involucrados.” (p. 89).

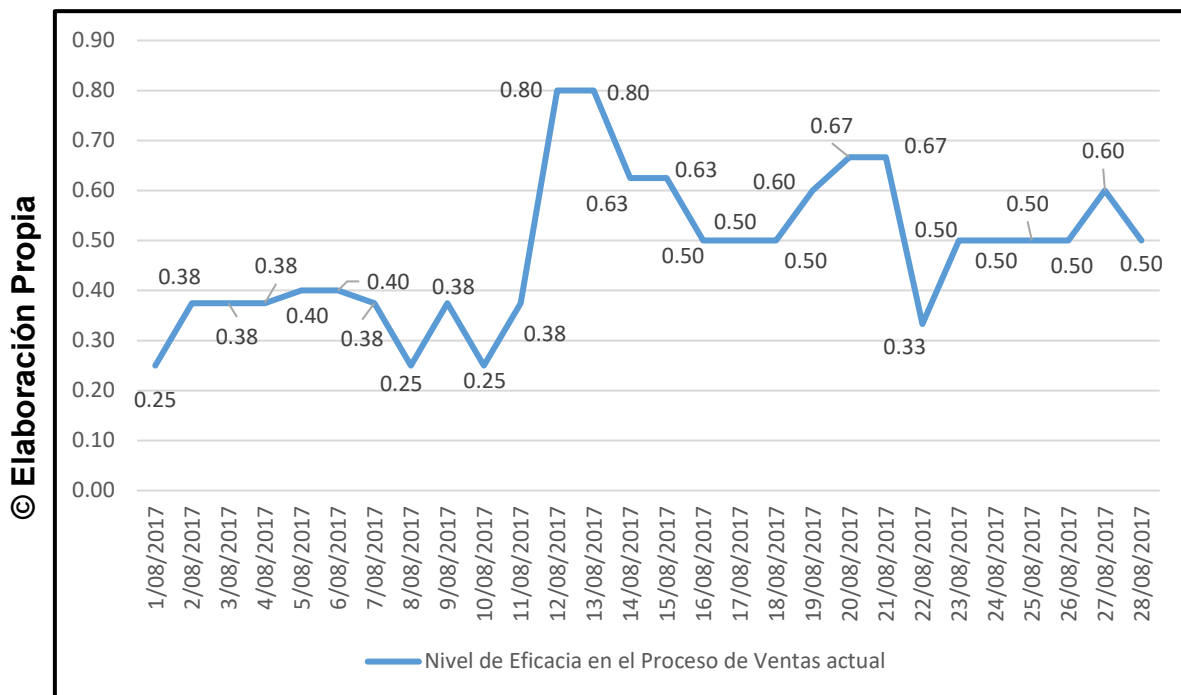
En la actualidad, las pequeñas y medianas empresas (PYMES) conforman la mayoría del mercado y han ganado reconocimiento por su contribución a la economía del país. Por lo tanto, al igual que los gigantes empresariales, las PYMES necesitan soluciones tecnológicas que pongan, al alcance de sus manos, datos exactos y fiables, con el fin de tomar decisiones oportunas en sus procesos de negocio.

Según se plantea en el texto, la compañía Alexander's se ve afectada por la situación problemática actual, cuyo modelo de negocio se basa en la fabricación y venta de camisas y blusas, tanto escolares como de vestir y, recientemente, modelos sport. Debido a la falta de información precisa y confiable, el proceso de ventas de la compañía se ve afectado negativamente. La falta de información adecuada se debe principalmente a la mala gestión de los datos disponibles, lo que impide que el personal de la empresa pueda generar la información necesaria para tomar decisiones efectivas.

De acuerdo con la entrevista realizada al Sr. Rudy Alejandro Vilca Taza, gerente comercial de la empresa Alexander's (disponible en el Anexo 7), el problema sustancial que enfrentó la organización fue la necesidad de generar información estratégica y oportuna. A pesar de disponer de información, no se llevó a cabo una gestión adecuada debido a la falta de conocimientos por parte del personal en el manejo de datos en grandes cantidades. Asimismo, la compañía no disponía de una herramienta de inteligencia empresarial que pudiera resultar beneficiosa para la toma de decisiones y optimizar la eficacia en la administración del proceso de ventas.

La compañía experimentó consecuencias negativas debido a la falta de gestión adecuada de la información y la ausencia de herramientas de Business Intelligence que permitan tomar decisiones eficientes en el procedimiento para las ventas. Como resultado, la compañía no pudo cumplir con el número de ventas propuesto y su nivel de eficacia se vio afectado, alcanzando actualmente solo el 48,10%, tal como se puede apreciar en la Figura 1. Se espera que la empresa realice cambios y mejore su desempeño, ya que actualmente el número de ventas diarias se encuentra entre 6 y 16, cifra menor al rango objetivo de 16 a 30 ventas diarias.

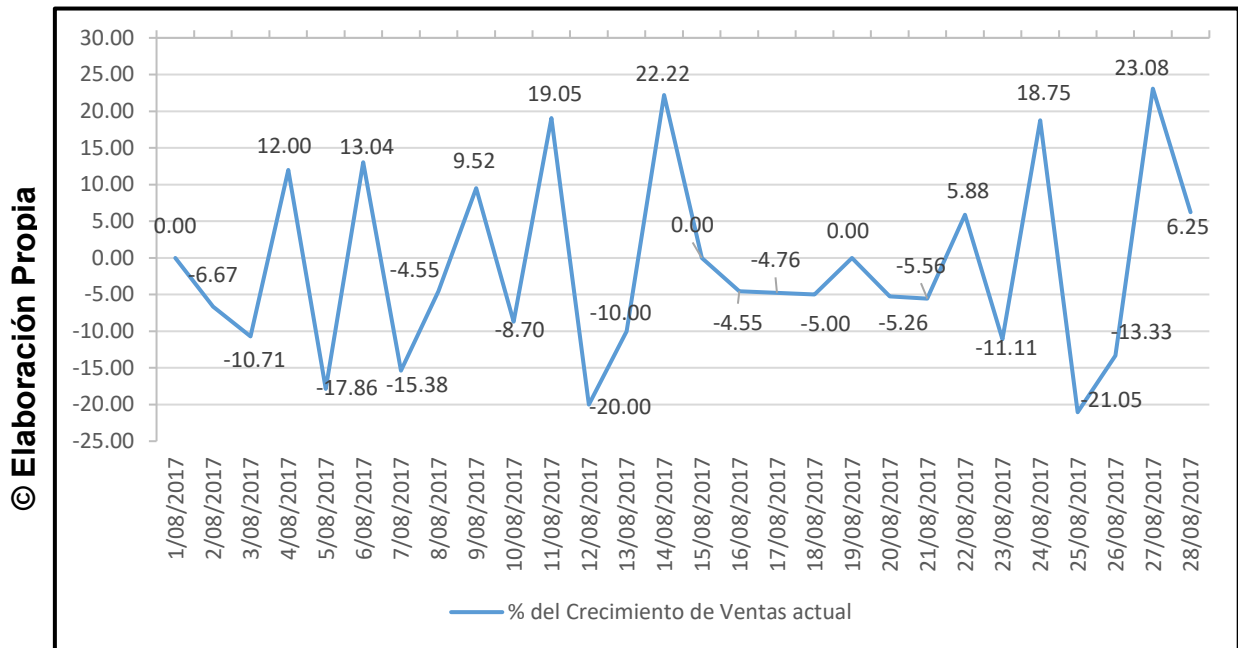
Figura 1



Nivel de eficacia en el Proceso de ventas (actual)

Según la información recopilada, la empresa Alexander's no contaba con resultados de ventas en plazos de tiempo establecidos, lo que dificultaba conocer el crecimiento de las ventas y predecir las mismas a futuro, tal como se muestra en la Figura 2. El indicador crecimiento de las ventas variaba entre un máximo del 23.08% y un mínimo del -21.05%, lo que indica que hubo una disminución en las ventas en algunos momentos.

Figura 2



Porcentaje del Crecimiento de Ventas (actual)

En consecuencia, los problemas persistentes, descritos anteriormente, llevaron a la empresa a no alcanzar sus objetivos establecidos, generar cifras inexactas en el proceso de ventas y, lo que es aún más importante, tomar decisiones inadecuadas en momentos críticos.

La presencia de los inconvenientes previamente mencionados en la empresa Alexander's plantea la pregunta: ¿Cuáles serán las consecuencias si estos problemas persisten? En respuesta, se tomarán decisiones erróneas de forma continua, no se alcanzarán los objetivos de ventas establecidos, se perderán clientes y, lo más significativo, la credibilidad de la compañía se verá comprometida, con el pasar del tiempo, en el mercado.

1.2 Trabajos Previos

En el trabajo denominado "Desarrollo de un Datamart enfocado en ventas para respaldar la toma de decisiones en la empresa Amevet Cia. Ltda.", presentada en la Universidad Técnica de Ambato en Ecuador en 2014, Martha Patricia Toainga Toainga abordó la problemática relacionada con el tiempo necesario para generar informes de ventas y la efectividad de las decisiones tomadas en la empresa. El objetivo principal de este estudio fue evaluar la efectividad de las decisiones adoptadas y el tiempo requerido para generar dichos informes. La razón de ser de esta investigación radicaba en la necesidad de que el departamento de ventas pudiera acceder a la información de manera independiente, sin depender del personal técnico para realizar consultas específicas. Esto permitiría reducir el tiempo de espera en la elaboración de informes y al tomar decisiones más precisas. La metodología empleada en el estudio fue la investigación de campo, que incluyó una ficha de observación y una entrevista. El método utilizado para desarrollar el Datamart fue Ralph Kimball. Tanto la población como la muestra estuvieron compuestas por cuatro empleados y seis informes de la compañía. Se utilizó el muestreo no probabilístico. Los resultados indicaron que se logró una eficacia del 80% en la toma de decisiones, lo que resultó en un aumento del 48% en las ventas y una reducción del 100% en el tiempo de generación de informes. Como resultado de este estudio, se identificaron conceptos útiles para el marco teórico y el crecimiento de las ventas, que son relevantes para la variable independiente.

En su investigación titulada "Desarrollo de un sistema informático para el proceso de toma de decisiones", llevada a cabo en la Universidad Yacambú en Colombia en el 2013, Andrés Enrique Cartaya Romero se ocupó de la problemática de la efectividad en la toma de decisiones ante distintos escenarios y el tiempo necesario para elaborar informes de análisis. El objetivo del estudio consistió en establecer la efectividad de las decisiones hechas ante los escenarios planteados y el tiempo requerido para generar los informes. La justificación tecnológica se basó en la premisa de que la ejecución de herramientas de BI (Inteligencia de Negocios) mejoraría el

proceso de toma de decisiones. La metodología utilizada fue Seltiz, Jahoda, que permite observar las variables para responder a las preguntas de investigación. Las técnicas de investigación empleadas incluyeron la revisión de documentos, entrevistas, cuestionarios y encuestas. El sistema fue desarrollado bajo la metodología IMMON. La población y la muestra estuvieron compuestas por 7 escenarios y 5 reportes, utilizando un muestreo no probabilístico. Los resultados indicaron una eficacia del 75% en la toma de decisiones frente a los escenarios y una reducción del 100% en el tiempo requerido para generar los reportes. En conclusión, se logró aumentar la eficacia en la toma de decisiones y reducir el tiempo necesario para la generación de reportes. Este antecedente resultó útil, para la presente investigación, en la forma en la que se miden las dimensiones de la toma de decisiones.

En su investigación realizada en la UCP (Universidad Católica del Perú) en el 2014, Rodríguez Cabanillas y Mendoza Peña se enfocaron en el problema de la carencia de un repositorio de datos en el proceso de toma de decisiones. El trabajo, que se titula "Análisis, diseño e implementación de una solución de inteligencia de negocios para el área de compras y ventas de una empresa comercializadora de electrodomésticos", abordó esta cuestión en particular. Estas se basaban en la experiencia y en los datos de ventas y compras diarias. La solución propuesta fue la implementación de Business Intelligence, con los indicadores de tiempo de ejecución de informes y crecimiento de ventas. Se usó el carácter deductivo como metodología de investigación, mientras que la metodología utilizada para la elaboración del sistema fue INMON. La población estudiada comprendía un total de 400 informes estadísticos generados en un período de un mes, y se seleccionó una muestra de 135 informes estadísticos mediante un muestreo probabilístico. Los resultados mostraron una disminución del 150% en el tiempo de ejecución de informes y un incremento del 72.11% en el crecimiento de ventas. Este antecedente es relevante, dentro de esta investigación, para el contexto teórico (marco teórico) y para la el crecimiento de ventas (variable independiente).

En su tesis presentada en la UCV (Universidad César Vallejo), de Lima-Perú, Alan Leoncio Fierro Barriales abordó el problema de la toma de decisiones en la microempresa de autopartes SAMCAR, analizando el tiempo requerido y la eficiencia en dicho proceso. Se planteó como objetivo identificar si la implementación de una solución tecnológica, basada en OLAP, tenía impacto en el tiempo empleado para la toma de decisiones y en la eficacia mensual de la microempresa. La justificación del estudio se basó en la tecnología, ya que el sistema web permitía a los usuarios realizar consultas las 24 horas del día, los 7 días de la semana, y en la economía, al reducir el costo de impresión de afiches, catálogos y volantes. La metodología de investigación fue de carácter deductivo, y se utilizó la metodología conocida como HEFESTO para la elaboración del sistema online. La población del estudio incluyó 40 consultas y 4 cálculos de eficacia en ventas realizados en un mes, utilizando un muestreo probabilístico. Los resultados mostraron una disminución del 60% en el tiempo de toma de decisiones y un incremento del 9% en la eficacia en el período de estudio. Las conclusiones resaltaron que la implementación del sistema mejoró, significativamente, el proceso para la toma de decisiones en la microempresa de autopartes SAMCAR, disminuyendo el tiempo necesario e incrementando la eficacia. Este estudio contribuyó al marco teórico al mejorar el nivel de eficacia de la variable dependiente.

En la Universidad César Vallejo, Lima-Perú, Piscocoya Pérez (2014) realizó una tesis titulada "Implementación de un sistema informático para ventas personalizadas de computadoras en la empresa Grupo Technologies S.A.". Su estudio se enfocó en el proceso de ventas desde una perspectiva estratégica, con el objetivo de evaluar el impacto de la solución en el tiempo de creación de consultas y su nivel de eficacia en la empresa mencionada. La justificación se basó en aspectos institucionales y económicos, ya que se buscaba mejorar la gestión de ventas y generar beneficios económicos. La metodología de investigación utilizada fue cuantitativa deductiva, empleando entrevistas y observaciones como métodos, y llegando a generalizaciones a partir de las mediciones realizadas. La metodología de desarrollo del sistema informático fue HEFESTO, por su amplia documentación en línea y sus

herramientas de integración. La población estudiada consistió en 100 consultas y 15 indicadores de eficacia durante un mes, y se seleccionó una muestra de 49 consultas y 15 indicadores de eficacia mediante un muestreo probabilístico. Los resultados mostraron una reducción del 100% en el tiempo de generación de consultas y un incremento del 81.6% en el nivel de eficacia. Las conclusiones destacaron que las ventas mejoraron significativamente con la aplicación del sistema informático, alcanzando 0 consultas y un aumento del 81.6% en la eficacia. Este antecedente también aporta a los modelos conceptuales de la metodología HEFESTO utilizada en el desarrollo de la herramienta de inteligencia de negocios en la presente investigación.

En la tesis presentada por José Carlos Arana Navarro en la UCV (Universidad César Vallejo) de la ciudad de Lima, denominado "Impacto de un sistema de información basado en Business Intelligence en el proceso de toma de decisiones del área comercial en la empresa Acuario Service S.A.C.", se llevó a cabo una investigación del procedimiento para la toma de decisiones del área comercial de dicha compañía. El objetivo principal fue identificar áreas de mejora y optimizar el proceso de toma de decisiones. Para el progreso del proyecto se utilizó HEFESTO, metodología que se adaptó mejor a los requerimientos del estudio. La muestra seleccionada para medir el tiempo de análisis de alternativas consistió en 20 clientes, y se tomaron en cuenta 5 resultados de indicadores comerciales para evaluar la eficacia. Se utilizó el pre-experimental como diseño de estudio, y los datos se recolectaron mediante fichas de observación. Los resultados obtenidos indicaron una reducción significativa en el tiempo requerido para el análisis de propuestas, así como un incremento en la eficacia de los indicadores comerciales. Estos hallazgos demuestran que la aplicación de un sistema de información fundamentado en la Inteligencia de Negocios mejora el procedimiento para la toma de decisiones del área comercial de la compañía Acuario Service S.A.C. Además, este estudio contribuyó a enriquecer el marco teórico, especialmente en lo que respecta al indicador de la variable dependiente (nivel de eficacia).

Eybi Gil Zabaleta y Enith Rodríguez Collaz llevaron a cabo un proyecto de investigación en la UNMSM (Universidad Nacional Mayor de San Marcos) en 2013, donde desarrollaron e implementaron un sistema de pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos. Utilizando la técnica de redes neuronales artificiales, su objetivo principal era minimizar la discrepancia entre la demanda real y la demanda pronosticada, buscando obtener la menor tasa de error posible en el proceso de pronóstico. La metodología empleada fue la de redes neuronales y el tipo de investigación fue aplicada. Los resultados obtenidos mostraron que el margen de error del producto DF fue del 3,57%, lo que es significativamente menor que el error del experto en compras (31,23%). Además, los márgenes de error para los productos RG y CH también fueron menores que los errores del experto. La reducción del margen de error se tradujo en un incremento considerable en las ventas, tanto en número (52%) como en el monto total (22%). Los autores concluyen que la correcta previsión de la demanda es una herramienta valiosa para la planificación empresarial y esta investigación proporcionó información relevante para la realización del pronóstico y la discusión. (Gil Zabaleta & Rodríguez Collaz, 2013).

Jha (2015) llevó a cabo una investigación para mejorar los diagnósticos robustos de sistemas inciertos mediante el tratamiento de parámetros inciertos como modelos de intervalos. Su objetivo fue integrar adecuadamente el enfoque basado en intervalos con los sistemas con beneficios del enfoque basado en BG-LFT para mejorar los pronósticos. Jha utilizó la metodología de Pronósticos Híbridos y su investigación fue de tipo aplicada. Los resultados mostraron que después de cierto tiempo, el RUL obtenido estaba dentro de los límites del RUL con un RA del 98.64% y un RMADRUL del 9.4%, sin embargo, en ciertos momentos, las predicciones no cayeron dentro de los límites basados en el modelo de degradación uniforme. En conclusión, Jha proporcionó un resumen exhaustivo de diversos enfoques de pronósticos y desarrolló pronósticos eficientes en el marco de BG. Esta investigación fue útil para la realización de pronósticos utilizando herramientas de inteligencia de negocios.

Mayank Shekhar Jha, en su tesis titulada “Diagnostics and Prognostics of Uncertain Dynamical Systems in a Bond Graph Framework” para obtener el grado de Doctor en Automatique, Génie Informatique, Traitement du Signal et des Images en la Ecole Centrale De Lille (Escuela Central de Lille) y publicada en el año 2015, planteó como objetivo el mejoramiento de los diagnósticos robustos de los sistemas inciertos mediante el tratamiento de parámetros, inciertos, como modelos de intervalos. Se buscó una adecuada integración del intervalo basado en enfoques aritméticos, con los sistemas con beneficios del enfoque basado en BG-LFT. Se usó Methodology of Hybrid Prognostics como metodología y se llevó a cabo una investigación aplicada. Los resultados de la investigación mostraron que las predicciones iniciales presentaban una gran dispersión debido a la amplia variación correspondiente en $\hat{\gamma}$, lo que resultaba en una baja utilidad. Sin embargo, después de $t=35s$, el RUL obtenido se encontraba dentro de los límites de $RUL \pm \alpha$, con una precisión de $RA = 98.64\%$ y $RMADRUL = 9.4\%$. Durante los últimos 3 segundos de experimentación, se detuvo gradualmente el flujo de arena, lo que generó cierta no uniformidad. Como resultado, las predicciones de RUL en $t=58s$, $59s$ y $60s$ no se ajustan a los límites de $RUL \pm \alpha$, que se basan en un modelo de degradación idealmente uniforme (lineal). La investigación concluye que se ha proporcionado un resumen exhaustivo de varios enfoques de pronóstico, especialmente en modelos y pronósticos híbridos, y se han revisado ampliamente las obras relacionadas. Esto se hizo principalmente para justificar el segundo objetivo principal de la tesis, que es el desarrollo de pronósticos eficientes en el marco de BG. Este antecedente resultó útil para la construcción del pronóstico de ventas mediante la herramienta de Inteligencia de Negocios.

1.3 Teorías relacionadas al tema

Para una mejor comprensión del Pronóstico de Ventas, en esta sección se presentarán algunas definiciones fundamentales sobre las variables dependiente e independiente. No obstante, previamente, se realizará una breve introducción al proceso de ventas con el fin de establecer un contexto adecuado.

Proceso de ventas

Valdivia García (2015) define la venta como “Un procedimiento que involucra diversas acciones orientadas hacia la realización de transacciones comerciales y el establecimiento de relaciones comerciales estables y duraderas con los clientes.” (p. 64).

De acuerdo con Valdivia García (2015), proporciona otra definición en la que se explica que la comercialización o venta “es una operación estructurada con el propósito de mejorar la conexión entre el vendedor y el cliente con el fin de convencer al cliente de que compre los bienes o prestaciones que pone a disposición la compañía.” (p. 65).

Finalmente, García Bobadilla (2013) propone que “la venta es un proceso estructurado y secuencial que requiere de una serie de pasos específicos para alcanzar su resultado final.” (p. 73). Según el autor, este proceso se encuentra presente en todos los ámbitos de la actividad humana y en todos los sectores comerciales.

Fases del Proceso de Ventas

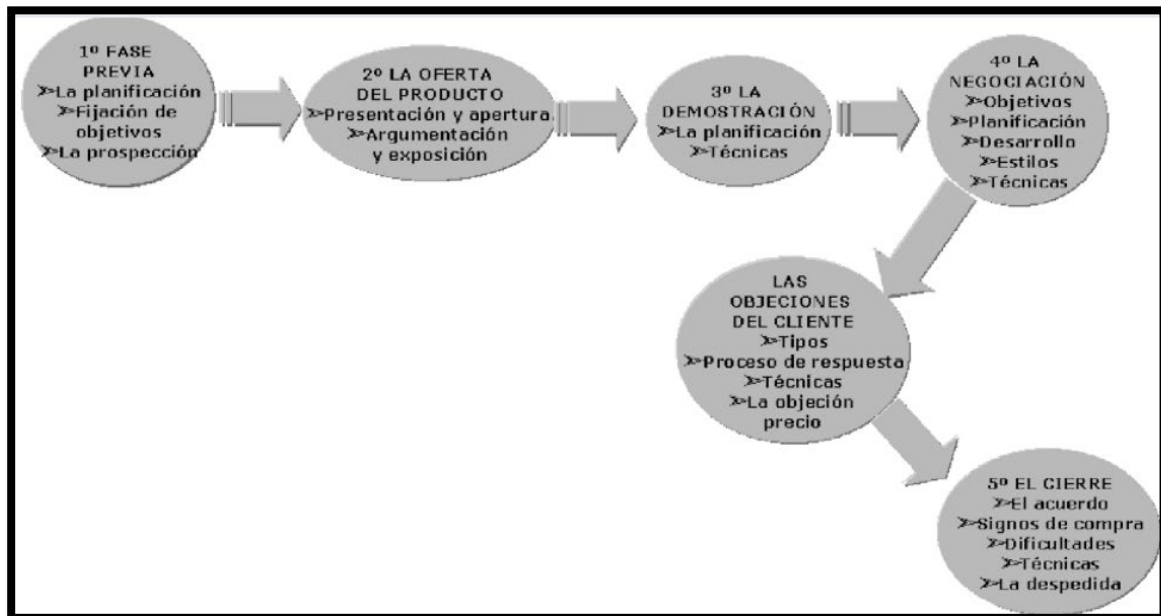
Publicaciones Vértice (2008) establece que el proceso de venta de un bien o prestación se divide en varias etapas:

- **La fase previa**, en la que el vendedor planifica su trabajo, establece objetivos comerciales y busca el contacto inicial con clientes potenciales.
- **La presentación del producto**, en la que el vendedor muestra el producto al cliente y destaca sus principales beneficios en relación a las necesidades y problemas del cliente.
- **La demostración**, en la que la persona encargada de la venta justifica la compra del bien al evidenciar las ventajas que el cliente obtendrá al adquirirlo y al sincronizar la propuesta a las exigencias y deseos actuales del consumidor.
- **La negociación**, en la que el vendedor intenta seducir al cliente para que adquiera el producto y ambos intercambian opiniones para llegar a un acuerdo.

- **El cierre del acuerdo**, que es la etapa final y la más difícil, ya que es en esta fase cuando el cliente decide si comprar el producto o rechazarlo.” (p. 22-23).

Figura 3

© Vértice (2008)



Fases del Proceso de Ventas

Etapas del Proceso de Ventas

En su obra del 2014, Torres Morales destaca que “[...] es importante tener en cuenta los elementos fundamentales de las ventas, los cuales no cambian con el uso de técnicas modernas, sino que se adaptan a ellas.” (p. 29 - 30). Asimismo, señala que existen una serie de etapas imprescindibles para llevar a cabo una venta exitosa:

- **Prospección y calificación**

La etapa inicial del proceso de ventas es la prospección o exploración, que implica la búsqueda de posibles clientes que aún no hayan comprado a la empresa, pero que se consideran prometedores.

- **Contacto e inicio del proceso de venta**

Usualmente, es necesario realizar muchos encuentros previos a la presentación oficial de una venta. Es fundamental familiarizarse sobre la actividad comercial del cliente, cuanto sea posible, para cimentar una relación basada en la confianza y así crear una mayor receptividad. Al

iniciar la conversación, se debe ofrecer algo único en términos de servicio o alguna característica distintiva del producto.

- **Presentación**

El propósito fundamental de una presentación de ventas es finalizar la venta. No obstante, en el caso de productos más complejos, puede ser necesario hacer muchas visitas para realizar una presentación completa.

- **Manejo de objeciones y resistencia a la venta**

Las objeciones que puedan surgir durante una venta pueden indicar que el cliente tiene cierto interés en el producto o servicio ofrecido. Además, estas objeciones pueden ser una oportunidad para presentar argumentos adicionales que permitan satisfacer las dudas o inquietudes del cliente. Las objeciones más comunes pueden estar relacionadas con el precio, la satisfacción con el proveedor actual, la falta de decisión inmediata, la ausencia de una demanda urgente del producto, o incluso, actitudes desfavorables hacia el vendedor. Es importante que la persona responsable de la venta pueda anticiparse a estas objeciones y refutarlas rauda y efectivamente.

- **Cierre de la venta**

El momento final del proceso de venta ocurre cuando la persona encargada de la venta solicita al consumidor que realice la compra. Hay diferentes técnicas para cerrar una venta y algunos vendedores tienen habilidades naturales para cerrar mientras que otros no. En estos casos, es necesario algún tipo de apoyo para aquellos que hacen una buena presentación, pero experimentan dificultades al concluir la venta debido a la falta de coordinación entre la presentación y el cierre, o porque se sienten tímidos al solicitar el producto.

- **Actividades de post-venta**

Es fundamental que la persona a cargo de la venta no se contente solamente con la finalización de esta, sino que también tenga en cuenta la gestión de la orden y el envío del producto, asegurándose de que todo sea lo más eficiente posible y verificando que el cliente se encuentre

satisfecho con el servicio. Hay que tener presente que no todas las oportunidades de venta son exitosas, al igual que en el fútbol no todas las jugadas se convierten en gol, sin embargo, si se trabaja de profesionalmente, estas pueden convertirse en potenciales ventas o referencias a más consumidores. (p. 29 - 30).

Pronóstico de Ventas

De acuerdo con Luna Gonzales (2016), se establece que “los pronósticos de ventas se determinan mediante la utilización de datos históricos, los cuales se ajustan mediante una ecuación para predecir el volumen de ventas futuro. Sin embargo, es importante tener en cuenta que la realización de este pronóstico no garantiza su exactitud, ya que factores como problemas económicos en el país pueden afectar los negocios y desviar la tendencia de ventas prevista. En consecuencia, es necesario analizar las fluctuaciones y realizar ajustes pertinentes para alcanzar los objetivos planificados.” (p. 187).

De acuerdo con Javier Masini y Vázquez Ledesma (2014), “la noción de pronóstico es, en realidad, muy sencilla y ha sido ampliamente incorporado en la vida cotidiana, aunque resulta más difícil conceptualizarlo que entenderlo. La APICS (Sociedad Americana de Control de la Producción e Inventarios) lo describe como un enfoque imparcial que emplea datos recopilados en un período de espacio-tiempo. Otros lo explican como el estudio de la evidencia histórica para identificar arquetipos y tendencias claves, y aplicar esta sabiduría en la proyección de datos para períodos futuros. En resumen, los pronósticos se refieren a las estimaciones de eventos y circunstancias previsibles, y el procedimiento de ejecutar la predicción se llama pronóstico.” (p. 11).

De acuerdo con Glenn Welsh (2005), “se puede distinguir entre la programación y la predicción (pronóstico) de ventas, dos conceptos que se confunden muy a menudo. La predicción (pronóstico) no debe confundirse con una estrategia, ya que representa una manifestación expresada en números de los escenarios por venir que se sitúan alrededor de una coyuntura específica, como los ingresos por ventas, basado en supuestos

explícitos. Es importante que un pronóstico especifique los supuestos en los que se basa, y debe considerarse solo como uno de los elementos para desarrollar un propósito de ventas. Hasta la dirección ejecutiva puede aceptar, modificar o rechazar una predicción. Por otro lado, una estrategia de ventas integra las resoluciones de la dirección ejecutiva, que se respaldan en la predicción, así como en otros recursos y decisiones de la dirección ejecutiva respecto a temas relacionados con el nivel de ventas, los costos, la gestión de ventas, la fabricación y la financiación.” (p. 124).

Características de los Pronósticos

De acuerdo con Nahmias (2016), señala que “los pronósticos poseen cinco características distintas:

➤ **Normalmente están equivocados.**

Es una de las características más relevantes, pero a menudo pasada por alto en la mayoría de los métodos de pronóstico es la consideración de que una vez que se determinan los pronósticos, se convierten en información conocida. En caso de que la demanda pronosticada resulte ser inexacta, los requisitos de materiales y el cronograma de fabricación podrían necesitar reajustes. Por lo tanto, el sistema de planificación necesita ser lo bastante robusto y así actuar ante fallos inesperados.

➤ **Un pronóstico de calidad trasciende la mera cuantificación.**

Teniendo en cuenta que las predicciones (pronósticos) son propensos a errores, un pronóstico de calidad incluye una cierta medida de incertidumbre. Esta medida puede presentarse en forma de un rango o a través de una evaluación de imprecisión, como la fluctuación en la disposición del desacierto de la predicción.

➤ **Los pronósticos agregados son más exactos.**

Se observa que la variación de la media de un conjunto de parámetros independientes, al azar, y repartidas de manera idéntica es inferior a la variación individual de todos y cada uno de los parámetros o variables. Aquello implica que la variación en la media de una muestra está por

debajo de la variación en la población. El mismo suceso se evidencia en las predicciones (pronósticos), donde se observa que, en términos porcentuales, el yerro en las ventas estimadas para una gama de productos, usualmente, es inferior al fallo en la predicción de ventas para un producto único.

➤ **A medida que el horizonte de pronóstico se extienda, la precisión de la predicción se verá reducida.**

Esta característica resulta altamente instintiva, ya que es posible realizar predicciones más precisas sobre los resultados que alcanzará el Dow Jones Industrial Average mañana en comparación con las predicciones para el año siguiente.

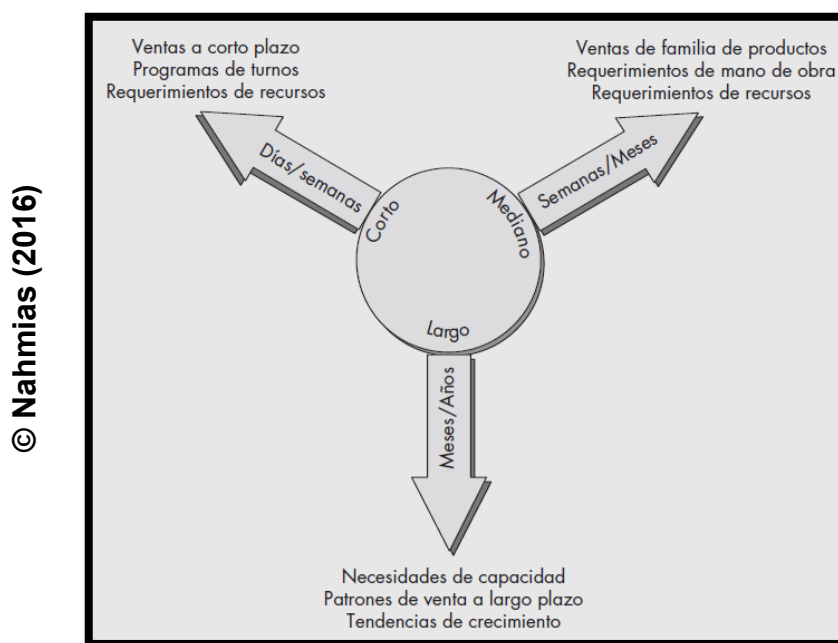
➤ **Es importante no utilizar los pronósticos como medio para ignorar información que ya se conoce.**

Aunque una estrategia específica podría generar predicciones (pronósticos) generalmente exactos, es posible que exista información relevante sobre la futura necesidad que no se refleje en los datos históricos de la serie. Para ejemplificar, una empresa podría tener planes de llevar a cabo una promoción comercial única para un bien en específico, lo que implicaría una necesidad superior a lo habitual. En estos casos, es necesario incorporar manualmente esta información adicional al pronóstico.” (p. 55).

Horizonte de tiempo en los Pronósticos

Según Nahmias (2016), la duración de los pronósticos es una de las categorías fundamentales en la clasificación de los mismos. El autor propone una clasificación en tres dimensiones cronológicas principales, las cuales se ilustran en la Figura N° 4.

Figura 4



Clasificación Cronológica de los Pronósticos

Nahmias (2016), indica que:

Los Pronósticos a corto plazo desempeñan un papel crucial en la planificación diaria y suelen tener una escala temporal medida en días o semanas. Estos pronósticos son de utilidad práctica para diversas áreas, como ventas, gestión de inventarios, organización de la producción basada en sistemas de planificación de requisitos de materiales, así como la planificación de recursos. Además, también son útiles para la programación de turnos, teniendo en cuenta las inclinaciones y flexibilidad de los trabajadores.

Los pronósticos a mediano plazo se caracterizan por tener una escala temporal que abarca semanas y meses. Estos pronósticos ejercen un rol relevante en la identificación de los patrones de ventas, así como en la planificación de la disponibilidad de trabajadores y en la gestión de las familias de productos.

La producción en un horizonte temporal extendido y los dictámenes durante la fabricación, son elementos clave dentro del enfoque holístico de la fabricación de una organización. Un ejemplo de ello es la planificación a

largo alcance de las exigencias de capacidad. Cuando se anticipa un aumento en la demanda, la empresa debe considerar la construcción o adaptación de nuevas instalaciones, teniendo en cuenta posibles incorporaciones de tecnologías innovadoras. Es importante tener en cuenta que las decisiones de planificación también pueden implicar la reducción de personal en ciertas circunstancias.” (p. 54).

Clasificación de los Pronósticos

De acuerdo con Nahmias (2016), “las técnicas para realizar predicciones (pronósticos) se pueden categorizar en objetivos o subjetivos. Los métodos subjetivos se sustentan en una apreciación humana, hay diferentes enfoques con los que se recopila perspectivas que se utilizan en el proceso de pronóstico (encuestas, juicio de opinión ejecutiva, método Delphi, etc.). Por otro lado, los métodos objetivos se fundamentan en el análisis de datos y, además, se distinguen dos tipos: los modelos causales y las series de tiempo. El primero utiliza datos de múltiples orígenes ajenos a los eventos que se están prediciendo, en otras palabras, podrían existir variables relacionadas, de alguna forma, con el pronóstico; mientras que el segundo utiliza, únicamente, valores pasados del evento que se quiere pronosticar.” (p. 54 - 55).

Según la clasificación proporcionada por Nahmias (2016), el pronóstico que se desarrollará en esta investigación para la empresa Alexander's se clasifica como un pronóstico objetivo, específicamente dentro del método de series de tiempo. En este caso, se utilizarán datos históricos obtenidos de la herramienta de Inteligencia de Negocios con el fin de predecir datos futuros.

Método de Series de Tiempo

Según Nahmias (2016), “estos a menudo se consideran simplistas, ya que solo requieren información de los resultados previos de la variable a la que se le hará la predicción. El término «series de tiempo» se refiere, únicamente, a una compilación de eventos, físicos o económicos, evidenciados en momentos puntuales del tiempo espaciados, usualmente,

uniformemente. La premisa es que los datos generados a partir de los patrones de registros anteriores se pueden deducir y utilizar para predecir los futuros resultados de las series. En este análisis, nuestro propósito es identificar los arquetipos (patrones) más habituales.” (p. 57).

Según Nahmias (2016), existen dos tipos de patrones en las series de tiempo:

- **Tendencia.** Hace referencia a la propensión, de una serie de tiempo, a exhibir un arquetipo constante de incremento o disminución. La tendencia lineal se describe con una recta, a diferencia de la no lineal que se describe mediante una curva cuadrática o exponencial. Si no se define el arquetipo de una tendencia, por lo general se conjetura que es lineal.
- **Estacionalidad.** Un arquetipo estacional se caracteriza por repetirse en ciclos regulares. En el contexto de las series de tiempo, habitualmente se hace referencia al arquetipo que se reitera anualmente, asimismo es común encontrar arquetipo con estacionalidad mensual, semanal y, hasta, diaria. Algunos ejemplos de patrones estacionales anuales son la demanda de moda, helado y combustible. Por otro lado, el consumo de electricidad exhibe un marcado patrón estacional a lo largo del día.” (p. 57).

Basándonos en lo mencionado anteriormente, el tipo de patrón que se espera observar en la predicción (pronóstico) de ventas para la empresa Alexander's será el de **TENDENCIA**.

Métodos Basados en la Tendencia

Según Nahmias (2016), “se presentan dos técnicas para realizar predicciones (pronósticos) que abordan, concretamente, la presencia de un patrón en los datos: el método de Holt y el análisis de regresión. El primero se clasifica como un tipo de doble suavización exponencial que facilita suavizar simultáneamente la serie y la tendencia. Mientras que, el análisis de regresión se basa en ajustar una recta a una colección de datos.” (p. 74).

En consecuencia, para concretar la proyección de ventas en la empresa Alexander's, emplearemos el método del Análisis de Regresión.

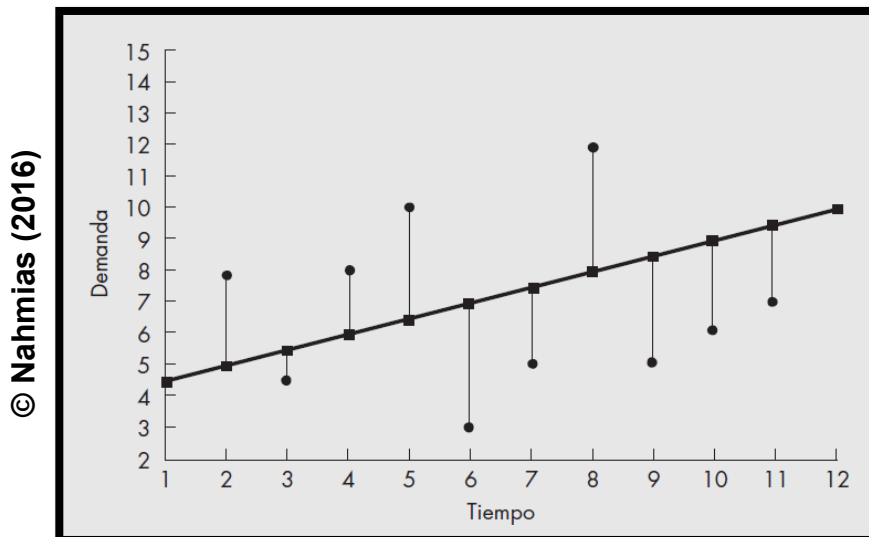
Análisis de Regresión

Según Nahmias (2016), se plantea el siguiente escenario: “Tenemos una serie de datos emparejados de la siguiente manera $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_n, Y_n)$ para las incógnitas X e Y . Se asume que Y_i representa el valor registrado de Y cuando X_i es el de X . En este caso, X se refiere a la variable independiente e Y a la dependiente. Se postula que hay una conexión entre X e Y que se puede representar por una línea recta.

$$\hat{Y} = a + bX$$

Donde \hat{Y} es considerado el valor proyectado de Y . El objetivo es descubrir las magnitudes de a y b que proporcionen el mejor ajuste posible de la recta a los datos. Para lograr esto, se eligen los resultados de a y b de forma que se reduzca al mínimo la sumatoria de las métricas cuadráticas entre la línea de regresión y los puntos de datos.” (p. 74).

Figura 5



Ejemplo de una línea de regresión

Además, de acuerdo con Nahmias (2016), “al aplicar el análisis de regresión como método para la predicción (pronóstico), es común que la variable independiente represente el tiempo, mientras que la dependiente

representa lo que se quiere predecir. Imaginemos que D_1, D_2, \dots, D_n son los resultados de la demanda en los momentos $1, 2, \dots, n$. En este contexto, los valores óptimos de a y b se calculan de la siguiente manera:

$$b = \frac{S_{xy}}{S_{xx}}$$

Y

$$a = \bar{D} - b(n+1)/2$$

Donde:

$$S_{xy} = n \sum_{i=1}^n iD_i - \frac{n(n+1)}{2} \sum_{i=1}^n D_i$$

$$S_{xx} = \frac{n^2(n+1)(2n+1)}{6} - \frac{n^2(n+1)^2}{4}$$

Y \bar{D} es el promedio aritmético de las demandas observadas durante los periodos $1, 2, \dots, n$." (p. 74 - 75).

Dimensiones del Proceso de Ventas

Las etapas del proceso de ventas se refieren a las dimensiones del mismo, tal como se define en las páginas 28 y 29. Sin embargo, en esta sección específica, nos enfocaremos en la dimensión que alberga nuestros indicadores de investigación.

DIMENSIÓN: Cierre de Ventas

Torres Morales (2014) indica que, "el cierre de venta se define como el momento en que se concluye el proceso de venta y la persona encargada de la venta pide al consumidor que realice la compra. Existen diversos métodos para cerrar una venta, y personal que se destacan por ser efectivos en esta fase y otros que no lo son. En situaciones en las que los vendedores realicen una presentación exitosa, pero arruinen el cierre debido a una deficiente concordancia entre la presentación y el momento de solicitar el

pedido, o muestren timidez al hacerlo, resulta necesario contar con algún tipo de apoyo.” (p. 29).

Indicador 1: Nivel de Eficacia

Según Oliveras, Enric (2016), en un artículo publicado en el blog Grupo P&A, se establece que la eficacia se refiere al nivel en el que se concretan las metas y objetivos establecidos en un plan, en otras palabras, se evalúa en qué medida se ha alcanzado el resultado previsto. Para ilustrar este concepto, se menciona el ejemplo de una panadería que establece como meta que cada trabajador produzca 100 barras de pan al día. En este caso, si un empleado logra cumplir con esta meta, se considera eficaz, mientras que otro empleado que solo alcanza nueve decenas se considera ineficaz.” (p. 1).

$$Eficacia = \frac{Resultado\ alcanzado}{Resultado\ Previsto}$$

La figura 6 muestra gráficamente el razonamiento del nivel de eficacia:

Figura 6

EFICACIA	
RA / RE	
RANGOS	PUNTOS
0 – 20%	0
21 – 40%	1
41 – 60%	2
61 – 80%	3
81 – 90%	4
>91%	5

© Fleitman (2008)

Cálculo del Nivel de Eficacia

Donde:

RA → Resultados Alcanzados en las Ventas.

RE → Resultados Previsto o Esperados en las Ventas.

Indicador 2: Crecimiento de Ventas

Según Chacón (2015), en el portal Gerencia Retail, “se destaca la importancia de tomar periodos iguales de tiempo o eventos y temporadas con la misma orientación al medir el crecimiento de ventas. De lo contrario, se obtendría un resultado distorsionado que requeriría una interpretación diferente. El porcentaje de crecimiento en ventas refleja en qué medida ha aumentado o disminuido el periodo o la actividad que se está midiendo, y cumple como fundamento para estudiar el rendimiento positivo o negativo de la gestión realizada. Es necesario contar con ambos datos al realizar el cálculo, es decir, las ventas que se desean medir y la referencia con la que se desea compararlas.

$$CV = \left(\left(\frac{VR}{VA} \right) - 1 \right) * 100$$

Donde:

CV → Crecimiento de las Ventas.

VR → Valor Reciente de la Venta.

VA → Valor Anterior de la Venta.

Para concluir, siguiendo el mismo enfoque, es posible calcular los crecimientos en la producción de un producto, en la rentabilidad de un negocio, en la población de una ciudad, de un país, etc.” (p. 1).

Inteligencia de Negocios

Según Ahumada (2016), “el Business Intelligence puede interpretarse como un grupo de metodologías, aplicaciones y tecnologías que tienen como objetivo recopilar, rectificar y convertir datos de los sistemas transaccionales y de información desarticulada, tanto interna como externa a la organización, en información organizada. Esta información se utiliza tanto para su explotación directa, como generación de informes, análisis OLTP/OLAP y alertas, como para su estudio y conversión en conocimiento, lo cual brinda soporte a la toma de decisiones empresariales.” (p. 4).

Asimismo, según Oracle (2015), “Business Intelligence (BI), o inteligencia de negocios, puede ser conceptualizada como la composición de procesos, tecnologías y herramientas que posibilitan el siguiente flujo de conversión: datos preservados en información, información en conocimiento. Este último va orientado a una estrategia o plan comercial. El BI necesita integrar la estrategia empresarial, pues esto facilita la optimización de la usabilidad de los recursos, supervisar el cumplimiento de los objetivos de la organización y tener las aptitudes, necesarias, para una toma de decisiones acertadas con el fin de conseguir resultados mejores.” (p. 1).

Finalmente, según Curto Díaz (2013), “en el entorno social de la información se ha generado la carencia de contar con técnicas más eficientes y rápidas para sustraer y transmutar los datos de una organización en información, y diseminarla de manera efectiva en cada eslabón de la cadena de valor. El Business Intelligence, surge como respuesta a esta carencia y puede entenderse como el progreso de los sistemas de soporte a las decisiones (DSS, Decision Support Systems). En términos generales, se define el BI como el grupo de capacidades, prácticas, aplicaciones y metodologías orientadas a la elaboración y gestión de información que facilite, a los miembros de una organización, tomar decisiones más acertadas.” (p. 18).

Datawarehouse

De acuerdo con Talledo San Miguel (2015), se establece que “un almacén de datos, conocido como datawarehouse en inglés, consiste en una recopilación de datos centrada en un ámbito corporativo específico (como el empresarial, de servicios u organizacional en general). Este almacén se caracteriza por la integración y depuración de información proveniente de una o varias fuentes distintas, con el objetivo de procesarla y facilitar su análisis desde múltiples perspectivas, brindando respuestas rápidas.” (p. 67).

Asimismo, Rodríguez Parrilla (2014), “se entiende que un datawarehouse es un conjunto estructurado de bases de datos organizadas en forma de un

cubo. Estos datawarehouses se crean con el propósito de respaldar la realización de la inteligencia competitiva. Para lograrlo, se emplean técnicas de búsqueda inteligente, como la minería de la web y la minería de textos, según los fines que se busquen alcanzar.” (p. 144).

Finalmente, de acuerdo con Curto Díaz (2013), “se establece que un Datawarehouse es una base de datos que brinda una perspectiva integral, compartida y unificada de los datos de una compañía, sin importar el uso posterior que le den los usuarios o consumidores. Este repositorio se caracteriza por ser consistente, congruente, confiable y contar con datos cronológicos.” (pág. 30).

Datamart

La Universidad ESAN (2015) explica que “un Datamart es un recurso diseñado para almacenar información específica de un departamento o equipo de trabajo en particular. Esta herramienta puede utilizarse como una extensión de un Datawarehouse existente o como una opción alternativa para empresas de tamaño mediano que no tienen los recursos para desplegar un sistema completo de preservación de datos. Las Datamarts pueden estar vinculadas o ser independientes de un Datawarehouse central. No obstante, es importante tener en cuenta que la falta de integración entre sistemas independientes podría entorpecer las labores de mantenimiento y administración.” (p. 1).

Según la definición de Curto Díaz (2013), un Datamart se define como “un subconjunto de datos derivados de un datawarehouse, diseñado para satisfacer una necesidad, análisis o función específica de una población de usuarios determinada. Del mismo modo que un datawarehouse, los datos en un Datamart están compuestos por modelos de copo de nieve o estrella. Además, es importante destacar que un Datamart puede estar supeditado o ser autónomo de un datawarehouse central.” (p. 31).

Finalmente, según la definición de Thomas Gauchet (2013), “un Datamart se describe como una recopilación de datos desconectados de los sistemas

operativos, que se utilizan específicamente para respaldar la toma de decisiones en una organización. El enfoque funcional del Datamart generalmente se centra en un área específica de la actividad empresarial. Los datos dentro del Datamart se organizan en función de una trayectoria temporal y tienen una trascendencia concreta. Además, se adapta la estructura de los datos de manera que puedan ser leídos por herramientas especializadas de toma de decisiones. Mientras que los sistemas OLTP (procesamiento de transacciones en línea) normalizan las tablas, los sistemas decisionales realizan el proceso contrario, es decir, desnormalizan las tablas para su eficiente lectura.” (p. 26).

Datamining

El portal Clinic Cloud (2016) proporciona una definición de Datamining, comúnmente llamada minería de datos, como el “proceso de extraer información tácita, anteriormente incógnitos y con proyección de utilidad a partir de colecciones de datos. En otras palabras, es como el reconocimiento y estudio automatizado o semiautomatizado de una cantidad considerable de datos con el propósito de hallar patrones con significado. El concepto de Datamining surge con el propósito de sacar provecho dos elementos fundamentales: la abundancia de datos almacenados en sectores como la salud, el comercio o la banca, y la capacidad de procesamiento de las computadoras modernas para efectuar el análisis de dichos datos.” (p. 1).

Según la explicación de Zenith (2015), el término Datamining, o minería de datos, engloba diversas técnicas y tecnologías empleadas para examinar enormes bases de datos de forma automatizada o semiautomatizada. El propósito fundamental de esta práctica es descubrir patrones recurrentes, tendencias o reglas que permitan comprender la conducta de los datos en una situación específica. (p. 1).

Según el Grupo Fractalia (2015), “el Datamining o KDD (Knowledge Discovery in Databases) hace referencia al procedimiento para obtener información a partir de una base de datos y convertirla en una estructura entendible, es decir, en información útil y asequible para su posterior uso. El

término Datamining está en boga y a menudo se utiliza de manera incorrecta. Se le atribuyen referencias erróneas, como toda estructura de datos a nivel macro o procesamiento de datos. Según Arturo Licona, especialista de Deloitte Consulting Group, el Datamining es una agrupación de mecanismos para la obtención de datos que utiliza algoritmos matemáticos para detectar patrones de comportamiento.” (p. 1).

Selección de la herramienta de Inteligencia de Negocios (BI)

En esta sección, se llevó a cabo una comparación de las tres herramientas previamente propuestas con el objetivo de determinar cuál sería la más adecuada para pronosticar las ventas en la empresa Alexander's. Para ello, se empleó un cuadro comparativo detallado en la Tabla 1, cuya estructura y contenido fueron validados mediante el uso de una herramienta de Juicio de Expertos, como se evidencia en el Anexo 6.

Tabla 1: Cuadro Comparativo de las Herramientas de Inteligencia de Negocios para Pronosticar las Ventas

Ítem	Puntajes: Excelente = 5 / Bueno = 4 / Regular = 3 / Malo = 2 / Deficiente = 1			
	Criterios	Datamart	Datawarehouse	Datamining
1	Poco volumen de datos.	15	13	10
2	Mayor rapidez de consulta.	15	13	11
3	Consultas SQL y/o MDX sencillas.	15	13	11
4	Validez directa de la información.	15	13	12
5	Facilidad para la historización de los datos.	15	13	12
6	Facilidad al momento de la implementación.	15	12	11
7	Explotación de toda la información interna y externa relacionada con el negocio.	15	13	12
Total		105	90	79

Fuente: Elaboración Propia

VALIDACIÓN DE EXPERTOS

La Tabla 1 fue evaluada por tres expertos, quienes asignaron puntajes correspondientes a cada uno de los elementos analizados. Los resultados de esta evaluación se presentan en la Tabla 2. A través de estos resultados, se determinará cuál de las tres herramientas cuenta con la mayor aprobación por parte de los expertos. La herramienta que obtenga la puntuación más alta será seleccionada para su uso en esta investigación.

Tabla 2: Validación de Expertos de la Herramienta de Inteligencia de Negocios para Pronosticar las Ventas

Expertos	Grado	Datamart	Datawarehouse	Datamining
Ordóñez Pérez, Adilio	Doctor	35	28	28
Aradiel Castañeda, Hilario	Doctor	35	34	32
Gálvez Tapia, Orleans	Magister	35	28	21
Promedio		35	30	27

Fuente: Elaboración Propia

De acuerdo con el promedio más alto registrado en la Tabla 2, la herramienta Datamart obtuvo una puntuación de **35**. Por consiguiente, para llevar a cabo el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's, se utilizará un Datamart como herramienta seleccionada.

HERRAMIENTA SELECCIONADA: DATAMART

Según la definición proporcionada por Curto Díaz (2013), un Datamart se caracteriza como un subconjunto de los datos almacenados en un datawarehouse, diseñado para atender a una necesidad, estudio o función específica de un grupo de usuarios determinado. Similar que, en un Datawarehouse, los datos dentro de un Datamart se organizan mediante modelos de copo de nieve o estrella. Además, es importante destacar que un Datamart podría estar vinculado o ser autónomo de un datawarehouse. (p. 31).

Tipos de Datamart

Pereda Marín y Berrocal Berrocal (2013) mencionan que “existe la posibilidad de seleccionar diversos tipos de estructuras para el Datamart:

- El Datamart OLAP (On-Line Analytical Processing) se enfoca en el análisis de datos, involucrando la lectura de grandes volúmenes de información para extraer conocimientos valiosos, como patrones de ventas, patrones de la conducta de los clientes, entre otros. Este tipo, que es el más común dentro de los Datamarts, se fundamenta en la utilización de cubos OLAP, los cuales se elaboran al agregar las dimensiones e indicadores esenciales de acuerdo con las particularidades de cada área funcional. En general, el acceso a los datos en estos Datamarts usualmente es de solo lectura, ya que esa es la operación más frecuente que se realiza con ellos. A pesar de que la estructura de los datos en cada Datamart se organiza de acuerdo a las áreas de la compañía, los estándares se encuentran incorporados, uniformemente, en toda la compañía.
- El Datamart OLTP (On-Line Transactional Processing) se enfoca en el procesamiento de transacciones en bases de datos. Aunque puede ser una simplificación del Datawarehouse, es común hacer mejoras, principalmente por medio de filtrados y agregaciones, para considerar las particularidades de cada área de la compañía. En consecuencia, es permisible realizar labores de inserción, modificación y eliminación de datos. La estructura de los datos se organiza de acuerdo al nivel de aplicación, con el objetivo de optimizar el acceso para las tareas de lectura y escritura más frecuentes. Los patrones de los datos no necesariamente son homogéneos en las distintas áreas de la compañía, lo que podría generar una ausencia de compatibilidad y dar pie a la formación de "islas de datos". Generalmente, se usan solo los datos más recientes en este tipo de Datamarts.” (p. 111 - 113).

Creación de un Datamart

De acuerdo con Chris Date (2013), expresa que “existen tres enfoques principales para la generación de un Datamart:

- La información puede ser obtenida directamente del datawarehouse empleando una estrategia de «divide y vencerás», con el fin de incrementar el rendimiento y la escalabilidad del proceso de soporte en la toma de decisiones. Usualmente, estos datos extraídos son subidos a una base de datos con una estructura física similar al subconjunto pertinente del Datawarehouse, aunque puede ser simplificada debido a la naturaleza del Datamart.
- Aunque el propósito del datawarehouse es ser un «punto de control único», aún es posible crear un Datamart de forma independiente, sin extraerlo directamente del datawarehouse. Este enfoque puede ser adecuado en casos en los que el datawarehouse no sea accesible por diversas razones, como limitaciones financieras, operativas o incluso políticas (o incluso si el datawarehouse aún no existe).
- En algunas organizaciones se ha adoptado un enfoque de «Datamart primero», en el cual los Datamart se crean a medida que son requeridos y, finalmente, el datawarehouse general se construye como una unificación de los diferentes Datamart. (p. 710).

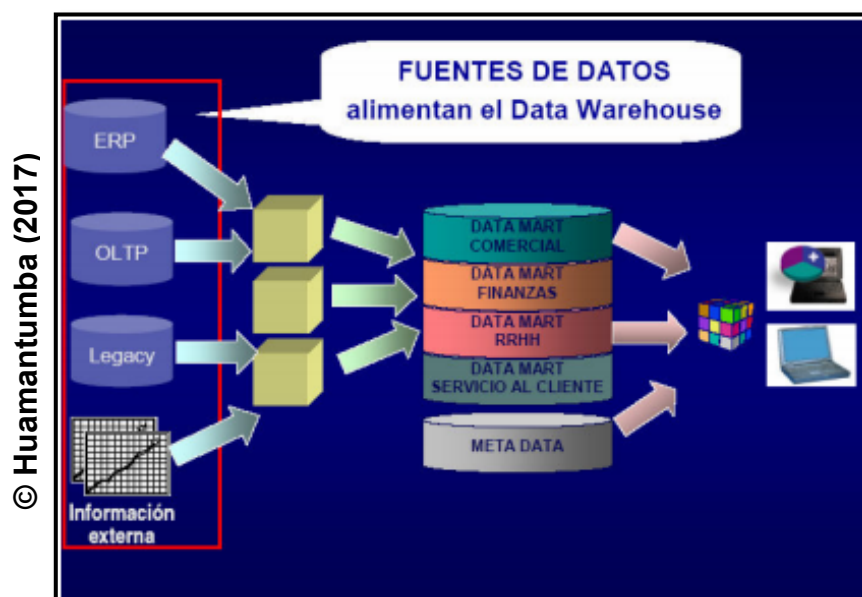
Componentes de un Datamart

Fuentes de Datos

De acuerdo con Huamantumba (2017), se expresa que las bases de datos que suministran información al DataWarehouse son concebidas para almacenar gran cantidad de transacciones. Dentro de estas bases de datos se encuentra la denominada OLTP (siglas de Online Transaction Processing, que se refiere a un conjunto de datos utilizado para respaldar transacciones). (p. 5).

La Figura 7 ilustra las Fuentes de Datos según la clasificación propuesta por Huamantumba.

Figura 7



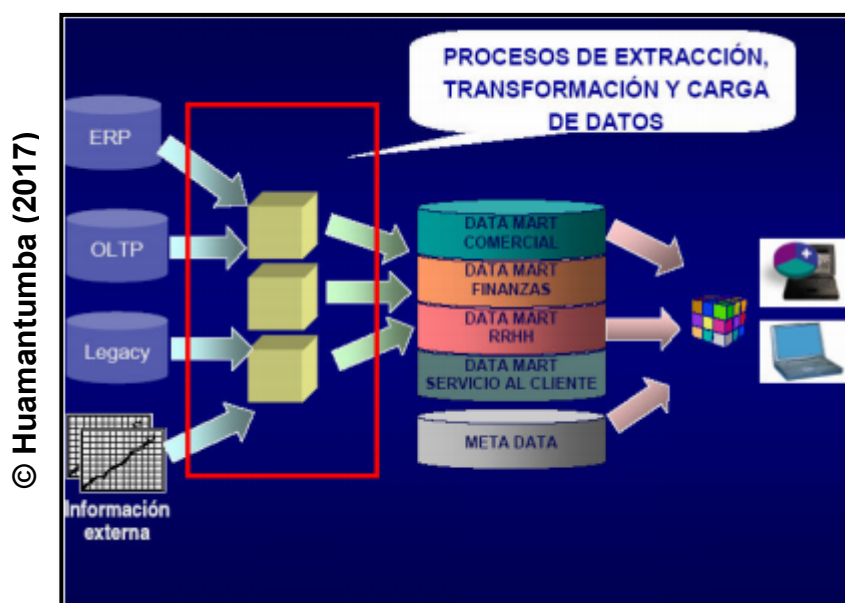
Fuentes de Datos de un Datamart

Procesos de Extracción, transformación y carga de datos (ETL)

De acuerdo con Huamantumba (2017), se señala que los elementos de datos pueden presentar inconsistencias en cuanto a sus nombres, formatos y codificación cuando son utilizados por diferentes aplicaciones o gestionados por diferentes softwares DBMS. Antes de almacenar estos elementos de datos en el DataWarehouse, todas estas inconsistencias deben ser resueltas. Uno de los obstáculos fundamentales en la aplicación de un Datawarehouse es la transformación de datos, responsable de abordar las incoherencias en los patrones y codificación de los datos, que podrían surgir tanto dentro de una base de datos individual como cuando múltiples bases de datos contribuyen al Datawarehouse. La evolución de los datos también se ocupa de las incoherencias en el contenido de los mismos. Tan pronto como se establezcan las reglas de transformación, es necesario crear y agregar los conceptos correspondientes en los procedimientos de transformación. (p. 6-7).

La Figura 8 exhibe los Procesos ETL según la clasificación propuesta por Huamantumba.

Figura 8



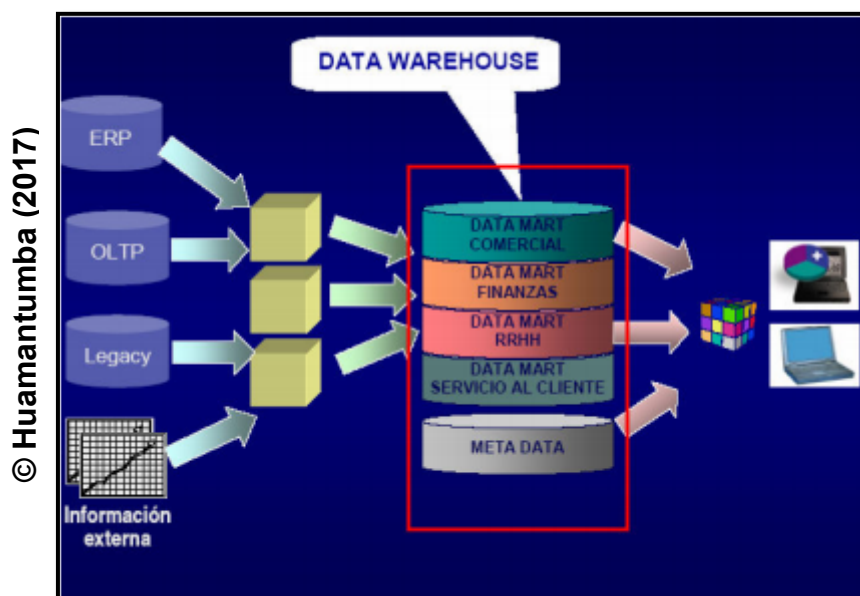
Procesos ETL de un Datamart

Datamart

De acuerdo con Huamantumba (2017), se expone que un Datamart es una alternativa que comparte tecnología con el Datawarehouse, sin embargo, se caracteriza por tener contenidos específicos, menos cantidad de datos y un alcance histórico menos amplio. Su función principal es brindar soporte a pequeñas empresas, departamentos o áreas de negocio dentro de grandes empresas. El Datamart satisface, eficientemente, los requerimientos de generación de reportes. No es recomendable realizar consultas directamente en los sistemas transaccionales, ya que implica la integración de datos provenientes de diversas bases de datos OLTP. (p. 7).

La Figura 9 presenta la representación visual del Datamart según la perspectiva de Huamantumba.

Figura 9



Datamart

Herramientas de Explotación

Según Huamantumba (2017), se afirma que el objetivo principal del DataWarehouse es respaldar la toma de decisiones. Un modelado adecuado de la base de datos beneficia el estudio y la restauración de datos, lo que proporciona una superioridad competitiva y facilita la toma de decisiones. El Datawarehouse almacena datos organizados por categorías o estructurados de manera que promuevan el análisis de datos históricos. No está diseñado para soportar procesos operativos de la empresa. El DataWarehouse está preparado para ser utilizado a través de instrumentos particulares que posibilitan extraer información relevante y descubrir pautas de conducta que podrían no ser visibles dentro de una gigantesca base de datos. (p. 8).

La Figura 10 exhibe las herramientas de explotación según la clasificación propuesta por Huamantumba.

Figura 10



Herramientas de Explotación del Datamart

Metodologías para el desarrollo de un Datamart

HEFESTO

Ricardo Bernabéu (2013), define a HEFESTO como una metodología exclusiva, que se fundamenta en un amplio estudio en contraste con metodologías vigentes y vivencias personales en la construcción de almacenes de datos. Es importante enfatizar que HEFESTO está en permanente cambio y se ha valorado enormemente todos los comentarios y aportes de aquellos que utilizaron HEFESTO en diferentes países y con variados propósitos [...]. La elaboración y aplicación de un Datamart podría adecuarse apropiadamente a todo ciclo de vida del desarrollo de software, aunque es importante señalar que algunas fases en particular requerirán acciones bastante diferentes [...]. El objetivo es proporcionar que la puesta en marcha inicial cumpla parcialmente con los requerimientos, demostrando los beneficios del Datamart y motivando a los usuarios. (p. 85 – 86).

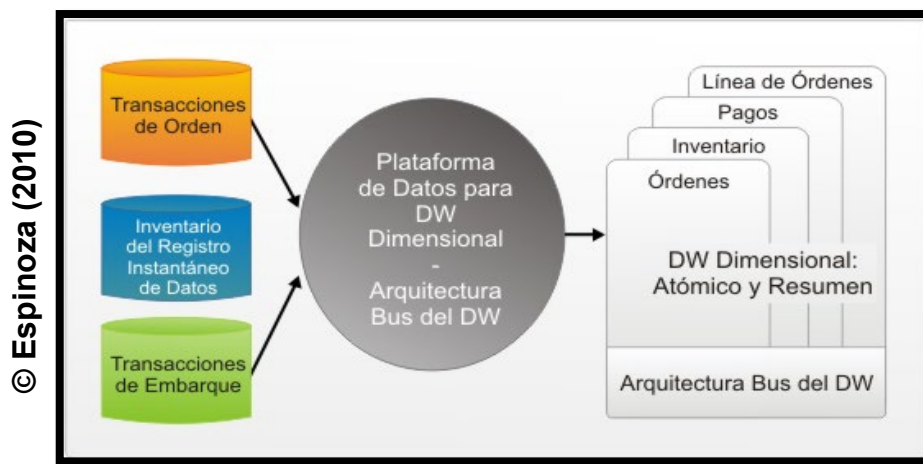
RALPH KIMBALL

Tufiño López (2013) define el Datawarehouse como una agrupación de todos los Datamarts dentro de una empresa. Este Datawarehouse consiste en una réplica de las transacciones estructuradas de manera particular para

el estudio, siguiendo el Modelo Dimensional (no normalizado). Este modelo incorpora aspectos de estudios con sus propiedades, una estructura piramidal y los distintos hechos de negocio que se desean estudiar. En primer lugar, se utilizan tablas para expresar las dimensiones, y en segundo lugar, se emplean tablas para los hechos. (p. 11).

La Arquitectura Bus del Datawarehouse, basada en el enfoque Kimball, se ilustra en la Figura 11.

Figura 11



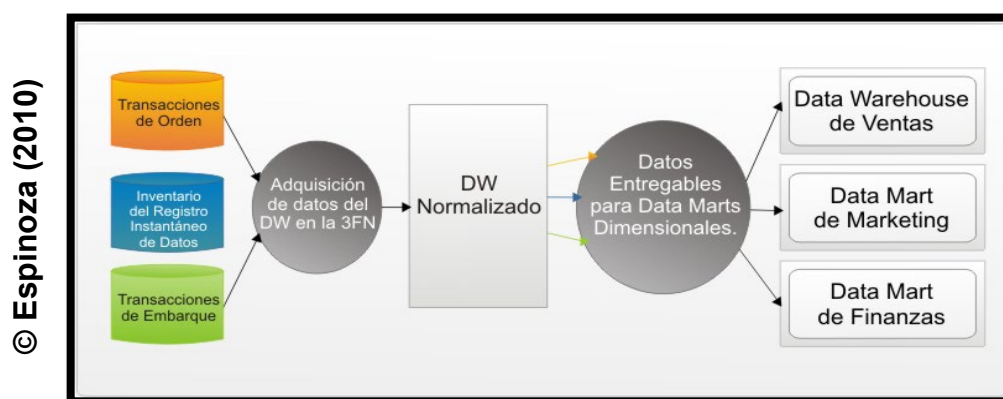
Enfoque Kimball - Arquitectura Bus del DW

BILL INMON

En su estudio, Tufiño López (2013) señala que Bill Inmon destaca la carencia de centralizar la transferencia de información desde los distintos sistemas transaccionales (OLTP) en las compañías. Esta centralización tiene como objetivo poner los datos a disposición para su análisis en la Fábrica de Información Corporativa.” (p. 9).

La Figura 12 ilustra el Datawarehouse Corporativo basado en el enfoque de Inmon.

Figura 12



Enfoque Inmon - DW Corporativo

Selección de la Metodología para el desarrollo del Datamart

En este punto se llevó a cabo una evaluación comparativa de las tres metodologías previamente sugeridas con el fin de definir cual sería la más idónea para la construcción del Datamart. Para este propósito, se empleó una tabla comparativa detallada en la Tabla 3, cuya estructura y contenido fueron validados utilizando una herramienta de Juicio de Expertos, como se describe en el Anexo 6.

Tabla 3: Cuadro Comparativo de las Metodologías de Desarrollo del Datamart

Ítem	Puntajes: Excelente = 5 / Bueno = 4 / Regular = 3 / Malo = 2 / Deficiente = 1			
	Criterios	HEFESTO	Ralph Kimball	Bill Inmon
1	Los objetivos y resultados esperados en cada fase se distinguen fácilmente y son sencillos de comprender.	15	12	11
2	Utiliza modelos conceptuales y lógicos, los cuales son sencillos de interpretar y analizar.	15	13	12
3	Se aplica tanto para Datawarehouse como para Datamart.	15	14	13
4	La metodología involucra al usuario durante las etapas del proyecto.	15	13	11
5	Representa y describe adecuadamente los datos.	15	13	11
6	Se adecua para tiempos cortos de entrega.	15	12	11
7	Está basado en los requerimientos del negocio.	15	13	12

Total	105	90	81
-------	-----	----	----

Fuente: Elaboración Propia

VALIDACIÓN DE EXPERTOS

Tres expertos analizaron el contenido de la Tabla 3 y asignaron sus respectivas puntuaciones. La Tabla 4 refleja los resultados de esta evaluación. A través de estos resultados, determinaremos cuál de las tres metodologías de desarrollo cuenta con una mayor aprobación por parte de los expertos. La metodología que obtenga la puntuación más alta será seleccionada para ser utilizada en esta investigación.

Tabla 4: Validación de Expertos de las Metodologías para el Desarrollo del Datamart

Expertos	Grado	HEFESTO	Ralph Kimball	Bill Inmon
Ordóñez Pérez, Adilio	Doctor	35	29	29
Aradiel Castañeda, Hilario	Doctor	35	33	31
Gálvez Tapia, Orleans	Magister	35	28	21
Promedio		35	30	27

Fuente: Elaboración Propia

De acuerdo con el promedio más alto registrado en la Tabla 4, la metodología Hefesto logró una puntuación de **35**. En consecuencia, se seleccionará la metodología Hefesto para la construcción del Datamart.

METODOLOGÍA SELECCIONADA: HEFESTO

Ricardo Bernabéu (2013) introduce la metodología HEFESTO como una propuesta sustentada en un extenso estudio, contraste de metodologías vigentes y experiencias personales en la construcción de almacenes de datos. Es relevante resaltar que HEFESTO está en continua evolución y ha tomado en consideración el valioso aporte de profesionales que usaron esta

metodología en diferentes ciudades y con variados objetivos (Bernabéu, 2013). (p. 85).

CARACTERÍSTICAS DE LA METODOLOGÍA HEFESTO

Según Ricardo Bernabéu (2013), “la metodología presenta las siguientes características:

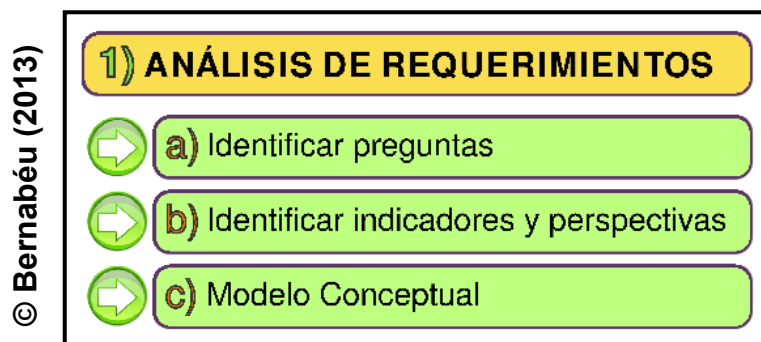
- Compromete a los usuarios finales en todas las etapas para reducir la resistencia al cambio y permitirles tomar decisiones sobre el comportamiento y funciones del Datawarehouse.
- Se fundamenta en las necesidades de los usuarios, lo que le permite adaptarse rápidamente a las variaciones en el negocio.
- Las metas y logros esperados en cada una de las fases son claros y fáciles de entender.
- Usa modelos conceptuales y lógicos simples de entender y estudiar.
- Se puede aplicar para un Datamart o para un Datawarehouse.” (p. 88).

CICLO DE VIDA DE LA METODOLOGÍA HEFESTO:

Según Ricardo Bernabéu (2013), “la metodología HEFESTO puede ser resumida en 4 puntos:

- Análisis de Requerimientos (ver Figura 13).

Figura 13



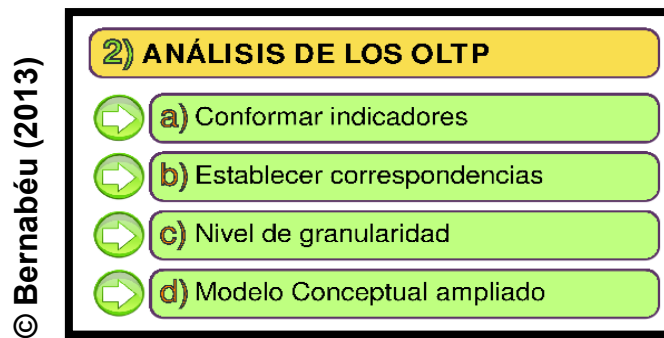
Análisis de requerimientos

Interpretación:

El proceso comienza al identificar el área específica, la lógica del negocio y las necesidades del usuario final para construir el DM (Datamart) o DW (Datawarehouse). Posteriormente, se procede a identificar los indicadores y perspectivas relevantes, y finalmente se construye el modelo conceptual correspondiente.

- Análisis de las OLTP (ver Figura 14).

Figura 14



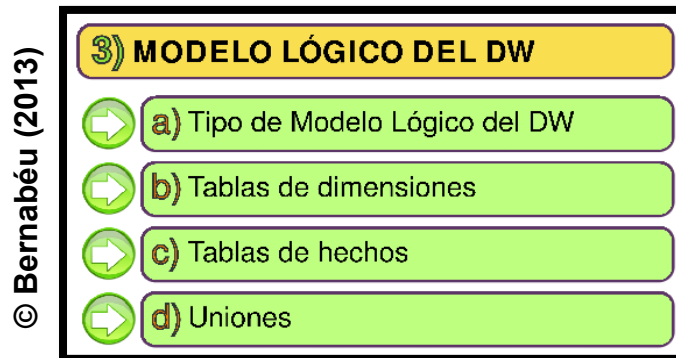
Análisis de las OLTP

Interpretación:

Los indicadores se expresan matemáticamente mediante fórmulas, se establecen las relaciones entre el modelo conceptual y el modelo físico de la base de datos, se establecen los niveles pertinentes y se desarrolla el modelo conceptual ampliado.

- Modelo lógico del Datawarehouse (ver Figura 15).

Figura 15



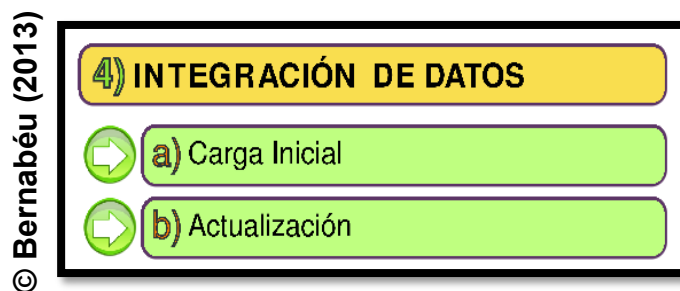
Modelo lógico del Datawarehouse

Interpretación:

Se establece el modelo lógico para el DW (Constelación, Estrella o Copo de nieve) y se procede a construir las tablas de dimensiones y las tablas de hechos. Finalmente, se efectúan las conexiones entre estas tablas.

- Integración de datos (ver Figura 16).

Figura 16



Integración de Datos

Interpretación:

Se lleva a cabo la primera carga de las tablas de dimensiones y de hechos. Además, se establecen los procesos ETL (Extracción, Transformación y Carga) y se sugieren estrategias para la actualización de los datos en el almacén.” (p. 87).

1.4 Formulación del Problema

Problema General

- ¿Cómo influye una herramienta de inteligencia de negocios en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's?

Problemas Específicos

- ¿Cómo influye una herramienta de inteligencia de negocios en el nivel de eficacia en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's?

- ¿Cómo influye una herramienta de inteligencia de negocios en el crecimiento de ventas en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's?

1.5 Justificación del Estudio

El actual estudio se basó en el concepto de elaborar una solución utilizando la tecnología OLAP. El objetivo era procesar todos los datos disponibles en la empresa y analizarlos desde diferentes perspectivas. Esto permitiría generar pronósticos y agilizar la toma de decisiones estratégicas para las ventas por parte de la alta gerencia. En última instancia, esto permitiría a la organización generar valor.

Siempre es crucial tener presente que el mayor error que una empresa puede cometer es no aprovechar la información que posee internamente. Actualmente, la información pasó a ser uno de los activos más valiosos para cualquier organización.

Basándonos en lo expuesto previamente, fundamentare la presente investigación desde cuatro enfoques diferentes:

JUSTIFICACIÓN INSTITUCIONAL

Según Muñoz Cañavate (2013), sobresale la importancia de tener información externa en los procesos de toma de decisiones. Pese a ello, para que esta información sea utilizada por los gestores, es necesario que sea procesada en interno. Así mismo, se enfatiza la necesidad de que la información fluya a través de los canales de la empresa para que pueda ser aprovechada al máximo por la organización. Esto incluye tanto la información formal como la informal.” (p. 5).

La incorporación de un Datamart, una herramienta de Inteligencia de Negocios, en la empresa Alexander's, desempeñará un papel esencial para alcanzar las metas estratégicas, la visión y la misión de la organización. Además, esta implementación fortalecerá la imagen corporativa de la empresa, aumentando su prestigio en comparación con los competidores cercanos. También brindará a la compañía una posición privilegiada sobre

la competencia que no cuenten con una herramienta de Inteligencia de Negocios para pronosticar ventas y planificar estrategias futuras de manera más efectiva.

JUSTIFICACIÓN TECNOLÓGICA

Vizuite Naranjo y Yela Shinin (2016) explican que debido a que un Datamart maneja menos usuarios en comparación con un DW, se podría mejorar para una recuperación más rápida de los datos requeridos por los usuarios. (p. 58).

El actual estudio tiene como objetivo construir una herramienta de inteligencia de negocios (Datamart) para respaldar el proceso y pronóstico de ventas en la empresa Alexander's. Esto resultará en una mayor eficacia en el análisis de alternativas y generación de estadísticas. Además, se garantizará la integridad, confidencialidad y disponibilidad de los datos.

JUSTIFICACIÓN OPERATIVA

Toinga Toinga (2014) señala que usar un DM como herramienta de soporte para la toma de decisiones ofrece numerosas ventajas. Por ejemplo, permite que el área de ventas acceda a la información sin la necesidad de contar con personal técnico, como programadores o analistas de sistemas, para generar informes o consultas, lo que reduce el tiempo de espera. Así mismo, el área de ventas puede gestionar la información y analizarla desde diversas perspectivas, lo que les permite comprenderla e interpretarla según su propio criterio. (p. 3).

El Datamart, como herramienta de Inteligencia de Negocios, dispondrá de datos detallados que se actualizarán de forma continua y permitirá una escalabilidad adecuada. Además, el personal de la empresa posee conocimientos básicos de informática, lo que asegurará el correcto funcionamiento de la herramienta de Inteligencia de Negocios.

JUSTIFICACIÓN ECONÓMICA

De acuerdo con Pablos Heredero et al. (2016), el empleo de sistemas de información genera ventajas en cuanto a la reducción de gastos en recursos

humanos, disminución en los tiempos de procesamiento de la información, menor incidencia de errores y una mejora global en la calidad. (p.151).

Caso Ejemplo: Imaginemos que el director general de la empresa toma una decisión que resulta en una pérdida de S/. 3000. En ese momento, se cometió un error de juicio. Sin embargo, habrá situaciones en las que se tomen múltiples decisiones simultáneamente. Siguiendo el ejemplo, supongamos que se toman tres malas decisiones al mismo tiempo, lo que resulta en una pérdida total de hasta S/. 9000. En este contexto, la herramienta de inteligencia de negocios proporcionará información más precisa y detallada para mejorar la toma de decisiones y evitar posibles pérdidas de S/. 9000 o más

Ejemplo de caso: Consideremos que el CEO de la empresa toma una decisión que resulta en una pérdida de S/. 3000. En ese momento, se comete un error de juicio. Sin embargo, habrá ocasiones en las que se tomen múltiples decisiones al mismo tiempo. Siguiendo el ejemplo, supongamos que se toman tres malas decisiones simultáneamente, lo que ocasiona una pérdida total de hasta S/. 9000. En este escenario, la herramienta de inteligencia de negocios proporcionará información más precisa y detallada para mejorar la toma de decisiones y evitar posibles pérdidas de S/. 9000 o más.

1.6 Hipótesis

Hipótesis General

- **Ha:** La herramienta de inteligencia de negocios mejora el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's.

Hipótesis Específicos

- **H1:** Si la herramienta de inteligencia de negocios incrementa el nivel de eficacia, entonces el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's es aceptable.

- **H2:** Si la herramienta de inteligencia de negocios incrementa el crecimiento de ventas, entonces el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's es aceptable.

1.7 Objetivos

Objetivo General

- Determinar cómo influye una herramienta de inteligencia de negocios en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's.

Objetivos Específicos

- Determinar cómo influye una herramienta de inteligencia de negocios en el nivel de eficacia en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's.
- Determinar cómo influye una herramienta de inteligencia de negocios en el crecimiento de ventas en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's.

II. MÉTODO

2.1 Diseño de Investigación

MODELO DE INVESTIGACIÓN: Hipotético – Deductivo

Según lo expresado por Pedro J. y Ángeles Sánchez (2017), se sostiene que este enfoque emplea tanto la inducción como la deducción en conjunto. En el ámbito científico, la adquisición de conocimiento requiere tanto de datos empíricos como de teorías. (p. 4).

En este estudio de investigación, se utilizó el enfoque hipotético-deductivo, el cual implica obtener información actual de la empresa para realizar deducciones precisas que se reflejarán en el pronóstico de ventas.

TIPO DE INVESTIGACIÓN: Explicativa – Experimental – Aplicada

Según Hernández Sampieri, Fernández Collado y Baptista Lucio (2014), los estudios explicativos tienen como objetivo trascender de la simple descripción de conceptos o fenómenos, así como establecer relaciones entre ellos. Estos estudios buscan dar respuesta a las causas de eventos y fenómenos físicos o sociales. Su principal interés radica en explicar por qué se produce un fenómeno y bajo qué condiciones se manifiesta, así como comprender la relación entre dos o más variables. (p. 95).

Según la definición proporcionada por Bernal Torres (2016), una investigación experimental se enfoca en analizar el impacto generado por la acción o control de una o más variables independientes en una o varias variables dependientes. (p. 121).

De acuerdo con Ortiz Flores y Bernal Zepeda (2013), la investigación aplicada, denominada también investigación práctica o empírica, tiene como propósito implementar y aprovechar los conocimientos obtenidos. Existe una estrecha relación entre la investigación aplicada y la investigación básica, ya que esta última sirve de base y proporciona avances para la primera. Es relevante destacar que el desarrollo de cualquier investigación aplicada requiere de un marco teórico. (p. 5).

Realizaremos una investigación de naturaleza aplicada y experimental, donde examinaremos las implicaciones que surgen al incorporar nuestra variable independiente (herramienta de Business Intelligence) en la variable dependiente (proyección de ventas).

DISEÑO DE INVESTIGACIÓN: Pre - experimental

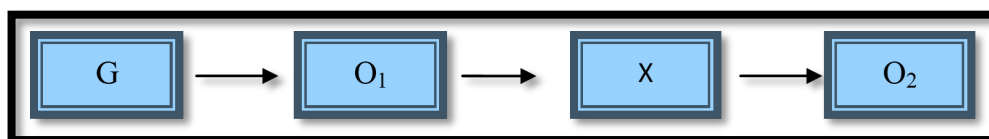
El diseño de esta investigación será de tipo pre-experimental, ya que compararemos los resultados de la variable dependiente (pronóstico de ventas) antes y después de incorporar la herramienta de Business Intelligence.

Según Hernández Sampieri, Fernández Collado y Baptista Lucio (2014), describen al diseño pre-experimental, conocido como "análisis con pre-test y post-test de un único grupo". En este diseño, se lleva a cabo una prueba de pre-test al grupo G antes de aplicar cualquier estímulo, con el fin de lograr los resultados O1. Posteriormente, al mismo grupo G se le realiza una prueba de post-test tras la aplicación del estímulo X, con el fin de conseguir los resultados O2. Por último, se efectúa una comparación de los resultados obtenidos. Este diseño implica aplicar un estímulo en la modalidad de solo post-test o en la de pre-test / post-test a un grupo específico. (p. 141).

La Figura 17 muestra el diseño de investigación utilizado en este estudio.

Figura 17

© Hernández
[et al.] (2014)



Diseño de investigación

Donde:

G: Grupo experimental: Se refiere al grupo al que se le realizó el registro para medir el pronóstico de ventas y determinar el nivel de eficacia y crecimiento en las ventas.

O1: Pre-Test: Son los resultados obtenidos a partir de la medición del grupo experimental previo a la utilización de la herramienta de Business

Intelligence en el pronóstico de ventas. Estos resultados serán contrastados con los obtenidos en el Post-Test.

X: Experimento (Implementación de la herramienta de inteligencia de negocios): Consiste en la introducción de la herramienta de inteligencia de negocios (Datamart) en el proceso de pronóstico de ventas de la compañía Alexander's. A través de las dos evaluaciones realizadas (Pre-Test y Post-Test), se podrá determinar si la herramienta de Inteligencia de Negocios mejora el pronóstico de ventas en la compañía.

O2: Post-Test: Son los resultados obtenidos a partir de la medición del grupo experimental tras la utilización de la herramienta de inteligencia empresarial en el pronóstico de ventas. Ambas mediciones (Pre-Test y Post-Test) serán contrastadas para establecer el nivel de eficacia y crecimiento en las ventas, tanto previo como posterior a la implementación de la herramienta de Business Intelligence.

2.2 Variables, Operacionalización

Según Calderón Saldaña y Alzamora de los Godos Urcia (2016), el término "operacionalización" se refiere al proceso de convertir una variable abstracta en un nivel operativo concreto. La función principal de este proceso es definir y especificar con precisión la connotación y amplitud que se atribuye a una variable en una investigación específica. (p. 32).

Seguidamente, se va a presentar la Tabla 5 que contiene la descripción detallada de cómo se ha operacionalizado cada una de las variables:

Variable Independiente

➤ Definición Conceptual

Según la explicación proporcionada por Curto Díaz (2013), un Datamart es una parte o fragmento de los datos depositados en un almacén de datos (DW), creado específicamente para satisfacer un análisis, función o requisito concreto, dirigido a un grupo de usuarios específico. (p.31).

➤ **Definición Operacional**

Se refiere a una estructura de datos especializada que almacena y organiza información relevante y específica para avalar el procedimiento para la toma de decisiones en la empresa Alexander's.

Variable Dependiente

➤ **Definición Conceptual**

Según la definición de Javier Masini y Vázquez Ledesma (2014), un pronóstico se describe como un proceso objetivo en el cual se emplea información recolectada de un período y lugar específico. (p.11).

➤ **Definición Operacional**

El pronóstico de ventas es una etapa fundamental que lleva a cabo la empresa Alexander's antes de desarrollar sus estrategias de ventas. En la actualidad, contar con un pronóstico se ha vuelto crucial para las empresas, ya que les permite evitar pérdidas significativas y prepararse para períodos de alta demanda, lo que les ayuda a aumentar sus ganancias.

Tabla 5: Operacionalización de las Variables

Tipo	Variable	Definición Conceptual	Definición Operacional	Dimensión	Indicador	Escala de Medición
Variable Independiente	Herramienta de inteligencia de Negocios (Datamart)	Según la explicación proporcionada por Curto Díaz (2013), un Datamart es una parte o fragmento de los datos depositados en un almacén de datos (DW), creado específicamente para satisfacer un análisis, función o requisito concreto, dirigido a un grupo de usuarios específico. (p.31).	Se refiere a una estructura de datos especializada que almacena y organiza información relevante y específica para avalar el procedimiento para la toma de decisiones en la empresa Alexander's.			
Variable Dependiente	Pronóstico de ventas	Según la definición de Javier Masini y Vázquez Ledesma (2014), un pronóstico se describe como un proceso objetivo en el cual se emplea información recolectada de un período y lugar específico. (p.11).	El pronóstico de ventas es una etapa fundamental que lleva a cabo la empresa Alexander's antes de desarrollar sus estrategias de ventas. En la actualidad, contar con un pronóstico se ha vuelto crucial para las empresas, ya que les permite evitar pérdidas significativas y prepararse para períodos de alta demanda, lo que les ayuda a aumentar sus ganancias.	Cierre de la Venta	Nivel de Eficacia	Puntos
					Crecimiento de Ventas	Unidades

Fuente: Elaboración Propia

Indicadores

Seguidamente, se presenta la Tabla 6 que exhibe los indicadores utilizados para el pronóstico de ventas:

Tabla 6: Indicadores del Pronóstico de Ventas

Indicador	Descripción	Técnica	Instrumento	Unidad de Medida	Fórmula																		
Nivel de Eficacia	Hace referencia a la comparación entre las ventas realizadas y las ventas previstas durante un intervalo de tiempo específico.	Fichaje	Ficha de Registro	Puntos	<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">EFICACIA</th> </tr> <tr> <td colspan="2">RA / RE</td> </tr> <tr> <th>RANGOS</th> <th>PUNTOS</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>0 – 20%</td> <td>0</td> </tr> <tr> <td>21 – 40%</td> <td>1</td> </tr> <tr> <td>41 – 60%</td> <td>2</td> </tr> <tr> <td>61 – 80%</td> <td>3</td> </tr> <tr> <td>81 – 90%</td> <td>4</td> </tr> <tr> <td>>91%</td> <td>5</td> </tr> </tbody> </table> <p>RA = Resultados Alcanzados de la Venta RE = Resultados Esperados de la Venta</p>	EFICACIA		RA / RE		RANGOS	PUNTOS	0 – 20%	0	21 – 40%	1	41 – 60%	2	61 – 80%	3	81 – 90%	4	>91%	5
EFICACIA																							
RA / RE																							
RANGOS	PUNTOS																						
0 – 20%	0																						
21 – 40%	1																						
41 – 60%	2																						
61 – 80%	3																						
81 – 90%	4																						
>91%	5																						
Crecimiento de Ventas	Consiste en calcular el cambio porcentual al dividir la diferencia entre el valor actual y el valor anterior menos 1, y luego multiplicarlo por 100%.	Fichaje	Ficha de Registro	Unidades	$CV = ((VR / VA) - 1) * 100\%$ <p>CV = Crecimiento de Ventas VR = Valor Reciente de la Venta VA = Valor Antiguo de la Venta</p>																		

Fuente: Elaboración Propia

2.3 Población y Muestra

Población

De acuerdo con la afirmación de Orús Lacort (2014), se entiende por población a aquellos individuos, países, ciudades, entre otros, que se ven involucrados de alguna manera por las metas de la investigación. (p. 12).

En el marco de esta investigación, la población consistió en un total de 608 documentos generados por las ventas, los cuales fueron clasificados y estratificados en 28 fichas de registro.

Muestra

De acuerdo con la definición proporcionada por Orús Lacort (2014), la muestra alude a aquellas ciudades, países, etc., que son seleccionados al azar entre todas las distintas alternativas disponibles, y que están involucrados de alguna manera por el objeto de nuestro estudio. (p. 12).

$$n = \frac{z^2 N}{z^2 + 4N(EE^2)}$$

Donde:

n = Tamaño de la muestra.

Z = Nivel de confianza al 95% (1.96) elegido para esta investigación.

N = Población total de estudio.

EE = Error estimado (al 5%).

Entonces:

$$n = \frac{(1.96)^2 * (608)}{(1.96)^2 + 4(608)(0.05^2)}$$

$$n = \frac{3.8416 * 608}{3.8416 + (2432)(0.0025)}$$

$$n = 235.41493 \rightarrow n \cong 235 \text{ Fichas de Registro}$$

En consecuencia, el tamaño de la muestra para esta investigación se establecerá en 235 fichas de registro generadas en las ventas, estratificadas diariamente por un mes, lo que implica que la muestra constará de 28 fichas de registro con 235 documentos producidos por las ventas.

Muestreo

De acuerdo con la afirmación de Navas Ara [et al.] (2013), el muestreo se refiere al proceso de elegir una muestra simbólica de una población definida. (p. 558).

En este estudio se empleará el método de muestreo probabilístico aleatorio - simple, ya que la población tiene un tamaño finito y todo elemento posee la misma chance de ser seleccionado.

2.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos, validez y confiabilidad

Técnica

Según la explicación de Pulido Polo (2015), se entiende que, en el contexto de la investigación científica, el término "técnicas" alude a los procesos y herramientas que hacen posible la aplicación de los métodos. Estas técnicas son componentes del método científico. Es importante distinguir entre métodos y técnicas, ya que, aunque ambas definiciones abordan la pregunta de cómo alcanzar una meta o logro, el método se refiere a la ruta general del conocimiento, mientras que la técnica se refiere a los procedimientos de acción concretos que se deben seguir para avanzar en las diferentes etapas del método científico. (p. 8).

➤ TÉCNICA: Fichaje

De acuerdo con la afirmación de Gavagnin Taffarel (2013), se entiende que el fichaje es una forma de recopilar y salvaguardar información, la cual, además de su longitud, otorga cohesión y significado. (p. 38).

Dicha técnica posibilitará la recopilación de datos para los indicadores que incluyen el nivel de eficacia y el crecimiento de las ventas.

Instrumento

De acuerdo con la explicación de Cuauro Chirinos (2014), el instrumento es el medio utilizado para registrar toda la información recolectada durante la investigación. Se trata de un recurso esencial y valioso para la investigación científica. El instrumento de obtención de datos consiste en una colección de medios tangibles que permiten registrar, conservar y documentar todo lo investigado a través de las técnicas utilizadas para la adquisición de datos. (p. 35).

➤ INSTRUMENTO: Ficha de registro

De acuerdo con la afirmación de López de la Rosa y Patricia Martel (2013), la ficha de registro es un instrumento que nos brinda la posibilidad de organizar de manera sistemática el marco de referencia de los datos. (p. 21).

Se creará una Ficha de Registro específica (consultar Anexo 3) que contendrá tanto los resultados logrados como los resultados esperados de las ventas. Esto permitirá evaluar el nivel de eficacia durante un período de 28 días. Además, se elaborará otra Ficha de Registro (ver Anexo 3) para registrar tanto el valor más reciente como el valor anterior de las ventas, lo cual servirá para medir el crecimiento de las ventas durante el mismo período de 28 días.

Validez del Instrumento

De acuerdo con la descripción de Garatachea Vallejo (2013), la validez alude al grado de coherencia de lo que un test mide y lo que se espera que mida. Esta característica es ampliamente reconocida como la fundamental de un test, ya que indica su fiabilidad y precisión. En ocasiones, también se utiliza el término exactitud para referirse a la validez. (p. 268).

Validez de Criterio

De acuerdo con lo expresado por Garatachea Vallejo (2013), la validez en relación a un criterio se basa en la correlación de los resultados de un test con los resultados de otro considerado como una referencia. Para evaluar dicha

validez, se suele calcular el coeficiente de correlación entre los resultados del test en cuestión y los resultados del test de referencia. (p. 268).

Validez de Contenido

Según lo mencionado por Garatachea Vallejo (2013), la validez de contenido alude al grado en el cual la selección de ítems abarca de manera adecuada los diversos ámbitos, o campos, objetos de medición considerados pertinentes. (p. 268).

Validez de Constructo

Según la explicación de Garatachea Vallejo (2013), la validez de constructo indica el nivel en el que los resultados de un test se correlacionan de manera predictiva con los resultados de otro test, sin que exista un criterio o estándar verdadero para compararlos. (p. 268).

La herramienta utilizada en este estudio fue la ficha de registro, la cual fue validada mediante la evaluación de tres expertos, tal cual se detalla en la Tabla 7.

Tabla 7: Validez de las Fichas de Registro

Nº	Expertos	Grado Académico	Puntaje
1	Ordoñez Pérez, Adilio	Doctor	91.5%
2	Gálvez Tapia, Orleans	Magister	79.5%
3	Díaz Reátegui, Mónica	Doctor	56.05%

Fuente: Elaboración Propia

Las fichas de registro fueron sometidas a la validación por parte de tres expertos, tanto para el indicador de Nivel de Eficacia (ver Anexo 6) como para el indicador de Crecimiento de Ventas (ver Anexo 6). El puntaje promedio alcanzado fue del 75.69%, lo cual indica un nivel de confianza alto. Esto demuestra que los instrumentos son apropiados para recopilar los datos de los indicadores de manera precisa.

Confiabilidad del instrumento

Según Hernández, Fernández y Baptista (2014), la confiabilidad de un instrumento de medición alude al nivel en el que su uso repetido en el mismo sujeto o elemento arroja resultados consistentes. Por ejemplo, si justo ahora utilizamos un termómetro para medir la temperatura ambiente y marca 22°C, y luego, un minuto después, lo volvemos a consultar y marca 5°C, y tres minutos más tarde volvemos a observar y marca 40°C, entonces ese termómetro no puede considerarse confiable, ya que no produce resultados consistentes con su uso repetido. (p. 200).

MÉTODO: Test – Retest

De acuerdo con Navas Ara [et al.] (2013), expresan que el coeficiente de fiabilidad de un test es la correlación entre las valoraciones del test y sí mismo. En consecuencia, una manera de lograr una aproximación de su valor podría ser administrar el test en una muestra de individuos en dos situaciones diferentes y calcular la correlación entre las valoraciones logradas en ambas ocasiones específicas [...]. El coeficiente de fiabilidad conseguido, generalmente es llamado coeficiente de estabilidad, ya que otorga una métrica de la congruencia momentánea de las valoraciones conseguidas al emplear el mismo test en diferentes situaciones. El método al que se recurre para obtener dicho coeficiente de estabilidad es conocido como test-retest. (p. 220).

TÉCNICA: Coeficiente de correlación de Pearson

De acuerdo con Arribas Macho y Marc Barbut (2014), explican que el índice de correlación de Pearson es una medida que indica la dirección y fuerza de la asociación en un intervalo de valores limitado. Es independiente de las transformaciones de escala y se escala mediante la función cuadrática o coeficiente de determinación, lo que lo hace muy fácil de interpretar debido a su rango de valores acotado. Este índice ha sido ampliamente utilizado como referencia por aquellos que han trabajado con tablas de contingencia. (p. 145).

Además, según Benítez, Escudero, Kanaan y Masip (2014), nos dicen que el coeficiente de correlación de Pearson se relaciona con la pendiente de la recta que representa y puede variar en un rango de [-1,1]. Un valor de 1 revela

una conexión impecable entre ambas variables, mientras que un valor de 0 evidencia la inexistencia de una correspondencia lineal. Si el valor es menor a cero, implica una correlación negativa, lo que significa que las valoraciones de un usuario son opuestas a las del otro. (p. 164).

El coeficiente de correlación de Pearson se describe con una fórmula matemática, la cual se aprecia en la figura 18:

Figura 18

© Guardia Olmos [et al.] (2008)

Población: $\rho_{xy} = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \cdot \sigma_y}$

Muestra: $r_{xy} = \frac{s_{xy}}{s_x \cdot s_y}$

Coeficiente de Correlación de Pearson

Dónde:

ρ_{xy} = Coeficiente de correlación de Pearson de la Población.

r_{xy} = Coeficiente de correlación de Pearson de la Muestra.

σ_{xy} = S_{xy} = Covarianza de x e y.

σ_x = S_x = Desviación típica de la variable x.

σ_y = S_y = Desviación típica de la variable y.

La confiabilidad del método expuesto está representada por tres niveles, que a su vez se basan en el resultado del contraste (p-valor) (sig.). Estas condiciones se aprecian en la Tabla 8:

Tabla 8: Niveles de Confiabilidad

Escala	Nivel
$0.00 < \text{sig.} < 0.20$	Muy bajo
$0.20 \leq \text{sig.} < 0.40$	Bajo

$0.40 \leq \text{sig.} < 0.60$	Regular
$0.60 \leq \text{sig.} < 0.80$	Aceptable
$0.80 \leq \text{sig.} < 1.00$	Elevado

Fuente: Guardia Olmos [et al.] (2008)

- Si el valor del «sig.» es aproximadamente 1, esto indica que el instrumento es confiable, ya que realiza mediciones estables y consistentes.
- Si el valor del «sig.» es inferior a 0.6, esto indica que el instrumento bajo evaluación muestra una diversidad dispar en sus ítems.

El valor obtenido para el indicador "Nivel de Eficacia" fue de 0.816, el resultado revela que el instrumento utilizado para medir este indicador tiene un alto nivel de confiabilidad, como se indica en la Tabla 8. Este resultado se obtuvo utilizando el software estadístico SPSS 24 tal cual se aprecia en la Tabla 9. Además, se realizó el mismo cálculo utilizando EXCEL, como se menciona en el Anexo 5, y ambos métodos arrojaron resultados consistentes.

Tabla 9: Correlación de Pearson en el SPSS del indicador Nivel de Eficacia

Correlaciones			
		Test_NivelEficacia	Retest_NivelEficacia
Test_NivelEficacia	Correlación de Pearson	1	,816**
	Sig. (bilateral)		0.004
	N	10	10
Retest_NivelEficacia	Correlación de Pearson	,816**	1
	Sig. (bilateral)	0.004	
	N	10	10

** . La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración Propia

El valor obtenido para el indicador "Crecimiento de Ventas" fue de 0.847, lo cual indica que el instrumento utilizado para medir este indicador tiene un alto nivel de confiabilidad, como se muestra en la Tabla 8. Este resultado se obtuvo utilizando el programa estadístico SPSS 24, como se indica en la Tabla 10.

Además, se realizó el mismo cálculo utilizando EXCEL, como se detalla en el Anexo 5, y ambos métodos proporcionaron el mismo resultado.

Tabla 10: Correlación de Pearson en el SPSS del indicador Crecimiento de Ventas

Correlaciones			
		Test_Crecimiento Ventas	Retest_Crecimiento Ventas
Test_Crecimiento Ventas	Correlación de Pearson	1	,847**
	Sig. (bilateral)		0.002
	N	10	10
Retest_Crecimiento Ventas	Correlación de Pearson	,847**	1
	Sig. (bilateral)	0.002	
	N	10	10

** . La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración Propia

2.5 Métodos de análisis de datos

De acuerdo con Hernández Sampieri, Fernández Collado y Baptista Lucio (2014), explican que el estudio del contenido cuantitativo es una técnica que se utiliza para examinar imparcial y estructuradamente cualquier forma de comunicación. Este enfoque implica la cuantificación de los mensajes o contenidos en diferentes categorías y subcategorías, y luego someterlos a un análisis estadístico. (p. 251).

En este estudio, se llevará a cabo un análisis cuantitativo, ya que se emplearán tablas, estadísticas y matemáticas para representar los datos y obtener resultados a partir de ellos. Para los indicadores "Nivel de Eficacia" y "Crecimiento de Ventas", se utilizará la Prueba T de Student debido a que el tamaño de las muestras es menor a 30. Este método se utiliza para comparar los resultados del pre-test y post-test de cierto evento o condición.

HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN 1

a. Hipótesis específica 1 (HE1)

Si la incorporación de la Herramienta de Inteligencia de Negocios genera un incremento del Nivel de Eficacia, entonces se considera que el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's es aceptable.

b. Indicador 1: Nivel de Eficacia

NEa: Nivel de eficacia antes de usar la herramienta de Inteligencia de Negocios.

NEd: Nivel de eficacia después de usar la herramienta de Inteligencia de Negocios.

c. Hipótesis estadística 1

Hipótesis Nula (H0): Si la Herramienta de Inteligencia de Negocios no genera un aumento del Nivel de Eficacia, entonces se concluye que el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's es rechazado.

$$H_0: NEa \geq NEd$$

Podemos inferir que no se observó ninguna mejora en el indicador tras la implementación de la Herramienta de Inteligencia de Negocios.

Hipótesis Alternativa (HA): Si la herramienta de Inteligencia de Negocios genera un incremento del Nivel de Eficacia, entonces se considera que el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's es aceptable.

$$H_A: NEa < NEd$$

Podemos inferir que el indicador experimentó una mejora al implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios.

HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN 2

a. Hipótesis específica 2 (HE2)

Si la incorporación de la Herramienta de Inteligencia de Negocios genera un incremento del Crecimiento de Ventas, entonces se considera que el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's es aceptable.

b. Indicador 2: Crecimiento de Ventas

CVa: Crecimiento de ventas antes de usar la herramienta de Inteligencia de Negocios.

CVd: Crecimiento de ventas después de usar la herramienta de Inteligencia de Negocios.

c. Hipótesis estadística 2

Hipótesis Nula (H0): Si la implementación de la Herramienta de Inteligencia de Negocios no genera un aumento del Crecimiento de Ventas, entonces se concluye que el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's es rechazado.

$$\mathbf{H0: CVa \geq CVd}$$

Podemos inferir que no se observó ninguna mejora en el indicador tras la implementación de la Herramienta de Inteligencia de Negocios.

Hipótesis Alterna (HA): Si la Herramienta de Inteligencia de Negocios genera un incremento del Crecimiento de Ventas, entonces se considera que el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's es aceptable.

$$\mathbf{HA: CVa < CVd}$$

Podemos inferir que el indicador experimentó una mejora al implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios.

Estadísticos de prueba

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sqrt{\frac{S_1^2}{N_1} + \frac{S_2^2}{N_2}}}$$

Donde:

S_1 = Varianza grupo Pre-Test

S_2 = Varianza grupo Post-Test

\bar{x}_1 = Media muestral Pre-Test

\bar{x}_2 = Media muestral Post-Test

N = Número de muestra (Pre-Test y Post-Test)

Cálculo de la media

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$$

Cálculo de la varianza

$$\delta^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}$$

Desviación estándar

$$S^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}$$

Donde:

\bar{x} = Media

δ^2 = Varianza

S^2 = Desviación Estándar

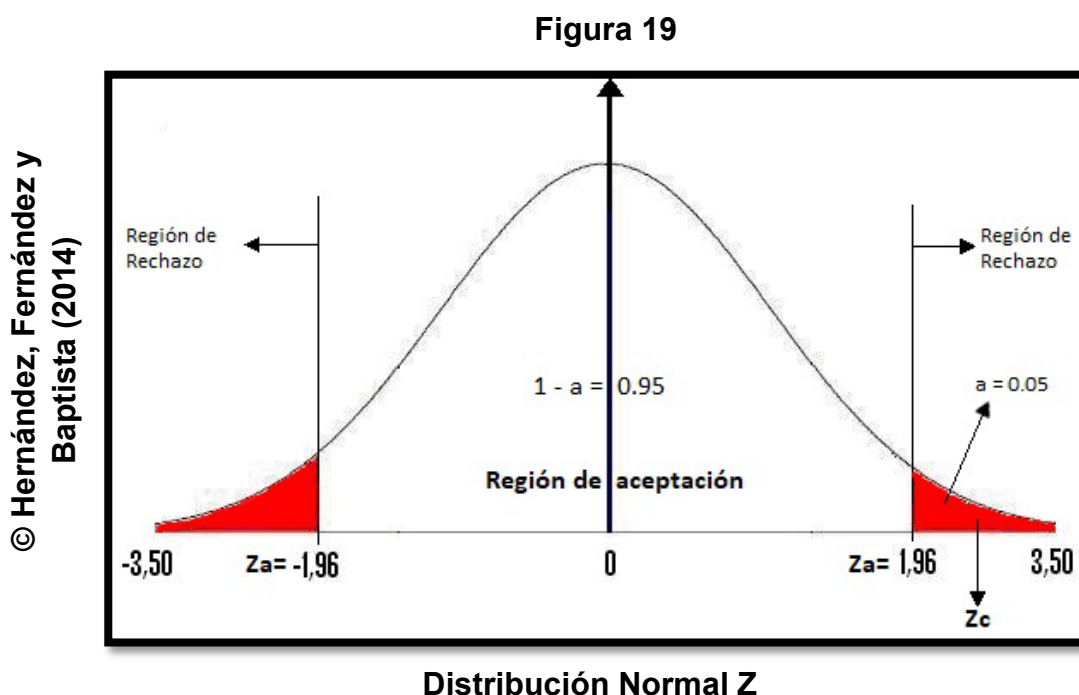
X_i = Dato i que está entre (0, n)

\bar{X} = Promedio de los datos

n = Número de datos

Distribución Normal Z

De acuerdo con Hernández, Fernández y Baptista (2014), señalan que las puntuaciones z son variaciones que podrían ser aplicados a los resultados o calificaciones alcanzados con el fin de estudiar su desviación estándar. Una puntuación z nos proporciona información sobre el grado y la orientación con el que un valor específico se desvía de la media, en una escala de desviaciones estándar. (p. 293). Ver Figura 19.

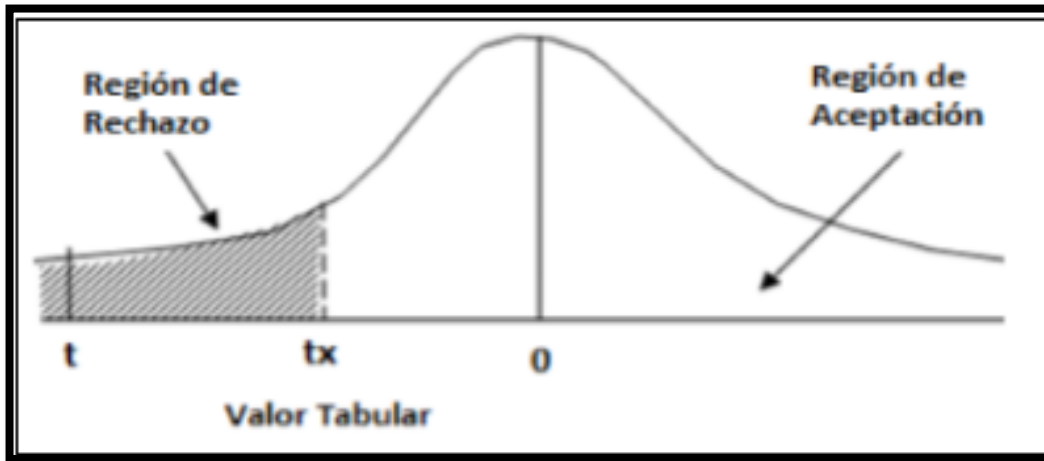


Distribución T-Student (Ver Figura 20)

Según Hernández, Fernández y Baptista (2014), explican que la prueba t se fundamenta en una dispersión poblacional o muestral llamada distribución t de Student, que está caracterizada por sus grados de libertad. Estos grados de libertad representan el número de formas en que los datos pueden oscilar de manera independiente. Son de vital importancia, pues determinan el valor esperado de t en función del tamaño de los grupos que se están comparando. A medida que aumenta el número de grados de libertad, la distribución t de Student se aproxima cada vez más a una distribución normal. Por lo general, cuando los grados de libertad

superan los 120, se utiliza la distribución normal como una aproximación apropiada de la distribución t de Student. (p. 310 - 311).

Figura 20



© Hernández, Fernández y Baptista (2014)

Distribución T-Student

Donde:

La región de rechazo es: $t > t_x$

Donde t_x es tal que:

$P [t > t_x] = 0.05$, donde $t_x = \text{Valor Tabular}$

Luego, Región de Rechazo: $t > t_x$

2.6 Aspectos éticos

Según las palabras de Carbajal y Chávez (2014), se afirma que, al encontrarse frente a un dilema ético, es crucial determinar la acción a tomar. En la indagación de soluciones a los problemas éticos, se deben realizar juicios éticos adecuados. (p. 53).

En el presente estudio, se protegió la confidencialidad de los documentos emitidos que formaron parte del proyecto, así como los resultados alcanzados. Además, en la selección de la muestra se evitó tomar en cuenta aspectos como sexo, raza o religión. Además, el estudio se llevó a cabo siguiendo las directrices y normativas establecidas por la Universidad César Vallejo. Por último, el uso y la divulgación de la información se realizaron con precaución y

claridad, asegurando la privacidad de los datos. Para reforzar la credibilidad, se firmó un acta de confidencialidad, la cual se encuentra disponible en el Anexo 9.

III. RESULTADOS

3.1 Análisis Descriptivos

Se utilizó una herramienta de inteligencia de negocios en el estudio para analizar la eficacia y el crecimiento de las ventas. Para ello, se llevó a cabo un pre-test con el fin de obtener información sobre los indicadores iniciales. Luego se implementó la herramienta de inteligencia de negocios y se volvió a medir el crecimiento de las ventas y la eficacia. Los resultados descriptivos de ambas pruebas se pueden ver en las Tablas 11 y 12.

- **INDICADOR: Nivel de Eficacia**

En la Tabla 11 se presentan las mediciones que muestran los resultados descriptivos del nivel de eficacia.

Tabla 11: Medidas descriptivas del Nivel de Eficacia antes y después de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios

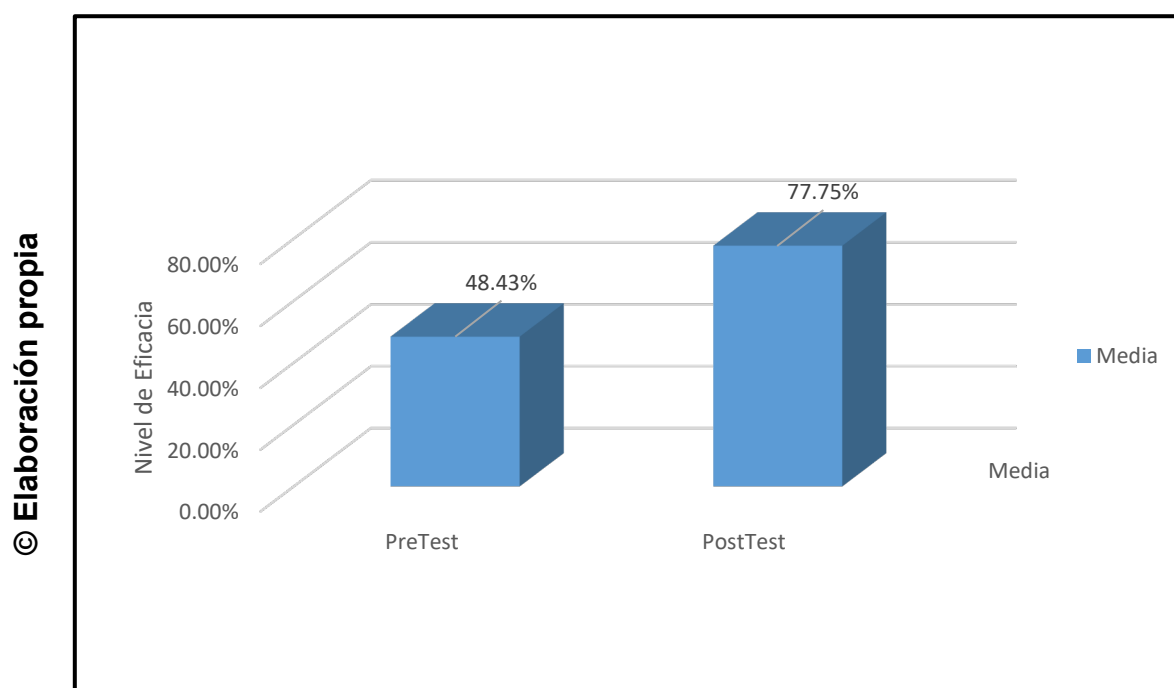
Estadísticos descriptivos					
	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación estándar
Eficacia_PreTest	28	0.25	0.80	0.4843	0.15000
Eficacia_PostTest	28	0.63	1.00	0.7775	0.08980
N válido (por lista)	28				

Fuente: Elaboración Propia

En lo que respecta al nivel de eficacia, se observó un valor del 48.43% en el pre-test, en cambio en el post-test se alcanzó un 77.75%, tal cual lo evidencia la Figura 21. Esto revela una marcada diferencia en el antes y el después de la implementación la herramienta de inteligencia de negocios. Además, el nivel de eficacia más bajo fue del 25% previo a la implementación, el cual aumentó al 63% después de adoptar la herramienta de inteligencia de negocios, tal cual se aprecia en la Tabla 11.

En relación a la variabilidad (desviación estándar) del nivel de eficacia, se observó una dispersión del 15% en el pre-test. No obstante, en el post-test, esta variabilidad se redujo significativamente, alcanzando el 8.98%.

Figura 21



Nivel de Eficacia antes y después de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios

- **INDICADOR: Crecimiento de Ventas**

La Tabla 12 muestra las medidas que describen el crecimiento de las ventas.

Tabla 12: Medidas descriptivas del Crecimiento de Ventas antes y después de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios

Estadísticos descriptivos					
	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación estándar
Crecimiento_PreTest	28	-21.05	23.08	-1.2393	12.70529
Crecimiento_PostTest	28	-15.65	38.86	7.0664	13.66391
N válido (por lista)	28				

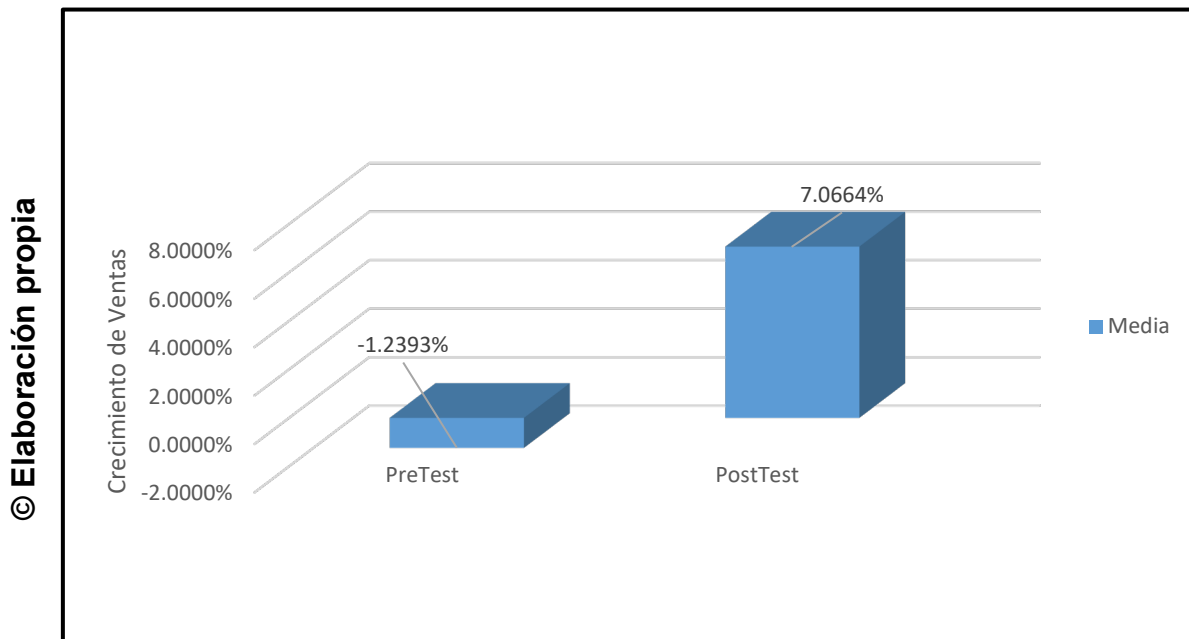
Fuente: Elaboración Propia

En cuanto al crecimiento de ventas, se observó un valor de -1.2393% en el pre-test, en cambio en el post-test se obtuvo 7.0664%, según se muestra en la Figura 22. Estos resultados revelan una considerable distinción en el antes y el después de la incorporación de la herramienta de inteligencia

empresarial. Además, el crecimiento mínimo de ventas fue de -21.05% antes y de -15.65% después de la incorporación de la herramienta de inteligencia empresarial.

En relación a la variabilidad (desviación estándar) del crecimiento de ventas, se observó una dispersión del 12.71% en el pre-test. No obstante, en el post-test, esta variabilidad aumentó y se obtuvo un valor de 13.66%.

Figura 22



Crecimiento de Ventas antes y después de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios

3.2 Análisis Inferencial

Prueba de Normalidad

Las pruebas de normalidad se realizaron con el método de Shapiro-Wilk con el fin de evaluar los indicadores de Nivel de Eficacia y Crecimiento de Ventas. Esto fue necesario debido al tamaño de la muestra estratificada que es menor a 50, exactamente 28 registros, conforme con lo que recomiendan Hernández, Fernández y Baptista (2014, p. 376). Las pruebas se llevaron a cabo utilizando el software estadístico SPSS 24.0, con un nivel de confianza del 95%, siguiendo las directrices establecidas a continuación:

Si:

Sig. < 0.05 exhibe una distribución no normal.

Sig. \geq 0.05 exhibe una distribución normal.

Dónde:

Sig.: Nivel crítico del contraste (p-valor).

A continuación, se presentan los resultados obtenidos:

- **INDICADOR: Nivel de Eficacia**

Con el propósito de seleccionar la prueba de hipótesis adecuada, se realizó una verificación de la distribución de los datos, específicamente para determinar si los datos del Nivel de Eficacia seguían una distribución normal o no (consulte la Tabla 13).

Tabla 13: Prueba de normalidad del Nivel de Eficacia antes y después de implementado la Herramienta de Inteligencia de Negocios

Pruebas de normalidad			
	Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.
Eficacia_PreTest	0.940	28	0.111
Eficacia_PostTest	0.936	28	0.086

a. Corrección de significación de Lilliefors

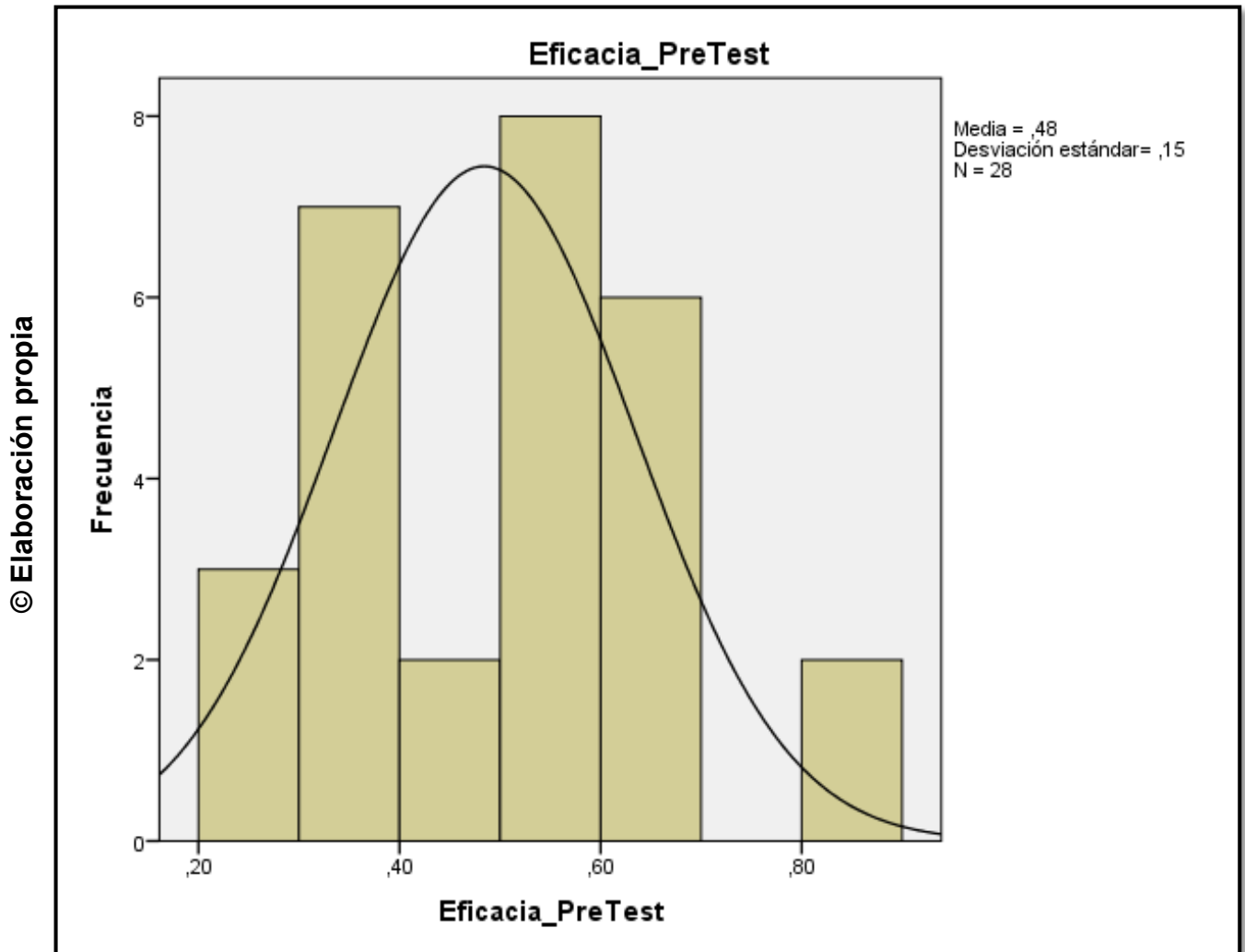
Fuente: Elaboración Propia

De acuerdo a los resultados presentados en la Tabla 13, la prueba de normalidad revela que el valor de p (Sig.) para el Nivel de Eficacia en el Pre-Test fue de 0.111, el cual es mayor a 0.05. Por lo tanto, se puede concluir que el Nivel de Eficacia en el Pre-Test sigue una distribución normal.

Además, los resultados de la prueba de normalidad para el Post-Test muestran que el valor de p (Sig.) para el Nivel de Eficacia fue de 0.086, el cual es mayor a 0.05. Por lo tanto, se puede concluir que el Nivel de Eficacia en el Post-Test sigue una distribución normal.

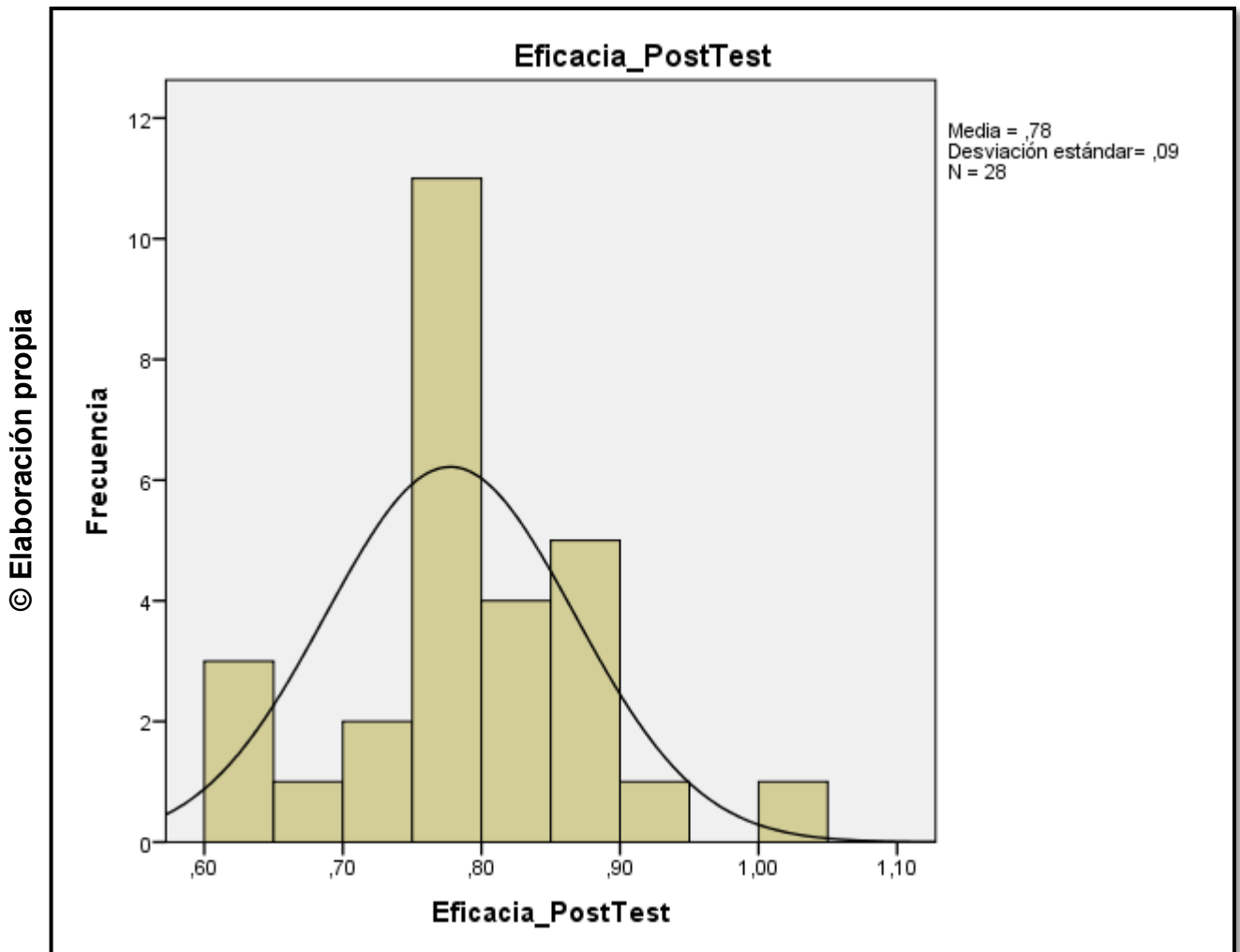
Esto demuestra que, tanto los datos del Nivel de Eficacia en el Pre-Test como en el Post-Test siguen una distribución normal. Esto se puede evidenciar en las Figuras 23 y 24.

Figura 23



Frecuencia con la Curva Normal del Nivel de Eficacia antes de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios

Figura 24



Frecuencia con la Curva Normal del Nivel de Eficacia después de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios

- **INDICADOR: Crecimiento de Ventas**

Con el propósito de definir qué prueba de hipótesis utilizar, se realizó un análisis de la distribución de los datos del Crecimiento de Ventas, específicamente para determinar si seguían una distribución normal o no (consultar Tabla 14).

Tabla 14: Prueba de normalidad del Crecimiento de Ventas antes y después de implementado la Herramienta de Inteligencia de Negocios

Pruebas de normalidad			
	Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.
Crecimiento_PreTest	0.946	28	0.155
Crecimiento_PostTest	0.941	28	0.114
a. Corrección de significación de Lilliefors			

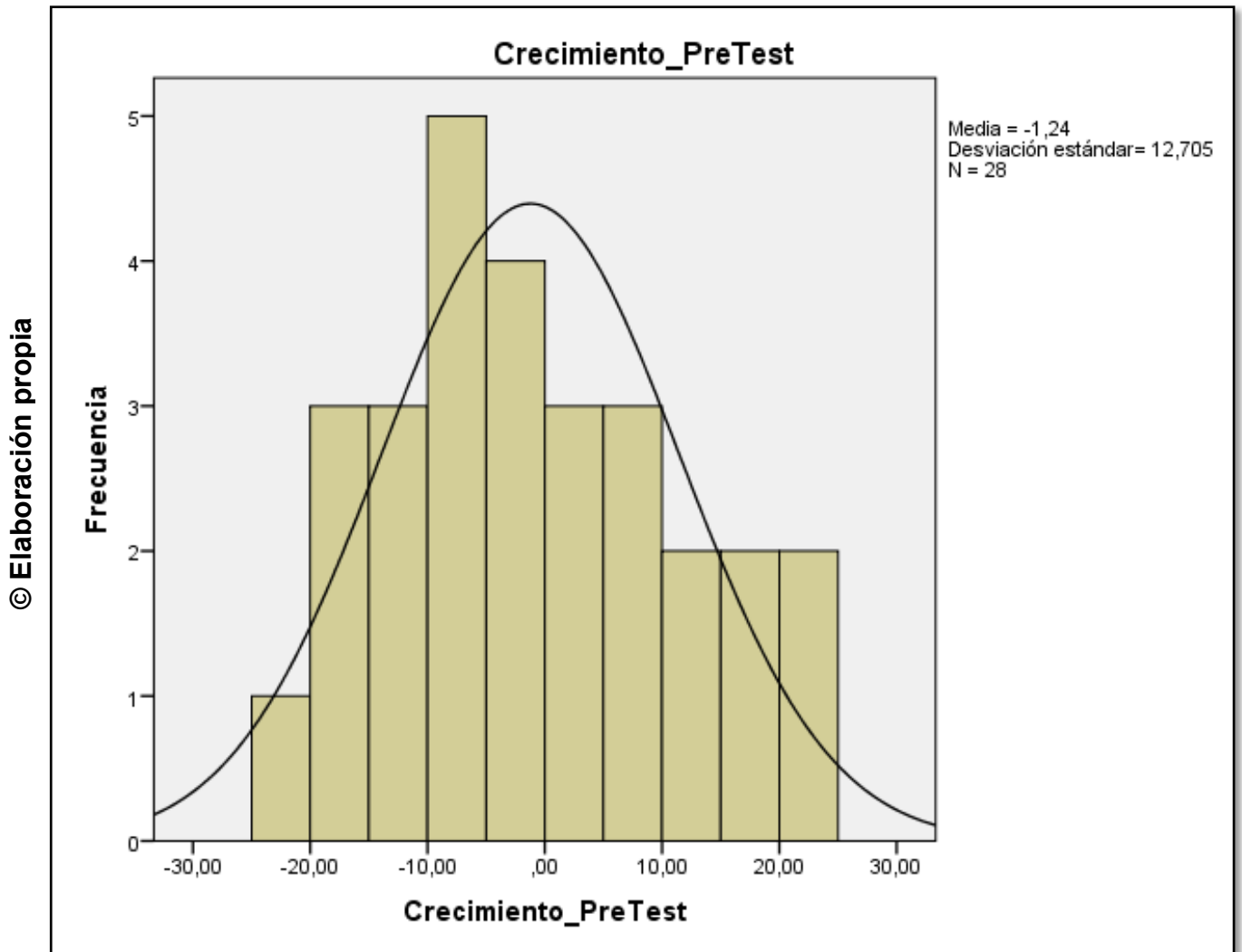
Fuente: Elaboración Propia

Según se puede observar en la Tabla 14, los resultados de la prueba de normalidad muestran que el valor de p (Sig.) para el Crecimiento de Ventas en el Pre-Test fue de 0.155, lo cual es mayor a 0.05. Por lo tanto, se puede concluir que el Crecimiento de Ventas en el Pre-Test sigue una distribución normal.

Además, los resultados de la prueba de normalidad para el Post-Test revelan que el valor de p (Sig.) para el Crecimiento de Ventas fue de 0.114, el cual es mayor a 0.05. Por lo tanto, se puede concluir que el Crecimiento de Ventas en el Post-Test sigue una distribución normal.

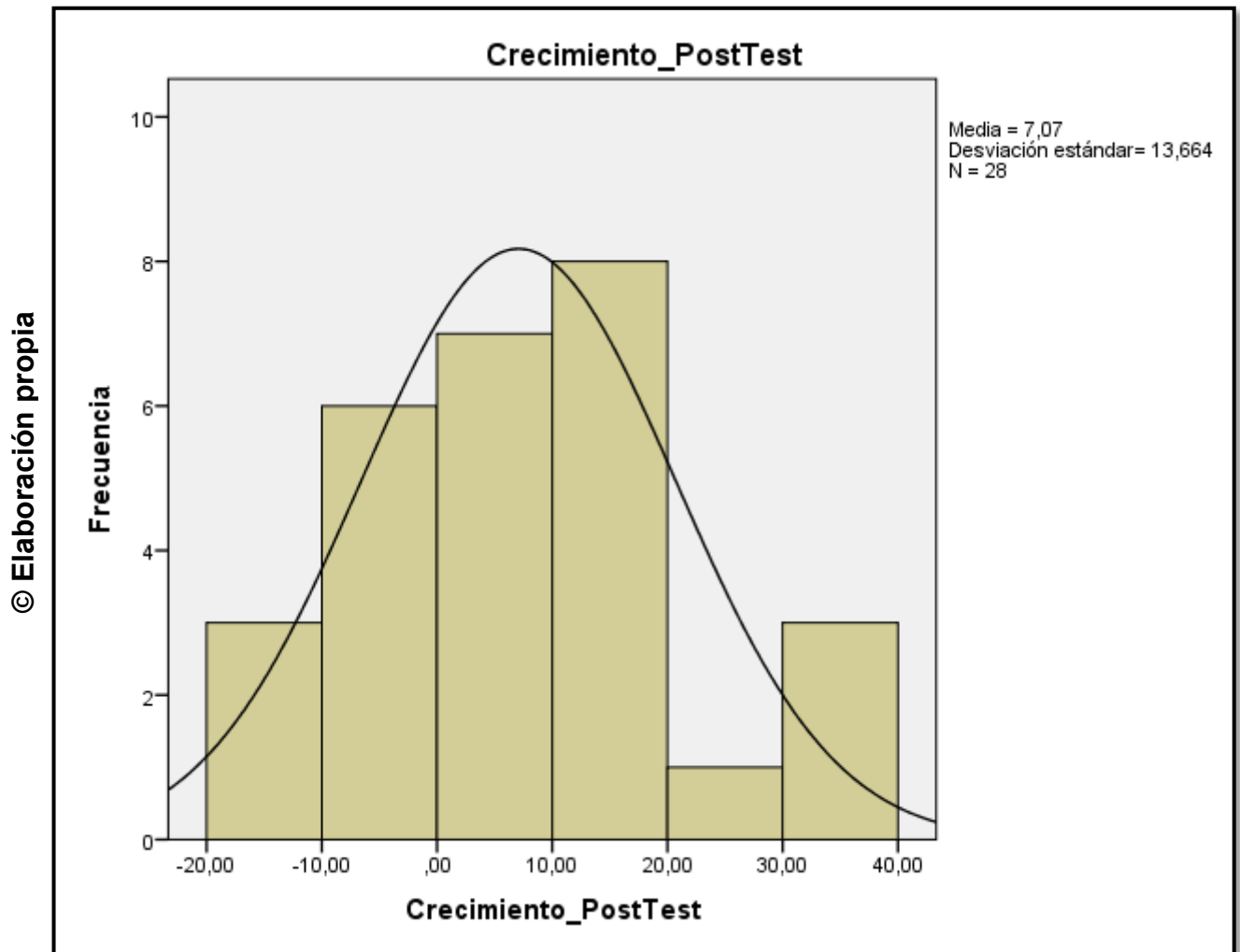
Esto demuestra que, tanto los datos del Crecimiento de Ventas en el Pre-Test como en el Post-Test siguen una distribución normal. Esto se puede evidenciar en las Figuras 25 y 26.

Figura 25



Frecuencia con la Curva Normal del Crecimiento de Ventas antes de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios

Figura 26



Frecuencia con la Curva Normal del Crecimiento de Ventas después de implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios

3.3 Prueba de Hipótesis

HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN 1

a. Hipótesis específica 1 (HE1)

Si la incorporación de la Herramienta de Inteligencia de Negocios genera un incremento del Nivel de Eficacia, entonces se considera que el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's es aceptable.

b. Indicador 1: Nivel de Eficacia

NEa: Nivel de eficacia antes de usar la herramienta de Inteligencia de Negocios.

NEd: Nivel de eficacia después de usar la herramienta de Inteligencia de Negocios.

c. Hipótesis estadística 1

Hipótesis Nula (H0): Si la Herramienta de Inteligencia de Negocios no genera un aumento en el Nivel de Eficacia, entonces se concluye que el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's es rechazado.

$$H_0: NEa \geq NEd$$

Podemos inferir que no se observó ninguna mejora en el indicador tras la implementación de la Herramienta de Inteligencia de Negocios.

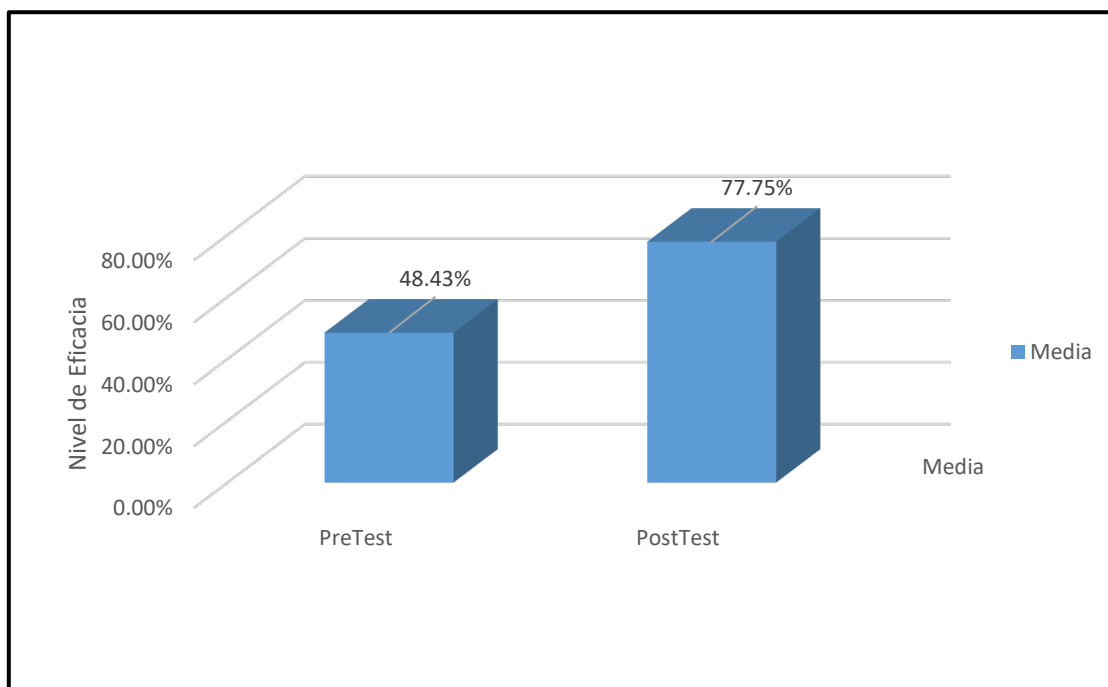
Hipótesis Alterna (HA): Si la herramienta de Inteligencia de Negocios genera un incremento en el Nivel de Eficacia, entonces se considera que el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's es aceptable.

$$H_A: NEa < NEd$$

Podemos inferir que el indicador experimentó una mejora al implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios.

La Figura 27 muestra que el Nivel de Eficacia antes de la prueba (Pre-Test) es 48.43%, mientras que después de la prueba (Post-Test) es 77.75%.

Figura 27



Nivel de Eficacia – Comparativa General

La Figura 27 muestra un aumento en el Nivel de Eficacia, lo cual puede ser comprobado al comparar las medias respectivas, que se elevan de 48.43% a 77.75%.

Para la evaluación del contraste de la hipótesis se utilizó la Prueba T-Student, pues los datos recopilados en el curso de la investigación (Pre-Test y Post-Test) siguen una distribución normal.

Se registra un valor de contraste T de -9.451, que es significativamente menor que el valor de T establecido en -1.703 (consulte la Tabla 15).

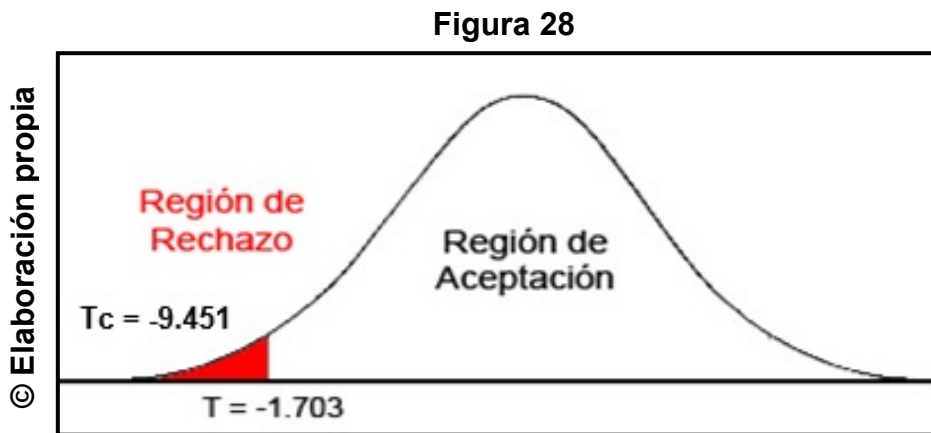
Tabla 15: Prueba de T-Student para el Nivel de Eficacia antes y después de implementado la Herramienta de Inteligencia de Negocios

Prueba de T-Student			
	T	gl	Sig. (bilateral)
Eficacia_PreTest	-9.451	27	,000
Eficacia_PostTest			

Fuente: Elaboración propia

En conclusión, la hipótesis nula se descarta y se acepta la hipótesis alternativa con un nivel de confianza del 95%. Además, el valor T obtenido (ver Figura 28) se encuentra en la región de rechazo.

Como resultado, la herramienta de Inteligencia de Negocios mejora el Nivel de Eficacia y, por lo tanto, el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's se considera satisfactorio.



Prueba T-Student – Nivel de Eficacia

HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN 2

a. Hipótesis específica 2 (HE2)

Si la incorporación de la Herramienta de Inteligencia de Negocios genera un incremento en el Crecimiento de Ventas, entonces se considera que el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's es aceptable.

b. Indicador 2: Crecimiento de Ventas

CVa: Crecimiento de ventas antes de usar la herramienta de Inteligencia de Negocios.

CVd: Crecimiento de ventas después de usar la herramienta de Inteligencia de Negocios.

c. Hipótesis estadística 2

Hipótesis Nula (H0): Si la implementación de la Herramienta de Inteligencia de Negocios no genera un aumento en el Crecimiento de Ventas, entonces se concluye que el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's es rechazado.

$$H_0: CV_a \geq CV_d$$

Podemos inferir que no se observó ninguna mejora en el indicador tras la implementación de la Herramienta de Inteligencia de Negocios.

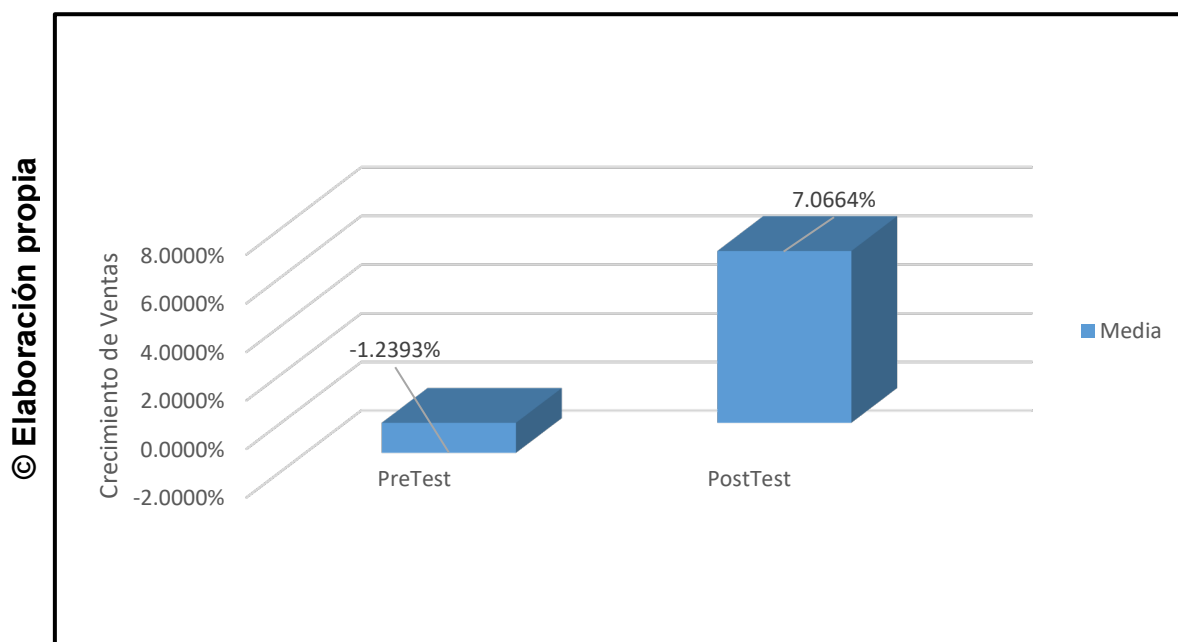
Hipótesis Alterna (HA): Si la Herramienta de Inteligencia de Negocios genera un incremento del Crecimiento de Ventas, entonces se considera que el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's es aceptable.

$$H_A: CV_a < CV_d$$

Podemos inferir que el indicador experimentó una mejora al implementar la Herramienta de Inteligencia de Negocios.

Según la Figura 25, el crecimiento de ventas antes de la prueba (Pre-Test) fue de -1.2393%, mientras que después de la prueba (Post-Test) fue de 7.0664%.

Figura 29



Crecimiento de Ventas – Comparativa General

La Figura 29 indica un aumento del crecimiento de las ventas, el cual se puede demostrar al contrastar las medias respectivas que han aumentado de -1.2393% a 7.0664%.

Se empleó la Prueba T-Student para la comparación de hipótesis, pues los datos recopilados en el transcurso de la investigación (Pre-Test y Post-Test) muestran una distribución normal.

El valor del contraste T es de -2.280, el cual es significativamente inferior a -1.703, tal cual se aprecia en la Tabla 16.

Tabla 16: Prueba de T-Student para el Crecimiento de Ventas antes y después de implementado la Herramienta de Inteligencia de Negocios

Prueba de T-Student			
	T	gl	Sig. (bilateral)
Crecimiento_PreTest	-2.280	27	,000
Crecimiento_PostTest			

Fuente: Elaboración Propia

En consecuencia, la hipótesis nula es rechazada y se acepta la hipótesis alternativa con un nivel de confianza del 95%. Además, el valor T obtenido (Figura 26) se encuentra en la zona de rechazo.

Como resultado, se puede afirmar que el pronóstico de ventas de la empresa Alexander's es válido, debido al incremento en el crecimiento de ventas que ha sido posible gracias al uso de la herramienta de Inteligencia de Negocios.

Figura 30



Prueba T-Student – Crecimiento de Ventas

3.4 Pronóstico de Ventas

Se utilizó el Método Basado en Tendencias, en particular, el Análisis de Regresión, para llevar a cabo el pronóstico de ventas.

Según lo señalado por Nahmias (2016), el Análisis de Regresión se fundamenta en una fórmula matemática de tipo lineal, la cual se deriva a partir de un conjunto de datos.

$$Y = a + bX$$

Donde:

$$b = \frac{S_{xy}}{S_{xx}} \qquad a = \bar{D} - \frac{b(n+1)}{2}$$

Además:

$$S_{xy} = n \sum_{i=1}^n iD_i - \frac{n(n+1)}{2} \sum_{i=1}^n D_i$$

$$S_{xx} = \frac{n^2(n+1)(2n+1)}{6} - \frac{n^2(n+1)^2}{4}$$

Después de establecer las fórmulas requeridas, es necesario obtener el conjunto de datos del cual se generará el pronóstico.

INDICADOR: Nivel de Eficacia

En primer lugar, realizaremos un pronóstico del Nivel de Eficacia correspondiente al mes de mayo para luego compararlo con el valor real del indicador en ese mismo mes y año. Para realizar este pronóstico, utilizaremos los datos históricos del indicador almacenados en el cubo, correspondientes al mes de mayo de años anteriores, como mayo de 2017, mayo de 2016, y así sucesivamente. Posteriormente, haremos una consulta en nuestro cubo de datos para obtener dichos datos históricos (consultar Tabla 17).

Tabla 17: Nivel de Eficacia histórica del mes de mayo

	Fecha (Ti)	Nivel Eficacia (Di)
1	Mayo 2012	0.55
2	Mayo 2013	0.50
3	Mayo 2014	0.53
4	Mayo 2015	0.48
5	Mayo 2016	0.45
6	Mayo 2017	0.42

Fuente: Elaboración propia

A partir de estos datos, se procederá a calcular las variables “a” y “b”, necesarias para obtener la ecuación lineal.

1) Obteniendo el valor de b.

$$b = \frac{S_{xy}}{S_{xx}}$$

$$S_{xy} = n \sum_{i=1}^n iD_i - \frac{n(n+1)}{2} \sum_{i=1}^n D_i \quad S_{xx} = \frac{n^2(n+1)(2n+1)}{6} - \frac{n^2(n+1)^2}{4}$$

1.1

$$S_{xy} = n \sum_{i=1}^n iD_i - \frac{n(n+1)}{2} \sum_{i=1}^n D_i$$

$n \sum_{i=1}^n iD_i$	$\frac{n(n+1)}{2} \sum_{i=1}^n D_i$
$(6)[(1)(0.55) + (2)(0.50)$ $+ (3)(0.53)$ $+ (4)(0.48) + \dots]$	$\frac{6(6+1)}{2} [0.55 + 0.50 + 0.53$ $+ 0.48 + \dots]$
58.964442	61.455408

$$S_{xy} = 58.964442 - 61.455408$$

$$S_{xy} = -2.490966$$

1.2

$$S_{xx} = \frac{n^2(n+1)(2n+1)}{6} - \frac{n^2(n+1)^2}{4}$$

$\frac{n^2(n+1)(2n+1)}{6}$	$\frac{n^2(n+1)^2}{4}$
$\frac{6^2(6+1)(2(6)+1)}{6}$	$\frac{6^2(6+1)^2}{4}$
546	441

$$S_{xx} = 546 - 441$$

$$S_{xx} = 105$$

1.3

$$b = \frac{S_{xy}}{S_{xx}}$$

$$b = \frac{-2.490966}{105}$$

$$b = -0.02372349$$

2) Hallaremos el valor de **a**.

$$a = \bar{D} - \frac{b(n+1)}{2}$$

2.1

$$\bar{D} = \sum_{i=1}^n \frac{D_i}{n}$$

$$\bar{D} = \frac{(0.55 + 0.50 + 0.53 + 0.48 + \dots)}{6}$$

$$\bar{D} = 0.48774133$$

2.2

$$\frac{b(n+1)}{2}$$

$$\frac{(-0.02372349)(6+1)}{2}$$

$$-0.0830322$$

2.3

$$a = \bar{D} - \frac{b(n+1)}{2}$$

$$a = 0.48774133 - (-0.0830322)$$

$$a = 0.57077353$$

Sustituyendo en la fórmula de la ecuación lineal, obtendríamos:

$$D_t = 0.57077353 - 0.02372349(t)$$

Entonces:

Para obtener el valor estimado del Nivel de Eficacia para mayo de 2018, se debe reemplazar un valor en la ecuación lineal previamente calculada. Este valor corresponde al siguiente ítem de los datos históricos que se usaron. En la Tabla 17, por ejemplo, si se quiere conocer el valor estimado para mayo de 2018, se debe usar el ítem 7. Luego, se debe reemplazar este valor ($t = 7$) en la ecuación lineal, tal cual se evidencia en la Tabla 18.

Tabla 18: Pronóstico del Nivel de Eficacia para el mes de mayo del 2018

	Fecha (Ti)	Nivel de Eficacia (Di)
7	Mayo 2018	0.40

Fuente: Elaboración propia

Por último, presentaremos el contraste del valor estimado y el valor real del Nivel de Eficacia del mes de mayo de 2018 (consulte la Tabla 19).

Tabla 19: Comparación del valor real con el valor pronosticado del Nivel de Eficacia del mes de mayo del 2018

Ti	Valor Real (NE)	Valor Pronosticado (NE)
Mayo 2018	0.50	0.40

Fuente: Elaboración propia

Se evidencia que el pronóstico indicaba que en mayo de 2018 se obtendría un nivel de eficacia del 40%, lo que significaría una disminución en las ventas. Al conocer esta tendencia, la empresa mejoró sus estrategias de ventas para prevenir esta caída y mantener o incluso aumentar sus ventas. El valor real del nivel de eficacia resultó ser del 50%, lo que indica que se superó la proyección del pronóstico. Gracias a esta información, la empresa pudo prepararse y evitar las pérdidas que se habían pronosticado inicialmente.

INDICADOR: Crecimiento de Ventas

Iremos a realizar la predicción del Crecimiento de Ventas para el mes de mayo de 2018 y compararlo con el valor real obtenido del indicador en el mismo mes y año. Para conseguirlo, emplearemos los datos históricos del indicador almacenados en el cubo en el mismo mes de años previos, es decir, mayo de 2012, mayo de 2013, etc. Después, llevaremos a cabo una consulta en el cubo para recopilar estos datos (consultar Tabla 20).

Tabla 20: Crecimiento de Venta histórico del mes de mayo

	Fecha (Ti)	Crecimiento de Venta (Di)
1	Mayo 2012	10.2
2	Mayo 2013	50.9
3	Mayo 2014	51.1
4	Mayo 2015	69.2
5	Mayo 2016	44.4
6	Mayo 2017	54.8

Fuente: Elaboración propia

A partir de estos datos, se procederá a calcular las variables “a” y “b”, necesarias para obtener la ecuación lineal.

1) Obteniendo el valor de **b**.

$$b = \frac{S_{xy}}{S_{xx}}$$

$$S_{xy} = n \sum_{i=1}^n iD_i - \frac{n(n+1)}{2} \sum_{i=1}^n D_i \quad S_{xx} = \frac{n^2(n+1)(2n+1)}{6} - \frac{n^2(n+1)^2}{4}$$

1.1

$$S_{xy} = n \sum_{i=1}^n iD_i - \frac{n(n+1)}{2} \sum_{i=1}^n D_i$$

$n \sum_{i=1}^n iD_i$	$\frac{n(n+1)}{2} \sum_{i=1}^n D_i$
$(6)[(1)(10.2) + (2)(50.9)$ $+ (3)(51.1)$ $+ (4)(69.2) + \dots]$	$\frac{6(6+1)}{2} [10.2 + 50.9 + 51.1$ $+ 69.2 + \dots]$
6556.6238	5892.37639

$$S_{xy} = 6556.6238 - 5892.37639$$

$$S_{xy} = 664.247412$$

1.2

$$S_{xx} = \frac{n^2(n+1)(2n+1)}{6} - \frac{n^2(n+1)^2}{4}$$

$\frac{n^2(n+1)(2n+1)}{6}$	$\frac{n^2(n+1)^2}{4}$
$\frac{6^2(6+1)(2(6)+1)}{6}$	$\frac{6^2(6+1)^2}{4}$
546	441

$$S_{xx} = 546 - 441$$

$$S_{xx} = 105$$

1.3

$$b = \frac{S_{xy}}{S_{xx}}$$

$$b = \frac{664.247412}{105}$$

$$b = 6.32616583$$

2) Hallaremos el valor de **a**.

$$a = \bar{D} - \frac{b(n+1)}{2}$$

2.1

$$\bar{D} = \sum_{i=1}^n \frac{D_i}{n}$$

$$\bar{D} = \frac{(10.2 + 50.9 + 51.1 + 69.2 + \dots)}{6}$$

$$\bar{D} = 46.764892$$

2.2

$$\frac{b(n+1)}{2}$$

$$\frac{(6.32616583)(6+1)}{2}$$

$$22.1415804$$

2.3

$$a = \bar{D} - \frac{b(n+1)}{2}$$

$$a = 46.764892 - 22.1415804$$

$$a = 24.6233116$$

Sustituyendo en la fórmula de la ecuación lineal, obtendríamos:

$$D_t = 8.767517241 - 0.011517241(t)$$

Entonces:

Para obtener la estimación del Crecimiento de Ventas en mayo de 2018, debemos reemplazar un valor en la ecuación lineal que hemos obtenido. El valor a reemplazar corresponde al siguiente ítem de la secuencia de datos que hemos utilizado como base. Por ejemplo, si queremos saber el valor estimado para mayo de 2018, este sería el ítem 7 (ver Tabla 20). Entonces, debemos reemplazar el valor de t por **7** en la ecuación lineal (ver Tabla 21).

Tabla 21: Pronóstico del Crecimiento de Ventas para el mes de mayo del 2018

	Fecha (Ti)	Crecimiento de Ventas (Di)
7	Mayo 2018	68.91

Fuente: Elaboración propia

Por último, presentaremos el contraste del valor estimado y el valor real del Crecimiento de Ventas obtenido en el mes de mayo de 2018 (Consulte la Tabla 22).

Tabla 22: Comparación del valor real con el valor pronosticado del Crecimiento de Ventas del mes de mayo del 2018

Ti	Valor Real (CV)	Valor Pronosticado (CV)
Mayo 2018	75.1	68.91

Fuente: Elaboración propia

El pronóstico indicaba que en mayo de 2018 el Crecimiento de Ventas sería del 68,91%, lo que significa que habría un aumento en comparación con el mes anterior. Este resultado era beneficioso para la empresa, pero al conocer esta tendencia, mejoró sus estrategias de ventas para aumentar aún más sus ventas y superar su pronóstico para ese mes. En consecuencia, el valor real del Crecimiento de Ventas alcanzó el 75,1%, lo que significa que la empresa superó su pronóstico gracias a que utilizó esta información para mejorar aún más sus estrategias de ventas.

Los pronósticos presentados anteriormente son considerados válidos porque la herramienta de negocios logró mejorar ambos indicadores, lo que confirma la hipótesis de investigación y cumple con el objetivo general de la investigación.

IV. DISCUSIÓN

DISCUSIÓN

En el estudio actual, se encontró que la Herramienta de Inteligencia Empresarial fue capaz de aumentar el Nivel de Eficacia de un 48% a un 78%. En una investigación previa realizada por Alan Leoncio Fierro Barriales, titulada "Sistema informático online para el proceso de toma de ventas en la microempresa de autopartes SAMCAR", se concluyó que el sistema en línea mejoró la toma de decisiones en la microempresa de autopartes SAMCAR, disminuyendo el tiempo de toma de decisiones e incrementando la eficacia de las mismas en un 9% en un mes de estudio. En otra investigación llamada "Sistema de Pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos basado en redes neuronales" efectuada por Eybi Gil Zabaleta y Enith Rodríguez Collas, se logró reducir el margen de error del pronóstico del 31,23% al 3,57%, lo que se tradujo en un aumento del 52% en las ventas realizadas. Ambos resultados, el de la investigación actual y el de la investigación de pronóstico de ventas en productos farmacéuticos, muestran que el pronóstico fue útil para mejorar o aumentar el Nivel de Eficacia en las ventas.

Los resultados de la investigación también mostraron un incremento del Crecimiento de Ventas de -1.24% a un 7.07%, que se traduce a un incremento medio del 8.31%, gracias al uso de la Herramienta de Inteligencia de Negocios. En la investigación de Martha Patricia Toainga Toainga, "Construcción de un Datamart orientado a las ventas para la toma de decisiones en la empresa Amevet Cia. Lida", se concluyó que el Datamart orientado a las ventas mejoró la eficacia de las decisiones tomadas y disminuyó el tiempo de elaboración de informes, lo que se tradujo en un aumento del crecimiento de ventas del 48%. Además, en la investigación de Eybi Gil Zabaleta y Enith Rodríguez Collas, "Sistema de Pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos basado en redes neuronales", se logró reducir el margen de error del pronóstico de 31,23% a 3,57%, lo que resultó en un aumento del monto total de ventas en un 22%. En ambos casos, el pronóstico ayudó a mejorar o aumentar el Crecimiento de Ventas, lo que es comparable con nuestro indicador.

Los hallazgos de esta investigación demuestran que el correcto uso de una herramienta tecnológica proporciona información fácilmente accesible y oportuna en los procesos, lo que confirma que el pronóstico de ventas de la empresa Alexander's es válido. Se pudo demostrar que la incorporación de una Herramienta de Inteligencia de Negocios incrementa el Nivel de Eficacia en un 30% y el Crecimiento de Ventas en un promedio de 8.31%, lo que lleva a la conclusión de que esta herramienta mejora el pronóstico de ventas.

V. CONCLUSIONES

CONCLUSIONES

La investigación ha demostrado que la Herramienta de Inteligencia de Negocios ha mejorado el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's al incrementar tanto el Nivel de Eficacia como el Crecimiento de Ventas. En resumen, los resultados conseguidos demuestran que se lograron alcanzar los objetivos establecidos para esta investigación.

La conclusión del estudio es que la herramienta de inteligencia de negocios logró aumentar en un 30% el nivel de eficacia. Por consiguiente, se afirma que se acepta el pronóstico de ventas, ya que se demostró que la herramienta mencionada logra mejorar el nivel de eficacia.

Podemos concluir que la incorporación de la Herramienta de Inteligencia de Negocios en la empresa contribuyó a un incremento del 8.31% en el Crecimiento de Ventas, lo que indica que el pronóstico de ventas es aceptable ya que la herramienta mejora este indicador.

La conclusión a la que se llega es que un pronóstico adecuado es fundamental para las empresas, ya que permite estar preparado para situaciones imprevistas y mejorar los procesos para alcanzar los objetivos establecidos.

VI. RECOMENDACIONES

RECOMENDACIONES

Se propone que se realicen investigaciones adicionales o se amplíe la investigación actual para mejorar el pronóstico de ventas y otros procesos relacionados con él, lo que permitiría a la empresa Alexander's mantener una mejora continua en el proceso de ventas y, por lo tanto, generar valor para la empresa.

Se propone utilizar el cumplimiento de las ventas y/o la rentabilidad media como indicador en investigaciones similares, a fin de obtener una perspectiva favorable del pronóstico de ventas. También se recomienda considerar la eficiencia en futuras investigaciones y complementarla.

Se sugiere llevar a cabo una evaluación de pronósticos de ventas utilizando un sistema experto y comparar los resultados obtenidos con los de esta investigación. De esta manera, se podrá determinar cuál de los dos métodos es más apropiado para futuros usos.

REFERENCIAS

- ARRIBAS Macho, José María y BARBUT, Marc. Estadística y Sociedad [en línea]. Madrid: Editorial UNED, 2014 [fecha de consulta: 18 noviembre 2017]. ISBN: 9788436268829. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=we83AwAAQBAJ&dq=coeficiente+de+correlaci%C3%B3n+de+pearson&hl=es&source=gbs_navlinks_s

- BENÍTEZ, Raúl, ESCUDERO, Gerard, KANAAN, Samir y MASIP Rodó, David. Inteligencia artificial avanzada [en línea]. Barcelona: Editorial UOC, 2014 [fecha de consulta: 18 noviembre 2017]. ISBN: 9788490643211. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=eT7ABAAAQBAJ&dq=coeficiente+de+correlaci%C3%B3n+de+pearson&hl=es&source=gbs_navlinks_s

- BERNABEU, Ricardo. DatawareHousing – Hefesto [en línea]. Argentina: Publicación propia del autor, 2013 [fecha de consulta: 16 septiembre 2017]. Disponible en: <https://www.businessintelligence.info/assets/hefesto-v2.pdf>

- BERNAL Torres, César Augusto. Metodología de la investigación: para administración, economía, humanidades y ciencias sociales [en línea]. México: Pearson Educación, 2016 [fecha de consulta: 29 octubre 2017]. ISBN: 9789702606451.

- CALDERÓN Saldaña, Jully y ALZAMORA DE LOS GODOS Urcia, Luis. Metodología de la Investigación Científica en Postgrado [en línea]. Lima: Lulu, 2016 [fecha de consulta: 10 octubre 2017]. ISBN: 9780557970735. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=LedvAgAAQBAJ&dq=Metodolog%C3%ADa+de+la+Investigaci%C3%B3n+Cient%C3%ADfica+en+Postgrado&hl=es&source=gbs_navlinks_s

- CARBAJAL Fernández, Sergio y CHÁVEZ Alcaraz, Ezequiel. Ética para Ingenieros [en línea]. México: Grupo Editorial Patria, 2014 [fecha de consulta: 18 noviembre 2017]. ISBN: 9786074389142. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=IObhBAAAQBAJ&dq=aspectos+%C3%A9ticos&hl=es&source=gbs_navlinks_s

- CURTO Díaz, Josep. Introducción al Business Intelligence [en línea]. Barcelona: Editorial UOC, 2013 [fecha de consulta: 14 septiembre 2017]. ISBN: 9788497889797.
- CUAURO Chirinos, Rut Nohemy. Guía didáctica de la Metodología de Investigación Científica para el Estudiante [en línea]. Brazil: Universidade Federal de Goias, 2014 [fecha consulta: 06 mayo 2018]. Disponible en: https://mestrado.prpg.ufg.br/up/97/o/T%C3%A9cnicas_para_IAP.pdf
- CHACON, Nelson. Gerencia Retail. ¿Cómo calculo el porcentaje de crecimiento en ventas?. Publicado el 21 de abril del 2015 [fecha de consulta: 24 septiembre 2017]. Disponible en: <https://www.gerenciaretail.com/2015/04/21/como-calculo-un-porcentaje-de-crecimiento-en-ventas/>
- CLINIC CLOUD. ¿Qué es el data mining? La definición de la minería de datos [en línea]. Blog. Publicado el 03 de junio del 2016 [fecha de consulta: 18 noviembre 2017]. Disponible en: <https://clinic-cloud.com/blog/data-mining-que-es-definicion-mineria-de-datos/>
- DATE, Chris. Introducción a los Sistemas de Base de Datos [en línea]. 7a.ed. México: Pearson Educación, 2013 [fecha de consulta: 16 septiembre 2017]. ISBN: 9789684444195.
- ESPINOZA, Roberto. El Rincón del BI: Descubriendo el Business Intelligence. Kimball vs Inmon: Aplicación de conceptos del Modelado Dimensional [en línea]. Blog. Publicado el 19 de abril del 2010 [fecha de consulta: 24 septiembre 2017]. Disponible en: <https://churriwifi.wordpress.com/2010/04/19/15-2-ampliacion-conceptos-del-modelado-dimENSIONAL/>
- FLEITMAN, Jack. Evaluación integral para implantar modelos de calidad [en línea]. México: Editorial Pax, 2008 [fecha de consulta: 20 septiembre 2017]. ISBN: 9789688609200. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=j-B7FE7eWAYC&source=gbs_navlinks_s

- GARCÍA Bobadilla, Luis María. + Ventas [en línea]. 4a.ed. Madrid: ESIC Editorial, 2013 [fecha de consulta: 20 septiembre 2017]. ISBN: 9788473567596.

- GARATACHEA Vallejo, Nuria. Evaluación de la capacidad física. España: Ediciones Díaz de Santos, 2013 [fecha de consulta: 19 octubre 2017]. ISBN: 9788499695327. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=my0rlqnpOnkC&dq=Evaluaci%C3%B3n+de+la+capacidad+f%C3%ADsica&hl=es&source=gbs_navlinks_s

- GAUCHET, Thomas. SQL Server 2008 R2: Implementación y despliegue de una solución de Business Intelligence [en línea]. Barcelona: Ediciones ENI, 2013 [fecha de consulta: 14 septiembre 2017]. ISBN: 9782746067387.

- GAVAGNIN Taffarel, Osvaldo. La creación del conocimiento. Lima: Editorial Unión, 2013 [fecha de consulta: 13 octubre 2017]. ISBN: 9786120000175.

- GILL, María y GINER, Fernando. Como crear y hacer funcionar una empresa [en línea]. 9a.ed. Madrid: ESIC Editorial, 2013 [fecha de consulta: 14 setiembre 2017]. ISBN: 9788473569705. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=9gkbAgAAQBAJ&source=gbs_navlinks_s

- GIL ZAVALETA, Eybi y RODRIGUEZ COLLAS, Enith. Sistema de pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos basado en redes neuronales. Lima: Universidad Nacional Mayor de San Marcos, 2013 [consultado el 15 marzo del 2018]. Disponible en: http://cybertesis.unmsm.edu.pe/bitstream/handle/cybertesis/3222/Gil_ze.pdf?sequence=1&isAllowed=y

- GUARDIA Olmos, Joan [et al.]. Análisis de datos en Psicología. 2a.ed. Barcelona: Delta Publicaciones, 2008 [fecha de consulta: 22 octubre 2017]. ISBN: 9788492453481.

- GRUPO FRACTALIA. Data Mining: qué es y para qué sirve [en línea]. Blog. Sección IT. Publicado el 25 de junio del 2015 [fecha de consulta: 18 noviembre 2017]. Disponible en: <http://www.fractaliasystems.com/data-mining-que-es-y-para-que-sirve-2/>

- GRUPO P&A. ¿Cómo se calcula la efectividad, eficacia y eficiencia de una empresa? [en línea]. Blog. Publicado el 11 de noviembre del 2016 [fecha de consulta: 30 noviembre 2017]. Disponible en: <http://blog.grupo-pya.com/se-calcula-la-efectividad-eficacia-eficiencia-una-empresa/>

- HERNÁNDEZ Sampieri, Roberto, FERNÁNDEZ Collado, Carlos y BAPTISTA Lucio, Pilar. 6a.ed. Metodología de la investigación. México: McGraw-Hill Education, 2014 [fecha de consulta: 10 octubre 2017]. ISBN: 9781456223960.

- HUAMANTUMBA, Rayner. Datamart Paso a Paso [en línea]. Blog. Publicado el 31 de agosto del 2017. Disponible en: <http://www.raynerhd.com/wp-content/uploads/rayner-datamart.pdf>

- LÓPEZ de la Rosa, Edmundo y MARTEL, Patricia. La escritura en uooh: una propuesta metodológica para el estudio de la escritura prehispánica maya-yucateca. México: UNAM, 2013 [fecha de consulta: 13 octubre 2017]. ISBN: 9789683690043.

- LUNA González, Alfredo Cipriano. Plan estratégico de negocios [en línea]. México: Grupo Editorial Patria, 2016 [fecha de consulta: 18 noviembre 2017]. ISBN: 9786077444855. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=KBchDgAAQBAJ&hl=es&source=gbs_navlinks_s

- MASINI A., Javier y VÁZQUEZ Ledesma, Faustino. Compendio de Modelos Cuantitativos de Pronósticos: El primer paso en las decisiones tácticas, es predecir la demanda [en línea]. [s.l]: Masini, 2014 [fecha de consulta: 18

noviembre 2017]. Disponible en:
https://books.google.com.pe/books?id=fnLcBQAAQBAJ&hl=es&source=gbs_navlinks_s

- MAYANK Shekhar, Jha. Diagnostics and Prognostics of Uncertain Dynamical Systems in a Bond Graph Framework. Automatic. Ecole Centrale de Lille, 2015. English. <NNT: 2015ECLI0027>. Disponible en: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01437139/document>
- MUÑOZ Cañavate, Antonio. Sistemas de información en las empresas [en línea]. "Hipertext.net", 2013 [fecha de consulta: 30 septiembre 2017]. Disponible en: http://eprints.rclis.org/9083/1/Sistemas_de_informaci%C3%B3n_en_las_empresas.pdf
- NAGHI Namakforoosh, Mohammad. Metodología de la investigación. 2a.ed. México: Limusa, 2015 [fecha de consulta 29 octubre 2017]. ISBN: 9789681855178.
- NAHMIAS, Steven. Análisis de la Producción y las Operaciones. 5a.ed. México: McGraw-Hill, 2016 [fecha de consulta: 5 noviembre 2017]. ISBN: 9789701062395.
- NAVAS Ara, José [et al.]. Métodos, diseños y técnicas de investigación psicológica. Madrid: Editorial UNED, 2013 [fecha de consulta: 10 octubre 2017]. ISBN: 9788436250220.
- ORACLE. ¿Qué es Inteligencia de Negocios? [en línea]. California: Oracle, 2015 [fecha de consulta: 16 septiembre 2017]. Versión traducida. Disponible en: http://www.oracle.com/ocom/groups/public/@otn/documents/webcontent/317529_esa.pdf
- ORTIZ Flores, José y BEMAL Zepeda, Francisco. Importancia de la incorporación temprana a la investigación científica. México: Universidad de Guadalajara, 2013 [fecha de consulta: 29 octubre 2017]. ISBN: 9788876906961.

- ORÚS Lacort, Mercedes. Estadística Descriptiva e Inferencial [en línea]. México: Lulu.com, 2014 [fecha de consulta: 10 octubre 2017]. ISBN: 9781291833249. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=fZWpBgAAQBAJ&dq=Estad%C3%ADstica+Descriptiva+e+Inferencial&hl=es&source=gbs_navlinks_s

- PABLOS Herederos, Carmen [et al.]. Organización y transformación de los sistemas de información en la empresa [en línea]. Madrid: ESIC Editorial, 2016 [fecha de consulta: 30 septiembre 2017]. ISBN: 9788473568142. Disponible en: [https://books.google.com.pe/books?id=2pqwKkqxxosC&dq=pablos+et.+al+\(2006\)&source=gbs_navlinks_s](https://books.google.com.pe/books?id=2pqwKkqxxosC&dq=pablos+et.+al+(2006)&source=gbs_navlinks_s)

- PEREDA Marín, Santiago y BERROCAL Berrocal, Francisca. Dirección y gestión de recursos humanos por competencias [en línea]. Madrid: Editorial Universitaria Ramón Areces, 2013 [fecha de consulta: 16 septiembre 2017]. ISBN: 9788499610566.

- PEDRO J., Andrés y ÁNGELES Sánchez, Elvira. Métodos de investigación en el estudio de las diferencias individuales [en línea]. España: UNED, 2013 [fecha consulta: 27 de noviembre del 2017]. Disponible en: http://www.psiquneed.net/apuntes/2segundo/NUEVO_03/Diferencial_PN_T4.pdf

- POLO Ahumada, Ana María. Definición y Herramientas de la Inteligencia de Negocios [en línea]. México: Instituto Técnico de Orizaba, 2016 [fecha de consulta: 16 septiembre 2017]. Disponible en: <https://www.gestiopolis.com/definicion-herramientas-la-inteligencia-negocios/>

- PUBLICACIONES VÉRTICE S.L. Organización del proceso de venta [en línea]. España: Editorial Vértice, 2008 [fecha de consulta: 20 septiembre 2017]. ISBN: 9788499313177. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=5NWmv38ojREC&dq=organizaci%C3%B3n+del+proceso+de+ventas.+Vertice&source=gbs_navlinks_s

- PULIDO Polo, Marta. Ceremonial y protocolo: métodos y técnicas de investigación científica [en línea]. Maracaibo: Universidad del Zulia, 2015 [Fecha consulta: 06 mayo 2018]. Disponible en: <http://www.redalyc.org/pdf/310/31043005061.pdf>

- RODRÍGUEZ Cabanillas, Gladys y MENDOZA Peña, Ángela. Análisis, Diseño e Implementación de una solución de Inteligencia de Negocios para el área de compras y ventas de una empresa comercializadora de electrodomésticos [en línea]. Tesis para obtener el título de Ingeniero Informático. Lima: Universidad Católica del Perú, 2014 [fecha de consulta: 15 septiembre 2017]. Disponible en: http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/bitstream/handle/123456789/931/RODRIGUEZ_CABANILLAS_KELLER_INTELIGENCIA_NEGOCIOS_ELECTRODOMESTICOS.pdf?sequence=1

- RODRÍGUEZ Parrilla, José Miguel. Cómo Hacer Inteligente su Negocio: Business Intelligence a su alcance [en línea]. México: Grupo Editorial Patria, 2014 [fecha de consulta: 18 noviembre 2017]. ISBN: 9786074387872. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=Vd_hBAAQBAJ&dq=que+es+un+d+atawarehouse&source=gbs_navlinks_s

- TALLEDO San Miguel, José Venancio. Acceso a datos en aplicaciones web del entorno servidor [en línea]. Madrid: Ediciones Paraninfo, 2015 [fecha de consulta: 18 noviembre 2017]. ISBN: 9788428397001. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=GONmCwAAQBAJ&dq=que+es+un+dat+awarehouse&source=gbs_navlinks_s

- TOAINGA Toaingá, Martha Patricia. Construcción de un Datamart orientado a las ventas para la toma de decisiones en la empresa AMEVET CIA. LTDA [en línea]. Ambato, Ecuador: Universidad Técnica de Ambato, 2014 [fecha de consulta: 30 septiembre 2017]. Disponible en: http://repositorio.uta.edu.ec/bitstream/123456789/8104/1/Tesis_t922si.pdf

- TORRES Morales, Virgilio. Administración de Ventas [en línea]. México: Grupo Editorial Patria, 2014 [fecha de consulta: 18 noviembre 2017]. ISBN: 9786074388589. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=C9_hBAAQBAJ&dq=proceso+de+ventas&source=gbs_navlinks_s

- TUFÍÑO López, Jorge Luis. Desarrollo e Implantación del Datamart para el Sistema Nacional de Vigilancia Tecnológica de Software Libre [en línea]. Tesis de Licenciatura. Quito: Escuela Politécnica Nacional, 2013 [fecha de consulta: 24 septiembre 2017]. Disponible en: <http://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/4101/1/CD-3861.pdf>

- UNIVERSIDAD ESAN. ¿Cuál es la diferencia entre Datawarehouse y Datamart? [en línea]. Blog conexionesan. Sección Apuntes empresariales, tecnología. Publicado el 18 de junio del 2015 [fecha de consulta: 18 noviembre 2017]. Disponible en: <https://www.esan.edu.pe/apuntes-empresariales/2015/06/diferencia-entre-data-warehouse-data-mart/>

- VALDIVIA García, Juan Alfonso. Comercialización de productos y servicios en pequeños negocios o microempresas [en línea]. España: IC Editorial, 2015 [fecha de consulta: 18 noviembre 2017]. ISBN: 9788416351602. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=y8LIBgAAQBAJ&dq=definici%C3%B3n+del+proceso+de+ventas&source=gbs_navlinks_s

- VIZUETE Naranjo, Michael y YELA Shinin, Carlos. Análisis, Diseño e Implementación de un Datamart para el área de sismología del departamento de geofísica de la Escuela Politécnica Nacional [en línea]. Quito: Escuela Politécnica Nacional, 2016 [fecha de consulta: 30 septiembre 2017]. Disponible en: <http://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/177/1/CD-0566.pdf>

- WELSCH, Glenn A. Presupuestos: Planificación y control [en línea]. 6a.ed. México: Pearson Educación, 2005 [fecha de consulta: 20 septiembre 2017]. ISBN: 9789702605515. Disponible en: https://books.google.com.pe/books?id=mbobGfzJ5-YC&dq=conceptos+sobre+pronosticaci%C3%B3n+de+ventas&source=gbs_navlinks_s

- ZENITH. ¿Qué es y cómo funciona el datamining? [en línea]. Blog. Sección Tendencias. Publicado el 27 de marzo del 2015 [fecha de consulta: 18 noviembre 2017]. Disponible en: <http://blogginzenith.zenithmedia.es/que-es-y-como-funciona-el-datamining-diccionario/>

ANEXOS

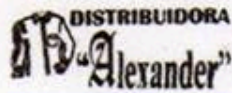
Anexo 1: Matriz de Consistencia

Problemas	Objetivos	Hipótesis	Variables	Dimensiones	Indicadores	Metodología
General	General	General	Independiente			Modelo de Investigación: Hipotético – Deductivo. Tipo de Investigación: Explicativa – Experimental – Aplicada. Diseño de Investigación: Pre – Experimental. Población: 608 documentos. Muestra: 235 documentos generados en las ventas, estratificados en 28 fichas de registros. Muestreo: Probabilístico aleatorio – simple. Técnica: Fichaje. Instrumento: Ficha de Registro. Validación del Instrumento: Test – Retest. Prueba De Normalidad: Shapiro Wilk. Prueba de Hipótesis: T-Student.
¿Cómo influye una herramienta de inteligencia de negocios en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's?	Determinar cómo influye una herramienta de inteligencia de negocios en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's.	La herramienta de inteligencia de negocios mejora el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's.	Herramienta de inteligencia de negocios			
Específicos	Específicos	Específicos	Dependiente			
P1: ¿Cómo influye una herramienta de inteligencia de negocios en el nivel de eficacia en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's?	O1: Determinar cómo influye una herramienta de inteligencia de negocios en el nivel de eficacia en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's.	H1: La herramienta de inteligencia de negocios mejora el nivel de eficacia en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's.	Pronóstico de Ventas	Cierre de la Venta	Nivel de Eficacia	
P2: ¿Cómo influye una herramienta de inteligencia de negocios en el crecimiento de ventas en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's?	O2: Determinar cómo influye una herramienta de inteligencia de negocios en el crecimiento de ventas en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's.	H2: La herramienta de inteligencia de negocios incrementa el crecimiento de ventas en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander's.			Crecimiento de Ventas	

Anexo 2: Ficha técnica. Instrumento de recolección de datos

Autor	Taza Vergara, Bryan Ivan	
Nombre del instrumento	Ficha de Registro	
Lugar	Alexander's	
Fecha de aplicación	1 de agosto del 2017	
Objetivo	Inteligencia de negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander's.	
Tiempo de duración	28 días (de lunes a domingo)	
Elección de técnica e instrumento		
Variable	Técnica	Instrumento
Variable Dependiente Pronósticos de ventas	Fichaje	Ficha de Registro
Variable Independiente Inteligencia de negocios	-----	-----
Fuente: Elaboración propia		

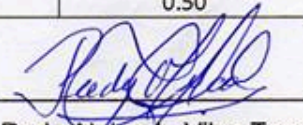
Anexo 3: Instrumento de Investigación

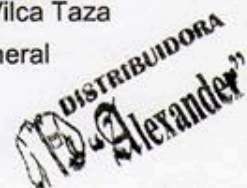


Ficha de Registro			
Investigador	Bryan Taza Vergara	Tipo de Prueba	Pre - Test
Empresa Investigada	Alexander's		
Motivo de Investigación	Nivel de Eficacia		
Fecha de Inicio	01/08/2017	Fecha Final	28/08/2017

Variable	Indicador	Medida	Fórmula
Proceso de ventas	Nivel de Eficacia	Puntos	(RA/RE)*100%

Ítem	Fecha	Resultados Alcanzados de la Venta (RA)	Resultados Esperados de la Venta (RE)	Eficacia (RA/RE)*100%
1	01/08/2017	2	8	0.25
2	02/08/2017	3	8	0.38
3	03/08/2017	3	8	0.38
4	04/08/2017	3	8	0.38
5	05/08/2017	4	10	0.40
6	06/08/2017	4	10	0.40
7	07/08/2017	3	8	0.38
8	08/08/2017	2	8	0.25
9	09/08/2017	3	8	0.38
10	10/08/2017	2	8	0.25
11	11/08/2017	3	8	0.38
12	12/08/2017	8	10	0.80
13	13/08/2017	8	10	0.80
14	14/08/2017	5	8	0.63
15	15/08/2017	5	8	0.63
16	16/08/2017	4	8	0.50
17	17/08/2017	4	8	0.50
18	18/08/2017	4	8	0.50
19	19/08/2017	6	10	0.60
20	20/08/2017	6	9	0.67
21	21/08/2017	4	6	0.67
22	22/08/2017	2	6	0.33
23	23/08/2017	4	8	0.50
24	24/08/2017	4	8	0.50
25	25/08/2017	4	8	0.50
26	26/08/2017	5	10	0.50
27	27/08/2017	6	10	0.60
28	28/08/2017	4	8	0.50

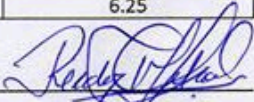

 Rudy Alejandro Vilca Taza
 Gerente General



Ficha de Registro			
Investigador	Bryan Taza Vergara	Tipo de Prueba	Pre - Test
Empresa Investigada	Alexander's		
Motivo de Investigación	Crecimiento de Ventas		
Fecha de Inicio	01/08/2017	Fecha Final	28/08/2017

Variable	Indicador	Medida	Fórmula
Proceso de ventas	Crecimiento de Ventas	Unidades	$CV = ((VR / VA) - 1) * 100$

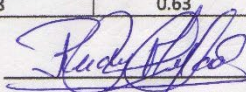
Ítem	Fecha	Valor Reciente (VR)	Valor Antiguo (VA)	Crecimiento de Ventas (CV)
1	01/08/2017	S/.300.00	S/.300.00	0.00
2	02/08/2017	S/.280.00	S/.300.00	-6.67
3	03/08/2017	S/.250.00	S/.280.00	-10.71
4	04/08/2017	S/.280.00	S/.250.00	12.00
5	05/08/2017	S/.230.00	S/.280.00	-17.86
6	06/08/2017	S/.260.00	S/.230.00	13.04
7	07/08/2017	S/.220.00	S/.260.00	-15.38
8	08/08/2017	S/.210.00	S/.220.00	-4.55
9	09/08/2017	S/.230.00	S/.210.00	9.52
10	10/08/2017	S/.210.00	S/.230.00	-8.70
11	11/08/2017	S/.250.00	S/.210.00	19.05
12	12/08/2017	S/.200.00	S/.250.00	-20.00
13	13/08/2017	S/.180.00	S/.200.00	-10.00
14	14/08/2017	S/.220.00	S/.180.00	22.22
15	15/08/2017	S/.220.00	S/.220.00	0.00
16	16/08/2017	S/.210.00	S/.220.00	-4.55
17	17/08/2017	S/.200.00	S/.210.00	-4.76
18	18/08/2017	S/.190.00	S/.200.00	-5.00
19	19/08/2017	S/.190.00	S/.190.00	0.00
20	20/08/2017	S/.180.00	S/.190.00	-5.26
21	21/08/2017	S/.170.00	S/.180.00	-5.56
22	22/08/2017	S/.180.00	S/.170.00	5.88
23	23/08/2017	S/.160.00	S/.180.00	-11.11
24	24/08/2017	S/.190.00	S/.160.00	18.75
25	25/08/2017	S/.150.00	S/.190.00	-21.05
26	26/08/2017	S/.130.00	S/.150.00	-13.33
27	27/08/2017	S/.160.00	S/.130.00	23.08
28	28/08/2017	S/.170.00	S/.160.00	6.25


Rudy Alejandro Vilca Taza
Gerente General

Ficha de Registro			
Investigador	Bryan Taza Vergara	Tipo de Prueba	Post - Test
Empresa Investigada	Alexander's		
Motivo de Investigación	Nivel de Eficacia		
Fecha de Inicio	01/05/2018	Fecha Final	28/05/2018

Variable	Indicador	Medida	Fórmula
Proceso de ventas	Nivel de Eficacia	Puntos	(RA/RE)*100%

Item	Fecha	Resultados Alcanzados de la Venta (RA)	Resultados Esperados de la Venta (RE)	Eficacia (RA/RE)
1	01/05/2018	6	8	0.75
2	02/05/2018	6	8	0.75
3	03/05/2018	7	8	0.88
4	04/05/2018	6	8	0.75
5	05/05/2018	8	10	0.80
6	06/05/2018	9	10	0.90
7	07/05/2018	6	8	0.75
8	08/05/2018	5	8	0.63
9	09/05/2018	6	8	0.75
10	10/05/2018	6	8	0.75
11	11/05/2018	7	8	0.88
12	12/05/2018	8	10	0.80
13	13/05/2018	10	10	1.00
14	14/05/2018	7	8	0.88
15	15/05/2018	6	8	0.75
16	16/05/2018	6	8	0.75
17	17/05/2018	7	8	0.88
18	18/05/2018	6	8	0.75
19	19/05/2018	7	10	0.70
20	20/05/2018	7	9	0.78
21	21/05/2018	4	6	0.67
22	22/05/2018	5	6	0.83
23	23/05/2018	7	8	0.88
24	24/05/2018	6	8	0.75
25	25/05/2018	5	8	0.63
26	26/05/2018	8	10	0.80
27	27/05/2018	7	10	0.70
28	28/05/2018	5	8	0.63


Rudy Alejandro Vilca Taza
Gerente General



Ficha de Registro			
Investigador	Bryan Taza Vergara	Tipo de Prueba	Post - Test
Empresa Investigada	Alexander's		
Motivo de Investigación	Crecimiento de Ventas		
Fecha de Inicio	01/05/2018	Fecha Final	28/05/2018

Variable	Indicador	Medida	Fórmula
Proceso de ventas	Crecimiento de Ventas	Unidades	$CV = ((VR / VA) - 1) * 100$

Ítem	Fecha	Valor Reciente (VR)	Valor Antiguo (VA)	Crecimiento de Ventas (CV)
1	01/05/2018	S/.895.00	S/.895.00	0.00
2	02/05/2018	S/.1,191.00	S/.895.00	33.07
3	03/05/2018	S/.1,340.00	S/.1,191.00	12.51
4	04/05/2018	S/.1,787.00	S/.1,340.00	33.36
5	05/05/2018	S/.2,234.00	S/.1,787.00	25.01
6	06/05/2018	S/.2,532.00	S/.2,234.00	13.34
7	07/05/2018	S/.2,830.00	S/.2,532.00	11.77
8	08/05/2018	S/.2,979.00	S/.2,830.00	5.27
9	09/05/2018	S/.2,680.00	S/.2,979.00	-10.04
10	10/05/2018	S/.2,978.00	S/.2,680.00	11.12
11	11/05/2018	S/.2,679.00	S/.2,978.00	-10.04
12	12/05/2018	S/.3,720.00	S/.2,679.00	38.86
13	13/05/2018	S/.3,570.00	S/.3,720.00	-4.03
14	14/05/2018	S/.4,015.00	S/.3,570.00	12.46
15	15/05/2018	S/.4,312.00	S/.4,015.00	7.40
16	16/05/2018	S/.4,014.00	S/.4,312.00	-6.91
17	17/05/2018	S/.3,865.00	S/.4,014.00	-3.71
18	18/05/2018	S/.4,300.00	S/.3,865.00	11.25
19	19/05/2018	S/.4,152.00	S/.4,300.00	-3.44
20	20/05/2018	S/.4,450.00	S/.4,152.00	7.18
21	21/05/2018	S/.4,005.00	S/.4,450.00	-10.00
22	22/05/2018	S/.4,300.00	S/.4,005.00	7.37
23	23/05/2018	S/.4,150.00	S/.4,300.00	-3.49
24	24/05/2018	S/.4,742.00	S/.4,150.00	14.27
25	25/05/2018	S/.4,000.00	S/.4,742.00	-15.65
26	26/05/2018	S/.4,445.00	S/.4,000.00	11.13
27	27/05/2018	S/.4,742.00	S/.4,445.00	6.68
28	28/05/2018	S/.4,890.00	S/.4,742.00	3.12

Rudy Alejandro Vilca Taza

Rudy Alejandro Vilca Taza
Gerente General



Anexo 4: Base de Datos Experimental

Orden	Nivel de Eficacia		Crecimiento de Ventas	
	PreTest	PostTest	PreTest	PostTest
1	0.25	0.75	0.00	0.00
2	0.38	0.75	-6.67	33.07
3	0.38	0.88	-10.71	12.51
4	0.38	0.75	12.00	33.36
5	0.40	0.80	-17.86	25.01
6	0.40	0.90	13.04	13.34
7	0.38	0.75	-15.38	11.77
8	0.25	0.63	-4.55	5.27
9	0.38	0.75	9.52	-10.04
10	0.25	0.75	-8.70	11.12
11	0.38	0.88	19.05	-10.04
12	0.80	0.80	-20.00	38.86
13	0.80	1.00	-10.00	-4.03
14	0.63	0.88	22.22	12.46
15	0.63	0.75	0.00	7.40
16	0.50	0.75	-4.55	-6.91
17	0.50	0.88	-4.76	-3.71
18	0.50	0.75	-5.00	11.25
19	0.60	0.70	0.00	-3.44
20	0.67	0.78	-5.26	7.18
21	0.67	0.67	-5.56	-10.00
22	0.33	0.83	5.88	7.37
23	0.50	0.88	-11.11	-3.49
24	0.50	0.75	18.75	14.27
25	0.50	0.63	-21.05	-15.65
26	0.50	0.80	-13.33	11.13
27	0.60	0.70	23.08	6.68
28	0.50	0.63	6.25	3.12

Anexo 5: Resultados de la Confiabilidad del Instrumento

Indicador: Nivel de Eficacia

	x_i	y_i	$x_i * y_i$	x_i^2	y_i^2
	0.20	0.25	0.05	0.04	0.06
	0.40	0.38	0.15	0.16	0.14
	0.40	0.38	0.15	0.16	0.14
	0.50	0.38	0.19	0.25	0.14
	0.50	0.40	0.20	0.25	0.16
	0.40	0.40	0.16	0.16	0.16
	0.40	0.38	0.15	0.16	0.14
	0.30	0.25	0.08	0.09	0.06
	0.50	0.38	0.19	0.25	0.14
	0.30	0.25	0.08	0.09	0.06
Suma	3.90	3.45	1.40	1.61	1.23
Media marginal de X	$\bar{x} =$	$\frac{\sum_{i=1}^{10} x_i}{10} =$	$\frac{3,40}{10} =$	0.39	
Media marginal de Y	$\bar{y} =$	$\frac{\sum_{i=1}^{10} y_i}{10} =$	$\frac{3,49}{10} =$	0.345	
Desviación típica marginal de X	$\sigma_x =$	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{10} x_i^2}{10} - \bar{x}^2} =$	$\sqrt{\frac{1,25}{10} - 0,34^2} =$	0.09	
Desviación típica marginal de Y	$\sigma_y =$	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{10} y_i^2}{10} - \bar{y}^2} =$	$\sqrt{\frac{1,24}{10} - 0,349^2} =$	0.06	
Covarianza	$\sigma_{xy} =$	$\frac{\sum_{i=1}^{10} x_i * y_i}{10} - \bar{x}^2 \bar{y}^2 =$	$\frac{1,22}{10} - 0,34 * 0,349 =$	0.00505	
Coefficiente Correlación Pearson	$r =$	$\frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} =$	$\frac{0,00337}{0,10 * 0,05} =$	0.854	

Correlaciones			
		test NE	retest NE
test_NE	Correlación de Pearson	1	,854**
	Sig. (bilateral)		,002
	N	10	10
retest_NE	Correlación de Pearson	,854**	1
	Sig. (bilateral)	,002	
	N	10	10

** . La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Como se aprecia, el valor calculado en una hoja de Excel y el cálculo del SPSS 24 arrojan el mismo resultado 0.854, lo que indica un nivel aceptable de confiabilidad respecto a nuestro instrumento.

Indicador: Crecimiento de Ventas

	x_i	y_i	$x_i * y_i$	x_i^2	y_i^2
	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	-4.96	-6.67	33.08	24.60	44.49
	-11.58	-10.71	124.02	134.10	114.70
	10.56	12.00	126.72	111.51	144.00
	-15.36	-17.86	274.33	235.93	318.98
	11.16	13.04	145.53	124.55	170.04
	-12.68	-15.38	195.02	160.78	236.54
	-3.28	-4.55	14.92	10.76	20.70
	6.34	9.52	60.36	40.20	90.63
	-5.23	-8.70	45.50	27.35	75.69
Suma	-25.03	-29.31	1019.48	869.78	1215.78
Media marginal de X		$\bar{x} =$	$\frac{\sum_{i=1}^{10} x_i}{10} =$	$\frac{-25,03}{10} =$	-2.503
Media marginal de Y		$\bar{y} =$	$\frac{\sum_{i=1}^{10} y_i}{10} =$	$\frac{-29,31}{10} =$	-2.931
Desviación típica marginal de X	$\sigma_x =$	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{10} x_i^2}{10} - \bar{x}^2} =$	$\sqrt{\frac{869,78}{10} - (-2,503^2)} =$		8.98
Desviación típica marginal de Y	$\sigma_y =$	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{10} y_i^2}{10} - \bar{y}^2} =$	$\sqrt{\frac{1215,78}{10} - (-2,931^2)} =$		10.63
Covarianza		$\sigma_{xy} =$	$\frac{\sum_{i=1}^{10} x_i * y_i}{10} - \bar{x}\bar{y} =$	$\frac{1019,48}{10} - (-2,503) * (-2,931) =$	94.611827
Coefficiente Correlación Pearson	$r =$	$\frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} =$	$\frac{94,611827}{8,98 * 10,63} =$		0.991

Correlaciones			
		test CV	retest CV
test_CV	Correlación de Pearson	1	,991**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	10	10
retest_CV	Correlación de Pearson	,991**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	10	10

** . La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Como se aprecia, el valor calculado en una hoja de Excel y el cálculo del SPSS 24 arrojan el mismo resultado 0.991, lo que indica un nivel aceptable de confiabilidad respecto a nuestro instrumento.

Anexo 6: Validación del Instrumento

Nivel de Eficacia



Validación del Instrumento

Título de Tesis:

Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander's.

Autor: Taza Vergara, Bryan Ivan

Nombre del instrumento de Evaluación: Ficha de Registro

Indicador: Nivel de eficacia

Datos del Experto:

1. Apellidos y Nombres: ORDÓÑEZ PÉREZ, POILIO CRISTÓBAL
2. Título y/o Grado: DOCTOR / MAGISTER EN INGENIERÍA DE SISTEMAS
3. Fecha: 19 / 10 / 2022

Indicadores	Criterios	Deficiente 0%-19%	Regular 20%-39%	Bueno 40%-60%	Muy Bueno 61%-80%	Excelente 81%-100%
Claridad	Está formulado con lenguaje apropiado					90
Objetividad	Está expresado en conducta observable					90
Actualidad	Es adecuado al avance de la ciencia y tecnología					90
Organización	Existe una organización lógica					95
Suficiencia	Comprende los aspectos de cantidad y calidad					95
Intencionalidad	Adecuado para valorar aspectos del sistema metodológico y científico					90
Consistencia	Está basado en aspectos teóricos y científicos					90
Coherencia	Entre los índices, indicadores					95
Metodología	Responde al propósito del trabajo cajo los objetivos a lograr					90
Pertenencia	El instrumento es adecuado al tipo de investigación					90
Promedio						91.5

Aplicabilidad: El instrumento puede ser aplicado [X]

El instrumento debe ser mejorado []

Observaciones:

Firma: _____

Validación del Instrumento

Título de Tesis:

Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander's.

Autor: Taza Vergara, Bryan Ivan

Nombre del instrumento de Evaluación: Ficha de Registro

Indicador: Nivel de eficacia

Datos del Experto:

1. Apellidos y Nombres: Gálvez Tapra Orleaus
2. Título y/o Grado: Magister en Ing. de Sistemas
3. Fecha: 19 / 10 / 2017

Indicadores	Criterios	Deficiente 0%-19%	Regular 20%-39%	Bueno 40%-60%	Muy Bueno 61%-80%	Excelente 81%-100%
Claridad	Está formulado con lenguaje apropiado				80%	
Objetividad	Está expresado en conducta observable				80%	
Actualidad	Es adecuado al avance de la ciencia y tecnología				80%	
Organización	Existe una organización lógica				80%	
Suficiencia	Comprende los aspectos de cantidad y calidad				80%	
Intencionalidad	Adecuado para valorar aspectos del sistema metodológico y científico				80%	
Consistencia	Está basado en aspectos teóricos y científicos				80%	
Coherencia	Entre los índices, indicadores				80%	
Metodología	Responde al propósito del trabajo cajo los objetivos a lograr				80%	
Pertenencia	El instrumento es adecuado al tipo de investigación				80%	
Promedio					80%	

Aplicabilidad: El instrumento puede ser aplicado []

El instrumento debe ser mejorado []

Observaciones:

Firma: 

Validación del Instrumento

Título de Tesis:

Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander's.

Autor: Taza Vergara, Bryan Ivan

Nombre del instrumento de Evaluación: Ficha de Registro

Indicador: Nivel de eficacia

Datos del Experto:

1. Apellidos y Nombres: Díaz Reátegui, Mónica
2. Título y/o Grado: Doctor
3. Fecha: 02/11/2017

Indicadores	Criterios	Deficiente 0%-19%	Regular 20%-39%	Bueno 40%-60%	Muy Bueno 61%-80%	Excelente 81%-100%
Claridad	Está formulado con lenguaje apropiado			53		
Objetividad	Está expresado en conducta observable			53		
Actualidad	Es adecuado al avance de la ciencia y tecnología			55		
Organización	Existe una organización lógica			55		
Suficiencia	Comprende los aspectos de cantidad y calidad			55		
Intencionalidad	Adecuado para valorar aspectos del sistema metodológico y científico			58		
Consistencia	Está basado en aspectos teóricos y científicos			58		
Coherencia	Entre los índices, indicadores			58		
Metodología	Responde al propósito del trabajo cajo los objetivos a lograr			58		
Pertenencia	El instrumento es adecuado al tipo de investigación			58		
Promedio				56.1		

Aplicabilidad: El instrumento puede ser aplicado []

El instrumento debe ser mejorado []

Observaciones:

Firma: 

Crecimiento de Ventas



Validación del Instrumento

Título de Tesis:

Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander's.

Autor: Taza Vergara, Bryan Ivan

Nombre del instrumento de Evaluación: Ficha de Registro

Indicador: Crecimiento de ventas

Datos del Experto:

1. Apellidos y Nombres: ORDÓÑEZ PEREZ, ABILIO CURISTO
2. Título y/o Grado: DOCTOR / INGENIERO EN INGENIERIA DE SISTEMAS
3. Fecha: 19 / 10 / 2012

Indicadores	Criterios	Deficiente 0%-19%	Regular 20%-39%	Bueno 40%-60%	Muy Bueno 61%-80%	Excelente 81%-100%
Claridad	Está formulado con lenguaje apropiado					90
Objetividad	Está expresado en conducta observable					90
Actualidad	Es adecuado al avance de la ciencia y tecnología					90
Organización	Existe una organización lógica					95
Suficiencia	Comprende los aspectos de cantidad y calidad					95
Intencionalidad	Adecuado para valorar aspectos del sistema metodológico y científico					90
Consistencia	Está basado en aspectos teóricos y científicos					90
Coherencia	Entre los índices, indicadores					95
Metodología	Responde al propósito del trabajo cajo los objetivos a lograr					90
Pertenencia	El instrumento es adecuado al tipo de investigación					90
Promedio						91.5

Aplicabilidad: El instrumento puede ser aplicado []

El instrumento debe ser mejorado []

Observaciones:

Firma: 

Validación del Instrumento
Título de Tesis:

Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander's.

Autor: Taza Vergara, Bryan Ivan

Nombre del instrumento de Evaluación: Ficha de Registro

Indicador: Crecimiento de ventas

Datos del Experto:

1. Apellidos y Nombres: Galvez Tapia Orteaux
2. Título y/o Grado: Mg. Ingeniería de sistemas
3. Fecha: 19 / 10 / 2017

Indicadores	Criterios	Deficiente 0%-19%	Regular 20%-39%	Bueno 40%-60%	Muy Bueno 61%-80%	Excelente 81%-100%
Claridad	Está formulado con lenguaje apropiado				80%	
Objetividad	Está expresado en conducta observable				80%	
Actualidad	Es adecuado al avance de la ciencia y tecnología				72%	
Organización	Existe una organización lógica				80%	
Suficiencia	Comprende los aspectos de cantidad y calidad				80%	
Intencionalidad	Adecuado para valorar aspectos del sistema metodológico y científico				78%	
Consistencia	Está basado en aspectos teóricos y científicos				80%	
Coherencia	Entre los índices, indicadores				80%	
Metodología	Responde al propósito del trabajo cajo los objetivos a lograr				80%	
Pertenencia	El instrumento es adecuado al tipo de investigación				80%	
Promedio					79%	

Aplicabilidad: El instrumento puede ser aplicado []

 El instrumento debe ser mejorado []

Observaciones:

Firma:



Validación del Instrumento

Título de Tesis:

Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander's.

Autor: Taza Vergara, Bryan Ivan

Nombre del instrumento de Evaluación: Ficha de Registro

Indicador: Crecimiento de ventas

Datos del Experto:

1. Apellidos y Nombres: Díaz Reátegui, Mónica
2. Título y/o Grado: Doctor
3. Fecha: 02/11/2017

Indicadores	Criterios	Deficiente 0%-19%	Regular 20%-39%	Bueno 40%-60%	Muy Bueno 61%-80%	Excelente 81%-100%
Claridad	Está formulado con lenguaje apropiado			54		
Objetividad	Está expresado en conducta observable			55		
Actualidad	Es adecuado al avance de la ciencia y tecnología			55		
Organización	Existe una organización lógica			56		
Suficiencia	Comprende los aspectos de cantidad y calidad			56		
Intencionalidad	Adecuado para valorar aspectos del sistema metodológico y científico			56		
Consistencia	Está basado en aspectos teóricos y científicos			57		
Coherencia	Entre los índices, indicadores			57		
Metodología	Responde al propósito del trabajo cajo los objetivos a lograr			57		
Pertenencia	El instrumento es adecuado al tipo de investigación			57		
Promedio				56		

Aplicabilidad: El instrumento puede ser aplicado
 El instrumento debe ser mejorado

Observaciones:

Firma: 

Fichas de Juicio de Expertos para la selección de la Herramienta de Inteligencia de Negocios



Ficha de Juicio de Expertos

Selección de la Herramienta de Inteligencia de Negocios

Título de Tesis:

Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander's.

Autor: Taza Vergara, Bryan Ivan

Datos del Experto:

1. Apellidos y Nombres: ORDÓÑEZ PÉREZ, ADILIO CHRISTIAN
2. Título y/o Grado: DOCTOR / MAGÍSTER EN INGENIERÍA DE SISTEMAS
3. Fecha: 02/10/17

A continuación se adjunta un cuadro en el cual se comparan las 3 herramientas de inteligencia de negocios propuestas para poder predecir las ventas. Se debe colocar el puntaje correspondiente a cada criterio, y posteriormente realizar la sumatoria de los puntajes colocados.

Ítem	Puntajes: Excelente = 5 / Bueno = 4 / Regular = 3 / Malo = 2 / Deficiente = 1			
	Criterios	Datamart	Datawarehouse	Datamining
1	Poco volumen de datos.	5	4	4
2	Mayor rapidez de consulta.	5	4	4
3	Consultas SQL y/o MDX sencillas.	5	4	4
4	Validez directa de la información.	5	4	4
5	Facilidad para la historización de los datos.	5	4	4
6	Facilidad al momento de la implementación.	5	4	4
7	Explotación de toda la información interna y externa relacionada con el negocio.	5	4	4
Total		35	28	28

Observaciones:

Firma:

Ficha de Juicio de Expertos

Selección de la Herramienta de Inteligencia de Negocios

Título de Tesis:

Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander's.

Autor: Taza Vergara, Bryan Ivan

Datos del Experto:

1. Apellidos y Nombres: ARONEL CASTAÑEDA, HILANO
2. Título y/o Grado: DOCTOR
3. Fecha: 09/11/14

A continuación se adjunta un cuadro en el cual se comparan las 3 herramientas de inteligencia de negocios propuestas para poder predecir las ventas. Se debe colocar el puntaje correspondiente a cada criterio, y posteriormente realizar la sumatoria de los puntajes colocados.

Ítem	Puntajes: Excelente = 5 / Bueno = 4 / Regular = 3 / Malo = 2 / Deficiente = 1			
	Criterios	Datamart	Datawarehouse	Datamining
1	Poco volumen de datos.	5	5	3
2	Mayor rapidez de consulta.	5	5	4
3	Consultas SQL y/o MDX sencillas.	5	5	5
4	Validez directa de la información.	5	5	5
5	Facilidad para la historización de los datos.	5	5	4
6	Facilidad al momento de la implementación.	5	4	4
7	Explotación de toda la información interna y externa relacionada con el negocio.	5	5	5
Total		35	34	32

Observaciones:

Firma: ARONEL

Ficha de Juicio de Expertos

Selección de la Herramienta de Inteligencia de Negocios

Título de Tesis:

Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander's.

Autor: Taza Vergara, Bryan Ivan

Datos del Experto:

1. Apellidos y Nombres: Gálvez Tapia Orleaus
2. Título y/o Grado: Magister en Ing. de Sistemas.
3. Fecha: 06 / 10 / 2017

A continuación se adjunta un cuadro en el cual se comparan las 3 herramientas de inteligencia de negocios propuestas para poder predecir las ventas. Se debe colocar el puntaje correspondiente a cada criterio, y posteriormente realizar la sumatoria de los puntajes colocados.

Ítem	Puntajes: Excelente = 5 / Bueno = 4 / Regular = 3 / Malo = 2 / Deficiente = 1			
	Criterios	Datamart	Datawarehouse	Datamining
1	Poco volumen de datos.	5	4	3
2	Mayor rapidez de consulta.	5	4	3
3	Consultas SQL y/o MDX sencillas.	5	4	3
4	Validez directa de la información.	5	4	3
5	Facilidad para la historización de los datos.	5	4	3
6	Facilidad al momento de la implementación.	5	4	3
7	Explotación de toda la información interna y externa relacionada con el negocio.	5	4	3
Total		35	28	21

Observaciones:

La variable Independiente es muy genérico. Debe
cambrar.

Firma: 

Fichas de Juicio de Expertos para la selección de la Metodología de desarrollo del Datamart



Ficha de Juicio de Expertos

Selección de Metodología de Desarrollo del Datamart

Título de Tesis:

Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander's.

Autor: Taza Vergara, Bryan Ivan


Datos del Experto:

1. Apellidos y Nombres: ORDÓÑEZ PÉREZ, ADILIO CHRISTIAN
2. Título y/o Grado: DOCTOR / MAGISTER EN INGENIERÍA DE SISTEMAS
3. Fecha: 02 / 10 / 17

A continuación se adjunta un cuadro en el cual se comparan las 3 metodologías propuestas para el desarrollo del Datamart. Se debe colocar el puntaje correspondiente a cada criterio, y posteriormente realizar la sumatoria de los puntajes colocados.

Ítem	Puntajes: Excelente = 5 / Bueno = 4 / Regular = 3 / Malo = 2 / Deficiente = 1			
	Criterios	HEFESTO	Ralph Kimball	Bill Inmon
1	Los objetivos y resultados esperados en cada fase se distinguen fácilmente y son sencillos de comprender.	5	4	4
2	Utiliza modelos conceptuales y lógicos, los cuales son sencillos de interpretar y analizar.	5	4	4
3	Se aplica tanto para Data Warehouse como para Data Mart.	5	5	5
4	La metodología involucra al usuario durante las etapas del proyecto.	5	4	4
5	Representa y describe adecuadamente los datos.	5	4	4
6	Se adecua para tiempos cortos de entrega.	5	4	4
7	Está basado en los requerimientos del negocio.	5	4	4
Total		35	29	29

Observaciones:


 Firma: _____

Ficha de Juicio de Expertos

Selección de Metodología de Desarrollo del Datamart

Título de Tesis:

Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander's.

Autor: Taza Vergara, Bryan Ivan

Datos del Experto:

1. Apellidos y Nombres: ARADIEL CASTAÑEDA, HILARIO
2. Título y/o Grado: DOCTOR
3. Fecha: 04 / 11 / 18

A continuación se adjunta un cuadro en el cual se comparan las 3 metodologías propuestas para el desarrollo del Datamart. Se debe colocar el puntaje correspondiente a cada criterio, y posteriormente realizar la sumatoria de los puntajes colocados.

Ítem	Puntajes: Excelente = 5 / Bueno = 4 / Regular = 3 / Malo = 2 / Deficiente = 1			
	Criterios	HEFESTO	Ralph Kimball	Bill Inmon
1	Los objetivos y resultados esperados en cada fase se distinguen fácilmente y son sencillos de comprender.	5	4	4
2	Utiliza modelos conceptuales y lógicos, los cuales son sencillos de interpretar y analizar.	5	5	5
3	Se aplica tanto para Data Warehouse como para Data Mart.	5	5	5
4	La metodología involucra al usuario durante las etapas del proyecto.	5	5	4
5	Representa y describe adecuadamente los datos.	5	5	4
6	Se adecua para tiempos cortos de entrega.	5	4	4
7	Está basado en los requerimientos del negocio.	5	5	5
Total		35	33	31

Observaciones:

Firma: 

Ficha de Juicio de Expertos

Selección de Metodología de Desarrollo del Datamart

Título de Tesis:

Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander's.

Autor: Taza Vergara, Bryan Ivan

Datos del Experto:

1. Apellidos y Nombres: Gálvez Tapia Orleaus
2. Título y/o Grado: Magister en Ing. de Sistemas.
3. Fecha: 06 / 10 / 2017

A continuación se adjunta un cuadro en el cual se comparan las 3 metodologías propuestas para el desarrollo del Datamart. Se debe colocar el puntaje correspondiente a cada criterio, y posteriormente realizar la sumatoria de los puntajes colocados.

Ítem	Puntajes: Excelente = 5 / Bueno = 4 / Regular = 3 / Malo = 2 / Deficiente = 1			
	Criterios	HEFESTO	Ralph Kimball	Bill Inmon
1	Los objetivos y resultados esperados en cada fase se distinguen fácilmente y son sencillos de comprender.	5	4	3
2	Utiliza modelos conceptuales y lógicos, los cuales son sencillos de interpretar y analizar.	5	4	3
3	Se aplica tanto para Data Warehouse como para Data Mart.	5	4	3
4	La metodología involucra al usuario durante las etapas del proyecto.	5	4	3
5	Representa y describe adecuadamente los datos.	5	4	3
6	Se adecua para tiempos cortos de entrega.	5	4	3
7	Está basado en los requerimientos del negocio.	5	4	3
Total		35	28	21

Observaciones:

Firma: 

Anexo 7: Entrevista al gerente general de Alexander's



Entrevista al gerente general de Alexander's

Nº de entrevista	01
Nombre del entrevistado	Rudy Alejandro Vilca Taza
Cargo	Gerente General
Fecha	04 – 09 – 2017

1. ¿Cuál es la razón social y el nombre comercial de la empresa?

Por ahora estamos registrados solo como persona natural con negocio, sin embargo el próximo año pasaremos a ser SAC. El nombre comercial en un principio fue "Creaciones Alexander's", pero ahora solo nos hacemos llamar "Alexander's", fue para que el cliente puede recordarnos más fácilmente.

2. ¿Dónde se encuentra ubicada la empresa y cuanto tiempo de fundación tiene?

Estamos ubicados en la Av. Bauzate y Meza Nro. 1519 Dpto. 201A - La Victoria. La empresa tiene una antigüedad de 15 años, pero recién en el 2008 pasamos a registrarnos en la SUNAT. Al inicio éramos solo mis padres, mis hermanos y yo, provenientes de provincia. Cuando empezamos a tener un mercado asegurado pasamos a la formalidad.

3. ¿Cuál es el rubro de la empresa o a que se dedica?

Bueno, estamos dentro del rubro textil. Nos dedicamos a la fabricación de blusas y camisas de vestir, para adultos y niños. Además, atendemos pedidos para fabricación de camisas o blusas escolares. Vendemos nuestros propios productos, pero también hacemos de proveedores para muchas galerías en gamarra.

4. Por lo que puedo observar, deben manejar grandes cantidades de datos. Dígame, ¿Cuentan con algunos sistemas para el apoyo en sus procesos?

Pues sí, manejamos mucha información, sobretodo en época de campañas. Por ejemplo, campaña escolar, día de la madre, del padre, etc. Sí, contamos con 4 sistemas por ahora, de ventas, logística, contabilidad y recursos humanos.

5. ¿Cuál sería el proceso más importante desde su punto de vista?

Considero que todos los procesos que tenemos son igual de importantes, pero el ingreso y sostenibilidad de la empresa depende de las ventas que se haga. Partiendo de esto, podría decir que el proceso de ventas tiene un plus respecto a las otras.

6. ¿Cree que ese proceso tiene problemas?

Creo que como toda empresa tenemos problemas en ciertas actividades. Respecto al proceso de ventas, tenemos ciertos problemas al plantear algunas estrategias, pues las decisiones que hemos tomado hasta ahora no han sido siempre las mejores. Queremos poder tener un panorama más claro para poder tomar mejores decisiones e incrementar nuestras ventas.

7. ¿Cuál cree que puede ser la solución a esos problemas?


La verdad no estoy muy seguro de cuál pueda ser la mejor solución. Soy un hombre de negocios, no alguien abocado a tecnologías. Es por ello que tu propuesta de realizar una investigación aquí me llamó mucho la atención, quizá con tu ayuda podamos encontrar la mejor solución a nuestros problemas y así mi empresa pueda seguir creciendo.

8. Después de esta conversación, le propongo como solución una herramienta de inteligencia de negocios. ¿Está de acuerdo conmigo?

Si crees que puede ser una posible solución pues sí. Como hombre de negocios sé que hay momentos en los que debemos decir sí a algo y después ver si funcionó o no. Así que pongo mi total confianza en tu investigación, espero todo pueda resultar bien.

9. ¿Podría darme acceso a las bases de datos de los sistemas, así como también información de las ventas?

Por supuesto que sí, te daremos acceso a la información que requieras, pero teniendo tu compromiso que será utilizado solo con fines educativos en esta investigación, de lo contrario se tomarán medidas.

DISTRIBUIDORA
MA Alexander


Rudy Alejandro Vilca Taza
Gerente General

Anexo 8: Carta de Aceptación de la Empresa



Lima, 04 de septiembre del 2017

Señor:

MG. EDGAR VILLAR CHÁVEZ

Director de la escuela de Ing. de Sistemas

UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

PRESENTE.-

De mi mayor consideración:

Mediante la presente es grato dirigirme a Usted a fin de saludarle muy cordialmente a nombre de la empresa Distribuidora Alexander's y a la vez informar la aceptación respectiva para la realización del siguiente proyecto: "INTELGENCIA DE NEGOCIOS PARA PREDECIR LAS VENTAS EN LA EMPRESA ALEXANDER'S", al estudiante TAZA VERGARA, Bryan Ivan del IX ciclo de la Escuela Profesional de Ing. de Sistemas, el cual servirá de TESIS. Por último, decirle que depositamos nuestra absoluta confianza en el desarrollo del proyecto mencionado.

Agradeciendo su atención a la presente, es propicia la oportunidad para expresarle las muestras de mi consideración y estima.

Atentamente,

Rudy Alejandro, Vilca Taza
Gerente General

Anexo 9: Acta de Confidencialidad

	ACTA DE COMPROMISO DE CONFIDENCIALIDAD
---	---

I. DATOS DEL PROVEEDOR

• NOMBRE DEL INVESTIGADOR	Bryan Ivan Taza Vergara
• DNI / RUC N°	47828047

II. ANTECEDENTES:

El Investigador, declara que inicia su relación de investigación con Alexander's, al haberse presentado la carta de presentación de la Universidad:

• NOMBRE DEL PROYECTO	INTELIGENCIA DE NEGOCIOS PARA PRONOSTICAR LAS VENTAS EN LA EMPRESA ALEXANDER'S
• FECHA DE INICIO	28/08/2017


Por tal razón, se sujeta a los términos del presente Compromiso de Confidencialidad.

III. CONFIDENCIALIDAD

- III.1. El Investigador, se compromete a no obtener copia NO autorizada por Alexander's, de cualquier documento, informe o material que reciba para la ejecución del presente servicio, en cualquiera de sus formas (*versión escrita, electrónica, audio, etc.*), ya sea de manera parcial y/o total.
- III.2. El Investigador se compromete a devolver a Alexander's, toda la información que ésta le haya entregado tan pronto como termine la ejecución del proyecto mencionado en los Antecedentes de este acuerdo.
- III.3. Las obligaciones asumidas por el Investigador, en el presente documento, serán a perpetuidad y en caso de que se incumpla con el deber de confidencialidad y reserva previsto, la empresa se reserva los derechos de promover en contra del Investigador la acción civil por daños y perjuicios y la penal que corresponda.
- III.4. La empresa facilitará al Investigador toda la información que de común acuerdo ambas partes consideren necesarias para la ejecución del proyecto en mención, señalando aquella que, en su opinión, no tenga carácter confidencial.
- III.5. El Investigador deberá adoptar bajo responsabilidad las medidas de índole técnica y organizativas necesarias para que el contenido de dicha información no se divulgue a terceros sin autorización expresa de Alexander's, la naturaleza de los datos suministrados y los riesgos a que están expuestos ya sea que provengan de la acción humana o del medio físico o natural, tomando las medidas necesarias.

El presente Compromiso de Confidencialidad, se extiende en dos (02) ejemplares, destinados uno para el Investigador y otro para Alexander's.

Lima, 04 de septiembre del año 2017.

	
FIRMA DEL INVESTIGADOR	FIRMA DEL REPRESENTANTE EMPRESA

Anexo 10: Acta de Conformidad



Lima, 15 de junio del 2018

Señor:

MG. EDGAR VILLAR CHÁVEZ

Director de la escuela de Ing. de Sistemas

UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

PRESENTE.-

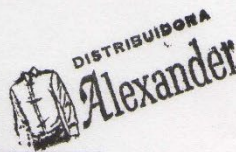
De mi mayor consideración:

Mediante la presente es grato dirigirme a Usted a fin de saludarle muy cordialmente a nombre de la empresa Distribuidora Alexander's y a la vez informar nuestra conformidad con los resultados del proyecto: "INTELIGENCIA DE NEGOCIOS PARA PRONOSTICAR LAS VENTAS EN LA EMPRESA ALEXANDER'S", realizada por el estudiante TAZA VERGARA, Bryan Ivan del X ciclo de la Escuela Profesional de Ing. de Sistemas, el cual sirvió de TESIS.

Agradeciendo su atención a la presente, es propicia la oportunidad para expresarle las más sinceras muestras de mi consideración y estima.

Atentamente,

Rudy Alejandro Vilca Taza
Gerente General



Anexo 11: Desarrollo de la Metodología Hefesto



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

FACULTAD DE INGENIERÍA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

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

“Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa
Alexander’s”

AUTOR:

Bryan Taza Vergara

ASESOR:

Ing. Flores Masias, Edward J.

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Sistemas de información estratégicos y de toma de decisiones

LIMA – PERÚ

2018

Índice

	Página
Carátula	
Páginas Preliminares	
Índice	iii
Índice de Tablas	iv
Índice de Figuras	v
Resumen	vi
Abstract	vii
I. Análisis de Requerimientos	
1.1 Identificar Preguntas	153
1.2 Identificar Indicadores y Perspectivas	154
1.3 Modelo Conceptual	155
II. Análisis de las OLTP	
2.1 Conformar Indicadores	156
2.2 Establecer Correspondencias	157
2.3 Nivel de Granularidad	159
2.4 Modelo Conceptual Ampliado	162
III. Modelo Lógico del DW	
3.1 Tipo de Modelo Lógico del DW	163
3.2 Tabla de Dimensiones	163
3.3 Tablas de Hechos	166
3.4 Uniones	168
IV. Integración de Datos	
4.1 Carga Inicial	169
4.2 Actualización	170

Índice de Tablas

	Página
Tabla 1: Indicadores y Perspectivas	1
Tabla 2: Correspondencias de las perspectivas con la OLTP	24
Tabla 3: Correspondencias de los indicadores con la OLTP	25
Tabla 4: Nivel de Granularidad para la perspectiva Distritos	26
Tabla 5: Nivel de Granularidad para la perspectiva Etiquetas	26
Tabla 6: Nivel de Granularidad para la perspectiva Tallas	27
Tabla 7: Nivel de Granularidad para la perspectiva Productos	27
Tabla 8: Nivel de Granularidad para la perspectiva Proveedores	28
Tabla 9: Nivel de Granularidad para la perspectiva Clientes	28
Tabla 10: Nivel de Granularidad para la perspectiva Tiempo	29

Índice de Figuras

	Página
Figura 1: Modelo Conceptual	17
Figura 2: Modelo Lógico de la Base de Datos OLTP	22
Figura 3: Correspondencias entre la BD y el Modelo Conceptual	23
Figura 4: Modelo Conceptual Ampliado	30
Figura 5: Dimensión “DIM_DISTRITOS”	33
Figura 6: Dimensión “DIM_ETIQUETAS”	33
Figura 7: Dimensión “DIM_TALLAS”	34
Figura 8: Dimensión “DIM_PRODUCTOS”	34
Figura 9: Dimensión “DIM_PROVEEDORES”	35
Figura 10: Dimensión “DIM_CLIENTES”	36
Figura 11: Dimensión “DIM_TIEMPO”	36
Figura 12: Hechos “VENTAS”	37
Figura 13: Hechos “INDICADORES”	38
Figura 14: Unión de las Dimensiones y las tablas de Hechos	39
Figura 15: Sentencia SQL “Limpieza de Datos”	41
Figura 16: Tarea SQL para la Limpieza de Datos	42
Figura 17: Contenedor de Secuencia I	42
Figura 18: Sentencia SQL para poblar la Dimensión “DIM_DISTRITOS”	43

Figura 19:	Origen OLE DB – DIM_DISTRITOS	43
Figura 20:	Destino OLE DB - “DIM_DISTRITOS”	44
Figura 21:	Unión Origen y Destino OLE DB - “DIM_DISTRITOS”	44
Figura 22:	Contenedor de Secuencias II	45
Figura 23:	Sentencia SQL para poblar la Dimensión - “DIM_ETIQUETAS”	45
Figura 24:	Origen OLE DB - “DIM_ETIQUETAS”	46
Figura 25:	Destino OLE DB - “DIM_ETIQUETAS”	47
Figura 26:	Unión de Origen y Destino OLE DB - “DIM_ETIQUETAS”	47
Figura 27:	Contenedor de Secuencias III	48
Figura 28:	Sentencia SQL para poblar la Dimensión - “DIM_TALLAS”	48
Figura 29:	Origen OLE DB - “DIM_TALLAS”	49
Figura 30:	Destino OLE DB - “DIM_TALLAS”	49
Figura 31:	Unión Origen y Destino OLE DB - “DIM_TALLAS”	50
Figura 32:	Contenedor de Secuencias IV	50
Figura 33:	Sentencia SQL para poblar la Dimensión - “DIM_PRODUCTOS”	51
Figura 34:	Origen OLE DB - “DIM_PRODUCTOS”	52
Figura 35:	Destino OLE DB - “DIM_PRODUCTOS”	52
Figura 36:	Unión Origen y Destino OLE DB - “DIM_PRODUCTOS”	53
Figura 37:	Contenedor de Secuencias V	53

Figura 38:	Sentencia SQL para poblar la Dimensión - "DIM_PROVEEDORES"	54
Figura 39:	Origen OLE DB - "DIM_PROVEEDORES"	54
Figura 40:	Destino OLE DB - "DIM_PROVEEDORES"	55
Figura 41:	Unión Origen y Destino OLE DB - "DIM_PROVEEDORES"	55
Figura 42:	Contenedor de Secuencia VI	56
Figura 43:	Sentencia SQL para poblar la Dimensión - "DIM_CLIENTES"	56
Figura 44:	Origen OLE DB - "DIM_CLIENTES"	57
Figura 45:	Destino OLE DB - "DIM_CLIENTES"	57
Figura 46:	Unión Origen y Destino OLE DB - "DIM_CLIENTES"	58
Figura 47:	Contenedor de Secuencia VII	58
Figura 48:	Sentencia SQL para poblar la Dimensión - "DIM_TIEMPO"	59
Figura 49:	Origen OLE DB - "DIM_TIEMPO"	60
Figura 50:	Destino OLE DB - "DIM_TIEMPO"	60
Figura 51:	Unión Origen y Destino OLE DB - "DIM_TIEMPO"	61
Figura 52:	Contenedor de Secuencia VIII	61
Figura 53:	Sentencia SQL para poblar el Hecho - "VENTAS"	62
Figura 54:	Origen OLE DB - "VENTAS"	62
Figura 55:	Destino OLE DB - "VENTAS"	63
Figura 56:	Unión Origen y Destino OLE DB - "VENTAS"	63

Figura 57:	Contenedor de Secuencia IX	64
Figura 58:	Sentencia SQL para poblar el Hecho - "INDICADORES"	64
Figura 59:	Origen OLE DB - "INDICADORES"	65
Figura 60:	Destino OLE DB - "INDICADORES"	65
Figura 61:	Unión Origen y Destino OLE DB - "INDICADORES"	66
Figura 62:	Contenedor de Secuencia X	66
Figura 63:	Ejecución Exitosa de la Carga de Datos	67
Figura 64:	Selección de Campos para DIM_TIEMPO	68
Figura 65:	DIM_TIEMPO	68
Figura 66:	Selección de Campos para DIM_DISTRITOS	69
Figura 67:	DIM_DISTRITOS	69
Figura 68:	Selección de Campos para DIM_ETIQUETAS	70
Figura 69:	IM_ETIQUETAS	70
Figura 70:	Selección de Campos para DIM_TALLAS	71
Figura 71:	DIM_TALLAS	71
Figura 72:	Selección de Campos para DIM_PRODUCTOS	72
Figura 73:	DIM_PRODUCTOS	72
Figura 74:	Selección de Campos para DIM_PROVEEDORES	73
Figura 75:	DIM_PROVEEDORES	73
Figura 76:	Selección de Campos para DIM_CLIENTES	74

Figura 77:	DIM_CLIENTES	74
Figura 78:	Selección de Campos para VENTAS	75
Figura 79:	Cubo Alexanders	76
Figura 80:	Interfaz de logeo del módulo web para los reportes	77
Figura 81:	Reporte del Total de Ventas	77
Figura 82:	Reporte del Total de Productos Vendidos	78
Figura 83:	Reporte del Nivel de Eficacia	78
Figura 84:	Reporte del Crecimiento de Ventas	79

Resumen

En la investigación titulada “Inteligencia de Negocios para pronosticar las ventas en la empresa Alexander’s”, se desarrolló un Datamart bajo la metodología Hefesto, esto con el fin de llegar al objetivo de la investigación, la cual fue determinar cómo influye una herramienta de Inteligencia de Negocios en el pronóstico de ventas en la empresa Alexander’s.

La metodología Hefesto cuenta con 4 Fases principales. La primera es Análisis de Requerimientos, aquí analizaremos las preguntas de negocio que se obtuvieron de una reunión con el gerente general de la empresa Alexander’s. A partir de ellas obtendremos nuestros indicadores y perspectivas. La segunda fase es Análisis de las OLTP, aquí relacionaremos las perspectivas con la base de datos OLAP para identificar aquellas tablas y/o campos que nos serán necesarios para la creación del cubo. Además, definiremos el nivel de granularidad de cada perspectiva, finalmente se armará un modelo conceptual. La tercera fase es Modelo Lógico del DW, aquí definiremos el modelo lógico con el que se creará el cubo (Estrella, Constelación o Copo de Nieve), además nuestras perspectivas se convertirán en dimensiones y los indicadores en una tabla de hechos con las respectivas fórmulas de cálculo para cada indicador. La cuarta, y última fase, es Integración de Datos, aquí asignaremos la manera de poblar las dimensiones y calcular los indicadores. Además de establecer la frecuencia con la que se actualizará los datos del cubo.

Finalmente se mostrará el cubo creado en la herramienta del Analysis Services de SQL Server, así como también una interfaz web hecha en el lenguaje PHP, bajo el framework CodeIgniter, para la visualización de los reportes.

Palabras claves: Inteligencia de negocios, metodología, Hefesto, OLAP, OLTP, cubo, SQL Server, Analysis Services, framework, CodeIgniter, reportes.

Abstract

In the research titled "Business Intelligence to forecast sales in the company Alexander's", developed a Datamart under the methodology Hefesto, this in order to reach the objective of the research, which was to determine how an influence a Business Intelligence tool in the sales forecast in the company Alexander's.

The Hefesto methodology has four main phases. The first is the analysis of requirements; here we will analyze the business questions that were obtained in a meeting with the general manager of the company Alexander's. From them we will obtain our indicators and perspectives. The second phase is the analysis of the OLTP, here we will relate the perspectives with the OLAP database to identify those tables and/or fields that are necessary for the creation of the cube. In addition, we will define the level of granularity of each perspective, eventually arming a conceptual model. The third phase is the logical model of the DW, here we define the logical model with which the cube will be created (star, constellation or Snowflake), and in addition our perspectives will become dimensions and indicators in a table of facts with the respective Calculation formula for each indicator. The fourth, and last phase, is data integration, here we assign the way to populate the dimensions and calculate the indicators. In addition to setting how often the cube data will be updated.

Finally, it will show the cube created in the tool of the Analysis Services of SQL Server, as well as a web interface made in the PHP language, under the framework CodeIgniter, for the visualization of the reports.

Keywords: business intelligence, Methodology, Hefesto, OLAP, OLTP, Cube, SQL Server, Analysis Services, Framework, CodeIgniter, reports

I. Análisis de Requerimiento

1.1 Identificar Preguntas

En esta etapa, de la primera fase, tenemos que identificar los requerimientos del, o los, usuarios mediante preguntas. Las preguntas deberán ser analizadas minuciosamente con el fin de identificar los indicadores y perspectivas que se mostrarán en la siguiente etapa. Por último, realizaremos un modelo conceptual en donde plasmaremos los resultados de esta primera etapa de la metodología.

Luego de una larga conversación con el Gerente General de la empresa, el Sr. Rudy Vilca Taza, se obtuvieron las siguientes preguntas de negocio:

- Se desea conocer el monto total de ventas por día, mes, trimestre o año dentro de un rango de tiempo.
- Se desea conocer la cantidad de productos vendidos por día, mes, trimestre o año dentro de un rango de tiempo.
- Se desea conocer el monto total de ventas por talla en un año y/o mes en específico dentro de un rango de tiempo.
- Se desea conocer la cantidad de productos vendidos por talla en un año y/o mes en específico dentro de un rango de tiempo.
- Se desea conocer el monto total de ventas por etiqueta en un año y/o mes en específico dentro de un rango de tiempo.
- Se desea conocer la cantidad de productos vendidos por etiqueta en un año y/o mes en específico dentro de un rango de tiempo.
- Se desea conocer el monto total de ventas por distrito en un año y/o mes en específico dentro de un rango de tiempo.
- Se desea conocer la cantidad de productos vendidos por distrito en un año y/o mes en específico dentro de un rango de tiempo.
- Se desea conocer el producto más vendido por mes de un año en específico.

- Se desea conocer el producto más vendido de una talla en específico por mes de un año en específico.
- Se desea conocer el producto más vendido de una etiqueta en específico por mes de un año en específico.
- Se desea conocer el monto total de ventas por cliente en un mes y un año en específico.
- Se desea conocer la cantidad de productos vendidos por cliente en un mes y un año en específico.
- Se desea conocer el monto total de ventas por proveedor en un mes y un año en específico.
- Se desea conocer la cantidad de productos vendidos por proveedor en un mes y un año en específico.
- Se desea conocer el monto total de ventas por etiqueta y talla en un mes y año en específico.
- Se desea conocer la cantidad de productos vendidos por etiqueta y talla en un mes y año en específico.
- Se desea conocer el nivel de eficacia de las ventas por día en un rango de tiempo.
- Se desea conocer el crecimiento de ventas por día en un rango de tiempo.

1.2 Identificar Indicadores y Perspectivas

En esta segunda etapa de la primera fase de la metodología tenemos que analizar las preguntas obtenidas previamente, para así obtener los respectivos indicadores y perspectivas. (Ver Tabla 1).

- MONTO TOTAL DE VENTAS en un TIEMPO determinado.
INDICADOR **PERSPECTIVA**

- UNIDADES VENDIDAS en un TIEMPO determinado.
INDICADOR **PERSPECTIVA**

- MONTO TOTAL DE VENTAS por TALLA en un TIEMPO determinado.
INDICADOR **PERSPECTIVA**

- UNIDADES VENDIDAS por TALLA en un TIEMPO determinado.
INDICADOR **PERSPECTIVA**

- MONTO TOTAL DE VENTAS por ETIQUETA en un TIEMPO determinado.
INDICADOR **PERSPECTIVA**

- UNIDADES VENDIDAS por ETIQUETA en un TIEMPO determinado.
INDICADOR **PERSPECTIVA**

- MONTO TOTAL DE VENTAS por DISTRITO en un TIEMPO determinado.
INDICADOR **PERSPECTIVA**

- UNIDADES VENDIDAS por DISTRITO en un TIEMPO determinado.
INDICADOR **PERSPECTIVA**

- PRODUCTO MÁS VENDIDO en un TIEMPO determinado.
INDICADOR **PERSPECTIVA**

- PRODUCTO MÁS VENDIDO por TALLA en un TIEMPO determinado.
INDICADOR **PERSPECTIVA**

➤ PRODUCTO MÁS VENDIDO por ETIQUETA en un TIEMPO determinado.

INDICADOR

PERSPECTIVA

➤ MONTO TOTAL DE VENTAS por CLIENTE en un TIEMPO determinado.

INDICADOR

PERSPECTIVA

➤ UNIDADES VENDIDAS por CLIENTE en un TIEMPO determinado.

INDICADOR

PERSPECTIVA

➤ MONTO TOTAL DE VENTAS por PROVEEDOR en un TIEMPO determinado.

INDICADOR

PERSPECTIVA

➤ UNIDADES VENDIDAS por PROVEEDOR en un TIEMPO determinado.

INDICADOR

PERSPECTIVA

➤ MONTO TOTAL DE VENTAS por ETIQUETA y TALLA en un TIEMPO determinado.

INDICADOR

PERSPECTIVA

➤ UNIDADES VENDIDAS por ETIQUETA y TALLA en un TIEMPO determinado.

INDICADOR

PERSPECTIVA

➤ NIVEL DE EFICACIA DE LAS VENTAS en un TIEMPO determinado.

INDICADOR

PERSPECTIVA

➤ CRECIMIENTO DE VENTAS en un TIEMPO determinado.

INDICADOR

PERSPECTIVA

Tabla 1: Indicadores y Perspectivas

Indicadores	Perspectivas
Monto Total	Talla
	Etiqueta
	Distrito
	Cliente
	Proveedor
	Tiempo
Unidades Vendidas	Talla
	Etiqueta
	Distrito
	Cliente
	Proveedor
	Tiempo
Unidad más Vendida	Producto
	Talla
	Etiqueta
	Tiempo
Nivel de Eficacia	Tiempo
Crecimiento de Ventas	Tiempo

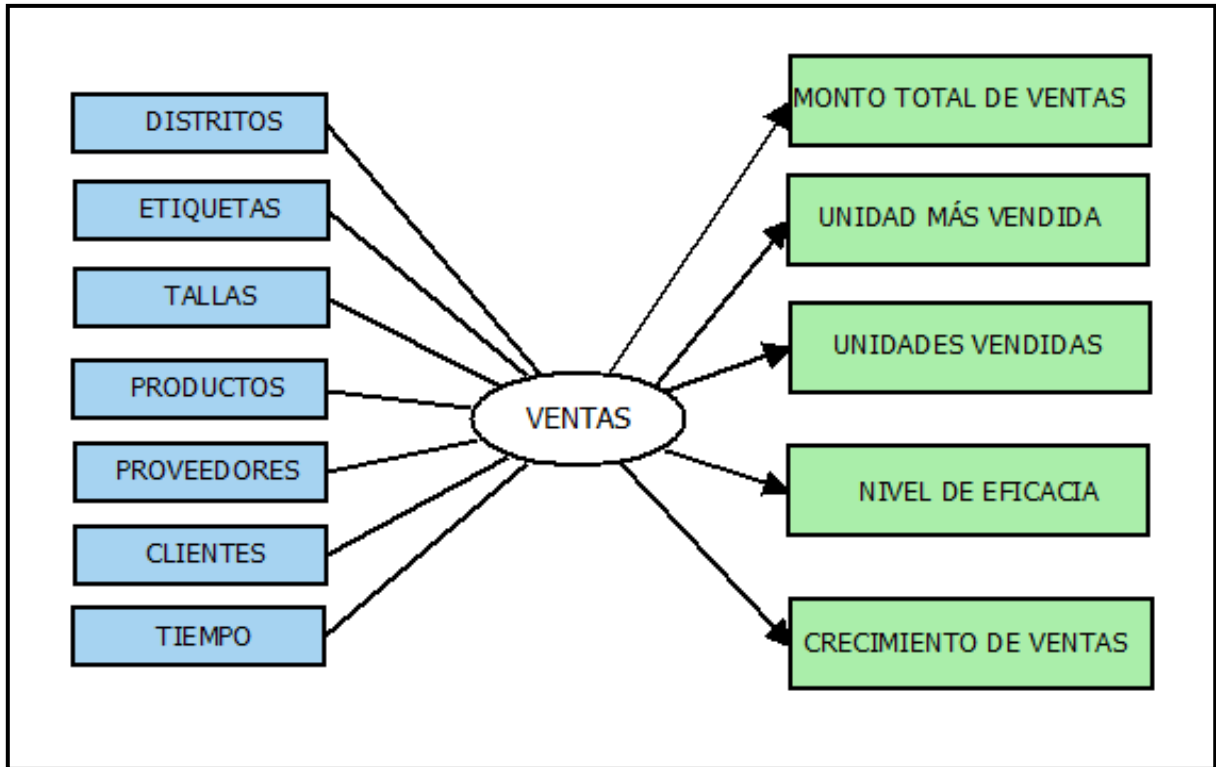
©Fuente: **Elaboración Propia**

1.3 Modelo Conceptual

En esta última etapa de la primera fase, elaboraremos un modelo conceptual con los indicadores y perspectivas obtenidas en la etapa anterior. (Ver Figura 1).

Figura 1

© Elaboración Propia



Modelo Conceptual

El modelo conceptual está compuesto por 3 partes. A la izquierda se ubican las perspectivas y la derecha los indicadores que obtuvimos de las preguntas de la segunda etapa de la primera fase de la metodología Hefesto. Ambos, perspectivas e indicadores, se encuentran unidas a una entidad central, o también llamado “Hecho”, que representa la relación exacta que hay entre ambas. Esta relación es el proceso o área de estudio elegida, que en este caso será las VENTAS.

- **Monto Total de Ventas**

Corresponde a la sumatoria total de la cantidad en soles que el cliente pagó en cada venta.

- **Unidad Más Vendida**

Corresponde a la máxima venta en soles de un producto.

- **Unidades Vendidas**

Corresponde a la sumatoria total de los productos que fueron vendidos.

- **Nivel de Eficacia**

Corresponde al cociente entre el número de ventas completadas y el número de ventas que se esperó completar. Se medirá en porcentaje.

- **Crecimiento de Ventas**

Corresponde a una ecuación determinada la cual necesita de las ventas actuales y las ventas anteriores realizadas. Se medirá en porcentaje.

II. Análisis de las OLTP

2.1 Conformar Indicadores

En la primera etapa de la segunda fase de la metodología obtendremos los hechos, la función de agregación que se utilizará y las fórmulas con las que calcularemos los indicadores.

a. Monto Total de Ventas

- ✓ **Hechos:** (Monto Total de Ventas)
- ✓ **Función de agregación:** SUM
- ✓ **Fórmula:** $SUM(\text{Precio Total de Venta})$

b. Unidad Más Vendida

- ✓ **Hechos:** (Unidad más Vendida)
- ✓ **Función de agregación:** MÁX, SUM
- ✓ **Fórmula:** $MAX(SUM(\text{Productos Vendidos}))$

c. Unidades Vendidas

- ✓ **Hechos:** (Unidades Vendidas)
- ✓ **Función de agregación:** SUM
- ✓ **Fórmula:** $SUM(\text{Productos Vendidos})$

d. Nivel de Eficacia

- ✓ **Hechos:** (Nivel de Eficacia)
- ✓ **Función de agregación:** DIVISIÓN, COUNT
- ✓ **Fórmula:** $\frac{COUNT(\text{Ventas completadas})}{\text{Ventas Esperadas a Completar}}$

e. Crecimiento de Ventas

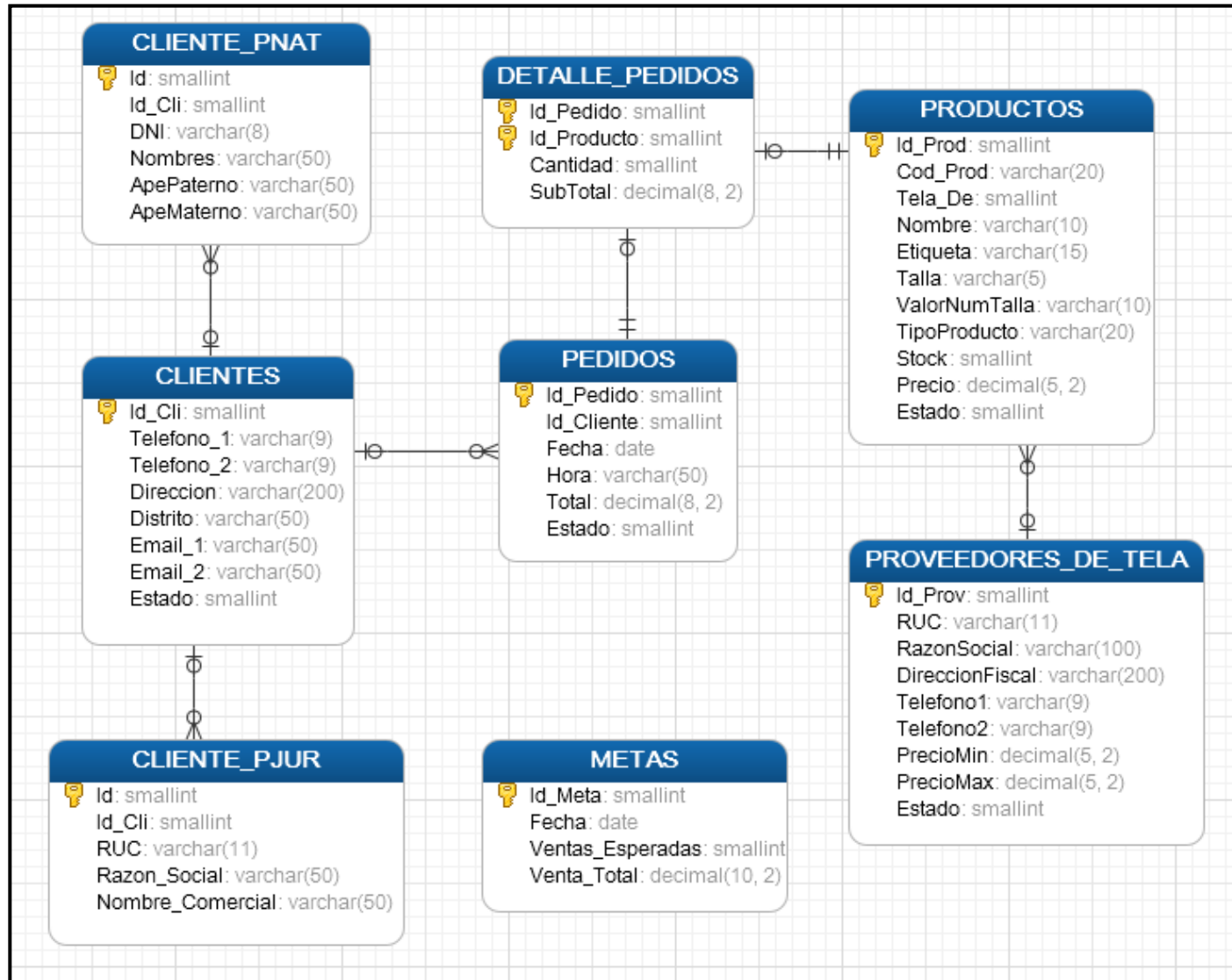
- ✓ **Hechos:** (Crecimiento de ventas)
- ✓ **Función de agregación:** SUM, DIVISIÓN, RESTA Y MULTIPLICACIÓN
- ✓ **Fórmula:**
$$\left(\left(\frac{SUM(Total Ventas Actual)}{SUM(Total Ventas Anterior)} \right) - 1 \right) * 100$$

2.2 Establecer Correspondencias

En esta segunda etapa, tendremos que analizar el Modelo Lógico de la Base de Datos OLTP (Ver Figura 2) y establecer las correspondencias con el Modelo Conceptual obtenido en la última etapa de la primera fase de la metodología (Ver Figura 3).

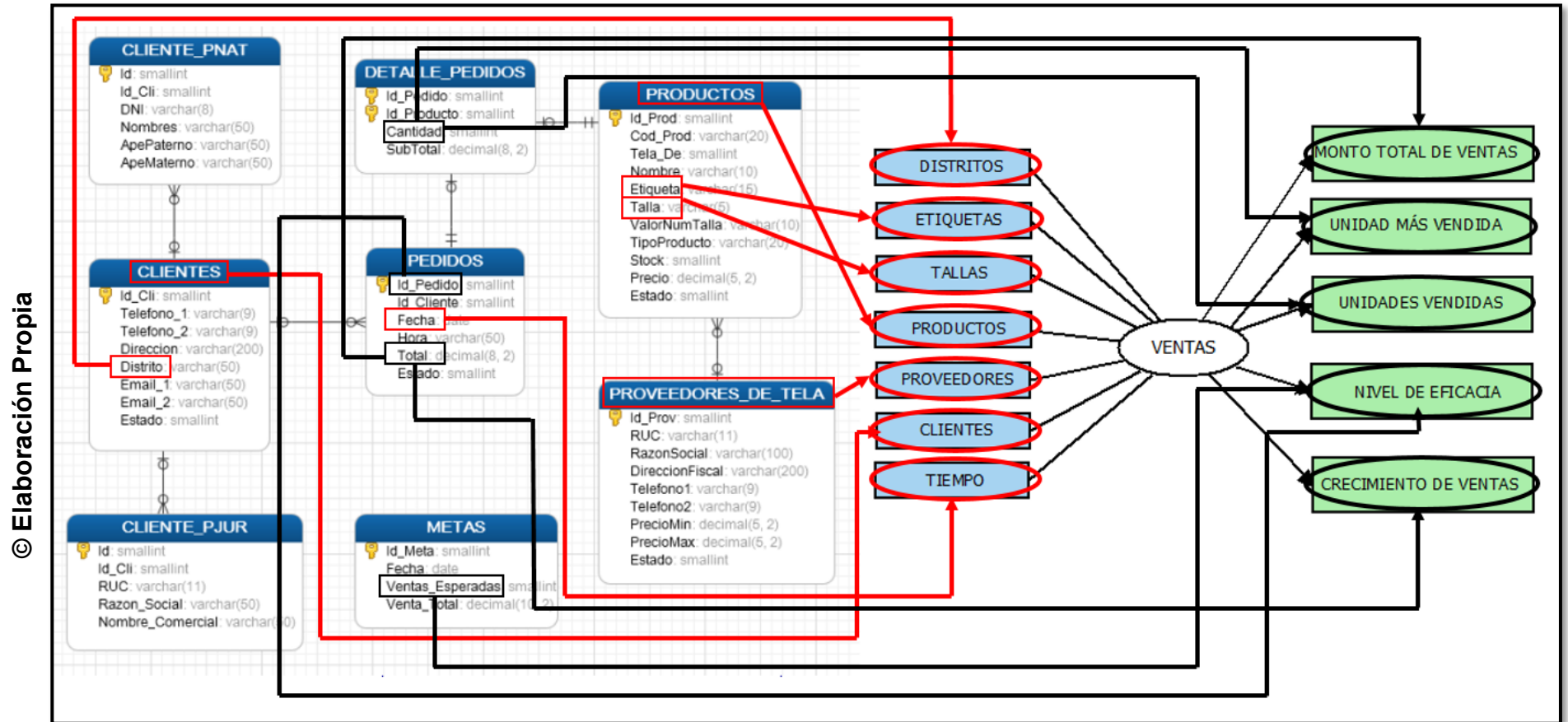
Figura 2

© Elaboración Propia



Modelo Lógico de la Base de Datos OLTP

Figura 3



Correspondencias entre la BD y el Modelo Conceptual

En la Tabla 2 se aprecia mejor las correspondencias obtenidas respecto a las perspectivas.

Tabla 2: Correspondencias de las perspectivas con la OLTP

Perspectivas	Tablas	Campos
Distritos	Cientes	Distrito
Etiquetas	Productos	Etiqueta
Tallas	Productos	Talla
Productos	Productos	Cod_Prod
		Nombre
		TipoProducto
Proveedores	Proveedores_De_Tela	RUC
		Telefono1
		Precio
Clientes	Clientes	NumeroDocumento
		Nombre
		Email1
		Telefono1
Tiempo	Pedidos	Fecha

©Fuente: Elaboración Propia

En la tabla 3 se aprecia mejor las correspondencias obtenidas respecto a los indicadores.

Tabla 3: Correspondencias de los indicadores con la OLTP

Indicadores	Tablas	Campos
Monto Total de Ventas	Pedidos	Total
Unidad más Vendida	Detalle_Pedidos	Cantidad
Unidades Vendidas	Detalle_Pedidos	Cantidad
Nivel de Eficacia	Metas	Ventas_Esperadas
	Pedidos	Id_Pedido
Crecimiento de Ventas	Pedidos	Total

©Fuente: Elaboración Propia

2.3 Nivel de Granularidad

En esta tercera etapa de la segunda fase la metodología estableceremos los campos que tendrán cada perspectiva, lo cual se obtiene de las correspondencias con la OLTP definidas en la etapa anterior, pues a través de estos se van a examinar y filtrar los indicadores.

- **Perspectiva Distritos**

El nivel de granularidad se aprecia en la tabla 4.

Tabla 4: Nivel de Granularidad para la perspectiva Distritos

Campo	Descripción
IdDistrito	Representa un único distrito en particular. Será clave primaria.
NomDistrito	Nombre del distrito.

©Fuente: Elaboración Propia

- **Perspectiva Etiquetas**

El nivel de granularidad se aprecia en la tabla 5.

Tabla 5: Nivel de Granularidad para la perspectiva Etiquetas

Campo	Descripción
IdEtiqueta	Representa una única etiqueta en particular. Será clave primaria.
NomEtiqueta	Nombre de la etiqueta.

©Fuente: Elaboración Propia

- **Perspectiva Tallas**

El nivel de granularidad se aprecia en la tabla 6.

Tabla 6: Nivel de Granularidad para la perspectiva Tallas

Campo	Descripción
IdTalla	Representa una única talla en particular. Será clave primaria.
Talla	Valor de la talla.

©Fuente: Elaboración Propia

- **Perspectiva Productos**

El nivel de granularidad se aprecia en la tabla 7.

Tabla 7: Nivel de Granularidad para la perspectiva Productos

Campo	Descripción
IdProducto	Representa un único producto en particular. Será clave primaria.
CodigoProducto	Código de producto que se calcula con la combinación de la primera letra del tipo y de la etiqueta del productos, seguido de un número correlativo.
NombreProducto	Nombre del Producto.
TpProducto	Tipo del Producto.

©Fuente: Elaboración Propia

- **Perspectiva Proveedores**

El nivel de granularidad se aprecia en la tabla 8.

Tabla 8: Nivel de Granularidad para la perspectiva Proveedores

Campo	Descripción
IdProveedor	Representa un único proveedor en particular. Será clave primaria.
NumDocProveedor	Número de RUC del proveedor.
TelefonoProveedor	Teléfono de contacto del proveedor.
PrecioPromedio	Promedio del Precio Mínimo y el Precio Máximo.

©Fuente: Elaboración Propia

- **Perspectiva Clientes**

El nivel de granularidad se aprecia en la tabla 9.

Tabla 9: Nivel de Granularidad para la perspectiva Clientes

Campo	Descripción
IdCliente	Representa un único cliente en particular. Será clave primaria.
NumDocCliente	Número de RUC o número de DNI del cliente.
NombreCliente	Nombres completos si es persona natural o razón comercial si es jurídica.

CorreoCliente	Correo electrónico del cliente.
TelefonoCliente	Teléfono de contacto de lcliente.

©Fuente: Elaboración Propia

- **Perspectiva Tiempo**

El nivel de granularidad se aprecia en la tabla 10.

Tabla 10: Nivel de Granularidad para la perspectiva Tiempo

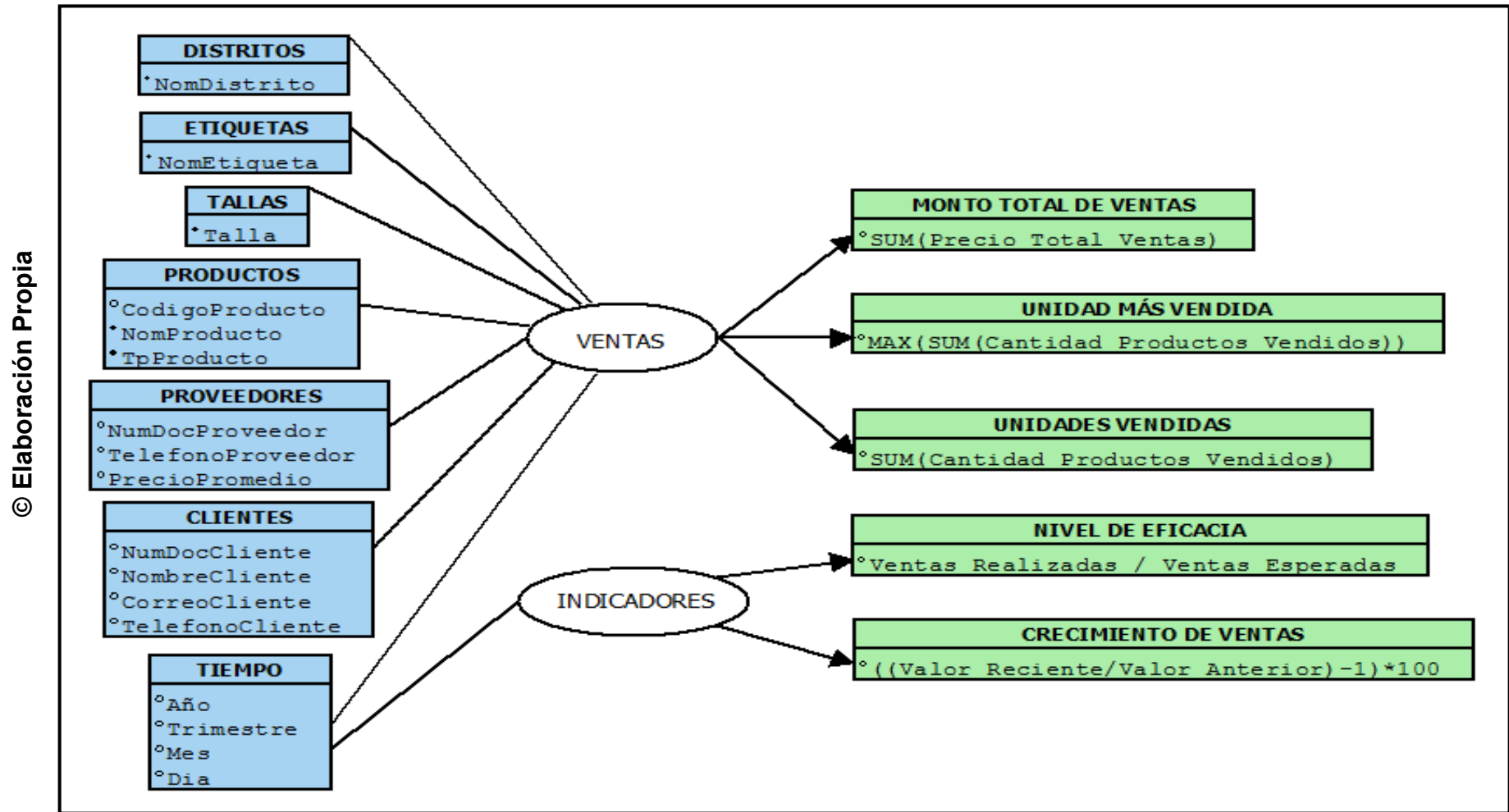
Campo	Descripción
IdTiempo	Representa una única fecha en particular. Se calcula con la combinación del año, mes y día. Será clave primaria.
Año	Número del año.
Trimestre	Número del trimestre.
Mes	Nombre del mes,
Día	Nombre del día,

©Fuente: Elaboración Propia

2.4 Modelo Conceptual Ampliado

En esta última fase de la segunda etapa de la metodología, graficaremos los resultados obtenido en las fases previas mediante el Modelo Conceptual Ampliado (ver Figura 4). Dentro de cada perspectiva incluiremos los campos seleccionados y dentro de los indicadores la respectiva fórmula de cálculo.

Figura 4



Modelo Conceptual Ampliado

III. Modelo Lógico del DW

3.1 Tipo de Modelo Lógico del DW

En esta tercera fase de la metodología debemos seleccionar cuál será el tipo de esquema que utilizaremos para la construcción del esquema del depósito de datos.

Para ello debemos especificar la forma de construcción de la tabla de hechos, analizando 3 casos, los cuales son:

- **CASO 1:** Si en dos o más preguntas de negocio figuran los mismos indicadores pero con diferentes perspectivas de análisis, existirán tantas tablas de hechos como preguntas cumplan esta condición.
- **CASO 2:** Si en dos o más preguntas de negocio figuran diferentes indicadores con diferentes perspectivas de análisis, existirán tantas tablas de hechos como preguntas cumplan esta condición.
- **CASO 3:** Se deberán unificar aquellos interrogantes que posean diferentes indicadores pero iguales perspectivas de análisis.

Siendo el caso detectado el número 2 para esta investigación.

Por lo tanto, se construirán dos tablas de hechos, lo cual genera un Modelo Lógico de Tipo **CONSTELACIÓN**.

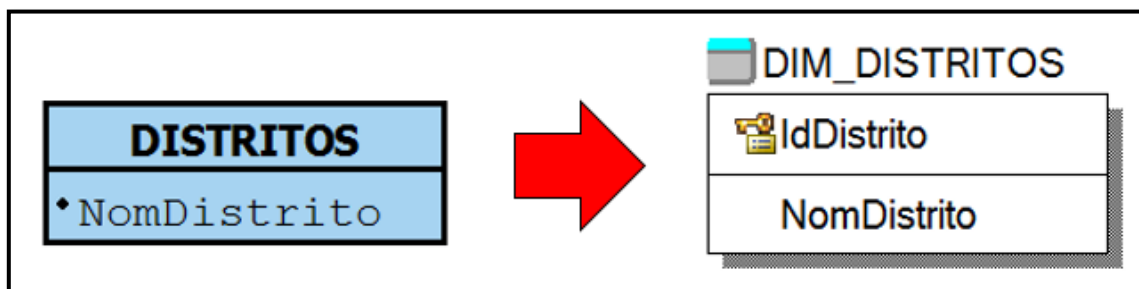
3.2 Tabla de Dimensiones

En esta segunda etapa de la tercera fase, definiremos las dimensiones a partir de cada perspectiva definida en el modelo conceptual ampliado.

a. Dimensión a partir de la perspectiva Distritos (Ver Figura 5)

- La nueva tabla de dimensión tiene el nombre de “**DIM_DISTRITOS**”.
- Se le agregará una clave primaria llamada “**IdDistrito**”.
- El nombre del campo “**NomDistrito**” no se modificará.

Figura 5

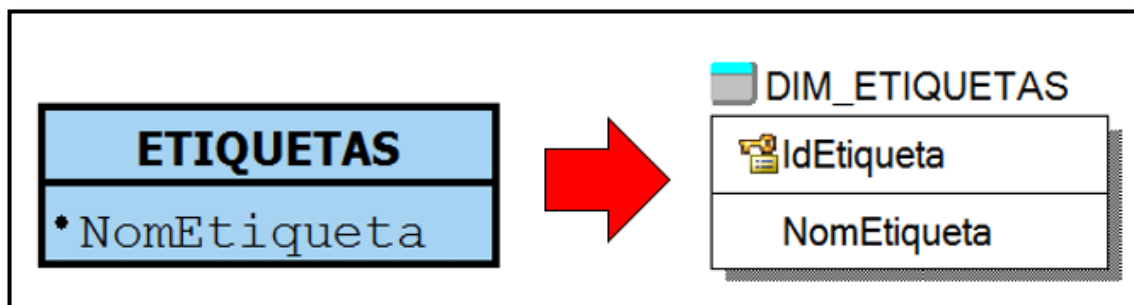


Dimensión "DIM_DISTRITOS"

b. Dimensión a partir de la perspectiva Etiquetas (Ver Figura 6)

- La nueva tabla de dimensión tiene el nombre de "DIM_ETIQUETAS".
- Se le agregará una clave primaria llamada "IdEtiqueta".
- El nombre del campo "NomEtiqueta" no se modificará.

Figura 6



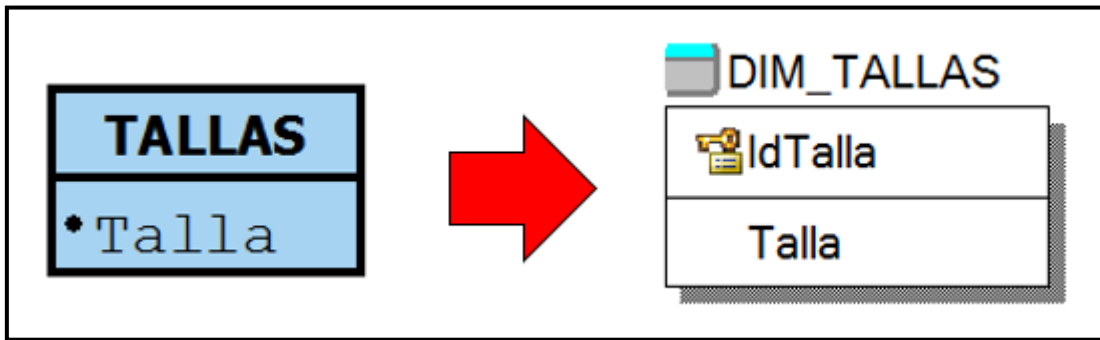
Dimensión "DIM_ETIQUETAS"

c. Dimensión a partir de la perspectiva Tallas (Ver Figura 7)

- La nueva tabla de dimensión tiene el nombre de "DIM_TALLAS".
- Se le agregará una clave primaria llamada "IdTalla".
- El nombre del campo "Talla" no se modificará.

Figura 7

© Elaboración Propia



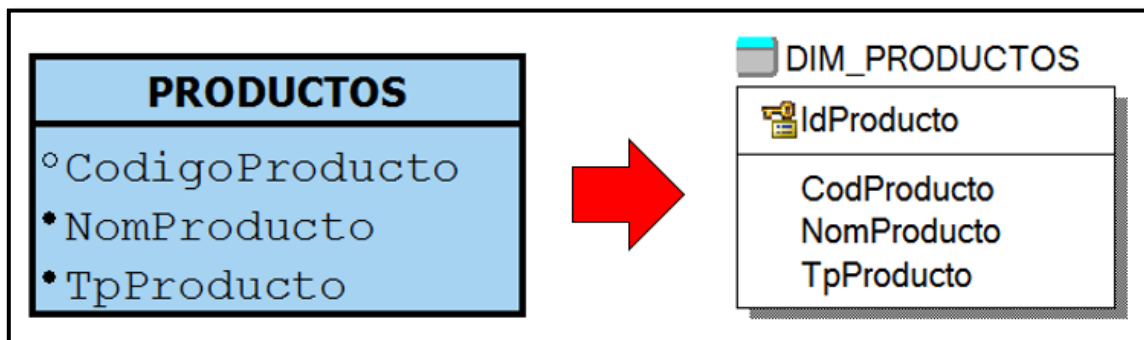
Dimensión “DIM_TALLAS”

d. Dimensión a partir de la Perspectiva Productos (Ver Figura 8)

- La nueva tabla de dimensión tiene el nombre de “DIM_PRODUCTOS”.
- Se le agregará una clave primaria llamada “IdProducto”.
- El nombre del campo “CodigoProducto” no se modificará.
- El nombre del campo “NomProducto” no se modificará.
- El nombre del campo “TpProducto” no se modificará.

Figura 8

© Elaboración Propia



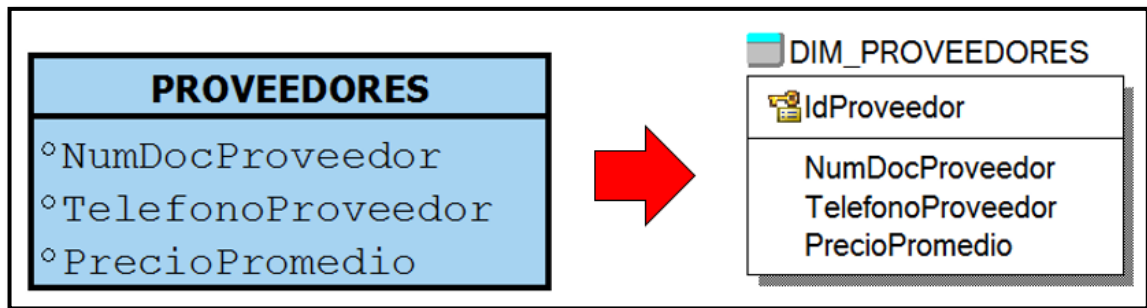
Dimensión “DIM_PRODUCTOS”

e. Dimensión a partir de la Perspectiva Proveedores (Ver Figura 9)

- La nueva tabla de dimensión tiene el nombre de “**DIM_PROVEEDORES**”.
- Se le agregará una clave primaria llamada “**IdProveedor**”.
- El nombre del campo “**NumDocProveedor**” no se modificará.
- El nombre del campo “**TelefonoProveedor**” no se modificará.
- El nombre del campo “**PrecioPromedio**” no se modificará.

Figura 9

© Elaboración Propia



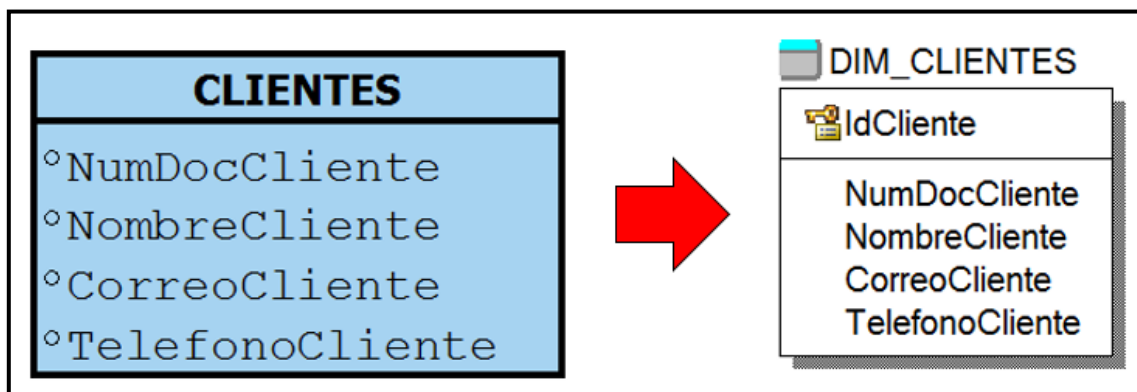
Dimensión “DIM_PROVEEDORES”

f. Dimensión a partir de la Perspectiva Clientes (Ver Figura 10)

- La nueva tabla de dimensión tiene el nombre de “**DIM_CLIENTES**”.
- Se le agregará una clave primaria llamada “**IdCliente**”.
- El nombre del campo “**NumDocCliente**” no se modificará.
- El nombre del campo “**NombreCliente**” no se modificará.
- El nombre del campo “**CorreoCliente**” no se modificará.
- El nombre del campo “**TelefonoCliente**” no se modificará.

Figura 10

© Elaboración Propia



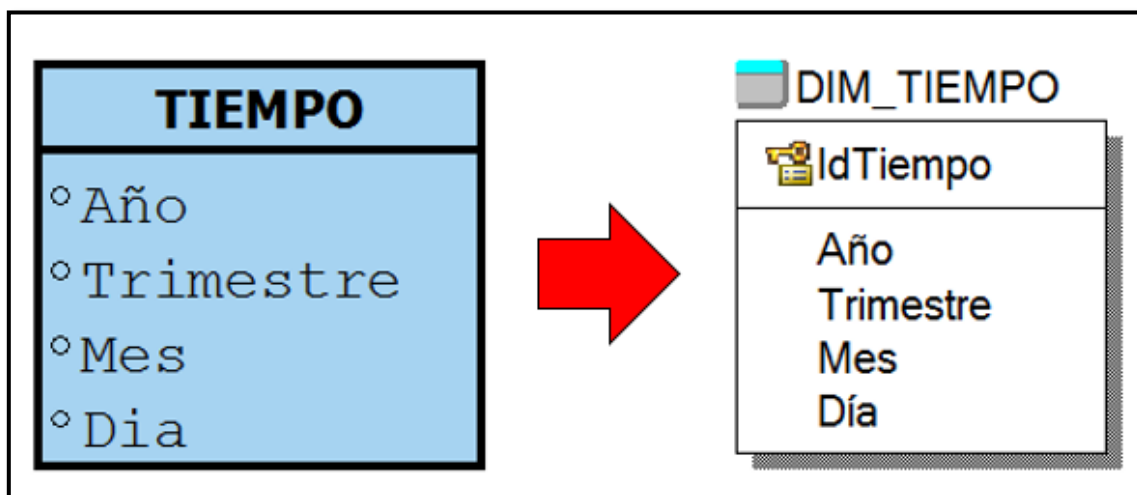
Dimensión "DIM_CLIENTES"

g. Dimensión a partir de la Perspectiva Tiempo (Ver Figura 11)

- La nueva tabla de dimensión tiene el nombre de "DIM_TIEMPO".
- Se le agregará una clave primaria llamada "IdTiempo".
- El nombre del campo "Año" no se modificará.
- El nombre del campo "Trimestre" no se modificará.
- El nombre del campo "Mes" no se modificará.
- El nombre del campo "Día" no se modificará.

Figura 11

© Elaboración Propia



Dimensión "DIM_TIEMPO"

3.3 Tablas de Hechos

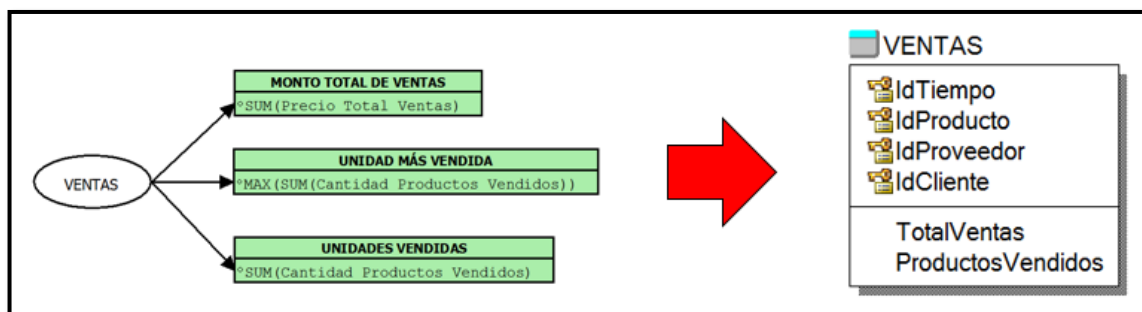
En esta tercera etapa, de la tercera fase de la metodología, se deberán crear las tablas de hechos. Anteriormente definimos que usaremos el Modelo Constelación, por lo que tendremos 2 tablas de hechos.

a. 1º Tabla de Hechos

- La tabla de hechos tendrá el nombre de “**VENTAS**”.
- Tendrá una clave primaria conformada por las claves primarias de las dimensiones que anteriormente hemos definido (“IdProducto”, “IdProveedor”, “IdCliente”, “IdTiempo”).
- Se crearán dos indicadores.
- El nombre del indicador “Monto Total de Ventas” se modificará a “TotalVentas”.
- El nombre del indicador “Unidades Vendidas” se modificará a “ProductosVendidos”.

Figura 12

© Elaboración Propia



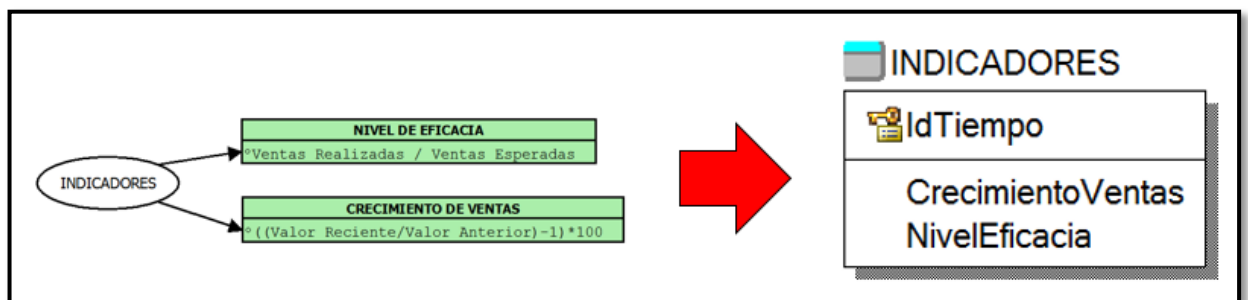
Hechos “VENTAS”

b. 2º Tabla de Hechos

- La tabla de hechos tendrá el nombre de “INDICADORES”.
- Tendrá una clave primaria conformada por la clave primaria de la dimensión Tiempo (DIM_TIEMPO).
- Se crearán dos indicadores. Los demás indicadores no se hallarán en el ETL, se calcularán lógicamente en el Sistema Web para visualizar los reportes.
- El nombre del indicador “Nivel de Eficacia” se modificará a “NivelEficacia”.
- El nombre del indicador “Crecimiento de Ventas” se modificará a “CrecimientoVentas”.

Figura 13

© Elaboración Propia

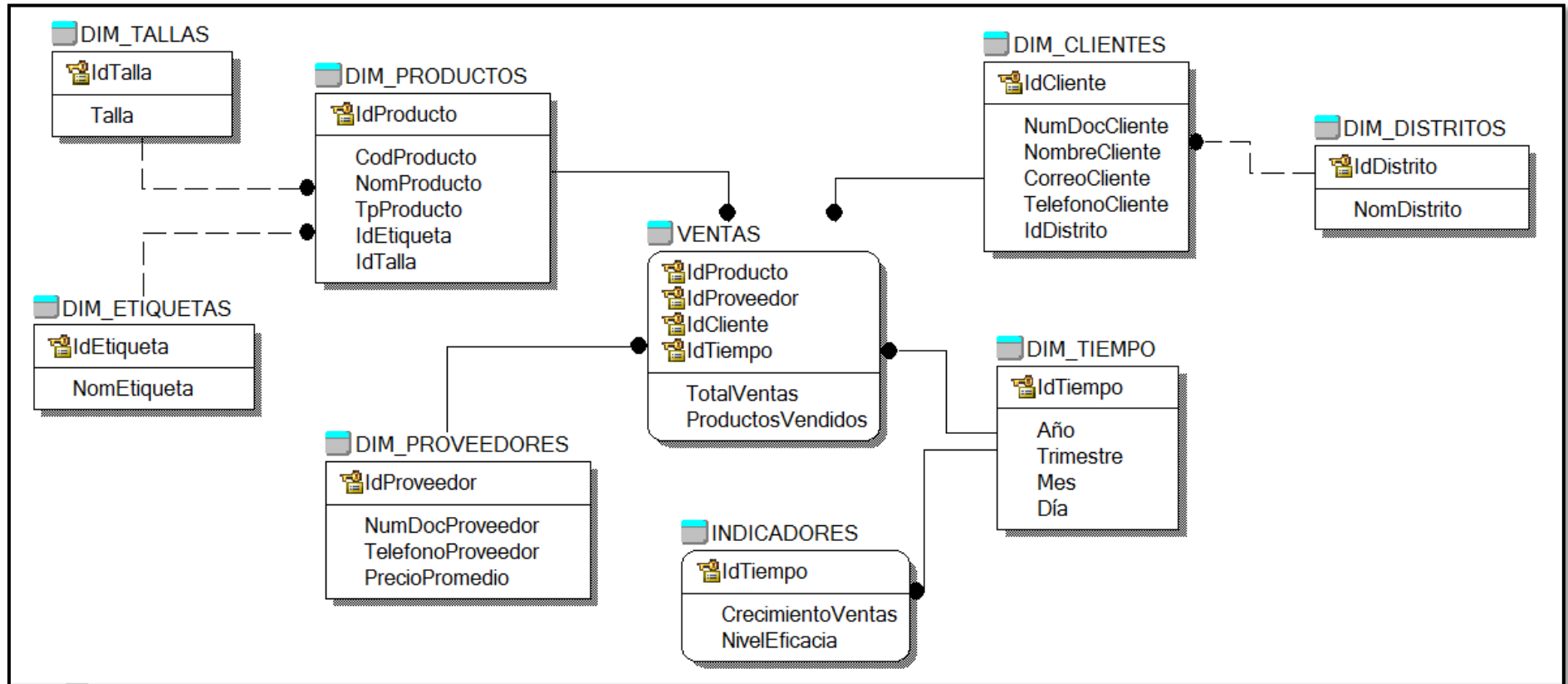


Hechos “INDICADORES”

3.4 Uniones

En esta última etapa de la tercera fase de la metodología realizaremos la respectiva unión entre las Dimensiones y la tabla de Hechos. (Ver Figura 14).

Figura 14



© Elaboración Propia

Unión de las Dimensiones y las tablas de Hechos

IV. Integración de Datos

4.1 Carga Inicial

En esta primera etapa de la última fase de la metodología Hefesto se realizaron los respectivos procesos ETL (Extracción, Transformación y Carga), en el cual se extrajeron los datos pertinentes del modelo origen OLTP, se transformaron, uniformizaron y adecuaron los datos y se cargaron al modelo destino, el cual es el modelo lógico elaborado en la etapa anterior

En esta etapa para el proceso ETL, se utilizó una herramienta Open Source de la suite SQL Server, llamada ANALYSIS SERVICES.

PROCESOS ETL

➤ Limpieza de Datos

- Primero, debemos hacer una limpieza de toda la data de nuestro esquema, para ello usaremos el siguiente sentencia SQL (Ver Figura 15).

Figura 15

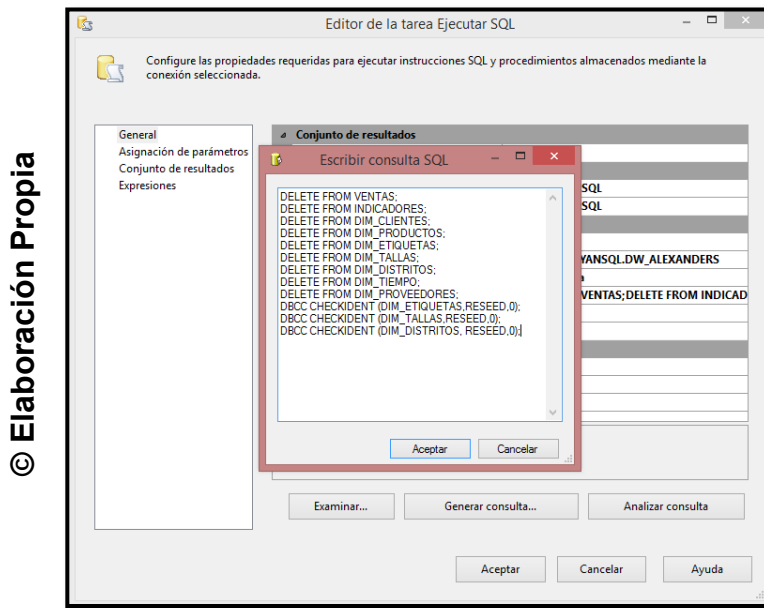
© Elaboración Propia

```
-- LIMPIEZA DE DATOS --
DELETE FROM VENTAS;
DELETE FROM INDICADORES;
DELETE FROM DIM_CLIENTES;
DELETE FROM DIM_PRODUCTOS;
DELETE FROM DIM_ETIQUETAS;
DELETE FROM DIM_TALLAS;
DELETE FROM DIM_DISTritos;
DELETE FROM DIM_TIEMPO;
DELETE FROM DIM_PROVEEDORES;
DBCC CHECKIDENT (DIM_ETIQUETAS, RESEED, 0);
DBCC CHECKIDENT (DIM_TALLAS, RESEED, 0);
DBCC CHECKIDENT (DIM_DISTritos, RESEED, 0);
```

Sentencia SQL “Limpieza de Datos”

- Creamos una “Tarea Ejecutar SQL” en el Analysis Services y ponemos nuestra sentencia SQL para poder ejecutarla en la secuencia (Ver Figura 16).

Figura 16



© Elaboración Propia

Tarea SQL para la Limpieza de Datos

- Por último, añadimos la “Tarea Ejecutar SQL” al contenedor de Secuencia (Ver Figura 17).

Figura 17



© Elaboración Propia

Contenedor de Secuencia I

➤ **Carga de datos de la Dimensión “DIM_DISTRITOS”**

- Para la carga de datos de esta dimensión se usará la Sentencia SQL mostrada en la Figura 18.

Figura 18

© Elaboración Propia

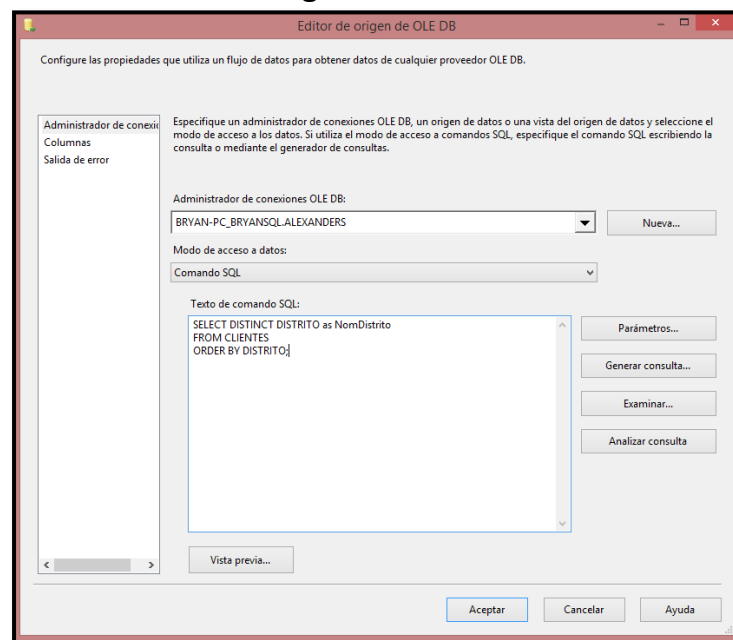
```
-- POBLAR DIM_DISTRITOS --  
SELECT DISTINCT DISTRITO as NomDistrito  
FROM CLIENTES  
ORDER BY DISTRITO;
```

Sentencia SQL para poblar la Dimensión “DIM_DISTRITOS”

- Creamos una “Tarea de Flujo de Datos”.
- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Origen de OLE DB”. Aquí usaremos la Sentencia SQL (Ver Figura 19).

Figura 19

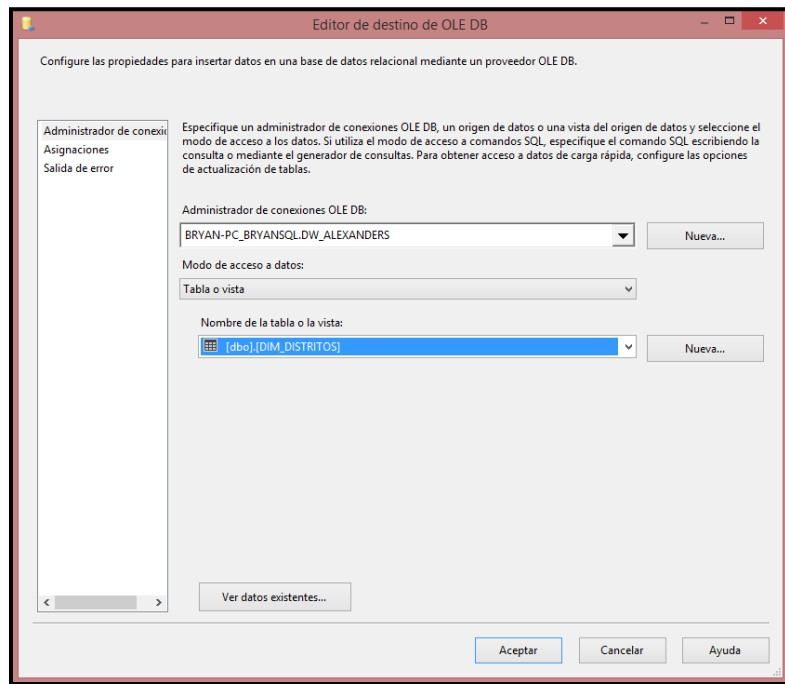
© Elaboración Propia



Origen OLE DB – DIM_DISTRITOS

- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Destino de OLE DB”. Aquí se almacenará el resultado de la Sentencia SQL (Ver Figura 20).

Figura 20

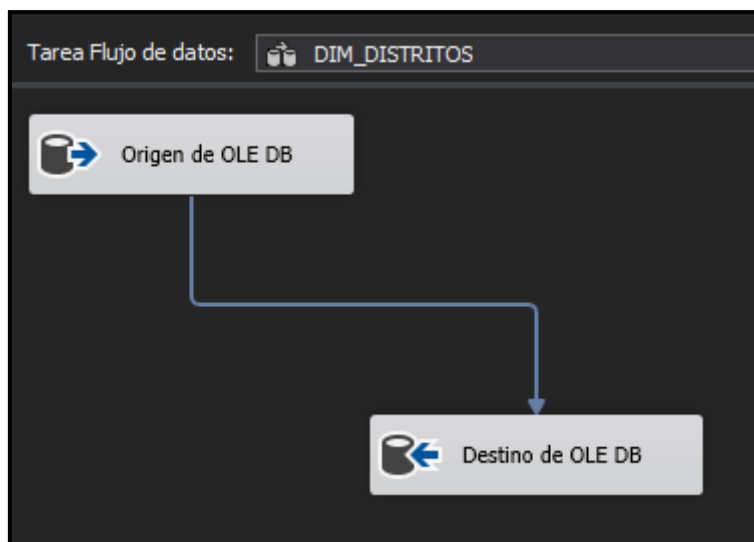


© Elaboración Propia

Destino OLE DB - "DIM_DISTritos"

- Luego debemos unir el "Origen OLE DB" con el "Destino OLE DB" (Ver Figura 21).

Figura 21



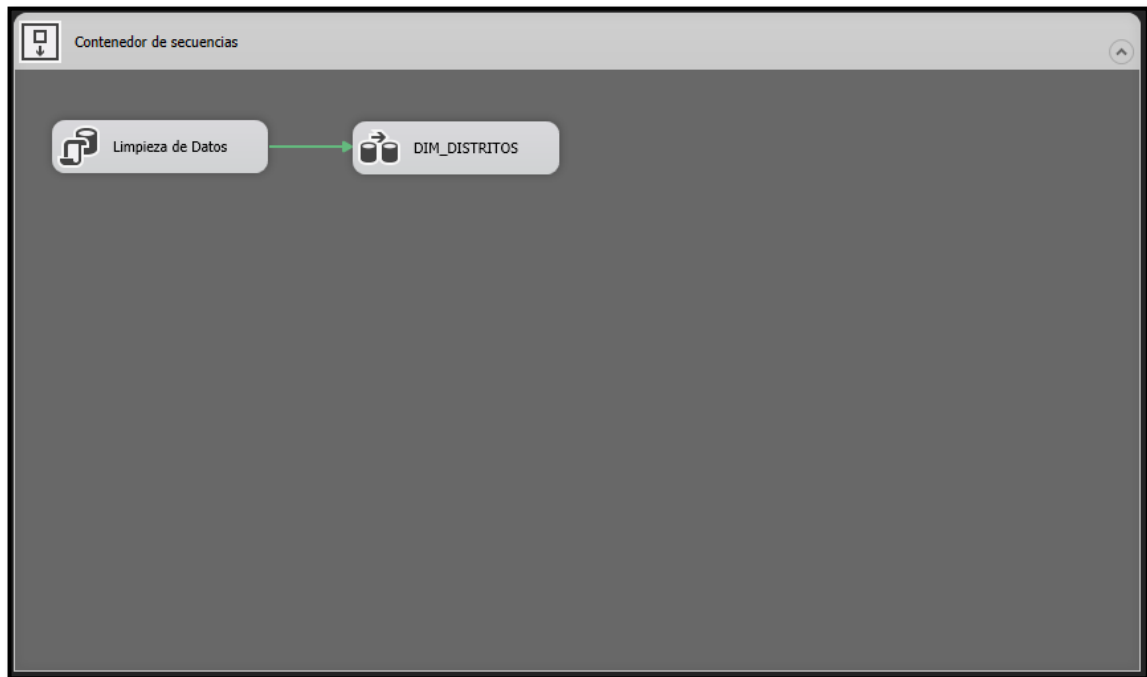
© Elaboración Propia

Unión Origen y Destino OLE DB - "DIM_DISTritos"

- Por último, añadimos el “Flujo de Control” al contenedor de secuencias (Ver Figura 22).

Figura 22

© Elaboración Propia



Contenedor de Secuencias II

➤ **Carga de datos de la Dimensión “DIM_ETIQUETAS”**

- Para la carga de datos de esta dimensión se usará la Sentencia SQL mostrada en la Figura 23.

Figura 23

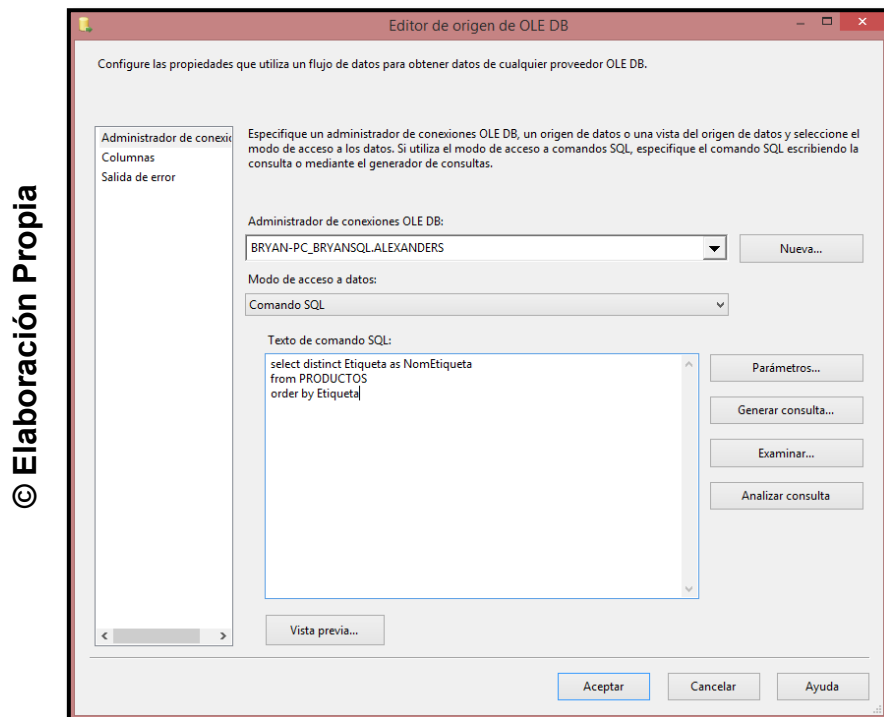
© Elaboración Propia

```
-- POBLAR DIM_ETIQUETAS --  
select distinct Etiqueta as NomEtiqueta  
from PRODUCTOS  
order by Etiqueta
```

**Sentencia SQL para poblar la Dimensión -
“DIM_ETIQUETAS”**

- Creamos una “Tarea de Flujo de Datos”.
- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Origen de OLE DB”. Aquí usaremos la Sentencia SQL (Ver Figura 24).

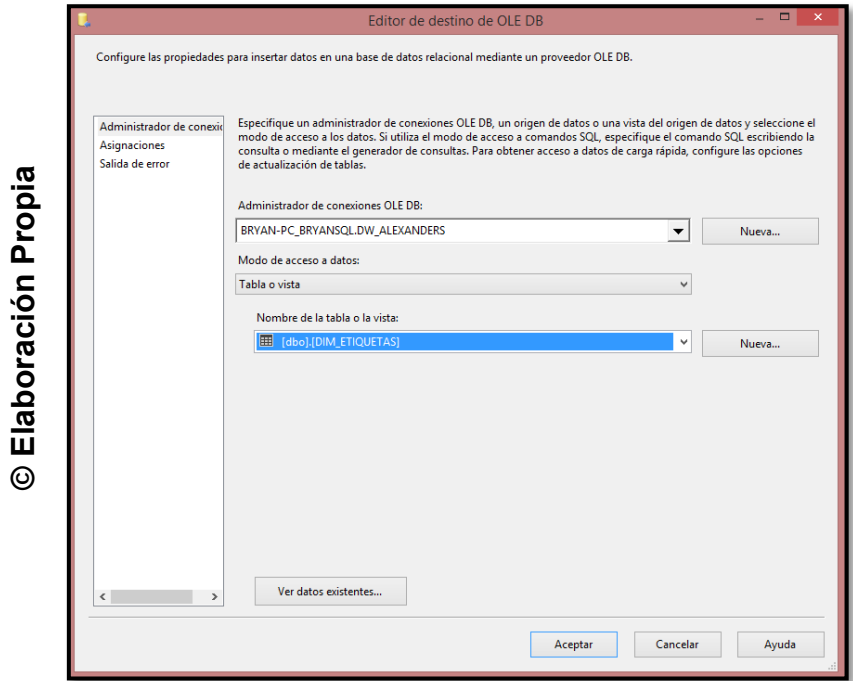
Figura 24



Origen OLE DB - “DIM_ETIQUETAS”

- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Destino de OLE DB”. Aquí se almacenará el resultado de la Sentencia SQL (Ver Figura 25).

Figura 25

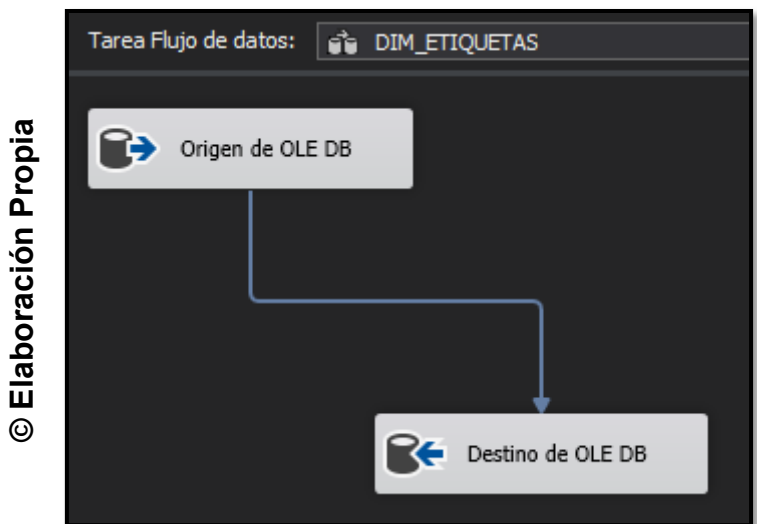


© Elaboración Propia

Destino OLE DB - "DIM_ETIQUETAS"

- Luego debemos unir el "Origen OLE DB" con el "Destino OLE DB" (Ver Figura 26).

Figura 26



© Elaboración Propia

Unión de Origen y Destino OLE DB - "DIM_ETIQUETAS"

- Por último, añadimos el “Flujo de Control” al contenedor de secuencias (Ver Figura 27).

Figura 27

© Elaboración Propia



Contenedor de Secuencias III

- **Carga de datos de la Dimensión “DIM_TALLAS”**
 - Para la carga de datos de esta dimensión se usará la Sentencia SQL mostrada en la Figura 28.

Figura 28

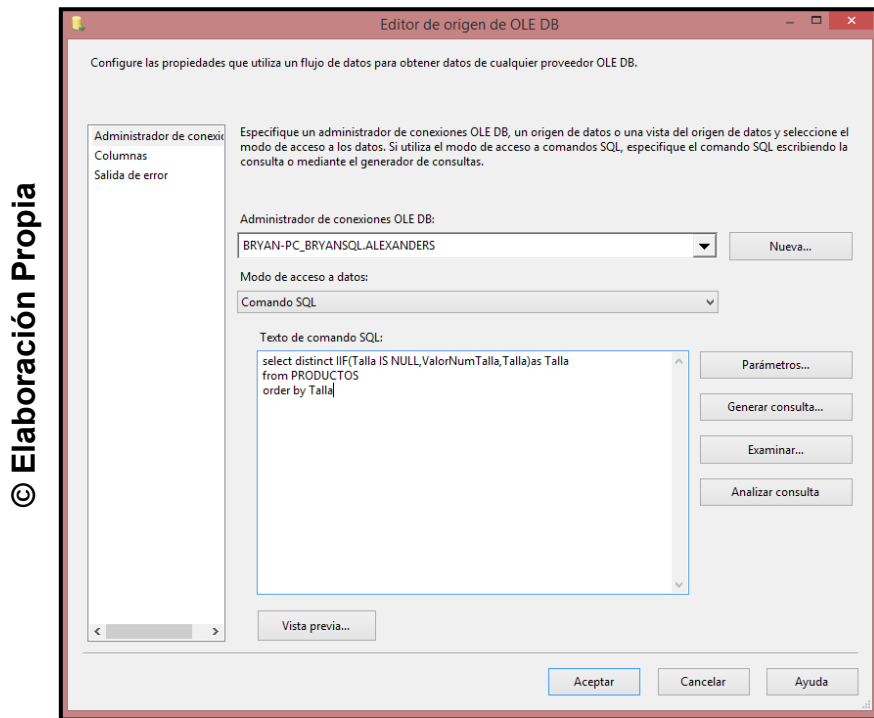
© Elaboración Propia

```
-- POBLAR DIM_TALLAS --
select distinct IIF(Talla IS NULL,ValorNumTalla,Talla)as Talla
from PRODUCTOS
order by Talla
```

Sentencia SQL para poblar la Dimensión - “DIM_TALLAS”

- Creamos una “Tarea de Flujo de Datos”.
- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Origen de OLE DB”. Aquí usaremos la Sentencia SQL (Ver Figura 29).

Figura 29

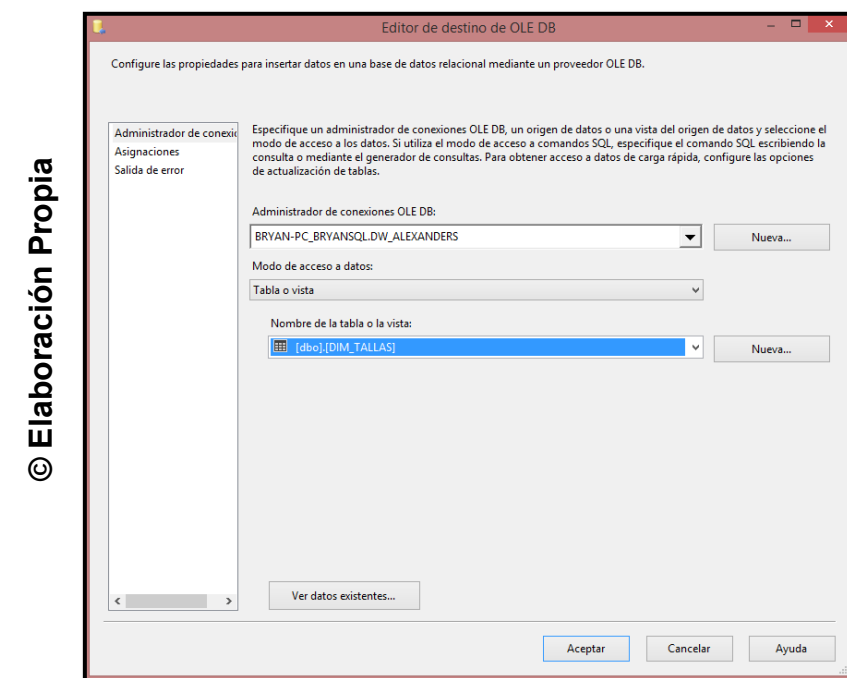


© Elaboración Propia

Origen OLE DB - "DIM_TALLAS"

- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un "Destino de OLE DB". Aquí se almacenará el resultado de la Sentencia SQL (Ver Figura 30).

Figura 30

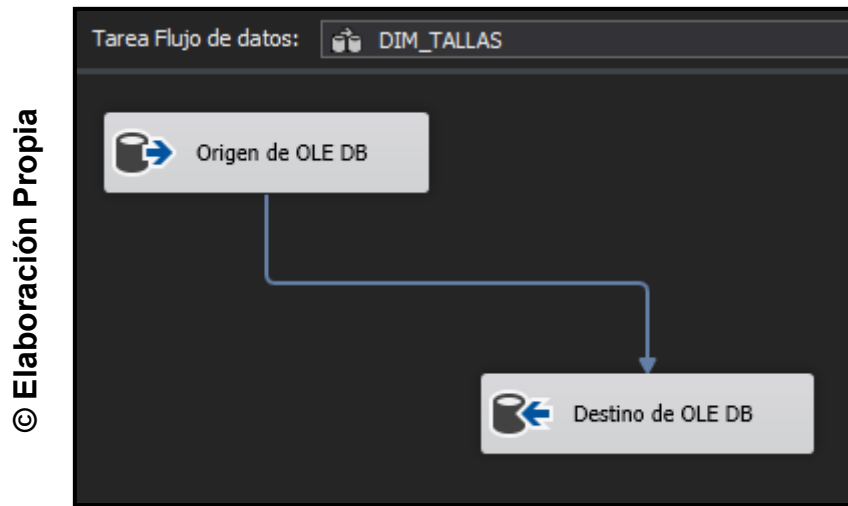


© Elaboración Propia

Destino OLE DB - "DIM_TALLAS"

- Luego debemos unir el “Origen OLE DB” con el “Destino OLE DB” (Ver Figura 31).

Figura 31

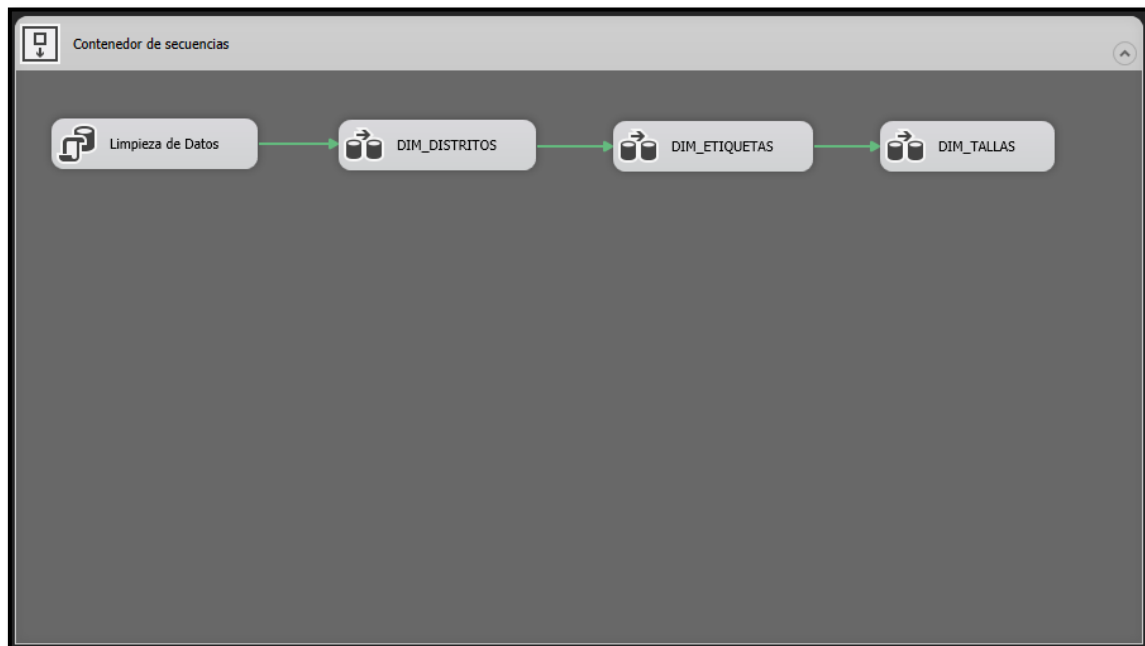


© Elaboración Propia

Unión Origen y Destino OLE DB - “DIM_TALLAS”

- Por último, añadimos el “Flujo de Control” al contenedor de secuencias (Ver Figura 32).

Figura 32



© Elaboración Propia

Contenedor de Secuencias IV

➤ **Carga de datos de la Dimensión “DIM_PRODUCTOS”**

- Para la carga de datos de esta dimensión se usará la Sentencia SQL mostrada en la Figura 33.

Figura 33

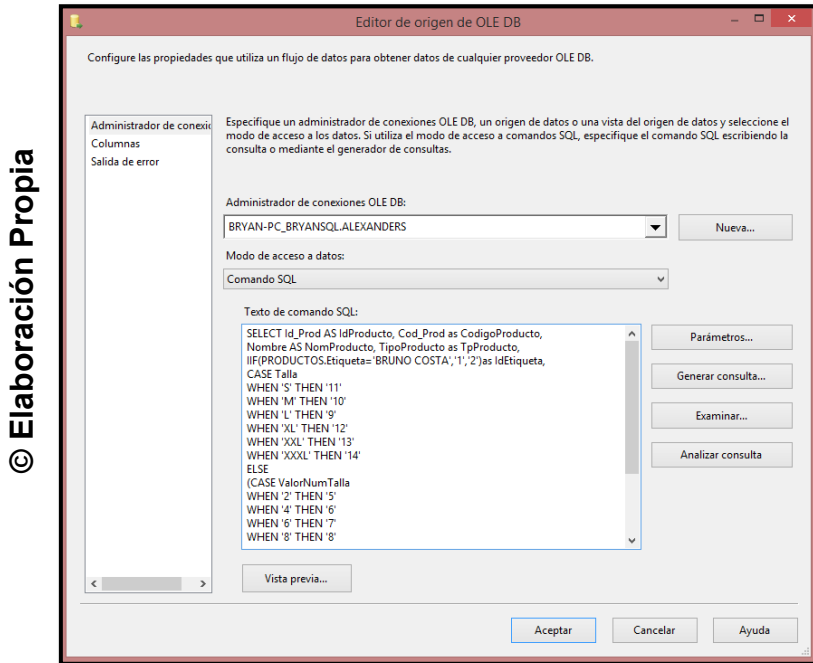
© Elaboración Propia

```
-- POBLAR DIM_PRODUCTOS --
SELECT Id_Prod AS IdProducto, Cod_Prod asCodigoProducto,
Nombre AS NomProducto, TipoProducto as TpProducto,
IIF(PRODUCTOS.Etiqueta='BRUNO COSTA','1','2')as IdEtiqueta,
CASE Talla
WHEN 'S' THEN '11'
WHEN 'M' THEN '10'
WHEN 'L' THEN '9'
WHEN 'XL' THEN '12'
WHEN 'XXL' THEN '13'
WHEN 'XXXL' THEN '14'
ELSE
(CASE ValorNumTalla
WHEN '2' THEN '5'
WHEN '4' THEN '6'
WHEN '6' THEN '7'
WHEN '8' THEN '8'
WHEN '10' THEN '1'
WHEN '12' THEN '2'
WHEN '14' THEN '3'
WHEN '16' THEN '4'
END)
END AS IdTalla
FROM PRODUCTOS;
```

Sentencia SQL para poblar la Dimensión - “DIM_PRODUCTOS”

- Creamos una “Tarea de Flujo de Datos”.
- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Origen de OLE DB”. Aquí usaremos la Sentencia SQL (Ver Figura 34).

Figura 34

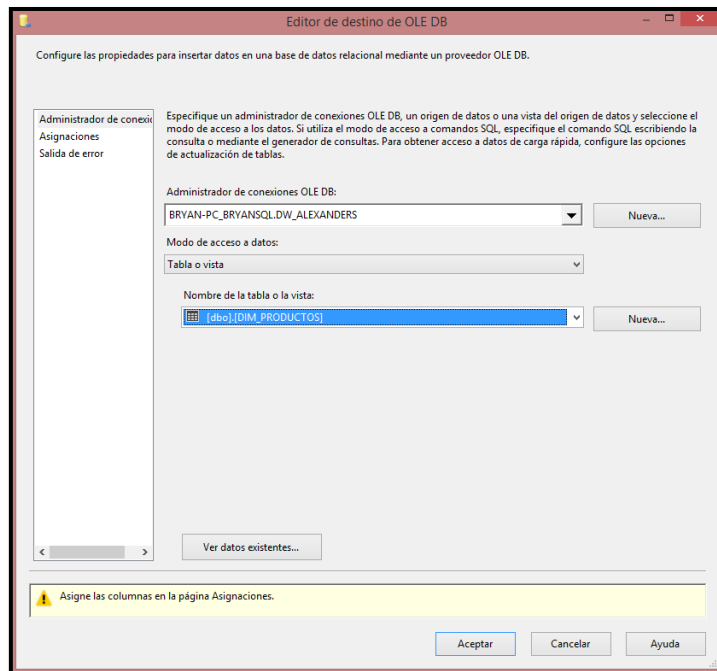


© Elaboración Propia

Origen OLE DB - "DIM_PRODUCTOS"

- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un "Destino de OLE DB". Aquí se almacenará el resultado de la Sentencia SQL (Ver Figura 35).

Figura 35

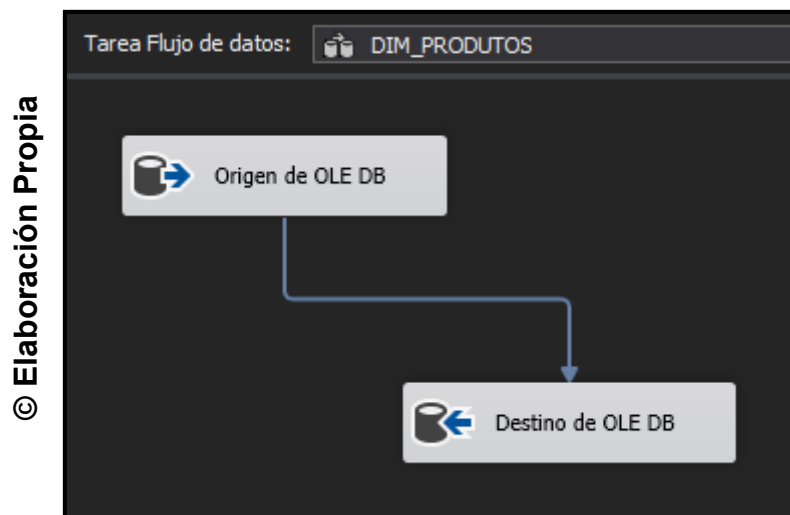


© Elaboración Propia

Destino OLE DB - "DIM_PRODUCTOS"

- Luego debemos unir el “Origen OLE DB” con el “Destino OLE DB” (Ver Figura 36).

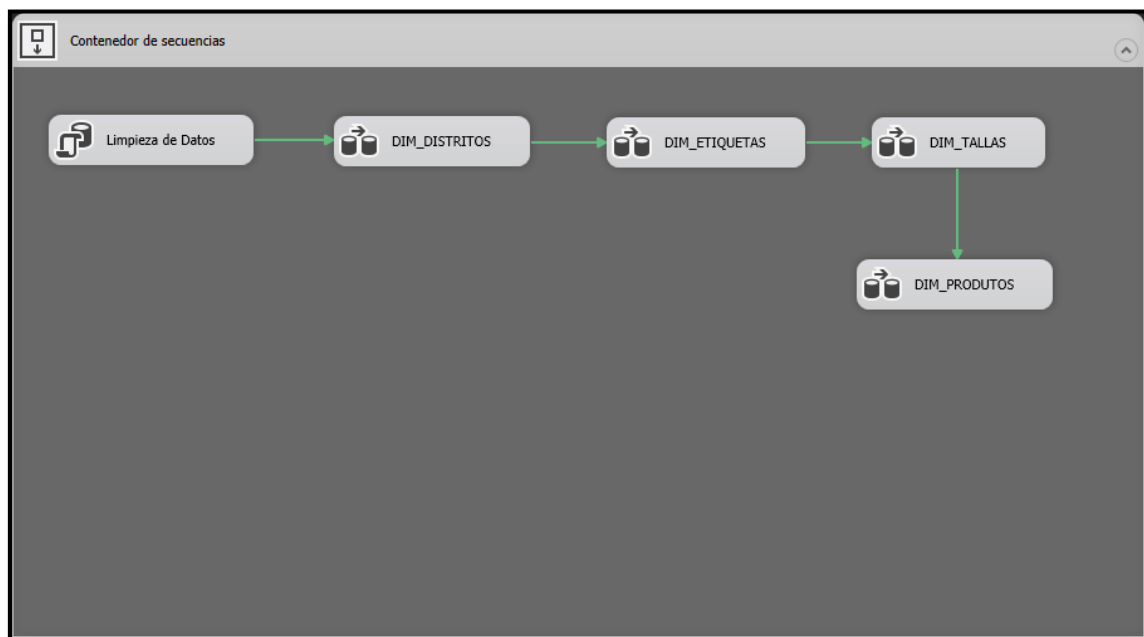
Figura 36



Unión Origen y Destino OLE DB - “DIM_PRODUCTOS”

- Por último, añadimos el “Flujo de Control” al contenedor de secuencias (Ver Figura 37).

Figura 37



Contenedor de Secuencias V

© Elaboración Propia

➤ **Carga de datos de la Dimensión “DIM_PROVEEDORES”**

- Para la carga de datos de esta dimensión se usará la Sentencia SQL mostrada en la Figura 38.

Figura 38

© Elaboración Propia

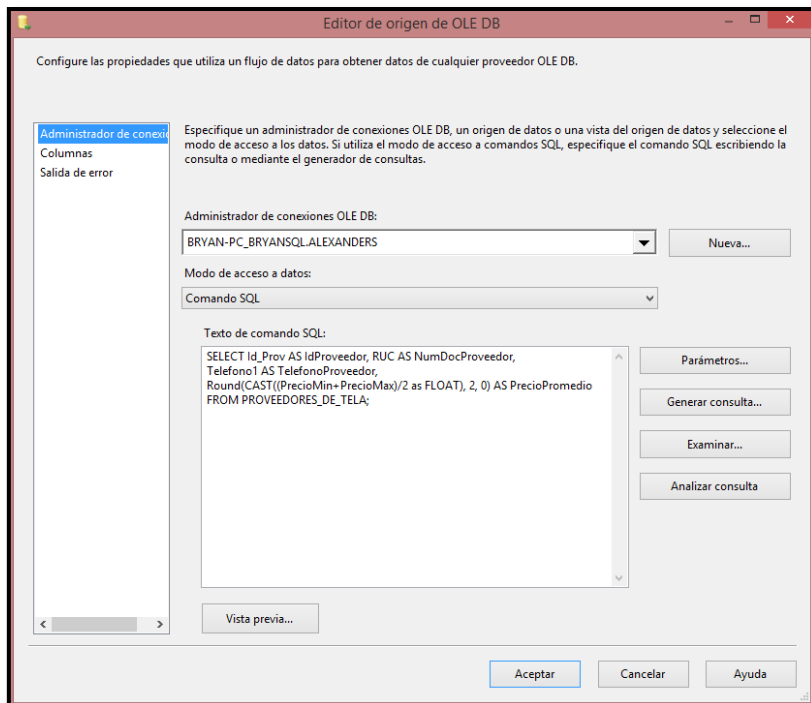
```
-- POBLAR DIM_PROVEEDORES --  
SELECT Id_Prov AS IdProveedor, RUC AS NumDocProveedor,  
Telefono1 AS TelefonoProveedor,  
Round(CAST((PrecioMin+PrecioMax)/2 as FLOAT), 2, 0) AS PrecioPromedio  
FROM PROVEEDORES_DE_TELA;
```

Sentencia SQL para poblar la Dimensión - “DIM_PROVEEDORES”

- Creamos una “Tarea de Flujo de Datos”.
- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Origen de OLE DB”. Aquí usaremos la Sentencia SQL (Ver Figura 39).

Figura 39

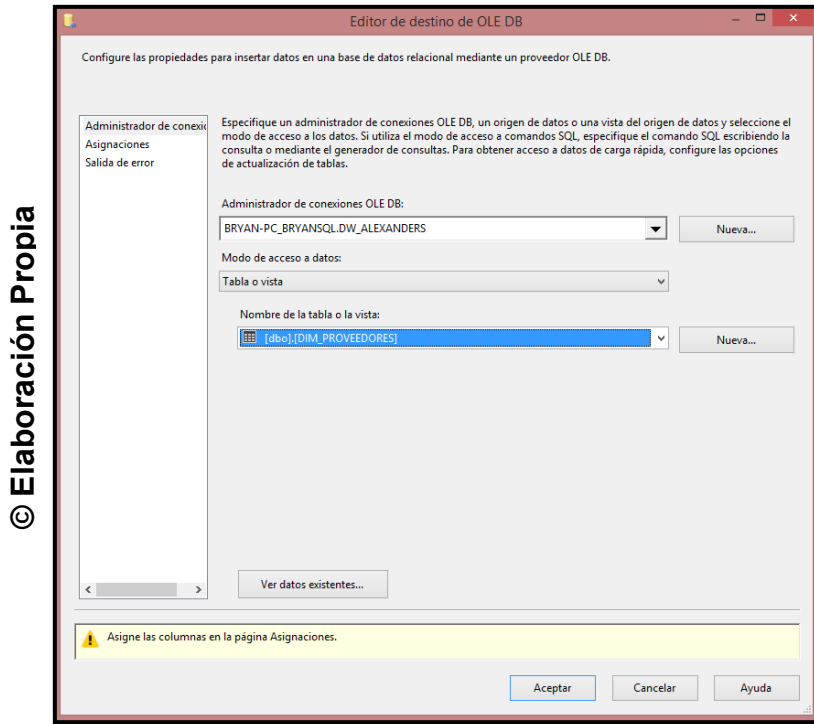
© Elaboración Propia



Origen OLE DB - “DIM_PROVEEDORES”

- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Destino de OLE DB”. Aquí se almacenará el resultado de la Sentencia SQL (Ver Figura 40).

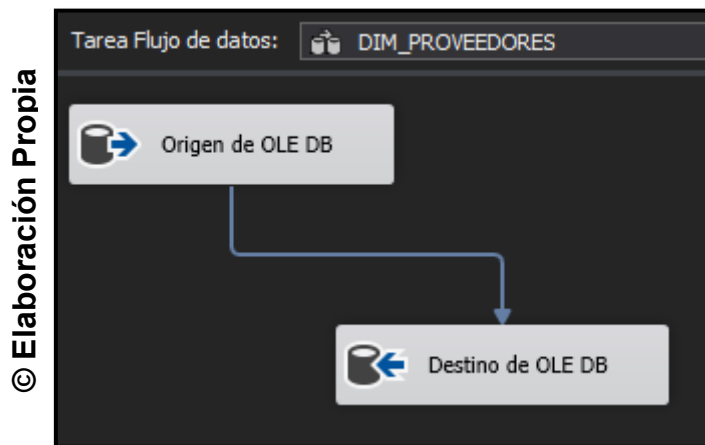
Figura 40



Destino OLE DB - “DIM_PROVEEDORES”

- Luego debemos unir el “Origen OLE DB” con el “Destino OLE DB” (Ver Figura 41).

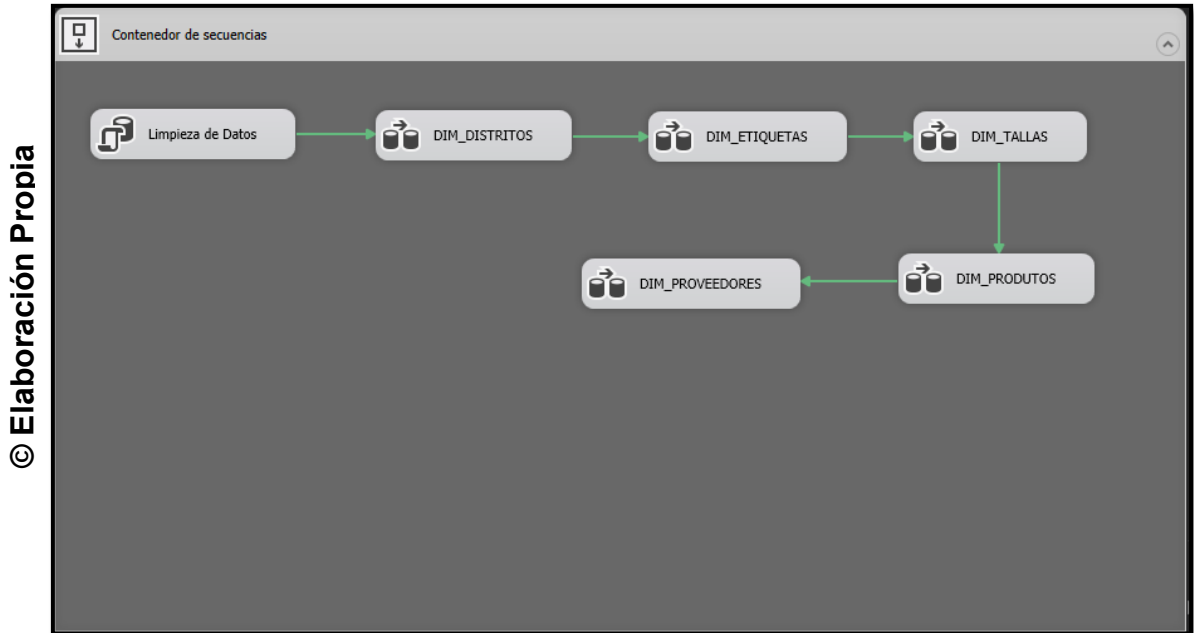
Figura 41



Unión Origen y Destino OLE DB - “DIM_PROVEEDORES”

- Por último, añadimos el “Flujo de Control” al contenedor de secuencias (Ver Figura 42).

Figura 42



Contenedor de Secuencia VI

➤ **Carga de datos de la Dimensión “DIM_CLIENTES”**

- Para la carga de datos de esta dimensión se usará la Sentencia SQL mostrada en la Figura 43.

Figura 43

© Elaboración Propia

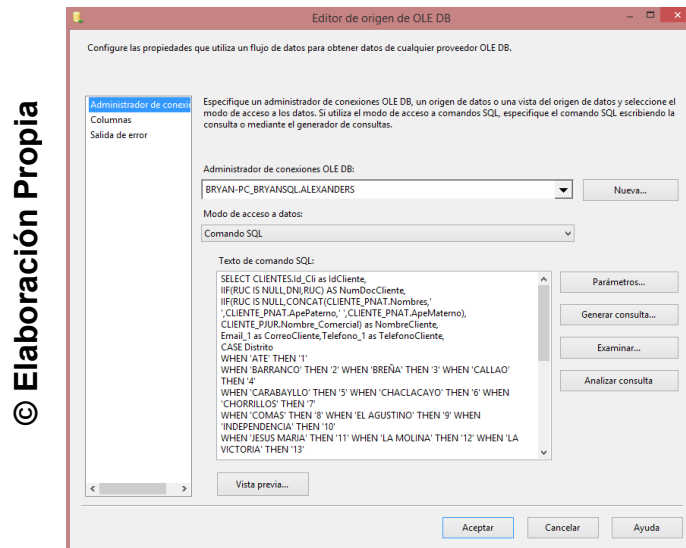
```

-- POBLAR DIM_CLIENTES --
SELECT CLIENTES.Id_Cli as IdCliente,
  IIF(RUC IS NULL,DNI,RUC) AS NumDocCliente,
  IIF(RUC IS NULL,CONCAT(CLIENTE_PNAT.Nombres, ' ',CLIENTE_PNAT.ApePaterno, ' ',CLIENTE_PNAT.ApeMaterno),
  CLIENTE_PJUR.Nombre_Comercial) as NombreCliente,
  Email_1 as CorreoCliente,Telefono_1 as TelefonoCliente,
  CASE Distrito
  WHEN 'ATE' THEN '1'
  WHEN 'BARRANCO' THEN '2' WHEN 'BREÑA' THEN '3' WHEN 'CALLAO' THEN '4'
  WHEN 'CARABAYLLO' THEN '5' WHEN 'CHACLACAYO' THEN '6' WHEN 'CHORRILLOS' THEN '7'
  WHEN 'COMAS' THEN '8' WHEN 'EL AGUSTINO' THEN '9' WHEN 'INDEPENDENCIA' THEN '10'
  WHEN 'JESUS MARIA' THEN '11' WHEN 'LA MOLINA' THEN '12' WHEN 'LA VICTORIA' THEN '13'
  WHEN 'LIMA' THEN '14' WHEN 'LINCE' THEN '15' WHEN 'LOS OLIVOS' THEN '16'
  WHEN 'LURIGANCHO' THEN '17' WHEN 'MAGDALENA DEL MAR' THEN '18' WHEN 'MAGDALENA VIEJA' THEN '19'
  WHEN 'MIRAFLORES' THEN '20' WHEN 'PUENTE PIEDRA' THEN '21' WHEN 'RIMAC' THEN '22'
  WHEN 'SAN BORJA' THEN '23' WHEN 'SAN ISIDRO' THEN '24' WHEN 'SAN JUAN DE LURIGANCHO' THEN '25'
  WHEN 'SAN JUAN DE MIRAFLORES' THEN '26' WHEN 'SAN LUIS' THEN '27'
  WHEN 'SAN MARTIN DE PORRES' THEN '28' WHEN 'SAN MIGUEL' THEN '29' WHEN 'SANTA ANITA' THEN '30'
  WHEN 'SANTIAGO DE SURCO' THEN '31' WHEN 'SURQUILLO' THEN '32' WHEN 'VILLA EL SALVADOR' THEN '33'
  WHEN 'VILLA MARIA DEL TRIUNFO' THEN '34'
  END AS IdDistrito
FROM CLIENTES
LEFT JOIN CLIENTE_PJUR ON CLIENTE_PJUR.Id_Cli=CLIENTES.Id_Cli
LEFT JOIN CLIENTE_PNAT ON CLIENTE_PNAT.Id_Cli=CLIENTES.Id_Cli;
  
```

Sentencia SQL para poblar la Dimensión - “DIM_CLIENTES”

- Creamos una “Tarea de Flujo de Datos”.
- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Origen de OLE DB”. Aquí usaremos la Sentencia SQL (Ver Figura 44).

Figura 44

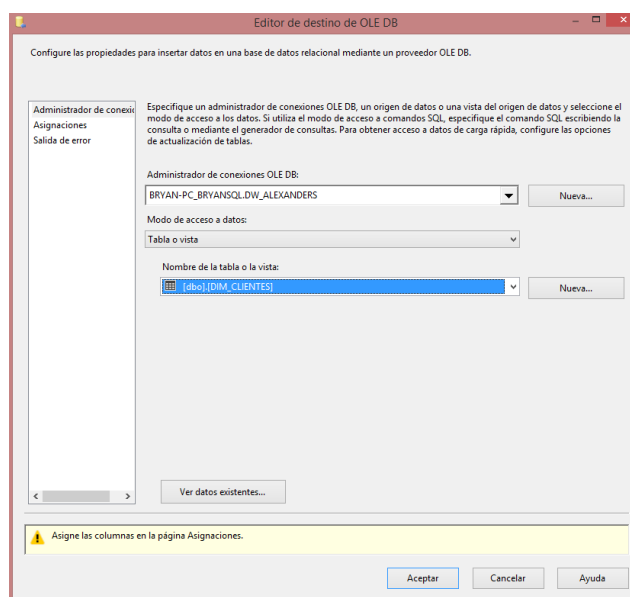


© Elaboración Propia

Origen OLE DB - “DIM_CLIENTES”

- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Destino de OLE DB”. Aquí se almacenará el resultado de la Sentencia SQL (Ver Figura 45).

Figura 45

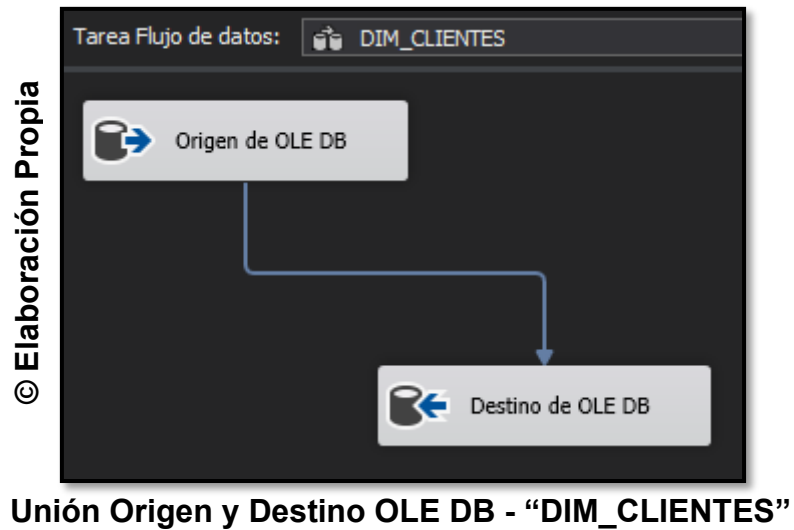


© Elaboración Propia

Destino OLE DB - “DIM_CLIENTES”

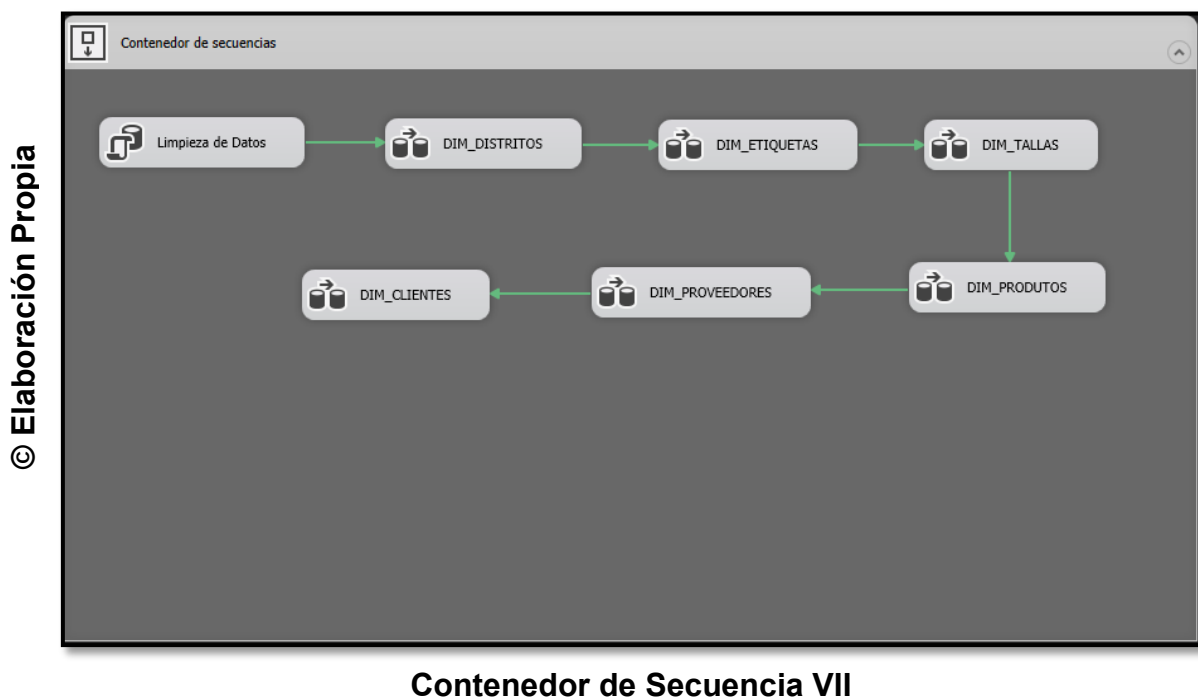
- Luego debemos unir el “Origen OLE DB” con el “Destino OLE DB” (Ver Figura 46).

Figura 46



- Por último, añadimos el “Flujo de Control” al contenedor de secuencias (Ver Figura 47).

Figura 47



➤ **Carga de datos de la Dimensión “DIM_TIEMPO”**

- Para la carga de datos de esta dimensión se usará la Sentencia SQL mostrada en la Figura 48.

Figura 48

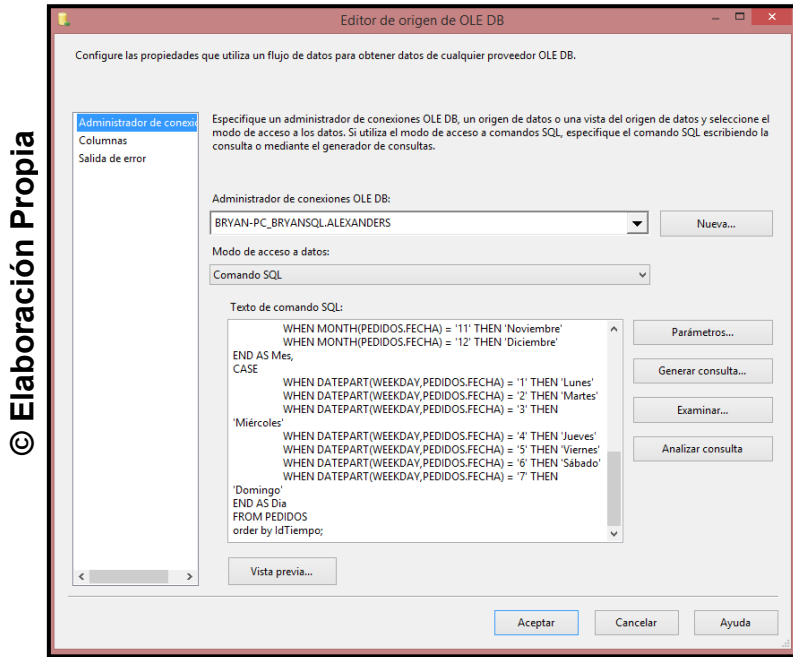
© Elaboración Propia

```
-- POBLAR DIM_TIEMPO --
SELECT DISTINCT YEAR(PEDIDOS.FECHA) * 10000 +
MONTH(PEDIDOS.FECHA) * 100 +
DAY(PEDIDOS.FECHA) AS IdTiempo,
YEAR(PEDIDOS.FECHA) AS Año,
CASE
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) BETWEEN '1' AND '3' THEN '1º Trimestre'
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) BETWEEN '4' AND '6' THEN '2º Trimestre'
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) BETWEEN '7' AND '9' THEN '3º Trimestre'
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) BETWEEN '10' AND '12' THEN '4º Trimestre'
END AS Trimestre,
CASE
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) = '1' THEN 'Enero'
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) = '2' THEN 'Febrero'
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) = '3' THEN 'Marzo'
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) = '4' THEN 'Abril'
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) = '5' THEN 'Mayo'
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) = '6' THEN 'Junio'
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) = '7' THEN 'Julio'
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) = '8' THEN 'Agosto'
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) = '9' THEN 'Setiembre'
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) = '10' THEN 'Octubre'
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) = '11' THEN 'Noviembre'
    WHEN MONTH(PEDIDOS.FECHA) = '12' THEN 'Diciembre'
END AS Mes,
CASE
    WHEN DATEPART(WEEKDAY, PEDIDOS.FECHA) = '1' THEN 'Lunes'
    WHEN DATEPART(WEEKDAY, PEDIDOS.FECHA) = '2' THEN 'Martes'
    WHEN DATEPART(WEEKDAY, PEDIDOS.FECHA) = '3' THEN 'Miércoles'
    WHEN DATEPART(WEEKDAY, PEDIDOS.FECHA) = '4' THEN 'Jueves'
    WHEN DATEPART(WEEKDAY, PEDIDOS.FECHA) = '5' THEN 'Viernes'
    WHEN DATEPART(WEEKDAY, PEDIDOS.FECHA) = '6' THEN 'Sábado'
    WHEN DATEPART(WEEKDAY, PEDIDOS.FECHA) = '7' THEN 'Domingo'
END AS Dia
FROM PEDIDOS
order by IdTiempo;
```

Sentencia SQL para poblar la Dimensión - “DIM_TIEMPO”

- Creamos una “Tarea de Flujo de Datos”.
- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Origen de OLE DB”. Aquí usaremos la Sentencia SQL (Ver Figura 49).

Figura 49

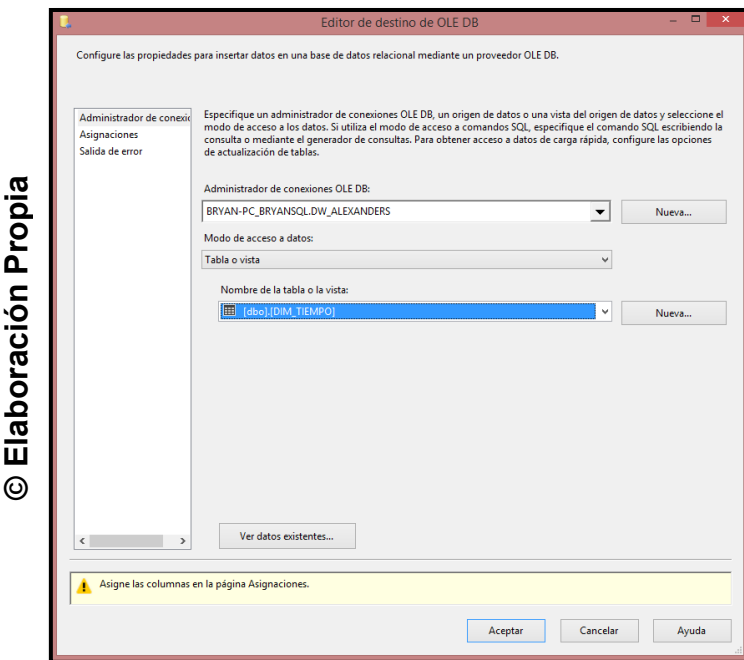


© Elaboración Propia

Origen OLE DB - "DIM_TIEMPO"

- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un "Destino de OLE DB". Aquí se almacenará el resultado de la Sentencia SQL (Ver Figura 50).

Figura 50

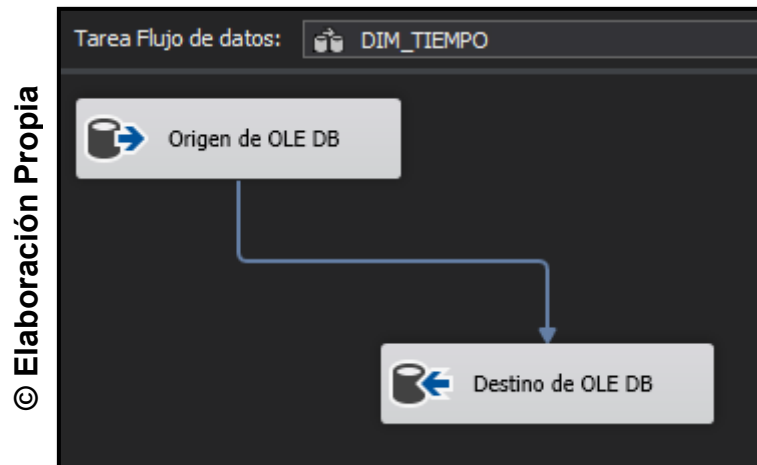


© Elaboración Propia

Destino OLE DB - "DIM_TIEMPO"

- Luego debemos unir el “Origen OLE DB” con el “Destino OLE DB” (Ver Figura 51).

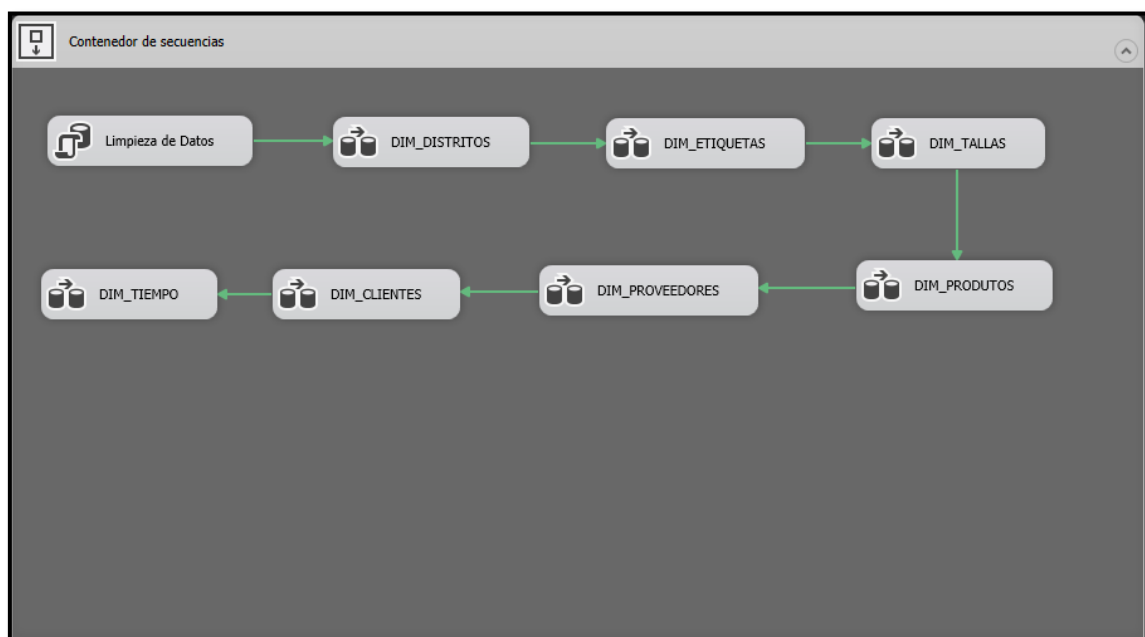
Figura 51



Unión Origen y Destino OLE DB - “DIM_TIEMPO”

- Por último, añadimos el “Flujo de Control” al contenedor de secuencias (Ver Figura 52).

Figura 52



Contenedor de Secuencia VIII

© Elaboración Propia

➤ **Carga de datos del Hecho “VENTAS”**

- Para la carga de datos de esta dimensión se usará la Sentencia SQL mostrada en la Figura 53.

Figura 53

© Elaboración Propia

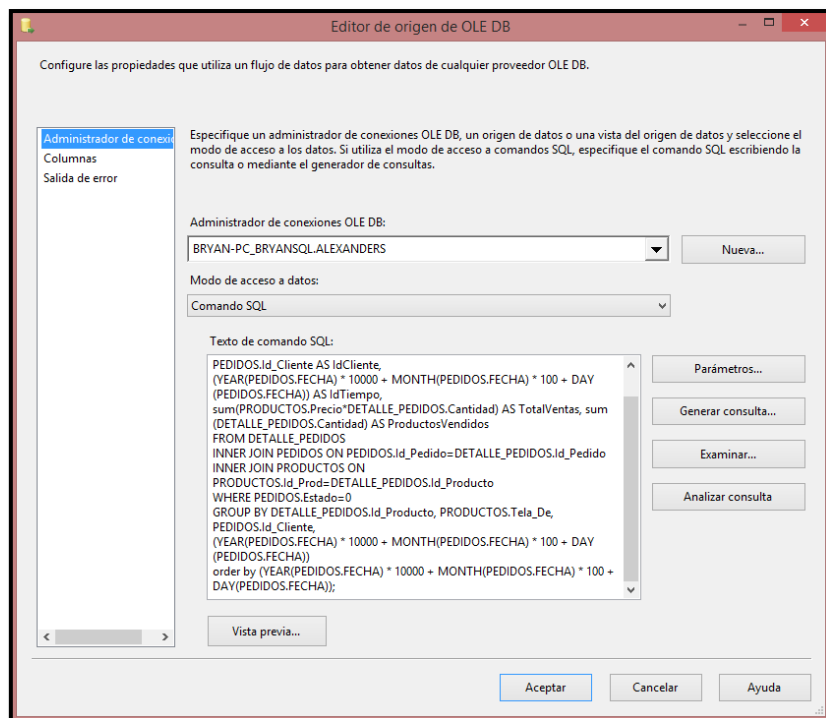
```
-- POBLAR HECHOS VENTAS --
SELECT DETALLE_PEDIDOS.Id_Producto AS IdProducto, PRODUCTOS.Tela_De AS IdProveedor,
PEDIDOS.Id_Cliente AS IdCliente,
(YEAR(PEDIDOS.FECHA) * 10000 + MONTH(PEDIDOS.FECHA) * 100 + DAY(PEDIDOS.FECHA)) AS IdTiempo,
sum(PRODUCTOS.Precio*DETALLE_PEDIDOS.Cantidad) AS TotalVentas, sum(DETALLE_PEDIDOS.Cantidad) AS ProductosVendidos
FROM DETALLE_PEDIDOS
INNER JOIN PEDIDOS ON PEDIDOS.Id_Pedido=DETALLE_PEDIDOS.Id_Pedido
INNER JOIN PRODUCTOS ON PRODUCTOS.Id_Prod=DETALLE_PEDIDOS.Id_Producto
WHERE PEDIDOS.Estado=0
GROUP BY DETALLE_PEDIDOS.Id_Producto, PRODUCTOS.Tela_De, PEDIDOS.Id_Cliente,
(YEAR(PEDIDOS.FECHA) * 10000 + MONTH(PEDIDOS.FECHA) * 100 + DAY(PEDIDOS.FECHA))
order by (YEAR(PEDIDOS.FECHA) * 10000 + MONTH(PEDIDOS.FECHA) * 100 + DAY(PEDIDOS.FECHA));
```

Sentencia SQL para poblar el Hecho - “VENTAS”

- Creamos una “Tarea de Flujo de Datos”.
- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Origen de OLE DB”. Aquí usaremos la Sentencia SQL (Ver Figura 54).

Figura 54

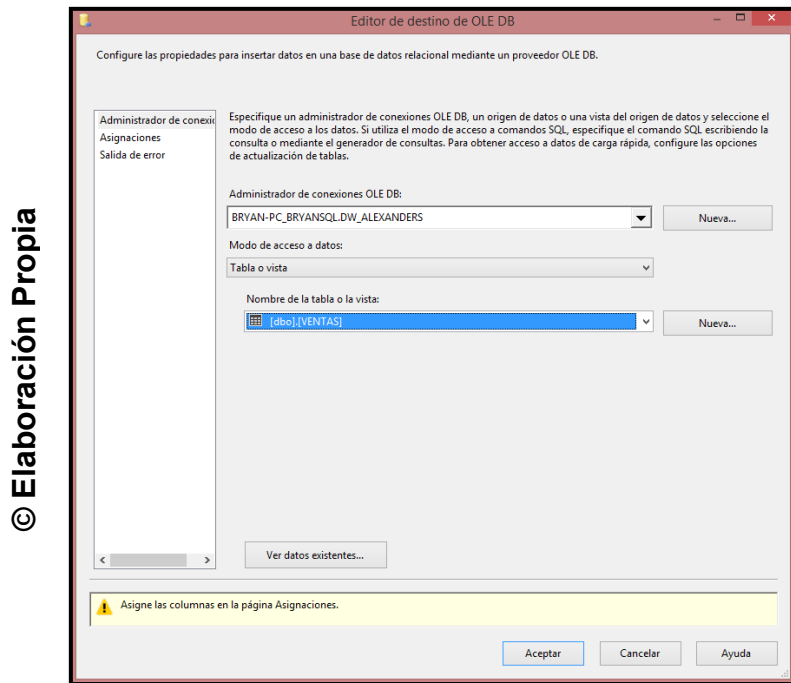
© Elaboración Propia



Origen OLE DB - “VENTAS”

- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Destino de OLE DB”. Aquí se almacenará el resultado de la Sentencia SQL (Ver Figura 55).

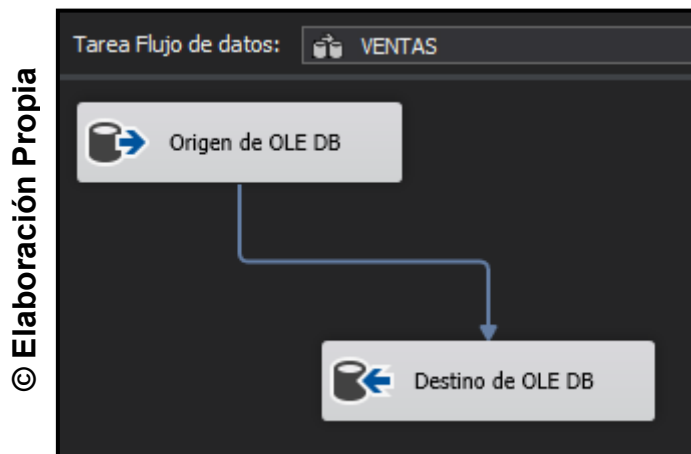
Figura 55



Destino OLE DB - “VENTAS”

- Luego debemos unir el “Origen OLE DB” con el “Destino OLE DB” (Ver Figura 56).

Figura 56

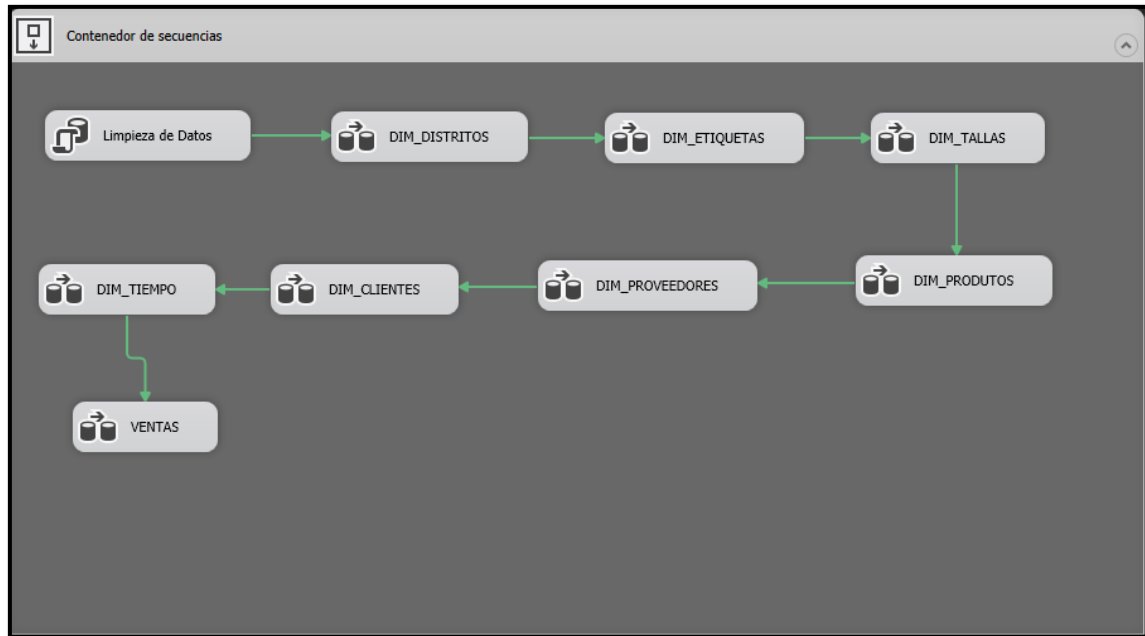


Unión Origen y Destino OLE DB - “VENTAS”

- Por último, añadimos el “Flujo de Control” al contenedor de secuencias (Ver Figura 57).

Figura 57

© Elaboración Propia



Contenedor de Secuencia IX

➤ **Carga de datos del Hecho “Indicadores”**

- Para la carga de datos de esta dimensión se usará la Sentencia SQL mostrada en la Figura 58.

Figura 58

© Elaboración Propia

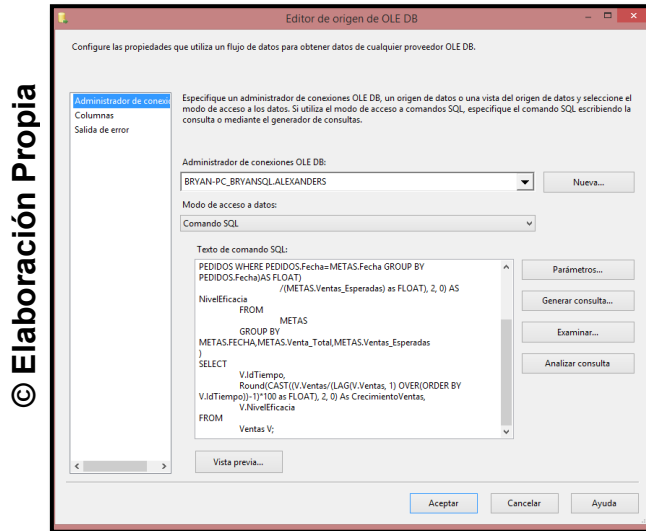
```

-- POBLAR HECHO INDICADORES --
WITH Ventas AS
(
  SELECT
    (YEAR(METAS.FECHA) * 10000 + MONTH(METAS.FECHA) * 100 + DAY(METAS.FECHA)) as IdTiempo,
    METAS.Venta_Total AS Ventas,
    Round(CAST(CAST((SELECT COUNT(Total) FROM PEDIDOS WHERE PEDIDOS.Fecha=METAS.Fecha GROUP BY PEDIDOS.Fecha) AS FLOAT)
    /(METAS.Ventas_Esperadas) as FLOAT), 2, 0) AS NivelEficacia
  FROM
    METAS
  GROUP BY METAS.FECHA, METAS.Venta_Total, METAS.Ventas_Esperadas
)
SELECT
  V.IdTiempo,
  Round(CAST((V.Ventas/(LAG(V.Ventas, 1) OVER(ORDER BY V.IdTiempo))-1)*100 as FLOAT), 2, 0) As CrecimientoVentas,
  V.NivelEficacia
FROM
  Ventas V;
  
```

Sentencia SQL para poblar el Hecho - “INDICADORES”

- Creamos una “Tarea de Flujo de Datos”.
- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Origen de OLE DB”. Aquí usaremos la Sentencia SQL (Ver Figura 59).

Figura 59

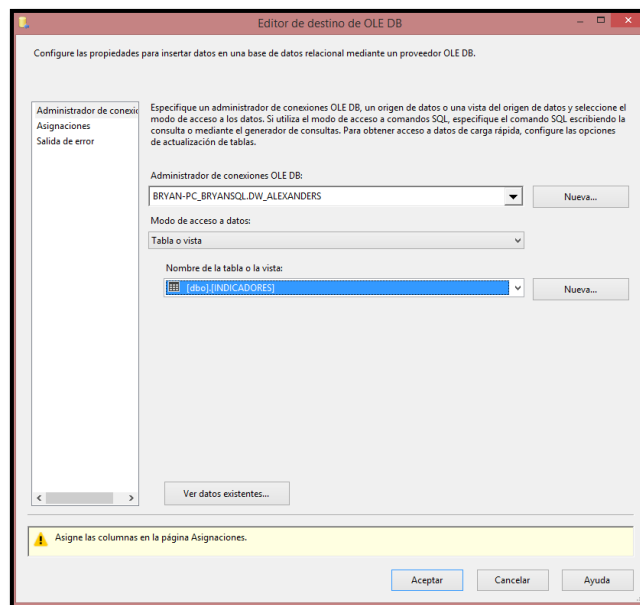


© Elaboración Propia

Origen OLE DB - “INDICADORES”

- Dentro del Flujo de Datos, crearemos un “Destino de OLE DB”. Aquí se almacenará el resultado de la Sentencia SQL (Ver Figura 60).

Figura 60

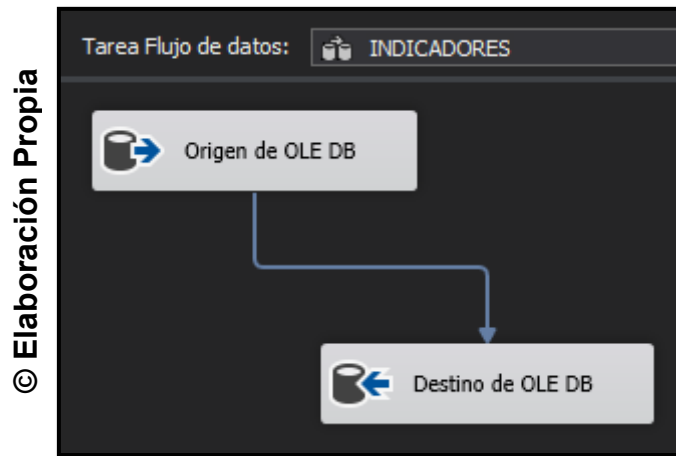


© Elaboración Propia

Destino OLE DB - “INDICADORES”

- Luego debemos unir el “Origen OLE DB” con el “Destino OLE DB” (Ver Figura 61).

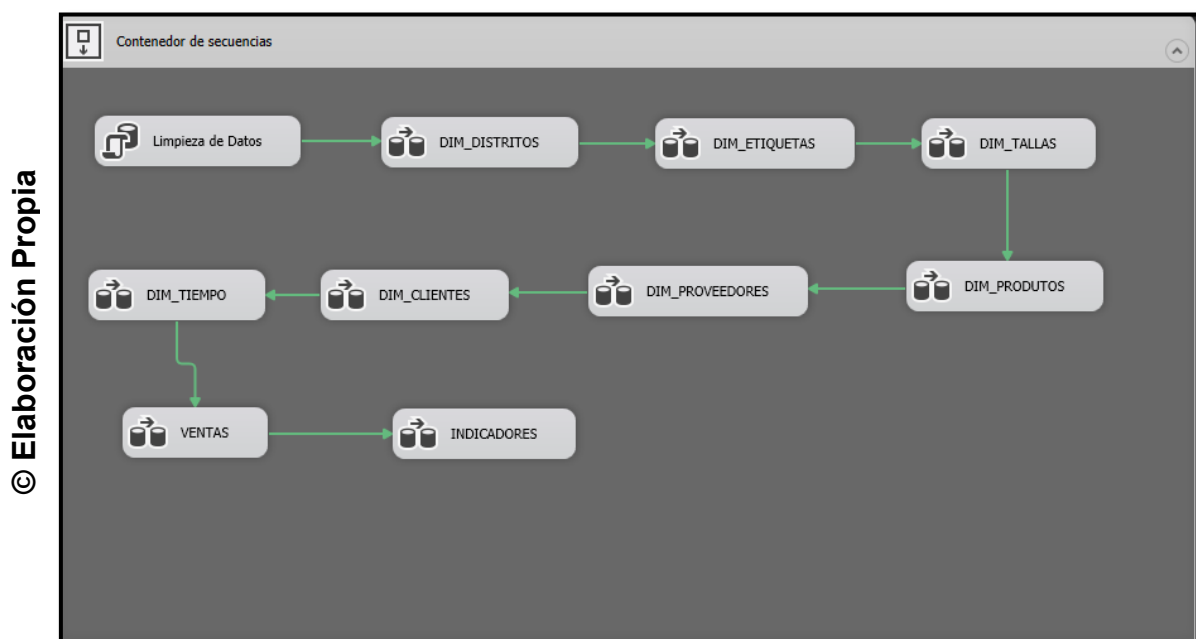
Figura 61



Unión Origen y Destino OLE DB - “INDICADORES”

- Por último, añadimos el “Flujo de Control” al contenedor de secuencias (Ver Figura 62).

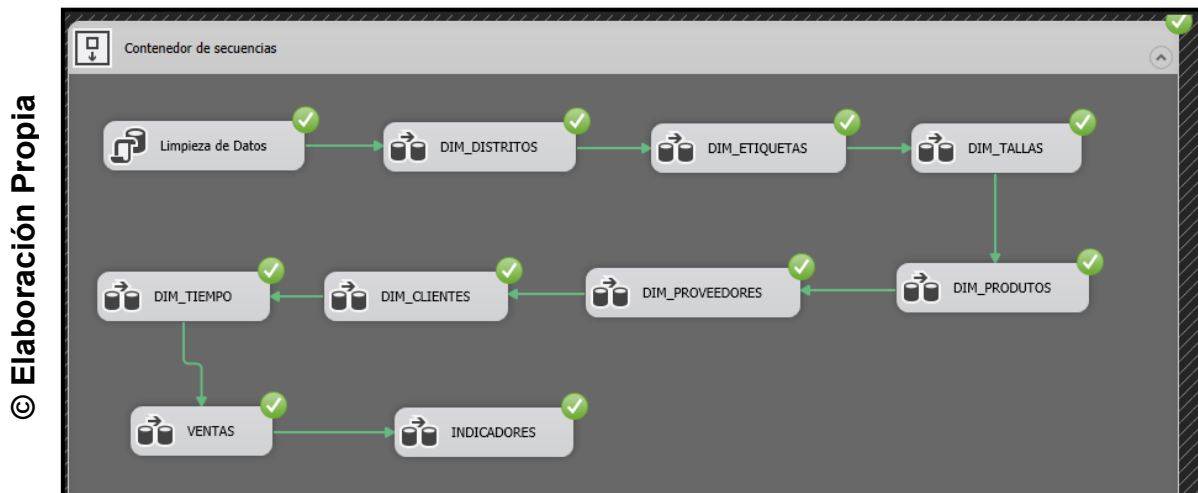
Figura 62



Contenedor de Secuencia X

Finalmente, ejecutamos el Contenedor de Secuencia Final para poder cargar todos los datos (Ver Figura 63).

Figura 63



Ejecución Exitosa de la Carga de Datos

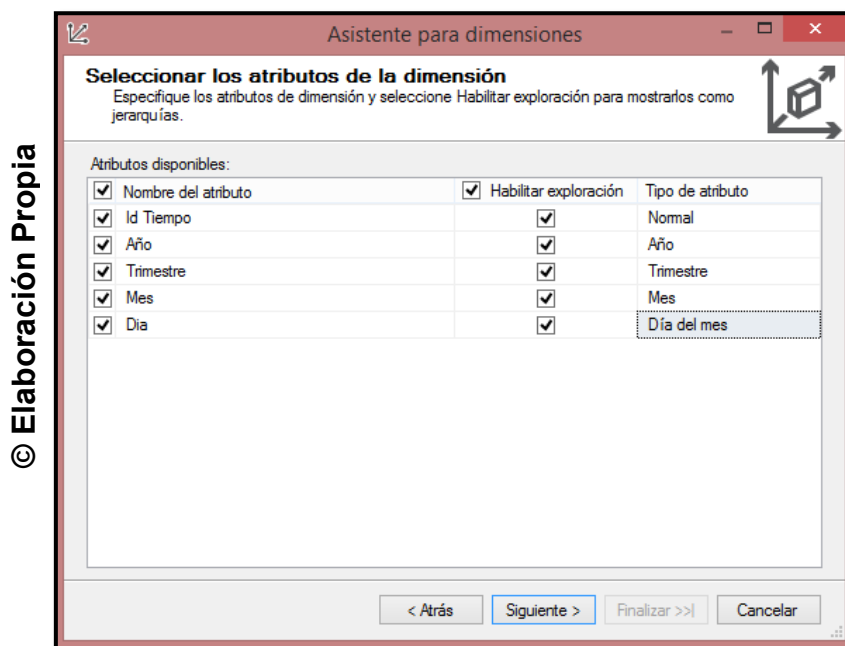
CREACIÓN DEL CUBO

Luego de hacer el Proceso ETL, tendremos que crear el cubo. Para ello creamos un nuevo proyecto multidimensional en el Analysis Services, establecemos una conexión con el esquema creado y cargado con datos de las fases anteriores, y empezamos a crear las Dimensiones y luego los Hechos.

➤ Dimensión “DIM_TIEMPO”

- Seleccionamos la tabla de donde se originará esta dimensión.
- Elegimos los campos que la dimensión va a contener.
- Relacionamos correctamente los tipos de datos de cada campo (Ver Figura 64).

Figura 64



Selección de Campos para DIM_TIEMPO

- Por último, el software nos dará como resultado la dimensión creada (Ver Figura 65).

Figura 65

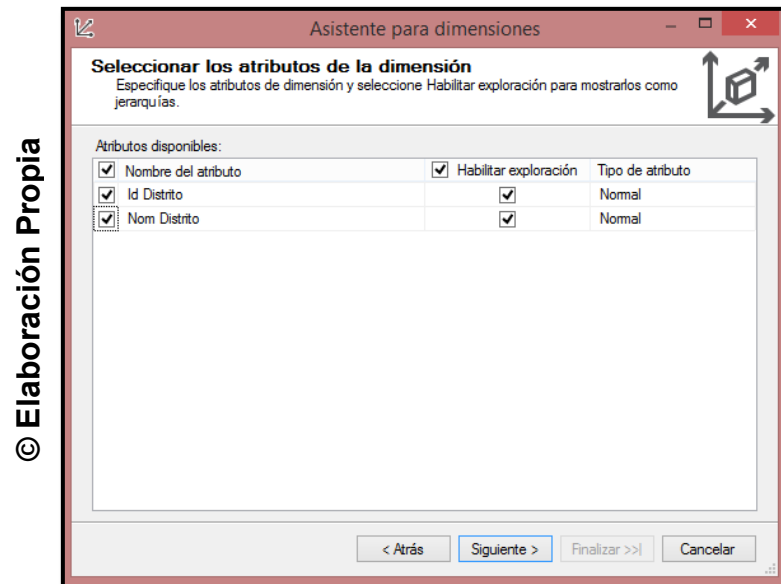


➤ **Dimensión “DIM_DISTritos”**

- Seleccionamos la tabla de donde se originará esta dimensión.
- Elegimos los campos que la dimensión va a contener.

- Relacionamos correctamente los tipos de datos de cada campo (Ver Figura 66).

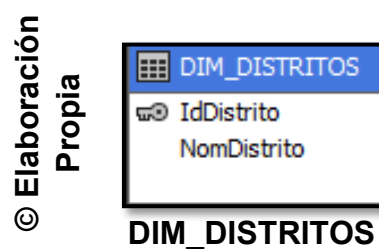
Figura 66



Selección de Campos para DIM_DISTRITOS

- Por último, el software nos dará como resultado la dimensión creada (Ver Figura 67).

Figura 67

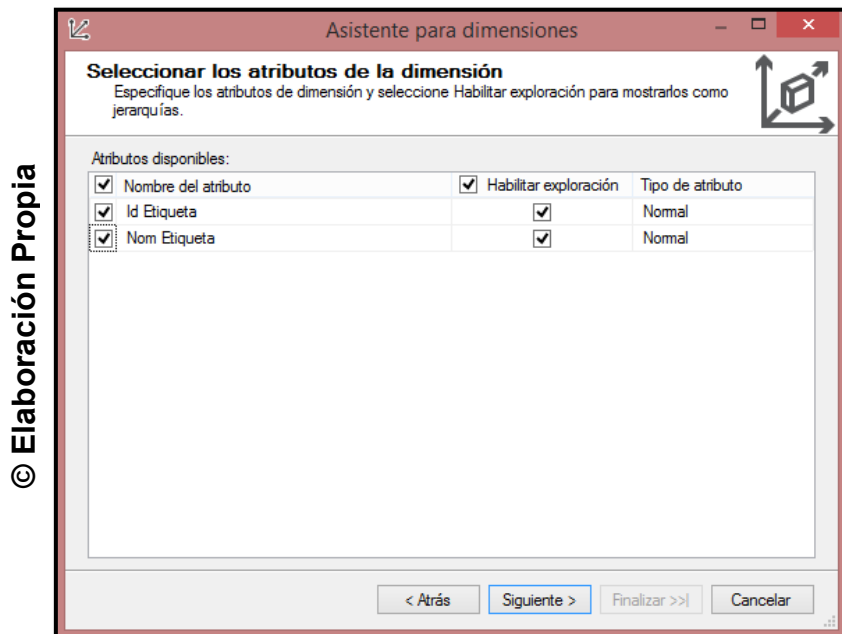


➤ **Dimensión “DIM_ETIQUETAS”**

- Seleccionamos la tabla de donde se originará esta dimensión.
- Elegimos los campos que la dimensión va a contener.

- Relacionamos correctamente los tipos de datos de cada campo (Ver Figura 68).

Figura 68



Selección de Campos para DIM_ETIQUETAS

- Por último, el software nos dará como resultado la dimensión creada (Ver Figura 69).

Figura 69

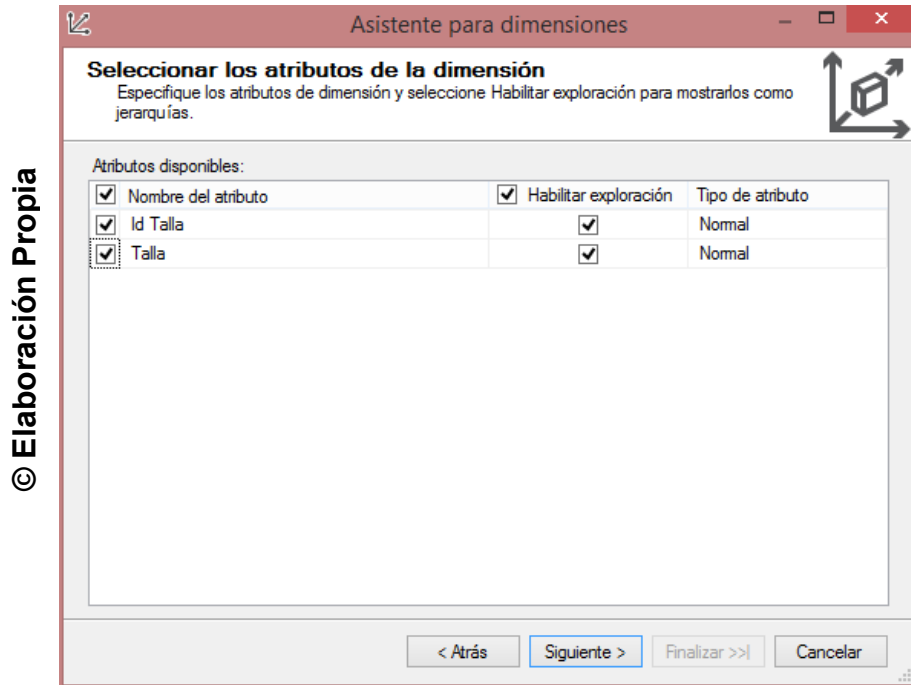


➤ **Dimensión “DIM_TALLAS”**

- Seleccionamos la tabla de donde se originará esta dimensión.
- Elegimos los campos que la dimensión va a contener.

- Relacionamos correctamente los tipos de datos de cada campo (Ver Figura 70).

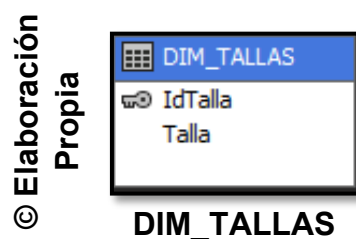
Figura 70



Selección de Campos para DIM_TALLAS

- Por último, el software nos dará como resultado la dimensión creada (Ver Figura 71).

Figura 71

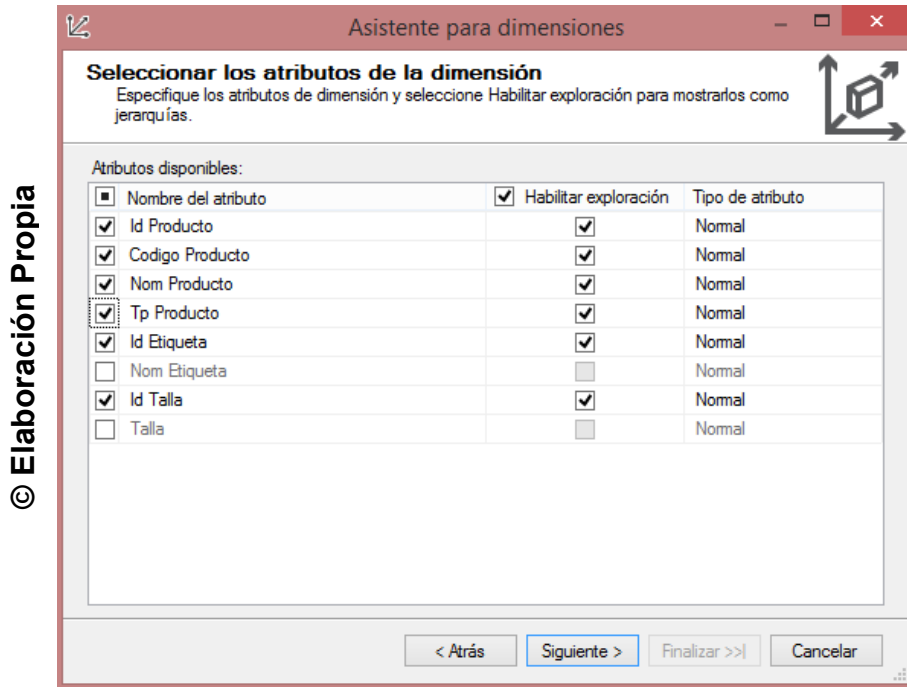


➤ **Dimensión “DIM_PRODUCTOS”**

- Seleccionamos la tabla de donde se originará esta dimensión.
- Elegimos los campos que la dimensión va a contener.

- Relacionamos correctamente los tipos de datos de cada campo (Ver Figura 72).

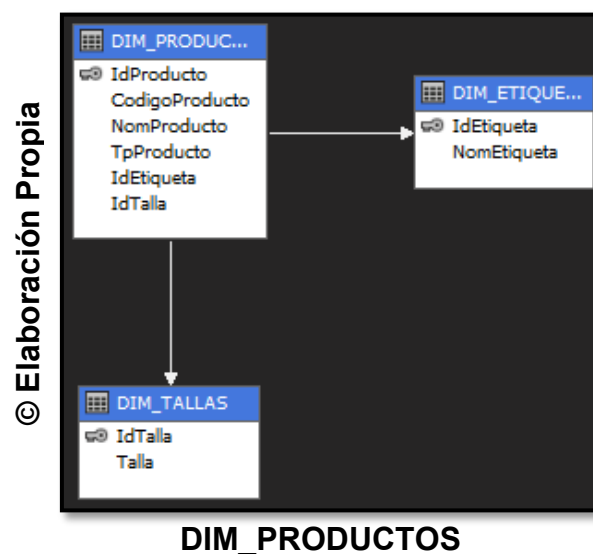
Figura 72



Selección de Campos para DIM_PRODUCTOS

- Por último, el software nos dará como resultado la dimensión creada (Ver Figura 73).

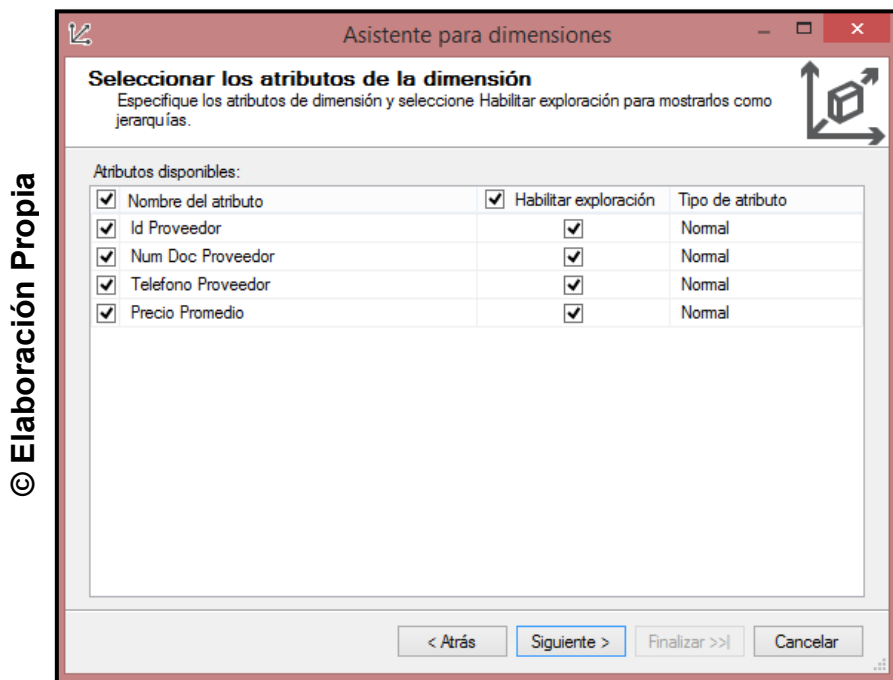
Figura 73



➤ **Dimensión “DIM_PROVEEDORES”**

- Seleccionamos la tabla de donde se originará esta dimensión.
- Elegimos los campos que la dimensión va a contener.
- Relacionamos correctamente los tipos de datos de cada campo (Ver Figura 74).

Figura 74



Selección de Campos para DIM_PROVEEDORES

- Por último, el software nos dará como resultado la dimensión creada (Ver Figura 75).

Figura 75

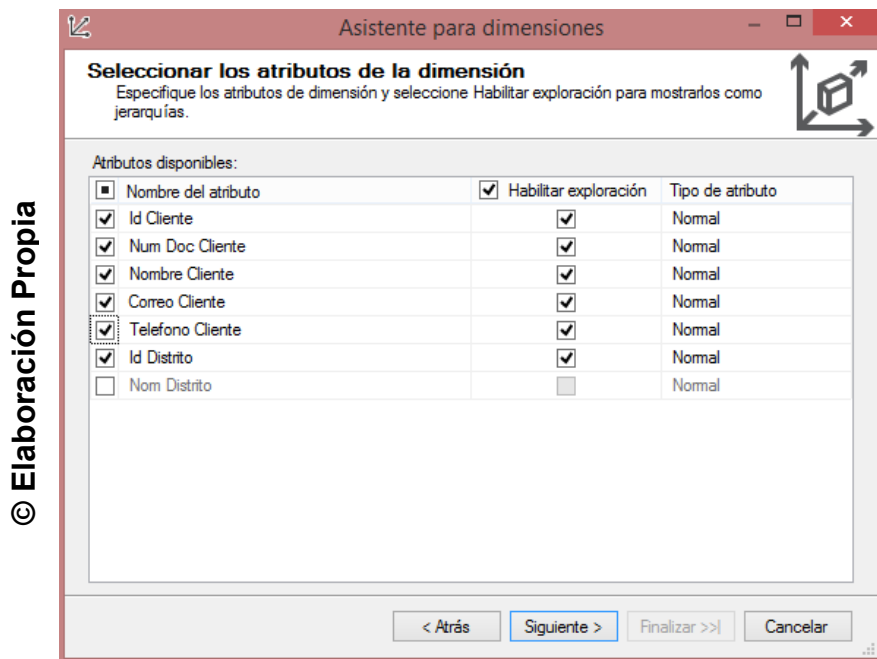


DIM_PROVEEDORES

➤ Dimensión “DIM_CLIENTES”

- Seleccionamos la tabla de donde se originará esta dimensión.
- Elegimos los campos que la dimensión va a contener.
- Relacionamos correctamente los tipos de datos de cada campo (Ver Figura 76).

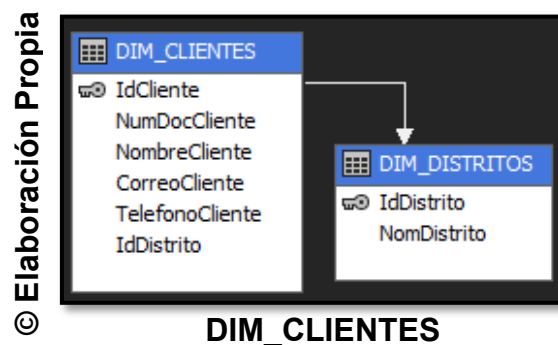
Figura 76



Selección de Campos para DIM_CLIENTES

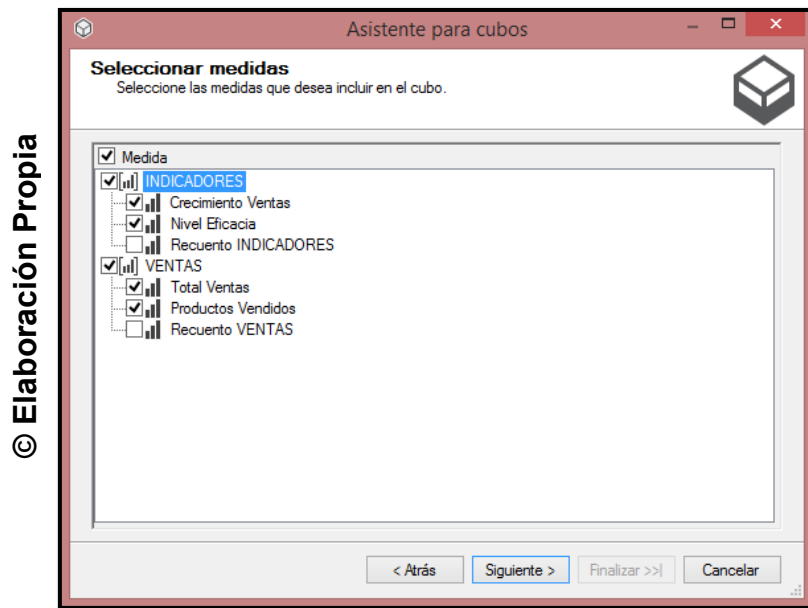
- Por último, el software nos dará como resultado la dimensión creada (Ver Figura 77).

Figura 77



- Hechos “VENTAS” e “INDICADORES”
- Seleccionamos las tablas de los hechos.
- Elegimos los campos que el hecho va a contener (Ver Figura 78).

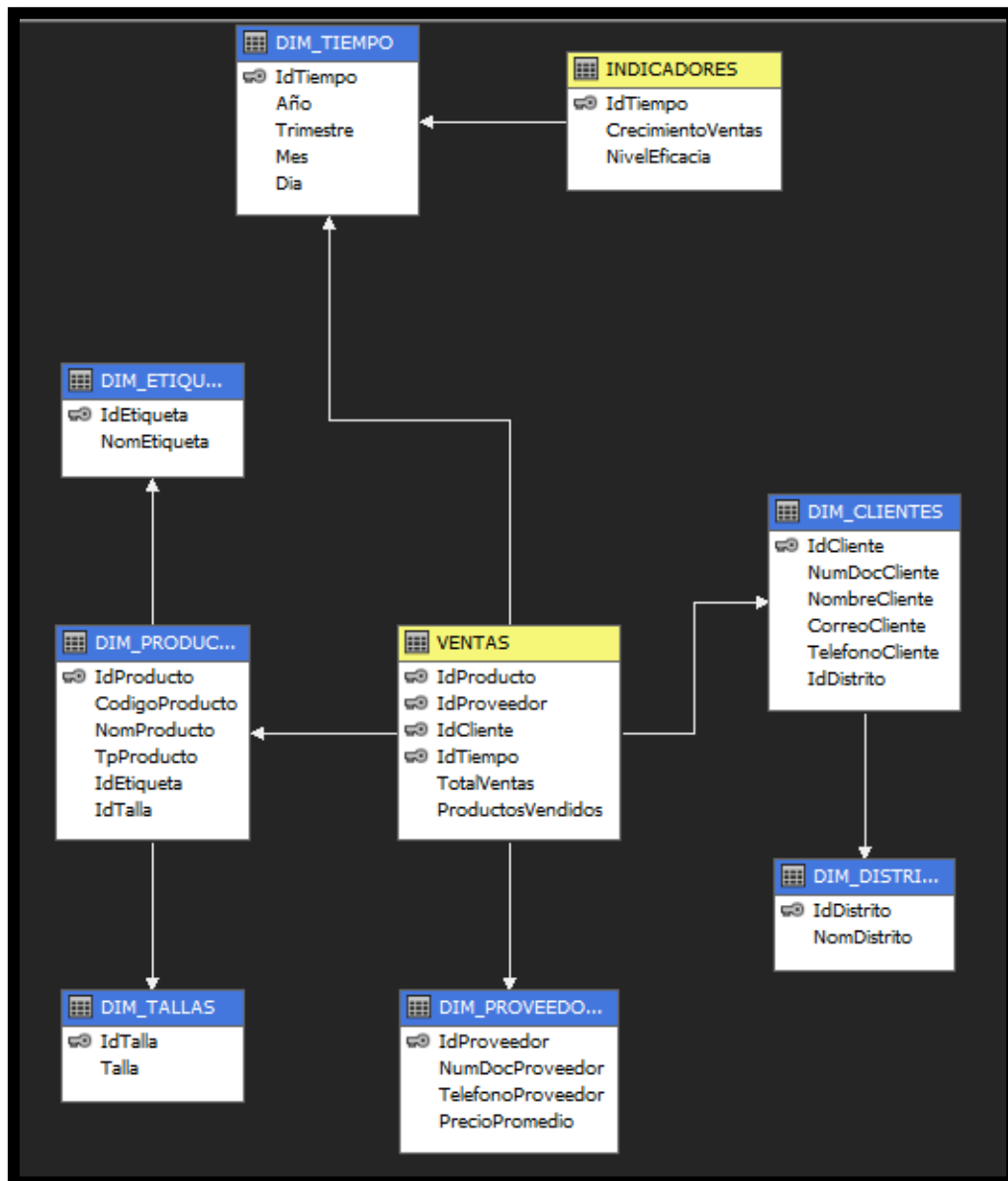
Figura 78



Selección de Campos para VENTAS

- Por último, el software nos dará como resultado el Cubo creado y con data inicial (Ver Figura 79).

Figura 79



Cubo Alexander's

4.2 Actualización

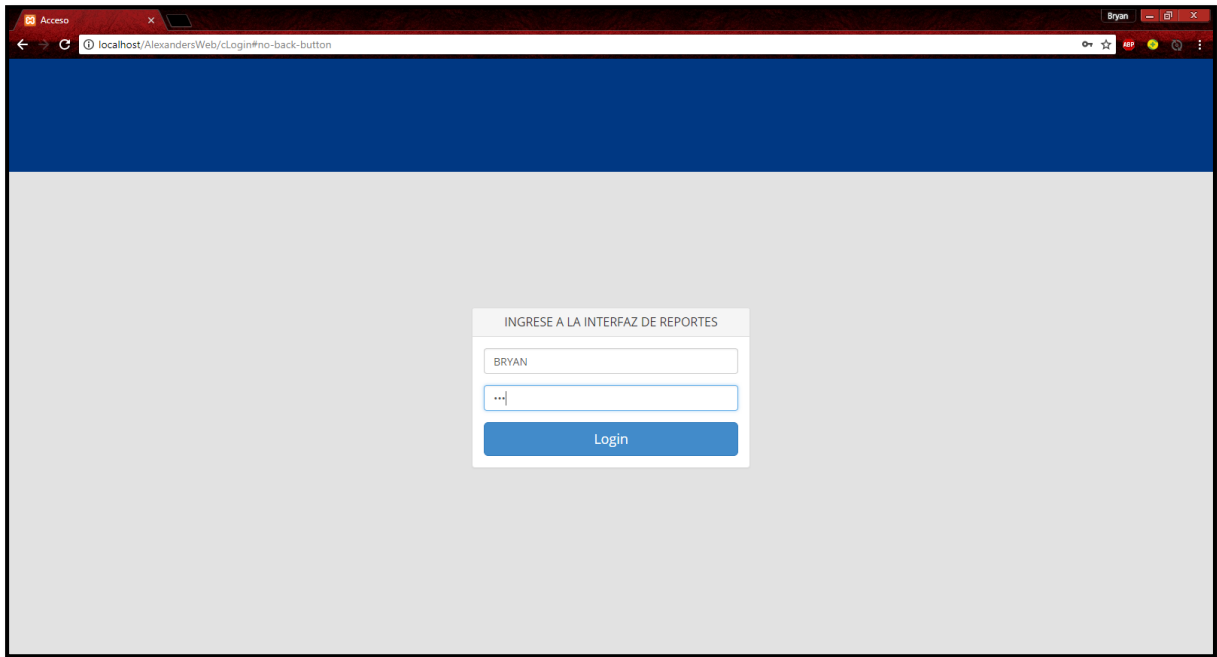
La Data se auto cargará automáticamente cada fin de semana.

Para mostrar los reportes del cubo usaremos una interfaz web, creada en PHP y la librería Highchart.

- Se contará con una interfaz de logeo (Ver Figura 80).

Figura 80

© Elaboración Propia

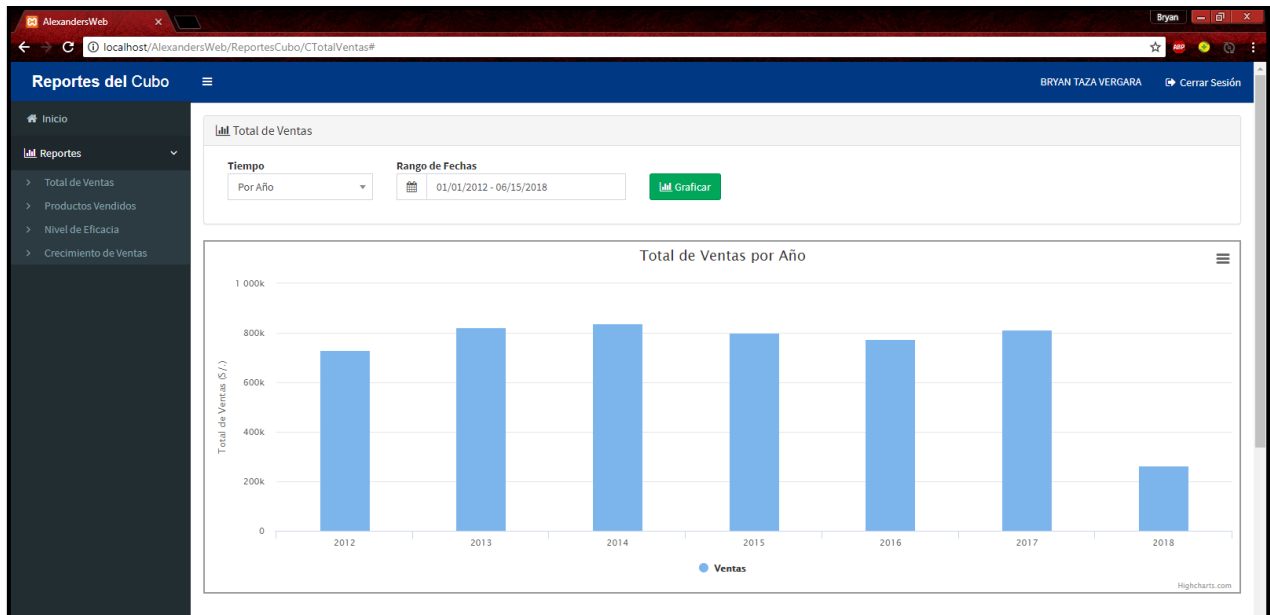


Interfaz de logeo del módulo web para los reportes

- Se podrá ver reportes del Total de Ventas por Año, Trimestre, Mes o Día, en un rango de fechas que el usuario seleccione (Ver Figura 81).

Figura 81

© Elaboración Propia

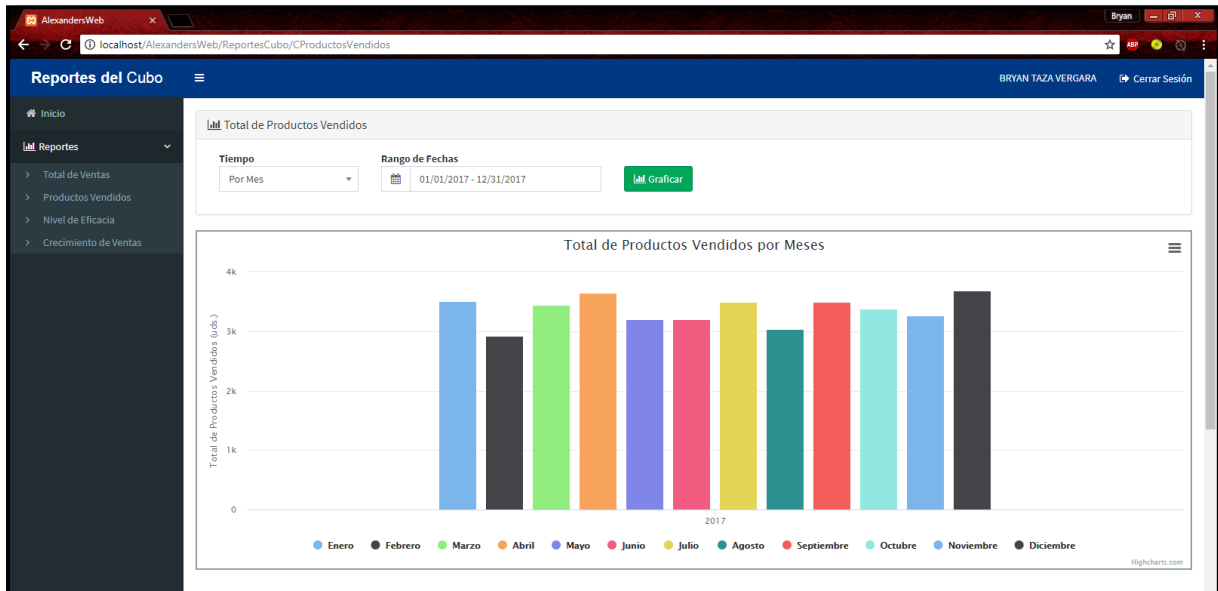


Reporte del Total de Ventas

- Se podrá ver reportes del Total de Productos Vendidos por Año, Trimestre, Mes o Día, en un rango de fechas que el usuario seleccione (Ver Figura 82).

Figura 82

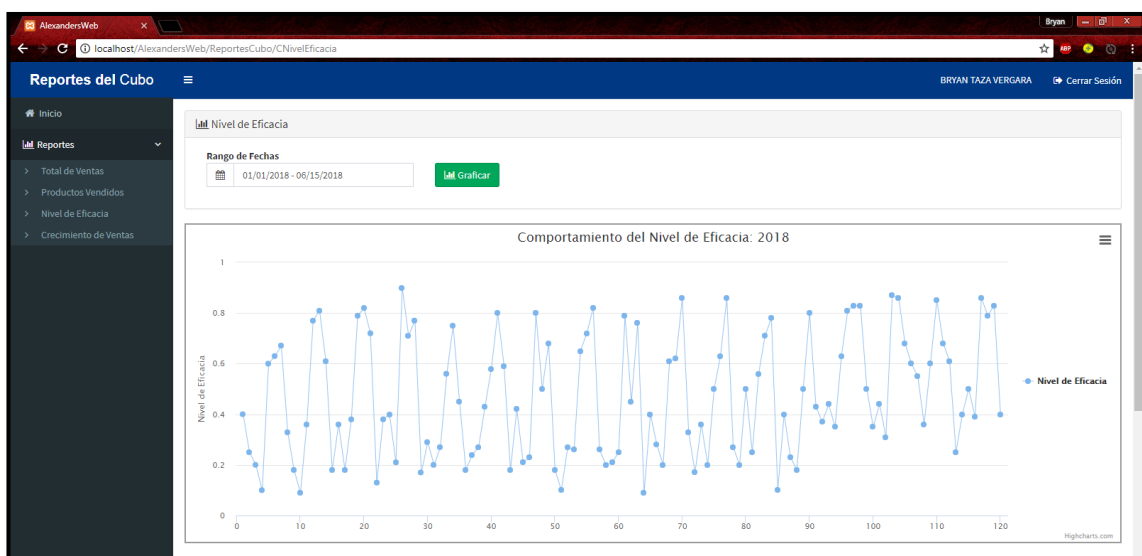
© Elaboración Propia



Reporte del Total de Productos Vendidos

- Se podrá ver reportes del Nivel de Eficacia en un rango de fechas que el usuario seleccione (Ver Figura 83).

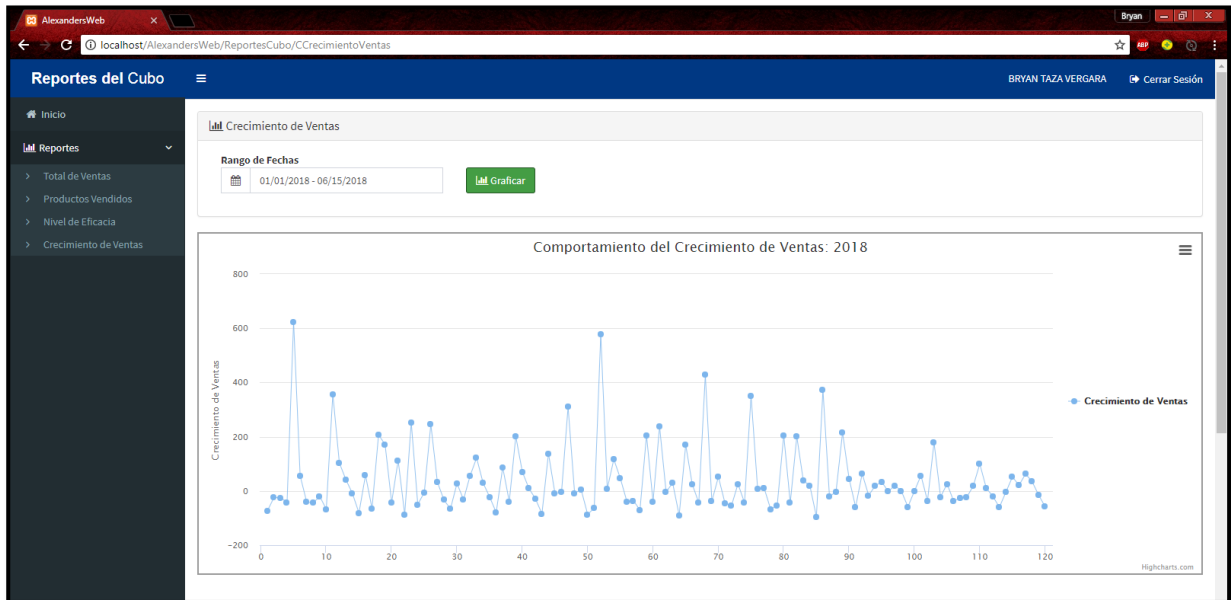
Figura 83



Reporte del Nivel de Eficacia

- Se podrá ver reportes del Crecimiento de Ventas en un rango de fechas que el usuario seleccione (Ver Figura 84).

Figura 84



Reporte del Crecimiento de Ventas

	ACTA DE APROBACIÓN DE ORIGINALIDAD DE TESIS	Código : F06-PP-PR-02.02 Versión : 09 Fecha : 23-03-2018 Página : 1 de 1
---	--	---

Yo, Edward José Flores Masías, docente de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura y Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad César Vallejo – Lima Norte, revisor (a) de la tesis titulada:

“INTELIGENCIA DE NEGOCIOS PARA PRONOSTICAR LAS VENTAS EN LA EMPRESA ALEXANDER'S”, del estudiante: Bryan Iván Taza Vergara, constato que la investigación tiene un índice de similitud de 25% verificable en el reporte de originalidad del programa Turnitin.

El/la suscrito (a) analizó dicho reporte y concluyó 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.

Lima 13 de julio del 2018


.....
Firma

Edward José Flores Masías

DNI: 09536323

Elaboró	Dirección de Investigación	Revisó	Representante del SGC	Aprobó	Vicerrectorado de Investigación
---------	----------------------------	--------	-----------------------	--------	---------------------------------