



Revista de Investigación Científica y Tecnológica

Llamkasun

Trabajemos



Modelo de toma de decisiones implementado con BI para la gerencia de ventas en una comercializadora de alimentos



Decision-making model implemented with BI for sales management in a food retailer



Modelo de tomada de decisão implementado pelo BI para a gestão de vendas num retalhista alimentar

<https://doi.org/10.47797/llamkasun.v2i4.72>



ISSN: 2709-2275

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE
TAYACAJA DANIEL HERNÁNDEZ MORILLO

VICEPRESIDENCIA DE INVESTIGACIÓN
PAMPAS TAYACAJA - HUANCAVELICA

Modelo de toma de decisiones implementado con BI para la gerencia de ventas en una comercializadora de alimentos**Decision-making model implemented with BI for sales management in a food retailer.****Modelo de tomada de decisão implementado pelo BI para a gestão de vendas num retalhista alimentar**William George Paucar Palomino 

Universidad Nacional Agraria de la Selva

Fiorella Vanessa Güere Salazar 

Universidad Nacional Agraria de la Selva

Delia López Cuadros 

Universidad José Carlos Mariátegui

Adalberto Cruz García 

Universidad Nacional Autónoma de Tayacaja Daniel Hernández Morillo

RESUMEN

La presente investigación tuvo como objetivo dar solución a dos situaciones problemáticas. El primero, la ineficiencia como causa de soporte a decisiones para la gerencia de ventas en una comercializadora de alimentos, en lo que respecta a: la demora en la elaboración de informes (reportes), número de informes al día, tiempo de análisis requerido en el desarrollo de la información y gustos de usuarios. Por otro lado, la carencia de una Metodología pertinente que permita desarrollar soluciones eficientes de Inteligencia de Negocios (BI). Las Metodologías existentes se revisó de manera sistemática, como: Metodología de Ralph Kimball, Bill Inmon, Hefesto, El Enfoque Sistémico es usado como integrador de las metodologías revisadas. La Metodología elaborada y validada tiene 7 fases: Modelamiento del Negocio, y Proceso, Sistemas OLTP, Construir DataMart, ETL, Cubos, y desarrollar Dashboards. Así se logró desarrollar e implementar BI para el soporte de decisiones, mejorando considerablemente los valores de cada uno de los indicadores.

Palabras clave: inteligencia de negocios, ralph kimball, bill inmon, metodología, soporte a decisiones.

RECIBIDO : 21-10-2021

ACEPTADO : 31-12-2021

DOI:

<https://doi.org/10.47797/llamkasun.v2i4.72>

ABSTRACT

The objective of this research was to provide a solution to two problematic situations. The first one, the inefficiency as a cause of decision support for the sales management in a food retailer, regarding: the delay in the elaboration of reports, number of reports per day, analysis time required in the development of the information and users' tastes. On the other hand, the lack of a relevant Methodology to develop efficient Business Intelligence (BI) solutions. The existing Methodologies were systematically reviewed, such as: Ralph Kimball Methodology, Bill Inmon, Hephaestus, The Systemic Approach is used as an integrator of the reviewed methodologies. The Methodology elaborated and validated has 7 phases: Business Modeling, and Process, OLTP Systems, Build DataMart, ETL, Cubes, and develop Dashboards. Thus, it was possible to develop and implement BI for decision support, considerably improving the values of each one of the indicators.

Keywords: business intelligence, ralph kimball, bill inmon, methodology, decision support.

RESUMO

O objetivo desta investigação foi o de resolver duas situações problemáticas. O primeiro, a ineficiência como causa de apoio à decisão da gestão de vendas num retalhista alimentar, no que diz respeito: ao atraso na elaboração de relatórios, número de relatórios por dia, tempo de análise necessário para o desenvolvimento da informação e gostos dos utilizadores. Por outro lado, a falta de uma Metodologia relevante para desenvolver soluções eficientes de Business Intelligence (BI). As metodologias existentes foram sistematicamente revistas, tais como: Metodologia Ralph Kimball, Bill Inmon, Hephaestus, A Abordagem Sistémica é utilizada como um integrador das metodologias revistas. A Metodologia elaborada e validada tem 7 fases: Business and Process Modelling, OLTP Systems, Build DataMart, ETL, Cubos, e desenvolver Dashboards. Assim, foi possível desenvolver e implementar BI para apoio à decisão, melhorando consideravelmente os valores de cada um dos indicadores.

Palavras-chave: business intelligence, ralph kimball, factura inmon, metodologia, apoio à decisão.

INTRODUCCIÓN

El uso de la inteligencia de negocios permite que se extraiga información relevante y a un nivel de detalle requerido sobre las ventas, para tal efecto se calcula el óptimo desempeño para el soporte a decisiones. La Nueva Metodología obtenida con la utilización de metodologías ya existentes, se ha implementado en el proceso de soporte a decisiones del área Ventas, y a partir de estos resultados se busca inferir en otras áreas. El Gerente de Ventas de la empresa podrá acceder, de manera rápida y sin errores, a los reportes en los cuales se detalla cada producto, monto, cantidad y total de sus clientes, mostrando un consolidado del stock de productos durante el mes. Se reducen los tiempos permitiendo un control de ventas en el soporte a decisiones. Finalmente, un ineficiente soporte a decisiones lenta y con muchos errores ha motivado la realización de la investigación en la Gerencia de Ventas de esta comercializadora de alimentos.

La solución de negocios optimiza el soporte a decisiones basada en la aplicación de una Nueva Metodología. Esta nueva metodología toma lo mejor de las metodologías actualmente utilizadas a nivel

global, es por ello, que se podrá aplicar a una gran cantidad de organizaciones similares.

Para empezar Páez Redondo (2021), propone un modelo de análisis de datos para generar una herramienta de BI que presente información relevante basado en indicadores financieros, contables que se usarán para el soporte a las decisiones estratégicas. Algo similar ocurre con, Carranza De la cruz (2021), “pretende apoyar el procedimiento de Soporte a decisiones del área económica identificando los principales problemas y también una alternativa de servicio que actúa como soporte a decisiones, que incide en el crecimiento del negocio Yomiqui SAC. Para el desarrollo de un Datamart, se necesitó el enfoque de Ralph Kimball. Luego, a partir de la ejecución del Datamart, la automatización del manejo, así como la extracción de la información impone el nivel de completa satisfacción en última instancia, y los usuarios sin duda se verán satisfechos”.

Otros estudios proponen un sistema de inteligencia empresarial basado en datos para la instalación de clasificación semiautomática para su implementación en el mundo real. Según Chenhao (2020):

RECIBIDO : 21-10-2021
ACEPTADO : 31-12-2021

DOI:

<https://doi.org/10.47797/llamkasun.v2i4.72>



Con la proliferación del comercio electrónico, el centro regional de una empresa de logística a gran escala debe clasificar y cargar una gran cantidad de paquetes en diferentes vehículos de entrega al amanecer y entregarlos a los clientes al mediodía todos los días. La eficiencia de la operación de clasificación es, por tanto, una ventaja competitiva que impacta directamente en el nivel de servicio de la empresa. Para determinar la secuencia de manipulación de la carga, se desarrolla un enfoque basado en información con una función de índice de criterios múltiples. Los resultados del experimento numérico muestran que la técnica propuesta puede reducir en un 20% la duración de la operación de clasificación, lo que equivale a una reducción de aproximadamente 3600 horas-hombre por año.

Este proyecto, titulado “Implementación de un modelo Business Intelligence en la telefonía móvil”, se centra en buscar una solución para analizar de forma eficiente los datos generados para una empresa de gestión de telefonía móvil mediante tecnologías de Business Intelligence. Según los autores Vugec, Vukšić, Bach, Jaklič, & Štemberger (2020):

Actualmente, todas las empresas necesitan tener bases de datos para poder almacenar todo tipo de información. A veces esta información es tal que difícilmente puede ser analizada correctamente. El objetivo principal del proyecto es poder analizar de forma cualitativa todos los datos procedentes de los operadores telefónicos. Para obtener este objetivo, se ha necesitado estudiar los diferentes sistemas de la empresa y del operador móvil seleccionado. Posteriormente, una vez analizados los datos, se ha creado un paquete de procesos ETL para obtener, transformar y cargar la información a un modelo Data Warehouse. A partir de este modelo, se ha realizado un cubo OLAP para relacionar y analizar todos los sistemas de información, y así poder tener una base sobre la que realizar informes. Con el desarrollo de estas metodologías, se ha obtenido un resultado que ha ayudado a la empresa a poder mejorar la calidad de los datos, mejorar el acceso de la información y mejorar la capacidad de análisis ofreciendo una herramienta para nuevos clientes.

En este artículo se intenta presentar un modelo solitario basado en el estudio de

diferentes métodos en la elección de la plataforma de BI y la aplicación de la plataforma de BI elegida para diferentes procesos de soporte a decisiones. Según Moghimi & Zheng (2009):

En los últimos tiempos, las aplicaciones tecnológicas en diferentes campos, especialmente en BI, se han desarrollado rápidamente y se considera uno de los usos más importantes de la tecnología de la información con una posición especial reservada. La aplicación de sistemas de BI proporciona a las organizaciones una sensación de superioridad en el entorno competitivo. A pesar de las muchas ventajas, las empresas que aplican estos sistemas también pueden encontrar problemas en el proceso de soporte a decisiones debido a las interacciones altamente diversificadas dentro de los sistemas. Por lo tanto, la elección de una plataforma de BI adecuada es importante para aprovechar la gran ventaja de utilizar la tecnología de la información en todos los campos de la organización. La investigación actual tiene como objetivo abordar el problema existente del proceso de soporte a decisiones organizacionales, proponer e implementar una plataforma de BI adecuada utilizando empresas iraníes

como caso de estudio. Se discuten los resultados de evaluar la efectividad de la implementación posterior del modelo para las empresas industriales iraníes. (pp. 73 – 77)

De la misma forma, para Susa Vugec (2020), “las organizaciones introducen inteligencia empresarial (BI) para aumentar su desempeño organizacional. Algunos hallazgos de la literatura indican que la implementación de BI tiene un impacto positivo”. Lo mismo ocurre con Kurniawan (2020), el proceso de soporte a decisiones es uno de los procedimientos más críticos en una empresa. El proceso es crucial porque afecta la forma en que las empresas logran sus metas y objetivos, determina la eficacia de la utilización de los recursos e impacta directamente en el compromiso y la motivación de los empleados. Las empresas tradicionales eran burocráticas y aisladas el poder de soporte a decisiones estaba en manos de la dirección y los departamentos aislados permitían a los gerentes tomar decisiones. Por lo cual, administrar el conjunto de datos en las organizaciones es fundamental para subsistir en un mercado variable. Aprender a usar la indagación para optimizar los resultados de la compañía es primordial para sostenerse en el tiempo, crecer y, si es necesario, diversificarse

Tavera Romero, CA, Ortiz, JH, Khalaf, OI y Ríos Prado, A. (2021). “La inteligencia de Negocios (BI) se define como un proceso de soporte a decisiones respaldado por integración y análisis de los recursos de datos de una organización.

El objetivo de la investigación fue optimizar el proceso de soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas en una empresa comercializadora de alimentos, mediante Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo.

Hipótesis General

Si se utiliza una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, se optimizará Toma de Decisiones de la Gerencia de Ventas en una empresa Comercializadora de Alimentos.

Hipótesis Específicas

H₁: Si se utiliza una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, disminuirá el tiempo de generación de reportes para el soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas en una empresa Comercializadora de Alimentos.

H₂: Si se utiliza una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, incrementará la cantidad de reportes generados por día para el soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas en una empresa Comercializadora de Alimentos.

H₃: Si se utiliza una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, disminuirá el tiempo para analizar información para el soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas en una empresa Comercializadora de Alimentos.

Metodologías Para Desarrollar Soluciones de Bi

Existen muchas metodologías para el diseño y construcción de un data warehouse. Pero entre la mayoría de las metodologías existentes, se imponen la de Ralph Kimball y la de Bill Inmon.

Metodología Bill Inmon

En esta metodología (Inmon, 2010), ve los datos almacenados, y se cargan desde los sistemas transaccionales (como marketing o ventas). Los datos pueden pasar a través de un almacén de datos operativos y pueden requerir la limpieza de datos para operaciones adicionales a fin de garantizar la calidad de los datos antes de que se utilicen en el DW para la presentación de informes. para diseñar un Dataware House. Este enfoque comienza con el modelo de datos corporativos. Este modelo reconoce áreas clave y también se ocupa del cliente, el producto y el

proveedor. Este modelo sirve para la creación de un modelo lógico detallado que se utiliza para operaciones importantes. Este modelo está normalizado,

reduce la redundancia de datos y complejo para la creación Data Marts y cada departamento puede utilizarlo para sus fines.

Figura 1

Modelo Conceptual de la Metodología de Bill Inmon



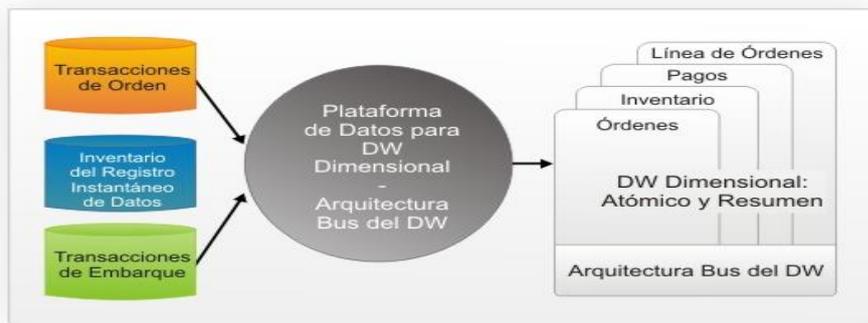
Nota fuente: (Espinosa, El Rincon del BI, 2010)

Metodología Ralph Kimball

La metodología de Ralph Kimball señala que un data warehouse es la aglomeración de todos los datamarts pertenecientes a una empresa; es decir, un data warehouse es una copia de los datos transaccionales estructurados de tal manera que permita un posterior análisis. Este análisis se logra a partir de las dimensiones, atributos y los diversos hechos de negocio que se desean analizar. En él se representan los hechos y las dimensiones a través de tablas. (Kimball, Ross, Becker, Mundy, & Thornthwaite, 2016)

Figura 2

Modelo Conceptual de la Metodología de Ralph Kimball



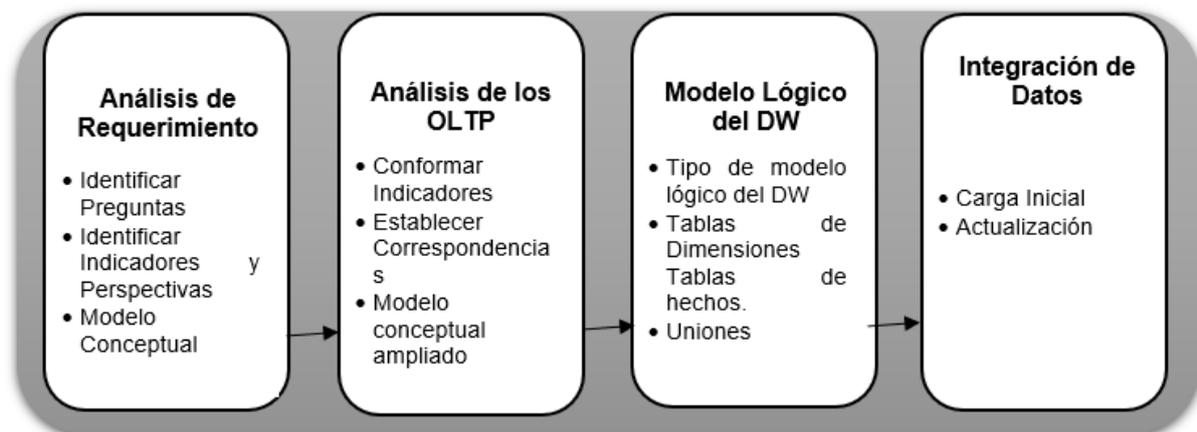
Nota fuente: (Espinosa, El Rincon del BI, 2010)

Metodología de HEFESTO

Una muestra de Ejemplo de modelo lógico del DW que se puede diseñar las tablas de dimensiones como estrella, o también llamado copa de nieve donde se fabrican las tablas de dimensiones para un conjunto definiciones a diferenciación se consideran tablas de Hechos donde se construyen los indicadores de análisis. (Espinosa, El Rincon del BI, 2010) un proceso ETL contiene análisis, definición y desarrollo de una cantidad de procesos que se requieran para el recojo de una elección de cargar datos de un sistema de insertar el DW.

Figura 3

Metodología Hefesto



METODOLOGÍA

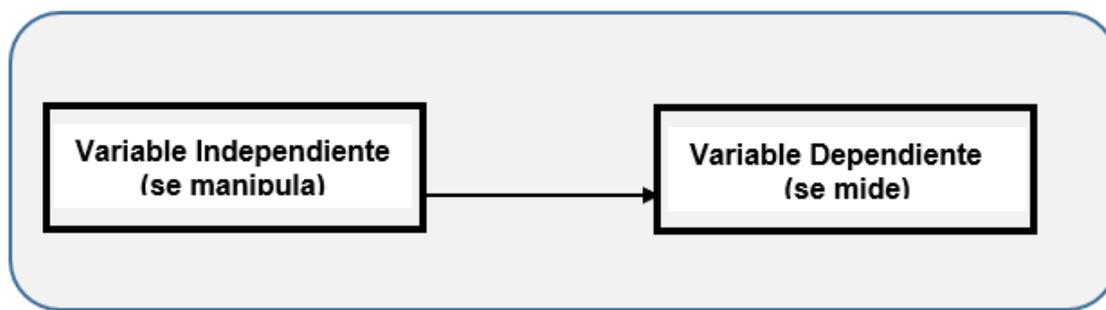
Para abordar la investigación en la recopilación de la data, se dispuso mediante

la observación directa e indirecta a los actores del sistema involucrado, haciendo uso de formatos y reportes del sistema y para el análisis, se consideró el uso de la

media, desviación estándar y la varianza y por último la estadística inferencial, para valorar la normalidad de la data.

Considerando que es una investigación aplicada por su relevancia tecnológica difundida, siendo de tipo descriptivo y experimental; la población está identificada por los procesos de soporte a decisiones de la empresa comercializadora de alimentos, de tamaño infinito y bajo un muestreo probabilístico de 30 procesos de tomas de decisiones de la comercializadora de

alimentos; y teniendo un diseño experimental puro, es aquel en el que se manipula una o varias variables independientes, en esta investigación la variable independiente es Business Intelligence, para observar sus efectos sobre una o varias variables dependientes, en este caso la variable dependiente es el Proceso de Toma de Decisiones de la Gerencia de Ventas, en una situación de control. (Hernández Sampieri, Fernández Collado, & Baptista Lucio, 2014).



Business Intelligence

Soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas

Un experimento puro debe tener las siguientes condiciones:

- Manipulación intencional de la variable independiente.
- Se debe medir el efecto que la variable independiente tiene en la variable dependiente.
- Buen control de la situación experimental.

Diseño con Post Prueba únicamente y Grupo de Control

(Hernández Sampieri, Fernández Collado, & Baptista Lucio, 2014). Para el presente proyecto de investigación se utilizará el diseño Experimental Puro ya que, permitirá tener un mayor control y validez, con el diseño de postprueba grupo experimental y grupo de control.

R Ge X O1

R Gc -- O2

Donde:

R= Asignación aleatorio de la muestra.

Ge = Grupo experimental: Es el grupo que se aplicará el estímulo.

Gc = Grupo de control: Es el grupo que no aplicará el estímulo.

O1 = Datos de la Post-Prueba para los indicadores de la variable dependiente: Mediciones Post-prueba del grupo experimental.

O2 = Datos de la Post-Prueba para los indicadores de la variable dependiente: Mediciones Post-prueba del grupo de control.

X = Estímulo o condición experimental= Solución de Business Intelligence.

-- = Falta de estímulo o condición experimental.

Interpretación

Se genera aleatoriamente (R) un grupo experimental (Ge), constituido por las tomas decisiones en la Gerencia de Ventas de una empresa Comercializadora de Alimentos, al que se aplicara un estímulo o

solución de negocios inteligentes (X), luego se miden los valores de los indicadores para el Ge (O1). A un segundo grupo (Gc), igualmente formado aleatoriamente por las tomas decisiones en la Gerencia de Ventas de la empresa Comercializadora de Alimentos, el que no recibe estímulo, usando como grupo de control; en forma paralela se mide los valores de sus indicadores de la VD (O2), la expectativa es que los indicadores (O1) sean superiores a los indicadores (O2).

Elaboración de la Nueva Metodología para desarrollar Inteligencia de Negocios

La presente investigación permite elaborar una nueva metodología orientada al desarrollo de Soluciones de Inteligencia de Negocios. Esta metodología consta de 7 fases:

Figura 4

Modelo Conceptual de la Nueva Metodología



Fases De La Nueva Metodología

Modelamiento Empresarial: La primera fase de la Nueva Metodología parte de un enfoque sistémico de las organizaciones, genera modelos a nivel general, es decir, para la empresa diversificada: Productos, Lugares, Clientes y la Cartera de Negocios. Luego se Priorizan las Unidades Estratégicas de Negocios (UENs) y se elige la más importante. Para esta UEN se elaboran modelos empresariales como la Cadena de Valor, en base a la cual se identifican los Procesos de Negocio.

Modelamiento del Proceso de Negocios: No es posible desarrollar una solución de BI para toda la organización en un solo proyecto de desarrollo. Es por ello que en esta Fase se identifican los procesos de negocio transaccionales de la Unidad de negocios en estudio, para luego elegir el

proceso más importante de la UEN. Es en este proceso donde se implementa la solución de Inteligencia de Negocios.

Construir el Modelo Transaccional: Esta Fase permite la identificación del sistema transaccional existente. En caso no exista debe identificarse la data en cualquier medio de almacenamiento. Luego debe definirse un modelo de datos en el motor de BD. Finalmente, debe migrarse toda la data a la base de datos de sistema transaccional.

Construir el Datamart: Esta Fase inicia identificando los requerimientos de los tomadores de decisiones del proceso de negocios identificado y priorizado. Luego se diseña y elabora el modelo de Datos en Estrella. Se implementa este modelo a través de un DataMart en el gestor de base de datos utilizado para el proyecto.

Poblar el Datamart: es necesario Extraer, Transformar y Cargar los datos desde el sistema OLTP hacia el DataMart. Se puede realizar dicha tarea con simples consultas o con un elaborado y riguroso Proyecto con Integration Services. Para ello se deben desarrollar una serie de Paquetes y sus correspondientes Tareas. Se inicia con las Tablas Dimensionales y se finaliza poblando la Tabla de Hechos.

Gestionar Cubos: No es recomendable generar reportes desde el Datamart debido a

que hace lentos a los sistemas OLTP y vulnera la seguridad de las bases de datos. Esta Fase consiste en elaborar un Modelo en Visual Studio que traslada toda la Metadata y toda la Data desde el Datamart. Desde este Modelo Multidimensional se elaboran los Dashboards. Acá también se definen y desarrollan los KPIs (Indicadores Claves de Desempeño).

Desarrollar Dashboards: Esta Fase permite elaborar los reportes ejecutivos o Dashboards orientados a los tomadores de

decisiones. Se laborar para ser utilizados en: escritorio, vía web como un servicio y en los móviles.

RESULTADOS

Nivel De Confianza

En la presente Tesis se ha considerado un nivel de confianza de 95% para tener un margen de error del 5%.

Tabla 1

Resultados de la Post prueba del Gc y la Post prueba del Ge para: I₁, I₂, I₃ y I₄.

N°	I ₁ : Tiempo de generación de reportes (min)		I ₂ : Cantidad de reportes generados por día		I ₃ : Tiempo para analizar la información (min)		I ₄ : Nivel de satisfacción del usuario	
	Post prueba (Gc)	Post prueba (Ge)	Post prueba (Gc)	Post prueba (Ge)	Post prueba (Gc)	Post prueba (Ge)	Post prueba (Gc)	Post prueba (Ge)
1	149	1.60	29	59	71	4.9	Medio	Alto
2	189	2.16	28	90	53	17.9	Alto	Alto
3	169	4.87	19	64	82	6.0	Medio	Alto
4	208	3.39	49	75	120	14.4	Bajo	Alto
5	128	4.10	45	70	118	2.3	Medio	Medio
6	201	1.41	35	57	26	0.9	Bajo	Alto
7	166	2.89	32	74	39	28.6	Medio	Medio
8	241	3.16	11	78	67	9.7	Alto	Alto
9	252	2.07	23	37	117	4.8	Bajo	Alto
10	233	1.81	36	57	88	13.5	Bajo	Medio
11	211	3.10	50	31	2	14.9	Bajo	Medio
12	278	2.44	36	53	24	19.6	Alto	Medio
13	192	2.79	46	60	41	5.8	Medio	Medio
14	265	3.74	31	86	53	12.6	Alto	Alto
15	171	4.89	29	69	39	16.0	Medio	Alto
16	186	2.67	19	58	57	15.4	Bajo	Alto
17	218	3.79	13	61	49	12.4	Alto	Alto

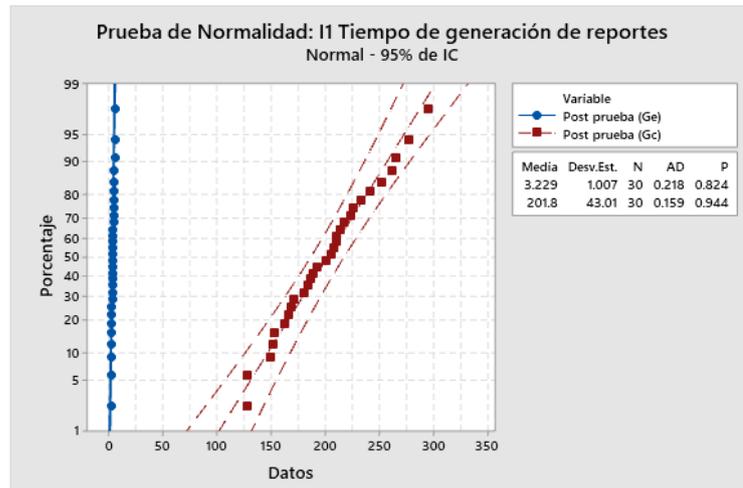
18	262	4.70	32	79	18	22.3	Medio	Alto
19	214	2.26	46	58	49	19.2	Alto	Medio
20	296	2.88	28	59	71	9.0	Medio	Medio
21	223	4.59	17	50	47	12.4	Bajo	Alto
22	184	3.50	35	63	91	8.4	Bajo	Alto
23	226	3.48	31	38	89	19.7	Alto	Medio
24	180	3.47	37	82	54	23.6	Bajo	Medio
25	211	4.11	18	66	34	29.0	Medio	Alto
26	206	3.02	27	35	19	25.2	Medio	Medio
27	152	2.10	26	40	79	21.7	Medio	Alto
28	153	4.96	35	61	98	2.0	Alto	Alto
29	128	3.04	25	52	36	3.1	Bajo	Medio
30	163	3.90	21	50	63	15.6	Medio	Medio

Prueba de Normalidad

I₁: Tiempo de Generación de Reportes

Figura 5

Prueba de Normalidad para los datos de Post Prueba del Ge y Gc para el I₁.

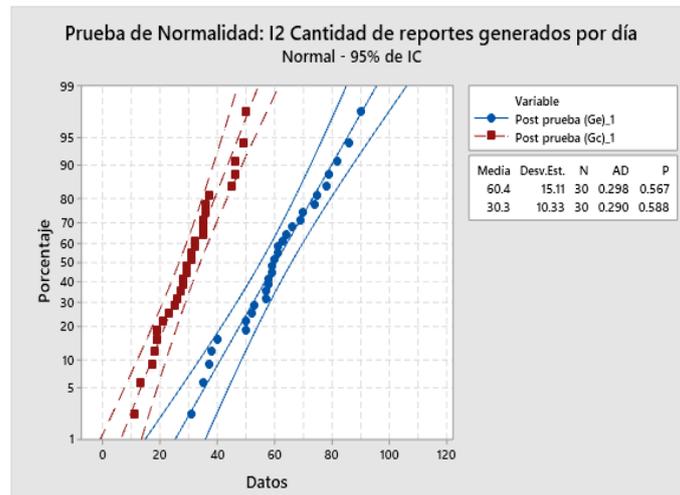


Aquí podemos observar que, para el indicador, en la Pos Prueba (Ge) y la Pos Prueba (Gc) $p(0.824 \text{ y } 0.944) > \alpha(0.05)$. Por lo tanto, los indicadores tienen un comportamiento normal.

I₂: Cantidad de Reportes Generados por Día

Figura 6

Prueba de Normalidad para los datos de Post Prueba del Ge y Gc para el I₂.

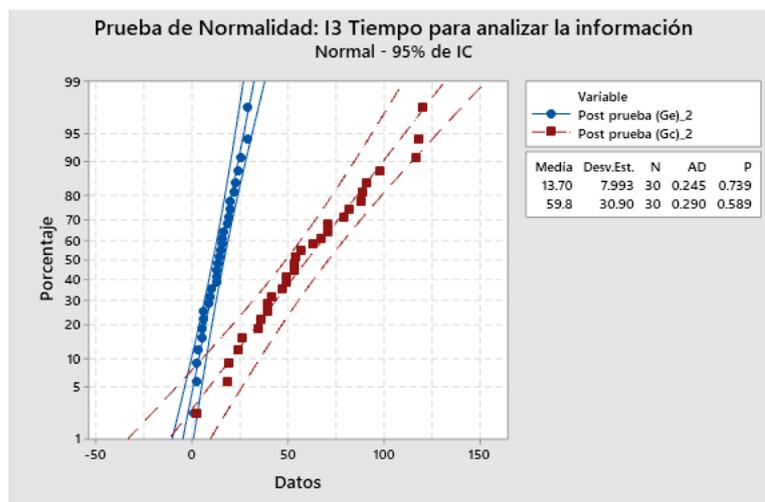


Se ve que, en el indicador, en la Pos Prueba (Ge) y la Pos Prueba (Gc) $p(0.567 \text{ y } 0.588) > \alpha(0.05)$. Por lo tanto, los indicadores tienen un comportamiento normal.

I₃: Tiempo Para Analizar la Información

Figura 7

Prueba de Normalidad para los datos de Post Prueba del Ge y Gc para el I₃.



Se ve que, el indicador, en la Pos Prueba (Ge) y la Pos Prueba (Gc) $p(0.739 \text{ y } 0.589) > \alpha(0.05)$. Por lo tanto, los indicadores tienen un comportamiento normal.

Contrastación de la Hipótesis

Ahora se presenta la validación de las hipótesis específicas que consideran resultados para la Pos prueba del Ge y la Pos prueba del Gc de los Indicadores (Is) de la Variable Dependiente. Los planteamientos de la hipótesis para las Indicadores se detallan:

Para **I₁**: Tiempo de generación de reportes en minutos

Post prueba Ge	1.60	2.16	4.87	3.39	4.10	1.41	2.89	3.16	2.07	1.81	3.10	2.44	2.79	3.74	4.89
	2.67	3.79	4.70	2.26	2.88	4.59	3.50	3.48	3.47	4.11	3.02	2.10	4.96	3.04	3.90
Post prueba Gc	149	189	169	208	128	201	166	241	252	233	211	278	192	265	171
	186	218	262	214	296	223	184	226	180	211	206	152	153	128	163

H_i: Si se usa una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, disminuye el Tiempo de generación de reportes para el soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas (Post prueba Ge) en relación de la muestra que no se aplicó (Post prueba Gc).

H_o: Si se usa una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, aumenta el Tiempo de generación de reportes para el soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas (Post prueba Ge) respecto a la muestra a la que no se aplicó (Post prueba Gc).

Al procesar los datos se obtiene lo siguiente:

Estadísticas descriptivas				
Muestra	N	Media	Desv.Est.	Error estándar de la media
Post prueba (Gc)	30	201.8	43.0	7.9
Post prueba (Ge)	30	3.23	1.01	0.18

Prueba		
Hipótesis nula	$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$	
Hipótesis alterna	$H_1: \mu_1 - \mu_2 > 0$	
Valor T	GL	Valor p
25.28	29	0.000

Debido a que el valor-p (0.000) < α (0.05), los resultados proporcionan la evidencia necesaria para rechazar la hipótesis nula (H_o), y la hipótesis alterna (H_a) es cierta. La prueba resultó ser significativa

Para **I₂**: Cantidad de reportes generados por día

Post prueba Ge	59	90	64	75	70	57	74	78	37	57	31	53	60	86	69
	58	61	79	58	59	50	63	38	82	66	35	40	61	52	50

Post prueba Gc	29	28	19	49	45	35	32	11	23	36	50	36	46	31	29
	19	13	32	46	28	17	35	31	37	18	27	26	35	25	21

H_i: Si se usa una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, aumenta la Cantidad de reportes generados por día para la soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas (Post prueba Ge) respecto a la muestra a la que no se aplicó (Post prueba Gc).

H_o: Si se usa una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, disminuye la Cantidad de reportes generados por día para el soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas (Post prueba Ge) respecto a la muestra a la que no se aplicó (Post prueba Gc).

Al procesar los datos se obtiene lo siguiente:

Muestra	N	Media	Desv.Est.	Error estándar de la media
Post prueba (Gc)_1	30	30.3	10.3	1.9
Post prueba (Ge)_1	30	60.4	15.1	2.8

Hipótesis nula	$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$	
Hipótesis alterna	$H_1: \mu_1 - \mu_2 < 0$	
Valor T	GL	Valor p
-9.00	51	0.000

Debido a que el *valor-p* (0.000) < α (0.05), los resultados proporcionan la evidencia necesaria para rechazar la hipótesis nula (H_0), y la hipótesis alterna (H_a) es cierta. La prueba resultó ser significativa.

Para **I₃**: Tiempo para analizar la información en minutos

Post prueba Ge	4.9	17.9	6.0	14.4	2.3	0.9	28.6	9.7	4.8	13.5	14.9	19.6	5.8	12.6	16.0
	15.4	12.4	22.3	19.2	9.0	12.4	8.4	19.7	23.6	29.0	25.2	21.7	2.0	3.1	15.6
Post prueba Gc	71	53	82	120	118	26	39	67	117	88	2	24	41	53	39
	57	49	18	49	71	47	91	89	54	34	19	79	98	36	63

H_i: Si se usa una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, disminuye el Tiempo para analizar información para el soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas (Post prueba Ge) respecto a la muestra a la que no se aplicó (Post prueba Gc).

H₀: Si se usa una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, aumenta el Tiempo para analizar información para el soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas (Post prueba Ge) respecto a la muestra a la que no se aplicó (Post prueba Gc).

Al procesar los datos se obtiene lo siguiente:

Muestra	N	Media	Desv.Est.	Error estándar de la media
Post prueba (Gc)_2	30	59.8	30.9	5.6
Post prueba (Ge)_2	30	13.70	7.99	1.5

Hipótesis nula	$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$	
Hipótesis alterna	$H_1: \mu_1 - \mu_2 > 0$	
Valor T	GL	Valor p
7.91	32	0.000

Debido a que el *valor-p* (0.000) < α (0.05), los resultados proporcionan la evidencia necesaria para rechazar la hipótesis nula (H_0), y la hipótesis alterna (H_a) es cierta. La prueba resultó ser significativa

DISCUSIÓN

Tiempo de generación de reportes: I_1

Resultados de Post-Prueba (Gc) y Post-Prueba (Ge) para el I_1

Post prueba (Gc)	Post prueba (Ge)		
149	1.60	1.60	1.60
189	2.16	2.16	2.16
169	4.87	4.87	4.87
208	3.39	3.39	3.39
128	4.10	4.10	4.10
201	1.41	1.41	1.41
166	2.89	2.89	2.89
241	3.16	3.16	3.16
252	2.07	2.07	2.07
233	1.81	1.81	1.81
211	3.10	3.10	3.10
278	2.44	2.44	2.44
192	2.79	2.79	2.79
265	3.74	3.74	3.74

171	4.89	4.89	4.89
186	2.67	2.67	2.67
218	3.79	3.79	3.79
262	4.70	4.70	4.70
214	2.26	2.26	2.26
296	2.88	2.88	2.88
223	4.59	4.59	4.59
184	3.50	3.50	3.50
226	3.48	3.48	3.48
180	3.47	3.47	3.47
211	4.11	4.11	4.11
206	3.02	3.02	3.02
152	2.10	2.10	2.10
153	4.96	4.96	4.96
128	3.04	3.04	3.04
163	3.90	3.90	3.90
Promedio	201.8	3.23	
Meta Planteada		5	
Nº menor al Promedio	16	30	30
% menor al Promedio	53.33	100.00	100.00

- El 53.33 % de los **Tiempos de generación de reportes** en la Pos prueba del Ge fue inferiores al promedio en la Post prueba del Gc.
- El 100.00 % de los Tiempo de generación de reportes en la Pos prueba del Ge fueron inferiores a su Meta Trazada.
- El 100.00 % de los Tiempos de generación de reportes en la Pos prueba del Ge fueron inferiores a su media en la Pos prueba del Gc.

Cantidad de reportes generados por día: I₂

Resultados de Post-Prueba (Gc) y Post-Prueba (Ge) para el I₂

	Post prueba (Gc)	Post prueba (Ge)		
	29	59	59	59
	28	90	90	90
	19	64	64	64
	49	75	75	75
	45	70	70	70
	35	57	57	57
	32	74	74	74

	11	78	78	78
	23	37	37	37
	36	57	57	57
	50	31	31	31
	36	53	53	53
	46	60	60	60
	31	86	86	86
	29	69	69	69
	19	58	58	58
	13	61	61	61
	32	79	79	79
	46	58	58	58
	28	59	59	59
	17	50	50	50
	35	63	63	63
	31	38	38	38
	37	82	82	82
	18	66	66	66
	27	35	35	35
	26	40	40	40
	35	61	61	61
	25	52	52	52
	21	50	50	50
Promedio	30.3	60.4		
Meta Planteada			50	
Nº mayor al Promedio		14	23	30
% mayor al Promedio		46.66	76.66	100

- El 46.66 % de las Cantidades de reportes generados por día en la Pos prueba del Ge fueron superiores al promedio en la Post prueba del Gc.
- El 76.66 % de las Cantidades de reportes generados por día en la Pos prueba del Ge fueron superiores a su Meta Trazada.
- El 100.00 % de las Cantidades de reportes generados por día en la Pos prueba del Ge fueron superiores a su media en la Post prueba del Gc.

Tiempo para analizar la información: I₃

Resultados de Post-Prueba (Gc) y Post-Prueba (Ge) para el I₃

Post prueba (Gc)	Post prueba (Ge)

71	4.9	4.9	4.9
53	17.9	17.9	17.9
82	6.0	6.0	6.0
120	14.4	14.4	14.4
118	2.3	2.3	2.3
26	0.9	0.9	0.9
39	28.6	28.6	28.6
67	9.7	9.7	9.7
117	4.8	4.8	4.8
88	13.5	13.5	13.5
2	14.9	14.9	14.9
24	19.6	19.6	19.6
41	5.8	5.8	5.8
53	12.6	12.6	12.6
39	16.0	16.0	16.0
57	15.4	15.4	15.4
49	12.4	12.4	12.4
18	22.3	22.3	22.3
49	19.2	19.2	19.2
71	9.0	9.0	9.0
47	12.4	12.4	12.4
91	8.4	8.4	8.4
89	19.7	19.7	19.7
54	23.6	23.6	23.6
34	29.0	29.0	29.0
19	25.2	25.2	25.2
79	21.7	21.7	21.7
98	2.0	2.0	2.0
36	3.1	3.1	3.1
63	15.6	15.6	15.6
Promedio	59.80	13.70	
Meta Planteada		15.0	
Nº menor a Promedio		15	30
% menor a Promedio		50.00	100.00

- El 50.00 % de los Tiempos para analizar la información en la Pos prueba del Ge fueron inferiores al promedio en la Post prueba del Gc.
- El 50.00 % de los Tiempos para analizar la información en la Pos prueba del Ge fueron inferiores a su Meta Trazada.
- El 100.00 % de los Tiempos para analizar la información en la Pos prueba del Ge fueron inferiores a su media en la Post prueba del Gc.

CONCLUSIONES

Al utilizar una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, se optimizó el soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas en una empresa Comercializadora de Alimentos.

Cuando se usa una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, disminuye el tiempo de generación de reportes para el soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas.

Al utilizar una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, se incrementa la cantidad de reportes generados por día para el soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas.

Luego de utilizar una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, disminuye el tiempo para analizar información para el soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas.

Cuando se utiliza una solución de Business Intelligence, basado en un Nuevo Modelo, aumenta el nivel de satisfacción del usuario para el soporte a decisiones de la Gerencia de Ventas.

El Enfoque Sistémico permite generar nuevas Metodologías a partir de las

existentes en el soporte a decisiones gerenciales.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Espinosa , R. (19 de abril de 2010). El Rincon del BI . Obtenido de <https://churriwifi.wordpress.com/2010/04/19/15-2-ampliacion-conceptos-del-modelado-dimensional/>
- Alade, A. (2017). Business Intelligence Tools for Informed Decision-Making: An Overview. Strategic Engineering for Cloud Computing and Big Data Analytics, 17.
- Carranza De la cruz, R. (2021). Implementación de un Datamart para la dinamización en la toma de decisiones de la gestión financiera de la empresa YOMIQUI S.A.C. [Tesis]. V: s.e.
- Chenhao, Z. (2020). A data-driven business intelligence system for large-scale semi-automated logistics facilities. International Journal of Production Research, 20.
- Espinosa, R. (19 de abril de 2010). El Rincon del BI. Obtenido de Descubriendo el Business Intelligence:

<https://churriwifi.wordpress.com/2010/04/19/15-2-ampliacion-conceptos-del-modelado-dimensional/>

Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2014). Metodología de la investigación. México D.F.: McGraw-Hill.

Inmon, W. (2010). Using The Data Warehouse (tercera ed.). Jhon Wiley y Sons.

Kimball, R., Ross, M., Becker, B., Mundy, J., & Thornthwaite, W. (2016). The Kimball Group Reader: Relentlessly Practical Tools for Data Warehousing and Business Intelligence. WILEY.

Kurniawan, D. (2020). Extending the Understanding of Business Intelligence and Its Application in Startups. Atlantis Press, 7.

Lopez Vera, E. (2020). Desarrollo de una solución de inteligencia de negocios para mejorar el proceso de toma de decisiones en el área de rentas de la Municipalidad Distrital de Moche. [Tesis Grado]. Trujillo: s.e.

Moghimi, F., & Zheng, C. (2009). A decision-making model to choose business intelligence platforms for organizations. 3rd International Symposium on Intelligent

Information Technology Application, IITA 2009(Code 79449), 73 - 77. doi:10.1109/IITA.2009.408

Páez Redondo, M. (2021). Propuesta de un modelo para el análisis de datos de Business Intelligence para el análisis de información financiera para la empresa Grupo Diversservicios S.A.S [Tesis Maestría]. Bogotá: s.e.

Susa Vugec, D. (2020). Business intelligence and organizational performance The role of alignment with business process management. Business Process Management, 22.

Treball, B. (2012). Desarrollo del Business Intelligence. Barcelona Activa, 1.

Vela Pizango, D. (2019). Solución de inteligencia de negocio para la toma de decisiones en la empresa Milenium Electronics S.A.C. Lima: s.e.

Vugec, D., Vukšić, V., Bach, M., Jaklič, J., & Štemberger, M. (2020). Inteligencia empresarial y desempeño organizacional: el papel de la alineación con la gestión de procesos comerciales. Diario de gestión de procesos de negocio.

Contacto

William George Paucar Palomino
george.paucar@unas.edu.pe