

The impact of using data warehouse implementation methodologies on decision making: A systematic review in business intelligence

El impacto del uso de metodologías de implementación de Data Warehouses en la toma de decisiones: Una revisión sistemática en inteligencia de negocios

Aradiel Castañeda Hilario, Doctor¹, Acosta de la Cruz Pedro Raúl, Msc¹, Gerónimo Vásquez Alfonso Herminio, Doctor¹, Flores Salinas, José Alberto¹, Universidad Nacional de Ingeniería, Perú, haradiel@uni.edu.pe, pacosta@uni.edu.pe, ageronimov@uni.edu.pe, Jflores@uni.edu.pe

Abstract: This article presents a systematic review of the scientific literature on the implementation of Data Warehouses and their impact on business decision-making and on improving operational efficiency in different sectors. The PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) protocol was used to ensure a comprehensive, transparent and replicable review, covering a total of 40 relevant studies published between 2010 and 2023 in six high-impact academic databases: IEEE Xplore, Redalyc, SagePub, Science Direct, Scopus and Web of Science. The review was structured using the PICOC (Population, Intervention, Comparison, Outcomes and Context) approach to formulate the research questions and define the inclusion and exclusion criteria, focusing on the analysis of how Data Warehouses contribute to organizational efficiency and productivity.

The results indicated that data warehouse construction methodologies play a crucial role in transforming large volumes of data into coherent and accessible information, facilitating the integration of dispersed data and providing a robust environment for strategic analysis. Methodologies such as Kimball's dimensional approach and Inmon's corporate model proved effective in contexts with high demand for complex analysis and advanced integration needs, while agile and iterative approaches stood out in organizations that require adaptability and incremental development. It was observed that the choice of implementation methodology directly affects the flexibility and scalability of the data warehouse, and must be carefully selected according to the specific characteristics of each organization, its business objectives and its technological maturity.

Furthermore, the findings suggest that the implementation of data warehouses not only improves the quality of decision making by providing centralized and reliable data, but also increases operational efficiency in key processes such as supply chain management, financial analysis and public policy evaluation. The studies reviewed showed that organizations that have implemented data warehouses report significant improvements in terms of response times, cost reduction and resource optimization, regardless of sector or geographic location. In addition, it was highlighted that data warehouses facilitate the execution of advanced queries and the use of analytical algorithms to identify patterns and trends that would not be visible in traditional data environments. In sectors such as retail, the use of these technologies made it possible to anticipate demand and proactively adjust inventory replenishment, while in the healthcare sector it helped to optimize resource allocation and improve patient care by integrating clinical and administrative data.

However, the research also revealed significant challenges associated with the implementation of data warehouses. Lack of alignment between business objectives and data warehouse architecture was a recurring cause of project failures, underlining the importance of involving key stakeholders from the early planning stages to ensure that the designed solutions adequately respond to the needs of all users. Furthermore, limited availability of trained personnel and high initial implementation costs were identified as common barriers, especially in organizations in developing countries.

The study concludes that data warehouses are an essential tool for modern organizations that wish to base their decisions on accurate and timely data. The main contributions of this research include the identification of effective methodologies for building data warehouses, the analysis of their applicability in different sectors and contexts, and the evaluation of their impact on operational efficiency and decision-making capacity. The need for an adaptive methodological approach that considers both technical requirements and organizational dynamics to ensure the success of these projects is also highlighted.

In terms of contributions, this review provides a comprehensive framework for understanding how data warehouses can be effectively implemented and what factors should be considered to maximize their strategic value. In addition, practical recommendations are offered for planning and managing data warehousing projects, as well as for the selection of methodologies based on the characteristics of each organization. Finally, future lines of research are suggested that explore the integration of Data Warehouses with emerging technologies such as Big Data and Artificial Intelligence, with

Keywords – Business Intelligence, Data Warehouse, Decision Making, Hefesto, PRISMA Methodology.

Resumen: Este artículo presenta una revisión sistemática de la literatura científica sobre la implementación de Data Warehouses y su impacto en la toma de decisiones empresariales y en la mejora de la eficiencia operativa en diferentes sectores. Se utilizó el protocolo PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) para garantizar una revisión exhaustiva, transparente y replicable, abarcando un total de 40 estudios relevantes publicados entre 2010 y 2023 en seis bases de datos académicas de alto impacto: IEEE Xplore, Redalyc, SagePub, Science Direct, Scopus y Web of Science. La revisión se estructuró empleando el enfoque PICOC (Población, Intervención, Comparación, Resultados y Contexto) para formular las preguntas

de investigación y definir los criterios de inclusión y exclusión, centrándose en el análisis de cómo los Data Warehouses contribuyen a la eficiencia y productividad organizacional.

Los resultados indicaron que las metodologías de construcción de Data Warehouses desempeñan un papel crucial en la transformación de grandes volúmenes de datos en información coherente y accesible, facilitando la integración de datos dispersos y proporcionando un entorno robusto para el análisis estratégico. Metodologías como el enfoque dimensional de Kimball y el modelo corporativo de Inmon demostraron ser efectivas en contextos con alta demanda de análisis complejo y necesidades de integración avanzada, mientras que enfoques ágiles e iterativos se destacaron en organizaciones que requieren adaptabilidad y un desarrollo incremental. Se observó que la elección de la metodología de implementación afecta directamente la flexibilidad y escalabilidad del almacén de datos, y debe ser cuidadosamente seleccionada según las características específicas de cada organización, sus objetivos de negocio y su madurez tecnológica.

Asimismo, los hallazgos sugieren que la implementación de Data Warehouses no solo mejora la calidad de la toma de decisiones al proporcionar datos centralizados y confiables, sino que también incrementa la eficiencia operativa en procesos clave como la gestión de la cadena de suministro, el análisis financiero y la evaluación de políticas públicas. Los estudios revisados mostraron que las organizaciones que han implementado Data Warehouses reportan mejoras significativas en términos de tiempos de respuesta, reducción de costos y optimización de recursos, independientemente del sector o la ubicación geográfica. Además, se destacó que los Data Warehouses facilitan la ejecución de consultas avanzadas y el uso de algoritmos analíticos para identificar patrones y tendencias que no serían visibles en entornos de datos tradicionales. En sectores como el retail, el uso de estas tecnologías permitió anticipar la demanda y ajustar la reposición de inventarios de manera proactiva, mientras que en el sector de salud ayudó a optimizar la asignación de recursos y a mejorar la atención al paciente mediante la integración de datos clínicos y administrativos.

Sin embargo, la investigación también reveló desafíos importantes asociados con la implementación de Data Warehouses. La falta de alineación entre los objetivos empresariales y la arquitectura del almacén de datos fue una causa recurrente de fallos en los proyectos, lo que subraya la importancia de involucrar a los principales stakeholders desde las primeras etapas de planificación para asegurar que las soluciones diseñadas respondan adecuadamente a las necesidades de todos los usuarios. Además, la limitada disponibilidad de personal capacitado y los altos costos iniciales de implementación fueron identificados como barreras comunes, especialmente en organizaciones de países en desarrollo.

El estudio concluye que los Data Warehouses son una herramienta esencial para las organizaciones modernas que desean basar sus decisiones en datos precisos y oportunos. Las contribuciones principales de esta investigación incluyen la identificación de metodologías efectivas para la construcción de Data Warehouses, el análisis de su aplicabilidad en distintos sectores y contextos, y la evaluación de su impacto en la eficiencia operativa y la capacidad de toma de decisiones. También se resalta la necesidad de un enfoque metodológico adaptativo que considere tanto los requisitos técnicos como las dinámicas organizacionales para asegurar el éxito de estos proyectos.

En términos de contribuciones, esta revisión aporta un marco integral para entender cómo los Data Warehouses se pueden implementar de manera efectiva y qué factores deben considerarse para maximizar su valor estratégico. Además, se ofrecen recomendaciones prácticas para la planificación y gestión de proyectos de Data Warehousing, así como para la selección de metodologías en función de las características de cada organización. Finalmente, se sugieren líneas futuras de investigación que exploren la integración de Data Warehouses con tecnologías emergentes como Big Data y la Inteligencia Artificial, con el fin de expandir su aplicabilidad y fortalecer su capacidad para soportar decisiones más complejas y en tiempo real.

Palabras clave — Business Intelligence, Data Warehouse, Toma de decisiones, Hefesto, Metodología PRISMA.

I. INTRODUCTION

En el ámbito de la Inteligencia de Negocios, el uso de Data Warehouses (Almacenes de Datos) se ha consolidado como una de las soluciones más efectivas para centralizar, organizar y gestionar grandes volúmenes de datos provenientes de múltiples fuentes internas y externas de las organizaciones. Los Data Warehouses permiten integrar estos datos en un único repositorio estructurado, facilitando el acceso y análisis eficiente de la información relevante para la toma de decisiones estratégicas [1]. Esta centralización ofrece a las empresas la posibilidad de transformar datos dispersos en información coherente, permitiendo una visión holística del negocio y potenciando su capacidad para reaccionar ante cambios en el entorno [2].

El avance de tecnologías como el Internet de las Cosas (IoT) y la automatización de procesos ha incrementado la producción y disponibilidad de datos en tiempo real, generando un entorno en el que el manejo y análisis de esta información se ha convertido en un factor crucial para el éxito de las empresas [3]. La recopilación de datos continuos sobre procesos, operaciones y comportamiento de clientes otorga a las organizaciones un recurso valioso que, si se gestiona adecuadamente, puede convertirse en una ventaja competitiva [4][5]. De esta manera, el manejo de un Data Warehouse no solo optimiza la eficiencia interna, sino que también permite el diseño de estrategias específicas basadas en datos. Por ejemplo, una empresa de retail puede emplear el análisis de ventas y tendencias de productos para anticipar la demanda y gestionar inventarios de manera óptima, evitando tanto el desabastecimiento como el exceso de stock [6].

Adicionalmente, las organizaciones pueden aplicar análisis predictivos basados en el comportamiento histórico de sus operaciones para identificar patrones que anticipen problemas logísticos o de producción. Esto permite establecer estrategias de mantenimiento preventivo en fábricas, mejorando la continuidad operativa y reduciendo costos asociados a paradas imprevistas [7]. En el ámbito del marketing, los Data Warehouses permiten la segmentación avanzada de clientes a partir de sus interacciones y preferencias, desarrollando campañas personalizadas que maximizan la retención y mejoran la experiencia del cliente [8]. Por otro lado, los datos agregados sobre la eficiencia de los empleados y procesos operacionales pueden ayudar a rediseñar flujos de trabajo, asignar tareas de manera más efectiva y optimizar el uso de recursos humanos y materiales [9].

El uso de Data Warehouses no se limita exclusivamente al sector privado. Las entidades públicas también han adoptado estas tecnologías para aumentar su eficiencia y mejorar la calidad de los servicios que ofrecen. Por ejemplo, en países

donde se ha implementado un Data Warehouse en el sistema de salud pública, se han obtenido mejoras sustanciales en la asignación de recursos médicos y en la evaluación del impacto de programas de salud a gran escala [10]. Asimismo, la administración pública puede utilizar los datos recolectados para monitorear el cumplimiento de objetivos de desarrollo social y ajustar políticas de manera proactiva, mejorando la transparencia y el control de las inversiones públicas [11].

En este contexto, la Inteligencia de Negocios, potenciada por los Data Warehouses, permite a las organizaciones obtener indicadores clave que aportan una lectura más clara y precisa del entorno, facilitando la toma de decisiones con una base sólida de datos y reduciendo la incertidumbre en situaciones complejas [12]. La implementación de estas tecnologías ayuda a identificar no solo qué está sucediendo en la organización, sino también por qué sucede y qué acciones deben tomarse para alcanzar los objetivos estratégicos establecidos [13][14]. De este modo, el uso de Data Warehouses se convierte en un componente esencial para la construcción de una infraestructura de análisis que soporte decisiones estratégicas y operacionales en tiempo real [15].

El presente artículo tiene como objetivo analizar las metodologías de construcción e implementación de Data Warehouses y evaluar su contribución en el contexto empresarial. Se ha llevado a cabo una revisión sistemática utilizando la metodología PRISMA, en la que se revisaron un total de 40 artículos académicos publicados entre 2010 y 2023. El propósito de este análisis es identificar las mejores prácticas y enfoques metodológicos que impactan en el éxito de los proyectos de Data Warehousing y destacar cómo estas metodologías pueden aplicarse en diferentes sectores para mejorar la eficiencia, la calidad de los datos y la capacidad de toma de decisiones. A lo largo del artículo, se detallarán las etapas de la metodología PRISMA y se presentarán los resultados obtenidos con base en las preguntas de investigación formuladas, concluyendo con recomendaciones para la implementación efectiva de Data Warehouses en contextos específicos de negocio.

II. ESTADO DEL ARTE

A. Inteligencia de Negocios

La Inteligencia de Negocios (Business Intelligence, BI) es la capacidad de una organización para transformar los datos en información relevante y esta información en conocimiento valioso, con el objetivo de respaldar decisiones estratégicas, tácticas y operativas. Este proceso implica el uso de metodologías, aplicaciones y tecnologías que permiten recolectar, limpiar, organizar, transformar y analizar grandes volúmenes de datos provenientes de diversas fuentes internas y externas. A través de esta transformación, las empresas pueden identificar patrones, tendencias y anomalías que revelan áreas de oportunidad y problemas subyacentes [15]. La Inteligencia

de Negocios no solo permite visualizar el estado actual del negocio, sino que también proporciona herramientas predictivas que ayudan a anticipar eventos futuros y preparar respuestas adecuadas.

El impacto de las herramientas de BI se extiende a diferentes niveles dentro de la organización. A nivel operativo, permite gestionar de manera más eficiente los recursos humanos y materiales, ajustando los flujos de trabajo en función de la demanda o la capacidad. Por ejemplo, en una cadena de suministro, BI puede ayudar a equilibrar inventarios, identificando dónde es necesario incrementar o reducir el stock en tiempo real para evitar costos innecesarios [15]. A nivel estratégico, la implementación de BI permite a las empresas obtener una visión integral de su entorno competitivo, facilitando la toma de decisiones fundamentadas en información confiable y precisa.

Sin embargo, el éxito de un proyecto de BI depende en gran medida de una correcta planificación inicial. Un error común es la falta de definición clara de los objetivos y necesidades de la empresa, lo que conlleva a la implementación de soluciones que no resuelven los problemas principales. Por ello, es fundamental involucrar a todos los actores clave durante la fase de diseño del sistema y asegurar que las expectativas de cada departamento estén alineadas con las capacidades del BI [15]. De lo contrario, el sistema podría no ser adoptado completamente, o los beneficios esperados no se materializarían, lo que se traduciría en un retorno de inversión (ROI) negativo.

Recientemente, ha emergido el concepto de Agile BI Governance, el cual combina los principios de la Gobernanza de TI, el Manifiesto Ágil y la Gobernanza de Datos. Este enfoque propone una estructura organizacional flexible y adaptable que pueda responder rápidamente a los cambios en las necesidades de negocio. A través de la aplicación de marcos de trabajo ágiles, como SCRUM y Kanban, junto con políticas de control de calidad de datos, las organizaciones pueden desarrollar capacidades para adaptar sus sistemas de BI de manera dinámica y continua, logrando una mejora constante del valor generado por estas tecnologías [15].

B. Data Warehouse

El Data Warehouse (Almacén de Datos) es un sistema que se emplea para integrar y consolidar datos provenientes de múltiples fuentes, con el fin de proporcionar un único repositorio de información estructurada que facilite la toma de decisiones a nivel empresarial. A diferencia de los sistemas transaccionales (OLTP), que están orientados a la captura y almacenamiento de datos operativos, el Data Warehouse está diseñado para realizar consultas y análisis complejos que requieren grandes volúmenes de información histórica. La arquitectura de un Data Warehouse permite realizar análisis multidimensionales, permitiendo a los usuarios visualizar datos desde diferentes perspectivas, como por cliente, región o periodo de tiempo [7].

El proceso de construcción de un Data Warehouse se organiza en tres etapas fundamentales:

Análisis del Esquema Operacional: Se examina el esquema Entidad-Relación de las bases de datos operacionales para comprender las fuentes de datos existentes y definir los esquemas multidimensionales candidatos que se utilizarán en el almacén de datos [7]. Esta fase es crucial para asegurar que todos los elementos relevantes sean identificados y que las relaciones entre los datos se mantengan consistentes.

Recolección de Requisitos de Usuario: Mediante entrevistas y encuestas, se recopilan las necesidades de los usuarios finales para definir los indicadores y métricas que deben ser considerados en el Data Warehouse. Este paso asegura que el sistema refleje las necesidades reales del negocio y que las consultas que se realizarán sobre los datos sean precisas y relevantes [7].

Diseño y Validación del Modelo Multidimensional: La información recolectada se compara con los esquemas definidos inicialmente, creando un diseño final que representa las expectativas y necesidades de los usuarios. Este modelo incluye la creación de tablas de hechos y dimensiones que permiten analizar los datos desde múltiples perspectivas [7]. Una vez definido, el modelo se somete a pruebas con datos reales para validar su funcionalidad.

Aunque los beneficios de un Data Warehouse son claros, el costo de implementación puede ser prohibitivo para algunas organizaciones debido a los recursos necesarios en términos de tecnología, infraestructura y personal especializado. Por ello, es fundamental que los promotores del proyecto dentro de la empresa justifiquen la inversión mediante un análisis detallado de retorno sobre la inversión (ROI) y beneficios esperados, utilizando técnicas como el análisis de costo-beneficio y la proyección de escenarios [7].

C. Toma de Decisiones

La toma de decisiones basada en datos es el núcleo de la implementación de un Data Warehouse. La metodología de Ciclo de Vida Dimensional del Negocio es un enfoque que facilita la planificación, desarrollo e implementación de un almacén de datos que responda a las necesidades de análisis de los usuarios [21]. Este ciclo incluye cuatro etapas:

Planificación del Proyecto: Se define el alcance, los recursos y la justificación del proyecto, estableciendo metas y plazos claros. Esta fase involucra la creación de un plan de proyecto detallado que incluye riesgos y mitigaciones potenciales [18].

Definición de Requerimientos del Negocio: Se identifican los principales objetivos de análisis del negocio y las preguntas que el sistema debe responder. La definición de requerimientos incluye aspectos técnicos y de negocio, asegurando que el Data Warehouse sea capaz de responder a consultas de alto nivel [18].

Modelado Dimensional: Se construye un esquema dimensional que incluye tablas de hechos y tablas de dimensiones, permitiendo realizar análisis de múltiples variables y proporcionando una estructura que refleja las relaciones entre las métricas de negocio [18].

Diseño de Procesos ETL: Se desarrollan y prueban los procesos ETL (Extract, Transform, Load) para asegurar que los datos sean correctamente extraídos, transformados y cargados en el Data Warehouse con la integridad y calidad requeridas [18].

D. Metodología Hefesto

La metodología Hefesto se centra en proporcionar una estructura integral y flexible para la implementación de Data Warehouses. Basada en la experiencia acumulada y el análisis comparativo de metodologías existentes, Hefesto abarca cuatro etapas clave:

Análisis de Requerimientos: Se identifican los objetivos y necesidades de los usuarios mediante técnicas de recolección de información (entrevistas, cuestionarios, y observación). El resultado es un modelo conceptual que define los indicadores y métricas clave para el negocio [18].

Análisis de los Sistemas OLTP: Se revisan las bases de datos transaccionales para identificar la información relevante y establecer relaciones entre el modelo conceptual y los datos de origen [18].

Diseño Lógico del Data Warehouse: Se crea el modelo lógico del almacén de datos, que incluye el diseño de las tablas de dimensiones y hechos, así como la definición de las relaciones entre ellas [18].

Implementación de Procesos ETL: Se desarrollan los procesos ETL para extraer, transformar y cargar los datos en el almacén de datos. En esta fase se aseguran la calidad y la coherencia de los datos, utilizando pruebas y validaciones específicas [20].

III. METODOLOGIA

En el presente artículo se llevó a cabo una revisión sistemática de la literatura científica sobre la implementación de Data Warehouses y su relación con la toma de decisiones estratégicas y la mejora de la eficiencia organizacional. La revisión se desarrolló siguiendo las pautas establecidas en la declaración PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), un protocolo ampliamente reconocido que garantiza la transparencia, replicabilidad y exhaustividad en revisiones sistemáticas de la literatura académica.

Protocolo de Investigación

La revisión se estructuró siguiendo los pasos del protocolo PRISMA, que incluye las siguientes etapas: (1) identificación de estudios relevantes, (2) selección de artículos según criterios definidos, (3) evaluación de la elegibilidad, y (4) síntesis y análisis cualitativo de los resultados. Cada una de estas etapas fue cuidadosamente planificada para asegurar la inclusión de estudios relevantes que respondieran a las preguntas de investigación formuladas.

Se utilizó el enfoque metodológico PICOC (Población, Intervención, Comparación, Resultados y Contexto) para definir los elementos esenciales de la revisión y facilitar la formulación de preguntas de investigación orientadas a identificar la contribución de los Data Warehouses a la eficiencia y productividad en diferentes sectores e industrias. El uso de PICOC permitió una búsqueda más dirigida y un análisis más estructurado de la información recolectada, asegurando la relevancia y coherencia de los estudios seleccionados.

Población (P): La revisión se centró en estudios que analicen la implementación de Data Warehouses en sectores como manufactura, servicios financieros, salud, retail, y administración pública. Este enfoque multisectorial permite obtener una perspectiva amplia sobre cómo estas tecnologías contribuyen a la mejora de la productividad en diferentes contextos organizacionales.

Intervención (I): Se incluyeron investigaciones que abordan el uso de diferentes tipos de Data Warehouses, tales como almacenes de datos centralizados, distribuidos y basados en la nube. Asimismo, se examinaron las metodologías aplicadas en su diseño, implementación y gestión, destacando enfoques como el diseño dimensional, el uso de modelos OLAP (OnLine Analytical Processing) y las arquitecturas híbridas.

Comparación (C): Aunque no se definió un criterio de comparación directa entre metodologías, se incluyeron estudios que evaluaran diferentes enfoques para entender las fortalezas y debilidades de cada uno, proporcionando un análisis exploratorio de las diversas estrategias metodológicas en la construcción de Data Warehouses.

Resultados (O): Se analizaron los estudios en términos de resultados obtenidos, incluyendo mejoras en eficiencia operativa, reducción de costos, optimización de recursos y mejora en la capacidad de toma de decisiones. Los resultados se evaluaron mediante métricas como tiempos de respuesta, reducción de errores y ROI (Retorno sobre la Inversión).

Contexto (C): La revisión consideró contextos tanto nacionales como internacionales, diferenciando entre sectores desarrollados y emergentes. Esta distinción permite evaluar el impacto de los Data Warehouses en contextos con niveles de madurez tecnológica y de inversión significativamente diferentes.

Definición de las Preguntas de Investigación

El propósito de esta revisión sistemática es responder a las siguientes preguntas de investigación:

¿Qué sectores o industrias están implementando Data Warehouses para mejorar la eficiencia y productividad?

¿Qué tipos específicos de Data Warehouses se han implementado y cuáles son sus características técnicas y metodológicas?

¿Qué mejoras en eficiencia y productividad se han reportado como resultado de la implementación de Data Warehouses?

¿Cómo se mide el impacto de estas tecnologías en la eficiencia y la productividad organizacional?

¿En qué contextos (nacionales e internacionales) se han implementado estas soluciones, y cuáles son las diferencias observadas según el contexto geográfico y sectorial?

Estas preguntas permitieron enfocar la revisión hacia aspectos específicos de la implementación de Data Warehouses y su impacto, facilitando la identificación de patrones y la comparación de resultados entre estudios.

Proceso de Búsqueda e Identificación de Estudios

La búsqueda sistemática se llevó a cabo en el mes de abril de 2024 y abarcó seis bases de datos académicas: IEEE Xplore, Redalyc, SagePub, Science Direct, Scopus y Web of Science. Se seleccionaron estas bases de datos por su cobertura en temas de tecnología, gestión empresarial y administración pública. La estrategia de búsqueda incluyó términos como “Business Intelligence” y “Data Warehouse”, utilizando operadores booleanos para combinar conceptos y asegurar la exhaustividad en la búsqueda. Los resultados fueron los siguientes:

IEEE Xplore: 768 artículos

Redalyc: 112 artículos

SagePub: 57 artículos

Science Direct: 1629 artículos

Scopus: 1095 artículos

Web of Science: 139 artículos

Esto dio como resultado un total de 3810 artículos. Antes de proceder a la selección, se aplicaron los siguientes criterios de inclusión y exclusión:

Criterios de Inclusión: Se incluyeron artículos de investigación original y revisiones sistemáticas que evaluaran la implementación de Data Warehouses y su impacto en la toma de decisiones. También se consideraron estudios de conferencias y artículos aplicados.

Criterios de Exclusión: Se excluyeron capítulos de libros, reseñas de enciclopedias y estudios que no abordaran directamente las metodologías de construcción de Data Warehouses o su impacto en la productividad.

Asimismo, se eliminaron los duplicados, lo que redujo el número de artículos a 300.

Proceso de Selección y Análisis de Calidad

En la etapa de selección, se revisaron los títulos y resúmenes de los 300 artículos filtrados, eliminando aquellos que no se centraban en las metodologías de construcción de Data Warehouses. Finalmente, se seleccionaron 40 artículos

que cumplieran con los criterios establecidos. Se evaluaron estos estudios en su totalidad, extrayendo los hallazgos principales, como prácticas recomendadas, desafíos identificados y métricas utilizadas para medir el éxito de los proyectos.

Evaluación de la Calidad Metodológica

Se utilizó la herramienta Critical Appraisal Skills Programme (CASP) para evaluar la calidad metodológica de los estudios incluidos. Cada artículo fue revisado en términos de validez, claridad en la presentación de resultados, robustez metodológica y aplicabilidad práctica. Los artículos que no cumplieran con estos estándares se excluyeron de la síntesis final.

Síntesis de Resultados y Discusión

Los resultados de esta revisión sistemática indican que la implementación exitosa de Data Warehouses depende de la alineación entre la estrategia organizacional y la estructura del almacén de datos. Los estudios muestran que las empresas que invierten en la formación de personal y en la adaptación de la arquitectura tecnológica a sus necesidades específicas logran mayores niveles de eficiencia y mejores resultados en la toma de decisiones.

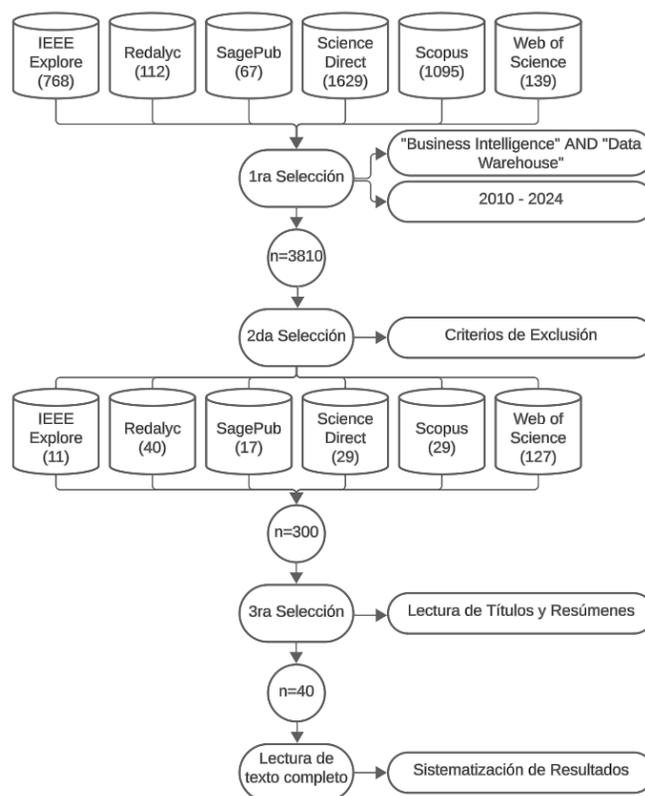


Fig. 1 Obtención de la información

IV. RESULTADOS

En la Tabla 1 se muestra el listado sistematizado de los 40 artículos en donde se registra a los autores, el título, el año y el

resultado de los papers sobre el uso de metodologías de construcción de los Data Warehouse en la toma de decisiones.

TABLA 1

LISTA DE SISTEMATIZACIÓN DE ARTÍCULOS DE INVESTIGACIÓN

Nº	Autor (es)	Título	Año	Impacto del data warehouse sobre productividad? (sí/no)	Impacto del data warehouse en el control de la eficiencia? (sí/no)
1	Andina M, Nelde A, Nolte C, Scheitz J, Olma M, Krämer M, Meisel E, Bingel A, Meisel A, Scheibe F, Endres M, Schlemm L, Meisel C	Datawarehouse-enabled quality control of atrial fibrillation detection in the stroke unit setting	2022	Sí	No
2	Andina M, Nelde A, Nolte C, Scheitz J, Olma M, Krämer M, Meisel E, Bingel A, Meisel A, Scheibe F, Endres M, Schlemm L, Meisel C	Datawarehouse-enabled quality control of atrial fibrillation detection in the stroke unit setting	2022	No	Sí
3	Avalos, V. N., & Diván, M. J	Data engineering approach to efficient data warehouse: Life cycle development revisited	2015	No	Sí
4	Bustamante, A., Amaru, E. & Gómez, L.	ETL Processes modeling techniques: an alternatives review and its application in a BI solution development project	2013	Sí	NO

5	Conboy, K., Mikalef, P., Dennehy, D. & Krogstie, J.	Using business analytics to enhance dynamic capabilities in operations research: A case analysis and research agenda	2020	No	Sí
6	Corte, N., Ruivo, P. & Oliveira, T.	The diffusion stages of business intelligence & analytics (BI&A): A systematic mapping study	2014	Sí	No
7	Daneshpour, Negin and Abdollahzadeh Barfouroush, Ahmad	Life cycle management system of infrastructure based on state awareness and intelligent warehousing	2011	Sí	No
8	Esbai, R., Hakkou, S. & Achraf, M.	Modeling and automatic generation of data warehouse using model-driven transformation in business intelligence process	2023	Sí	No
9	Fereydoon, A., & Mohammad, M.	Business intelligence as a key strategy for development organizations	2011	No	Sí
10	Ferreira, J., Almeida, J. & Rodrigues, A.	The Impact of Driving Styles on Fuel Consumption: A Data Warehouse and Data Mining based Discovery Process	2015	No	Sí
11	Gao, Qiang	Coupling metrics for object-oriented data warehouse design	2015	Sí	No

1 2	Garani, G., Tolis, D. & Savvas, I.	A trajectory data warehouse solution for workforce management decision- making	2023	Sí	No
1 3	García, A., Aguilar, N., Hernández, L. & Lancaster, E.	Business Intelligence: A key tool for the use of information and business decision- making	2021	Sí	No
1 4	Ghazanfari, M., Jafari, M., & Rouhani, S.	A tool to evaluate the business intelligence of enterprise systems	2011	No	Sí
1 5	Ghosh, P., Sadhu, D. & Sen, Soumya.	A Real-Time Business Analysis Framework Using Virtual Data Warehouse	2021	Sí	
1 6	Gökçe, H., & Gökçe, K.	Multi dimensional energy monitoring, analysis and optimization system for energy efficient building operations	2014	No	Sí
1 7	Gomez, L., Moreno, R. & Pérez, R.	Computer- assisted generation of data warehouse model: Analysis of information	2013	No	Sí
1 8	Jalil, N., Prapinit, P., Melan, M. & Mustaffa, A.	Adoption of Business Intelligence - Technological, Individual and Supply Chain Efficiency	2019	No	Sí
1 9	Jayashree, G. & Priya, C.	Design of Visibility for Order Lifecycle using Datawarehouse	2019	Sí	No

2 0	Luo, Yi and Peng, Yongjun	Family cars' life cycle cost estimation method based- on CBR and data warehouse	2012	No	Sí
2 1	Mannino, M., Hong, S. & Choi, I.	Efficiency evaluation of data warehouse operations	2016	No	Sí
2 2	Montes, L., Medina, A., Nogueira, D. & Gonzales, R.	Theoretical Foundations of Information Systems to Support Decision Making and Implementatio n Tools in Modern Management Control.	2010	Sí	No
2 3	Muhammad, N. & Zawiyah, Y.	Integration of Business Intelligence and Enterprise Resource Planning within Organizations	2013	Sí	No
2 4	Musawwer, I., Shahzada, S., Shafiq, A., Akber, G. & Shafiq, M.	ETL Maturity Model for Data Warehouse Systems: A CMMI Compliant Framework	2023	Sí	No
2 5	Nimmagadda, S., Dreher, H. & Rudra, A.	Data Warehouse Structuring Methodologies for Efficient Mining of Western Australian Petroleum Data Sources	2015	No	Sí
2 6	Parama, S.	Business Intelligence Model to Analyze Social Media Information	2018	Sí	No
2 7	Paramita, A., Prabowo, H., Ramadhan, A. & Sensue, D.	Modelling Data Warehousing and Business Intelligence Architecture for Non-profit	2023	Sí	No

		Organization Based on Data Governances Framework			
28	Pierre-Léo Bourbonnais, Catherine Morency	A robust datawarehouse as a requirement to the increasing quantity and complexity of travel survey data	2018	No	Sí
29	Pierre-Léo Bourbonnais, Catherine Morency	A robust datawarehouse as a requirement to the increasing quantity and complexity of travel survey data	2018	Sí	No
30	Prieto, R., Meneses, C., & Vega, V.	Comparative analysis of maturity models in business intelligence	2014	Sí	No
31	Romero, O., Bach, T., & Hose, K.	High-level ETL for semantic data warehouses	2022	Sí	No
32	Rosado, A., & Rico, D.	Business Intelligence: State of the Art	2010	Sí	No
33	Sabharwal, Sangeeta and Nagpal, Sushama and Aggarwal, Gargi	Application of Digital Content Management System Based on Data Warehouse and Data Mining Technology	2015	Sí	No
34	Souibgui, M., Atigui, F., Zammali, S., Cherfi, S., & Yahia, S.	Data quality in ETL process: A preliminary study	2019	Sí	No
35	Talma, C., Angélico, M. & Campante, M.	Developing Integrated Performance Dashboards Visualisations Using Power BI as a Platform	2023	No	Sí

36	Vanegas, E., & Guerra, L.	Business intelligence system to support the decision making process	2013	No	Sí
37	Viti, F., Hoogendoorn, S., Immers, L., Tampère, C. & Hoogendoorn, S.	National Data Warehouse: how the Netherlands is creating a reliable, widespread and accessible data bank for traffic information, monitoring and control of road networks	2018	No	Sí
38	Wang, G., Gunasekaran, A., Ngai, E. & Papadopoulos, T.	Big data analytics in logistics and supply chain management: Certain investigations for research and applications	2016	No	Sí
39	Xiaochuan Chen and Chenxi Qiu and Jie Yuan and Zhongxu Tian	An Integrated Strategy Based in Processes, Requirements, Measurement and Evaluation for the Formalization of Necessities in Data Warehouse Projects	2010	No	Sí
40	Yesudas, M., Menon G. & Ramamurthy, V.	Intelligent operational dashboards for smarter commerce using big data	2014	No	Sí

En la mayoría de los artículos revisados sí existe un impacto del uso de metodologías de construcción de los Datawarehouse en la toma de decisiones (96.7%), tal como se muestra en la Tabla 3. El uso de metodologías de construcción de los Datawarehouse tuvo un impacto positivo en la toma de decisiones, al punto que es considerado como un enfoque integrado para implementar en un entorno de inteligencia empresarial; pero no ocurre en todos los usos de estas sino en las estudiadas tales como: almacenamiento de datos,

inteligencia de negocios, ciclo de vida de empresas y la minería de datos.

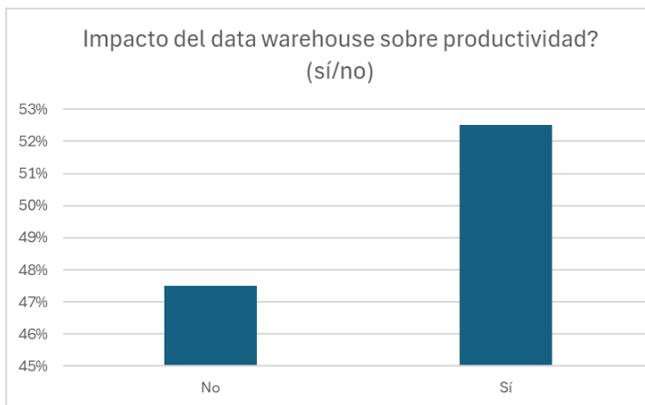


Fig. 2 Artículos que reconocen si existe impacto del datawarehouse sobre la productividad

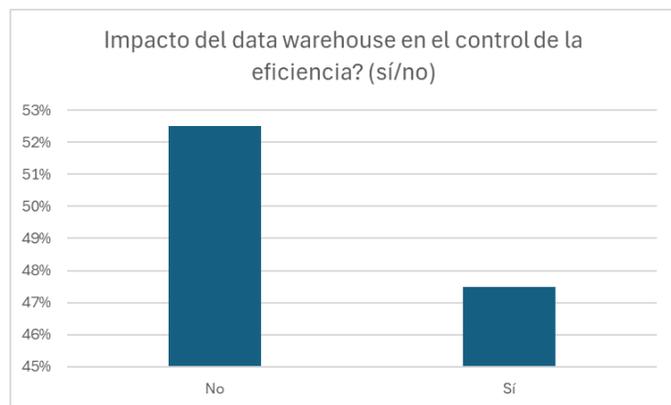


Fig. 3 Artículos que reconocen si existe impacto del datawarehouse sobre el control de la eficiencia

TABLA 2

PUBLICACIONES POR BASE DE DATOS DE LA INVESTIGACIÓN

Base de Datos	fi	hi%
IEEE	4	10.00%
Redalyc	8	20.00%
SagePub	1	2.50%
Science Direct	18	45.00%
Scopus	6	15.00%
Web of Science	3	7.50%

40

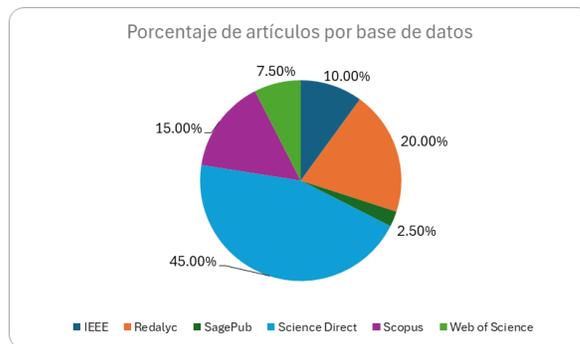


Fig. 3 Porcentaje de artículos por base de datos

TABLA 3
PUBLICACIONES POR ENFOQUE DE INVESTIGACIÓN E IMPACTO DE METODOLOGÍAS DE CONSTRUCCIÓN DE LOS DATAWAREHOUSE EN LA TOMA DE DECISIONES

Nº	Autor (es)	Título	Año	Cuartil en SCOPUS	Enfoque (cualitativo/ cuantitativo)
1	Andina M, Nelde A, Nolte C, Scheitz J, Olma M, Krämer M, Meisel E, Bingel A, Meisel A, Scheibe F, Endres M, Schlemm L, Meisel C	Datawarehouse -enabled quality control of atrial fibrillation detection in the stroke unit setting	2022	Q1	Cuantitativo
2	Andina M, Nelde A, Nolte C, Scheitz J, Olma M, Krämer M, Meisel E, Bingel A, Meisel A, Scheibe F, Endres M, Schlemm L, Meisel C	Datawarehouse -enabled quality control of atrial fibrillation detection in the stroke unit setting	2022	Q2	Cuantitativo
3	Avalos, V. N., & Diván, M. J	Data engineering approach to efficient data warehouse: Life cycle development revisited	2015	Q2	Cuantitativo
4	Bustamante, A., Amaru, E. & Gómez, L.	ETL Processes modeling techniques: an alternatives	2013	Q2	Cualitativo

		review and its application in a BI solution development project			
5	Conboy, K., Mikalef, P., Dennehy, D. & Krogstie, J.	Using business analytics to enhance dynamic capabilities in operations research: A case analysis and research agenda	2020	Q1	Cualitativo
6	Corte, N., Ruivo, P. & Oliveira, T.	The diffusion stages of business intelligence & analytics (BI&A): A systematic mapping study	2014	Q3	Mixto
7	Daneshpour, Negin and Abdollahzadeh Barfouroush, Ahmad	Life cycle management system of infrastructure based on state awareness and intelligent warehousing	2011	Q2	Cualitativo
8	Esbai, R., Hakkou, S. & Achraf, M.	Modeling and automatic generation of data warehouse using model-driven transformation in business intelligence process	2023	Q1	Cuantitativo
9	Fereydoon, A., & Mohammad, M.	Business intelligence as a key strategy for development organizations	2011	Q1	Cualitativo
10	Ferreira, J., Almeida, J. & Rodrigues, A.	The Impact of Driving Styles on Fuel Consumption: A Data Warehouse and Data Mining based Discovery Process	2015	Q1	Cuantitativo

11	S. Sabharwal, S. Nagpal, G. Aggarwal	Coupling metrics for object-oriented data warehouse design	2015	Q2	Mixto
12	Garani, G., Tolis, D. & Savvas, I.	A trajectory data warehouse solution for workforce management decision-making	2023	Q2	Cualitativo
13	Garcia, A., Aguilar, N., Hernández, L. & Lancaster, E.	Business Intelligence: A key tool for the use of information and business decision-making	2021	Q1	Cualitativo
14	Ghazanfari, M., Jafari, M., & Rouhani, S.	A tool to evaluate the business intelligence of enterprise systems	2011	Q2	Cualitativo
15	Ghosh, P., Sadhu, D. & Sen, Soumya.	A Real-Time Business Analysis Framework Using Virtual Data Warehouse	2021	Q2	Mixto
16	Gökçe, H., & Gökçe, K.	Multi dimensional energy monitoring, analysis and optimization system for energy efficient building operations	2014	Q1	Cuantitativo
17	Gomez, L., Moreno, R. & Pérez, R.	Computer-assisted generation of data warehouse model: Analysis of information	2013	Q3	Mixto
18	Jalil, N., Prapinit, P., Melan, M. & Mustaffa, A.	Adoption of Business Intelligence - Technological, Individual and Supply Chain Efficiency	2019	Q3	Cualitativo

19	Jayashree, G. & Priya, C.	Design of Visibility for Order Lifecycle using Datawarehouse	2019	Q1	Cualitativo
20	Luo, Yi and Peng, Yongjun	Family cars' life cycle cost estimation method based-on CBR and data warehouse	2012	Q1	Cuantitativo
21	Mannino, M., Hong, S. & Choi, I.	Efficiency evaluation of data warehouse operations	2016	Q1	Cualitativo
22	Montes, L., Medina, A., Nogueira, D. & Gonzales, R.	Theoretical Foundations of Information Systems to Support Decision Making and Implementation Tools in Modern Management Control.	2010	Q4	Cuantitativo
23	Muhammad, N. & Zawiyah, Y.	Integration of Business Intelligence and Enterprise Resource Planning within Organizations	2013	Q1	Cualitativo
24	Musawwer, I., Shahzada, S., Shafiq, A., Akber, G., & Shafiq, M.	ETL Maturity Model for Data Warehouse Systems: A CMMI Compliant Framework	2023	Q2	Cuantitativo
25	Nimmagadda, S., Dreher, H. & Rudra, A.	Data Warehouse Structuring Methodologies for Efficient Mining of Western Australian Petroleum Data Sources	2015	Q1	Cualitativo
26	Parama, S.	Business Intelligence Model to Analyze Social Media Information	2018	Q2	Mixto

27	Paramita, A., Prabowo, H., Ramadhan, A. & Sensusue, D.	Non-profit Organization Based on Data Governance Framework	2023	Q1	Cualitativo
28	Pierre-Léo Bourbonnais, Catherine Morency	A robust datawarehouse as a requirement to the increasing quantity and complexity of travel survey data	2018	Q2	Cualitativo
29	Pierre-Léo Bourbonnais, Catherine Morency	A robust datawarehouse as a requirement to the increasing quantity and complexity of travel survey data	2018	Q1	Cualitativo
30	Prieto, R., Meneses, C., & Vega, V.	Comparative analysis of maturity models in business intelligence	2014	Q3	Cuantitativo
31	Romero, O., Bach, T., & Hose, K.	High-level ETL for semantic data warehouses	2022	Q1	Mixto
32	Rosado, A., & Rico, D.	Business Intelligence: State of the Art	2010	Q1	Cualitativo
33	Sabharwal, Sangeeta and Nagpal, Sushama and Aggarwal, Gargi	Application of Digital Content Management System Based on Data Warehouse and Data Mining Technology	2015	Q2	Mixto
34	Souibgui, M., Atigui, F., Zammali, S., Cherfi, S., & Yahia, S.	Data quality in ETL process: A preliminary study	2019	Q2	Cualitativo
35	Talma, C., Angélico, M. & Campante, M.	Developing Integrated Performance Dashboards Visualisations Using Power BI as a Platform	2023	Q1	Cualitativo

36	Vanegas, E., & Guerra, L.	Business intelligence system to support the decision making process	2013	Q2	Cuantitativo
37	Viti, F., Hoogendoorn, S., Immers, L., Tampère, C. & Hoogendoorn, S.	National Data Warehouse: how the Netherlands is creating a reliable, widespread and accessible data bank for traffic information, monitoring and control of road networks	2018	Q2	Cuantitativo
38	Wang, G., Gunasekaran, A., Ngai, E. & Papadopoulos, T.	Big data analytics in logistics and supply chain management: Certain investigations for research and applications	2016	Q1	Cualitativo
39	Xiaochuan Chen and Chenxi Qiu and Jie Yuan and Zhongxu Tian	An Integrated Strategy Based in Processes, Requirements, Measurement and Evaluation for the Formalization of Necessities in Data Warehouse Projects	2010	Q1	Cualitativo
40	Yesudas, M., Menon G. & Ramamurthy, V.	Intelligent operational dashboards for smarter commerce using big data	2014	Q1	Cuantitativo



Fig. 6 Porcentaje de artículos por enfoque de investigación

Muchos de estos artículos se encuentran relacionados porque se centran en el aspecto de aplicación de Data Warehouses en inteligencia de negocios y hay casos aplicativos en empresas de distintos sectores como bancos, almacén y en gestión de ciclo de vida de estos mismos.

Cabe resaltar que el enfoque que tiene la mayoría de los artículos está enfocado en resaltar aspectos cualitativos de la aplicación de Datawarehouse al usarse en sus casos de aplicación. Asimismo, un porcentaje menor presenta datos estadísticos expresados en porcentajes del impacto positivo que tiene el usar los datawarehouse en la inteligencia de negocio.

De manera que, los resultados expresan que utilizar esta tecnología de la datawarehouse es positivo. Así como su contribución que puede dar a las empresas en área de logística, comprender problemas, seleccionar modelos ETL adecuados para una empresa y beneficiar en la toma de decisiones.

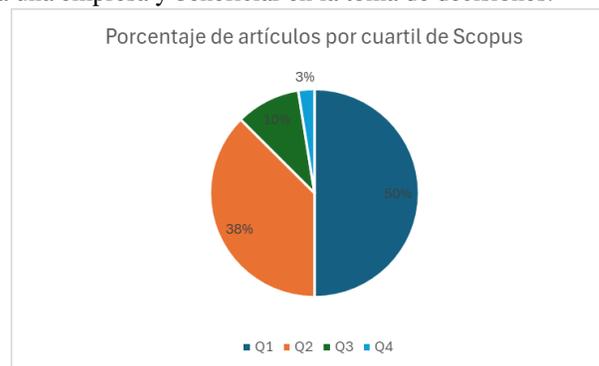


Fig. 7 Porcentaje de artículos por cuartil de Scopus

V. DISCUSION

El presente artículo se enfocó en analizar el impacto de las metodologías de construcción de Data Warehouses en la eficiencia y productividad empresarial, utilizando el protocolo PRISMA para asegurar una revisión sistemática y rigurosa de la literatura científica. Los resultados obtenidos mostraron que los Data Warehouses juegan un papel crucial en la optimización

de procesos de gestión de información y en la mejora de la toma de decisiones estratégicas dentro de las organizaciones. Las metodologías utilizadas en su diseño e implementación permiten a las empresas transformar grandes volúmenes de datos dispersos en información integrada y estructurada, lo cual es esencial para obtener una visión coherente y unificada del estado del negocio [38].

Uno de los principales beneficios identificados es la capacidad de los Data Warehouses para proporcionar un entorno de análisis centralizado, que facilita la trazabilidad de la información y permite auditar el flujo de datos desde la fuente original hasta los reportes finales, garantizando así la coherencia y exactitud de los resultados. Esta característica es particularmente relevante en sectores altamente regulados como el financiero y el sanitario, donde la exactitud de la información es fundamental para el cumplimiento normativo y la gestión de riesgos [27]. Además, el uso de metodologías de construcción adecuadas permite que los Data Warehouses soporten consultas complejas y análisis avanzados, como el uso de algoritmos de minería de datos y modelos predictivos, que ayudan a las empresas a descubrir patrones y tendencias ocultas, facilitando la generación de conocimientos accionables que respaldan la toma de decisiones basada en evidencia.

Los estudios analizados, provenientes de Europa, Asia y África, indicaron que la implementación de Data Warehouses ha tenido un impacto positivo en la eficiencia de los procesos organizacionales y en la capacidad de las empresas para adaptarse a entornos cambiantes [15]. En particular, se observó que en contextos con una alta disponibilidad de datos, como la industria manufacturera y el comercio minorista, los Data Warehouses permiten un análisis más granular de las operaciones, optimizando la gestión de inventarios y la cadena de suministro. Por ejemplo, empresas del sector retail han logrado reducir los costos operacionales y mejorar la satisfacción del cliente al utilizar almacenes de datos para prever la demanda y ajustar sus estrategias de reposición de productos [15]. Por otro lado, en el sector de salud, los Data Warehouses han facilitado el análisis de datos clínicos y administrativos, permitiendo a los hospitales mejorar la calidad del servicio y reducir los tiempos de espera para los pacientes al optimizar la asignación de recursos médicos.

A pesar de los beneficios observados, la revisión reveló que muchas implementaciones enfrentan desafíos significativos, como la falta de alineación entre los objetivos organizacionales y la arquitectura del Data Warehouse. Esta falta de alineación, que se deriva de una planificación inadecuada y de una comprensión limitada de las necesidades de información por parte de los stakeholders, puede llevar a proyectos costosos que no generan el valor esperado [39]. Además, la mayoría de los estudios revisados se centraron en enfoques cualitativos y en beneficios intangibles, como la mejora en la percepción de calidad de las decisiones y la satisfacción de los usuarios

finales, dejando de lado análisis cuantitativos que midan el impacto financiero directo de los Data Warehouses. Esto sugiere que existe una necesidad de realizar estudios más cuantitativos que permitan establecer relaciones más claras entre la inversión en Data Warehousing y el retorno de la inversión (ROI).

Asimismo, se identificaron discrepancias en cuanto a las metodologías recomendadas para la construcción de Data Warehouses en diferentes sectores. Mientras que algunas investigaciones sugieren un enfoque iterativo e incremental basado en metodologías ágiles, otras proponen diseños más tradicionales y robustos, como el modelo dimensional de Kimball, especialmente en organizaciones grandes y complejas. Estas diferencias reflejan que no existe una metodología única que se ajuste a todas las empresas y que la elección de la metodología depende de factores contextuales como el tamaño de la organización, la disponibilidad de recursos y el grado de madurez tecnológica [39]. Esto subraya la importancia de realizar un análisis detallado de las necesidades del negocio antes de iniciar la construcción de un Data Warehouse, para garantizar que la arquitectura seleccionada se alinee con las expectativas de la empresa y las capacidades del equipo.

En cuanto a la diversidad geográfica, se observó que los contextos nacionales e internacionales influyen en los resultados de la implementación de Data Warehouses. En países con economías emergentes, por ejemplo, las organizaciones tienden a enfrentarse a mayores desafíos relacionados con la infraestructura tecnológica y la capacitación del personal. En estos casos, los proyectos de Data Warehousing suelen centrarse más en la consolidación de datos básicos y la generación de reportes estandarizados, en lugar de en análisis avanzados o predicción. En contraste, en países con mayor desarrollo tecnológico, los Data Warehouses se implementan como parte de un ecosistema de análisis de datos más amplio, que incluye técnicas avanzadas como la analítica predictiva, la inteligencia artificial y la automatización de procesos mediante RPA (Robotic Process Automation).

Una limitación importante identificada en esta revisión fue la selección restringida de artículos académicos debido a la aplicación de criterios de exclusión específicos, como la eliminación de estudios que no abordaban explícitamente metodologías de construcción de Data Warehouses. Si bien este enfoque permitió un análisis detallado de las metodologías utilizadas, pudo haber excluido investigaciones que evaluaran otros aspectos relevantes del uso de Data Warehouses, como su impacto en la cultura organizacional o su integración con sistemas emergentes de Big Data y Cloud Computing. A pesar de esto, se utilizó una amplia gama de bases de datos de alto impacto (IEEE Xplore, Science Direct, Scopus, entre otros), garantizando la inclusión de estudios de alta calidad y representativos del estado del arte [39].

En conclusión, la implementación de Data Warehouses se ha consolidado como una estrategia efectiva para mejorar la calidad de la toma de decisiones y la eficiencia operativa en diversos contextos organizacionales. Sin embargo, el éxito de estas iniciativas depende en gran medida de una planificación adecuada y de la selección de metodologías que se alineen con las necesidades y capacidades específicas de cada organización. Se recomienda que futuros estudios se centren en comparar de manera sistemática las metodologías de implementación en diferentes sectores y geografías para establecer un conjunto de mejores prácticas que puedan guiar a las empresas en la selección de la estrategia óptima para la construcción de sus Data Warehouses.

VI. BRECHAS IDENTIFICADAS EN LOS ARTÍCULOS NACIONALES

Posterior a la revisión sistemática de los 40 artículos analizados, se pueden identificar las principales brechas que diferencian la calidad y trascendencia de los artículos nacionales comparados con las investigaciones a nivel internacional, debido a que, incluso estando en revistas de mismo cuartil y calidad, además que son sacados de las mismas bases de datos analizados en este artículo, existe gran o mediana diferencia, a continuación se muestra el análisis de brechas identificados.

Criterio	Nacional	Internacional
Herramientas	Utilizan herramientas de Data Warehousing que son ampliamente reconocidas y fáciles de implementar, como sistemas ETL (Extract, Transform, Load) estándar y plataformas de BI (Business Intelligence) accesibles.	Combinan herramientas principales con complementarias más avanzadas, incluyendo plataformas de BI con capacidades de análisis avanzado, integración con IA y machine learning, y soluciones de big data.
Metodologías	Predominan las metodologías consolidadas y bien establecidas, como el modelo de Kimball o el enfoque de Inmon, que son ampliamente aceptados y utilizados en proyectos de Data Warehousing.	Se emplean metodologías tanto consolidadas como innovadoras, incluyendo enfoques híbridos o mixtos que combinan lo mejor de diferentes metodologías. Pueden incorporar prácticas ágiles y DevOps en la implementación de Data Warehouses.
Madurez	Los sistemas de Data Warehousing tienen menor madurez, con desarrollos independientes y no siempre bien integrados con otros sistemas de información de la organización.	Los sistemas presentan alta madurez, con soluciones integradas que son parte de una arquitectura de TI más amplia y coherente.
Dirección futura	La dirección futura se enfoca en mejorar la funcionalidad existente y	Se centra en la optimización, escalabilidad y

	agregar más características que faciliten el uso y la accesibilidad de las herramientas de Data Warehousing.	adaptabilidad de los sistemas de Data Warehousing, buscando integrar nuevas tecnologías y mejorar la eficiencia.
Impacto en la Toma de Decisiones	Enfoque en el impacto inmediato y práctico de las decisiones basadas en datos, con un énfasis en soluciones que ofrecen resultados rápidos y tangibles.	Enfoque en el impacto estratégico a largo plazo, utilizando análisis avanzados para guiar decisiones de alto nivel y planificaciones futuras.
Infraestructura Tecnológica	Infraestructura tecnológica básica y adecuada para soluciones de Data Warehousing convencionales.	Infraestructura tecnológica avanzada y robusta, que incluye soluciones en la nube, big data, y capacidades de procesamiento en tiempo real.
Redes de Investigación	Colaboración principalmente a nivel local o regional, con redes de investigación que se centran en problemas específicos del contexto nacional.	Colaboración en redes globales de investigación, con acceso a una amplia variedad de enfoques y tecnologías avanzadas.

VII. RECOMENDACIONES PARA FUTURAS INVESTIGACIONES

Basado en las brechas presentadas, proponemos las siguientes recomendaciones:

Integrar Tecnologías Complementarias

Se recomienda que las futuras investigaciones consideren la integración de tecnologías complementarias como Big Data, Machine Learning, Inteligencia Artificial y Redes Neuronales. Estas tecnologías pueden proporcionar capacidades avanzadas de análisis y procesamiento de datos, permitiendo una toma de decisiones más informada y precisa. La combinación de estas tecnologías con los Data Warehouses puede mejorar la capacidad de las empresas para manejar grandes volúmenes de datos y descubrir patrones y tendencias significativas.

Incorporar Enfoques Multidisciplinarios

Se sugiere que futuras investigaciones adopten enfoques multidisciplinarios para estudiar el impacto de las metodologías de implementación de Data Warehouses en la toma de decisiones. La integración de conocimientos de áreas como la informática, la gestión empresarial, la psicología organizacional y la economía puede ofrecer perspectivas más completas y enriquecedoras sobre cómo estas metodologías influyen en los procesos de toma de decisiones estratégicas.

Investigar el Rol de la Cultura Organizacional en la Implementación

Se sugiere también investigar cómo la cultura organizacional influye en la implementación y el uso efectivo de Data

Warehouses en las organizaciones. Comprender cómo las características culturales de una empresa pueden afectar la adopción de estas metodologías puede ayudar a identificar barreras y facilitadores clave para su implementación exitosa.

VIII. CONCLUSIONES

Esta investigación ha abordado las preguntas de investigación propuestas y ha demostrado que la implementación de Data Warehouses constituye una herramienta esencial para la gestión eficiente de la información y el soporte a la toma de decisiones en diversos sectores. Los resultados indican que la adopción de estas tecnologías ha facilitado a las organizaciones la centralización de datos y la estructuración de información crítica para obtener una visión holística del negocio. De este modo, los Data Warehouses no solo mejoran la calidad y la precisión de las decisiones estratégicas, sino que también contribuyen a la optimización de los procesos operativos al permitir una integración coherente y confiable de datos provenientes de múltiples fuentes.

En relación con las metodologías analizadas, se concluye que las distintas técnicas de diseño e implementación de Data Warehouses desempeñan un papel crucial en la efectividad de estos sistemas. La elección de la metodología adecuada, ya sea el enfoque dimensional de Kimball, la metodología Inmon o enfoques híbridos más recientes, impacta directamente en la flexibilidad y escalabilidad de la solución final. La capacidad de adaptar estas metodologías a las necesidades específicas de cada organización ha sido clave para superar desafíos como la complejidad en la integración de datos y el manejo de volúmenes masivos de información. Por lo tanto, se recomienda que las empresas seleccionen las metodologías de construcción de Data Warehouses no solo con base en los requerimientos técnicos, sino también considerando el contexto empresarial, los recursos disponibles y la cultura organizacional.

En términos de impacto, la investigación también revela que los Data Warehouses contribuyen significativamente a la creación de valor en la empresa al proporcionar un entorno robusto para el análisis predictivo y la generación de reportes en tiempo real. Estas capacidades permiten a las organizaciones anticipar tendencias, detectar anomalías y reaccionar de manera proactiva ante cambios en el mercado. La implementación de Data Warehouses ha mostrado ser particularmente efectiva en sectores con alta demanda de análisis de datos, como el comercio minorista, la banca y la administración pública, donde su uso ha optimizado la gestión de la cadena de suministro, mejorado el análisis financiero y facilitado la evaluación de políticas públicas.

Sin embargo, la investigación también sugiere que la implementación de Data Warehouses no está exenta de desafíos. La falta de alineación entre los objetivos de negocio y la arquitectura del almacén de datos, así como una planificación

insuficiente, puede resultar en soluciones costosas y de difícil adopción. Es por ello que se recomienda una planificación cuidadosa que integre la participación de los stakeholders desde las etapas iniciales del proyecto para asegurar que el Data Warehouse responda efectivamente a las necesidades de información de toda la organización.

Contribuciones de la Investigación:

Identificación de Metodologías Efectivas para la Construcción de Data Warehouses: La investigación contribuye a la comprensión de cómo diferentes metodologías de diseño, como el enfoque dimensional y la metodología Inmon, impactan en el éxito de la implementación de Data Warehouses. Se destaca la necesidad de adaptar estas metodologías al contexto específico de cada empresa para maximizar su efectividad.

Aportación al Conocimiento sobre la Eficiencia Operativa y la Toma de Decisiones: El estudio demuestra que la implementación de Data Warehouses ha mejorado la calidad y la velocidad de las decisiones estratégicas y operativas, proporcionando un entorno robusto para la integración y análisis de datos. Esto se traduce en una mayor agilidad organizacional y una capacidad de respuesta mejorada frente a cambios en el entorno de negocio.

Evaluación de la Aplicabilidad de los Data Warehouses en Diferentes Contextos: La investigación aporta un análisis detallado sobre cómo el uso de Data Warehouses varía según el sector y el contexto geográfico, destacando su adaptabilidad y relevancia en organizaciones de distintos tamaños y complejidades. Esta perspectiva comparativa ayuda a las empresas a evaluar la viabilidad de implementar Data Warehouses según sus características específicas.

Propuestas para la Mejora de la Planificación y Gestión de Proyectos de Data Warehousing: Se identifican factores clave de éxito y desafíos recurrentes en la implementación de Data Warehouses, proporcionando recomendaciones para la planificación estratégica y la alineación de los objetivos de negocio con la arquitectura del almacén de datos.

Enriquecimiento del Cuerpo de Conocimiento en el Área de Inteligencia de Negocios: Al proporcionar una revisión sistemática y detallada de las metodologías utilizadas en la construcción de Data Warehouses, esta investigación amplía la base de conocimiento disponible para académicos y profesionales interesados en el desarrollo de soluciones de análisis de datos más efectivas.

En conclusión, la investigación subraya la importancia de los Data Warehouses como una herramienta estratégica en la gestión empresarial moderna. Su capacidad para centralizar, integrar y analizar datos de manera eficiente ha demostrado ser un factor clave para el éxito de las organizaciones en un entorno

empresarial cada vez más orientado por los datos. No obstante, se requiere una cuidadosa selección de la metodología y una alineación estratégica para asegurar que estos sistemas generen el valor esperado y contribuyan a la mejora continua de la toma de decisiones.

REFERENCES

- [1] Q. Gao, "Study on Administrative Management and Decision Analysis Based on Data Warehouse", en 2015 8th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA), IEEE, jun. 2015, pp. 856–859. doi: 10.1109/ICICTA.2015.218.
- [2] Y. Luo y Y. Peng, "Application of Digital Content Management System Based on Data Warehouse and Data Mining Technology", en 2012 Fourth International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks, IEEE, nov. 2012, pp. 988–992. doi: 10.1109/CICN.2012.51.
- [3] Xiaochuan Chen, Chenxi Qiu, Jie Yuan, y Zhongxu Tian, "Family cars' life cycle cost estimation method based-on CBR and data warehouse", en 2010 3rd International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE), IEEE, ago. 2010, pp. V1-212–V1-216. doi: 10.1109/ICACTE.2010.5579032.
- [4] A. V. Nathali y D. M. Jose, "An Integrated Strategy Based in Processes, Requirements, Measurement and Evaluation for the Formalization of Necessities in Data Warehouse Projects", en 2015 International Workshop on Data Mining with Industrial Applications (DMIA), IEEE, sep. 2015, pp. 8–17. doi: 10.1109/DMIA.2015.13.
- [5] N. Daneshpour y A. Abdollahzadeh Barfourosh, "Data engineering approach to efficient data warehouse: Life cycle development revisited", en 2011 CSI International Symposium on Computer Science and Software Engineering (CSSE), IEEE, jun. 2011, pp. 109–120. doi: 10.1109/CSICSSSE.2011.5963983.
- [6] L. Wei, "Life cycle management system of infrastructure based on state awareness and intelligent warehousing", en 2020 International Conference on Computer Engineering and Intelligent Control (ICCEIC), IEEE, nov. 2020, pp. 247–252. doi: 10.1109/ICCEIC51584.2020.00054.
- [7] J. Luo, J. Xu, O. Aldosari, S. A. Althubiti, y W. Deebani, "Design and Implementation of an Efficient Electronic Bank Management Information System Based Data Warehouse and Data Mining Processing", Inf Process Manag, vol. 59, núm. 6, p. 103086, nov. 2022, doi: 10.1016/j.ipm.2022.103086.
- [8] I. Lanza-Cruz, R. Berlanga, y M. Aramburu, "Modeling Analytical Streams for Social Business Intelligence", Informatics, vol. 5, núm. 3, p. 33, ago. 2018, doi: 10.3390/informatics5030033.
- [9] D. Tešendić y D. Boberić Krstičev, "Business Intelligence in the Service of Libraries", Information Technology and Libraries, vol. 38, núm. 4, pp. 98–113, dic. 2019, doi: 10.6017/ital.v38i4.10599.
- [10] Miroslav H, Zoran S, y Dragan R, "Modeling a business intelligence system for school management on local government level", Tehnicki vjesnik - Technical Gazette, vol. 24, núm. 3, jun. 2017, doi: 10.17559/TV-20160205121415.
- [11] K. Wahyudi, J. Latupapua, R. Chandra, A. S. Girsang, y S. M. Isa, "Business Intelligence for Employment Classification in Jakarta Government Data", en 2019 International Conference on ICT for Smart Society (ICISS), IEEE, nov. 2019, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICISS48059.2019.8969851.
- [12] O. T. Ali, A. B. Nassif, y L. F. Capretz, "Business intelligence solutions in healthcare a case study: Transforming OLTP system to BI solution", en 2013 Third International Conference on Communications and Information Technology (ICCIIT), IEEE, jun. 2013, pp. 209–214. doi: 10.1109/ICCIITechnology.2013.6579551.
- [13] O. P. Rahadian, M. Hidayati, M. Sujono, A. S. Girsang, y S. M. Isa, "Business Intelligence For a Digital Music Content Provider", en 2018 Indonesian Association for Pattern Recognition International Conference (INAPR), IEEE, sep. 2018, pp. 123–127. doi: 10.1109/INAPR.2018.8627051.
- [14] L. Yessad y A. Labiod, "Comparative study of data warehouses modeling approaches: Inmon, Kimball and Data Vault", en 2016 International Conference on System Reliability and Science (ICRSRS), IEEE, nov. 2016, pp. 95–99. doi: 10.1109/ICRSRS.2016.7815845.
- [15] W. Castillo-Rojas, F. Medina-Quispe, y F. F. Molina, "Una Metodología para Procesos Data Warehousing Basada en la Experiencia", RISTI - Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Informação, vol. 26, pp. 83–103, mar. 2018, doi: 10.17013/risti.26.83-103.
- [16] L. Maria Hernandez Cruz et al., "Use of the Hefesto v2.0 methodology to implement a Data warehouse: Case applied COVID-19", en 2022 17th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI), IEEE, jun. 2022, pp. 1–6. doi: 10.23919/CISTI54924.2022.9820132.
- [17] A. L. Antunes, E. Cardoso, y J. Barateiro, "Incorporation of Ontologies in Data Warehouse/Business Intelligence Systems - A Systematic Literature Review", International Journal of Information Management Data Insights, vol. 2, núm. 2, p. 100131, nov. 2022, doi: 10.1016/j.ijime.2022.100131.
- [18] R. Ghosh, S. Haider, y S. Sen, "An integrated approach to deploy data warehouse in business intelligence environment", en Proceedings of the 2015 Third International Conference on Computer, Communication, Control and Information Technology (C3IT), IEEE, feb. 2015, pp. 1–4. doi: 10.1109/C3IT.2015.7060115.
- [19] P. Wongthongtham y B. Abu-Salih, "Ontology and trust based data warehouse in new generation of business intelligence: State-of-the-art, challenges, and opportunities", en 2015 IEEE 13th International Conference on Industrial Informatics (INDIN), IEEE, jul. 2015, pp. 476–483. doi: 10.1109/INDIN.2015.7281780.
- [20] S. Jain y S. Sharma, "Application of Data Warehouse in Decision Support and Business Intelligence System", en 2018 Second International Conference on Green Computing and Internet of Things (ICGCIoT), IEEE, ago. 2018, pp. 231–234. doi: 10.1109/ICGCIoT.2018.8753082.
- [21] Z. Polkowski, D. Zajac, J. Vasilev, y A. L. Florina, "A content analysis of existing educational portals for teaching data warehouse and business intelligence", en 2016 8th International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI), IEEE, jun. 2016, pp. 1–6. doi: 10.1109/ECAI.2016.7861146.
- [22] P. P. Ramadhani, S. Hadi, y R. Rosadi, "Implementation of Data Warehouse in Making Business Intelligence Dashboard Development Using PostgreSQL Database and Kimball Lifecycle Method", en 2021 International Conference on Artificial Intelligence and Big Data Analytics, IEEE, oct. 2021, pp. 88–92. doi: 10.1109/ICAIBDA53487.2021.9689697.
- [23] A. R. Mahesh y S. N. Sivanandam, "Business intelligence: Identify valued customer from the data warehouse in financial institutions", en 2010 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, IEEE, dic. 2010, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICCC.2010.5705904.
- [24] M. Himami, A. S. Abdullah, I. Nurma Yulita, y M. Suryani, "Utilization of Data Warehouse in Business Intelligence with Kimball Method at Company XYZ", en 2021 International Conference on Artificial Intelligence and Big Data Analytics, IEEE, oct. 2021, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICAIBDA53487.2021.9689720.
- [25] G. Garani, A. Chernov, I. Savvas, y M. Butakova, "A Data Warehouse Approach for Business Intelligence", en 2019 IEEE 28th International Conference on Enabling Technologies: Infrastructure for Collaborative Enterprises (WETICE), IEEE, jun. 2019, pp. 70–75. doi: 10.1109/WETICE.2019.00022.
- [26] C. A. Ul Hassan, R. Irfan, y M. A. Shah, "Integrated Architecture of Data Warehouse with Business Intelligence Technologies", en 2018 24th International Conference on Automation and Computing (ICAC), IEEE, sep. 2018, pp. 1–6. doi: 10.23919/ICoNAC.2018.8749017.
- [27] Zahabia, T. F. Kusumasari, y R. Fauzi, "Analysis and Design of Data Warehousing and Business Intelligence Guidelines Using DAMA-DMBOKv2", en 2022 International Conference on

- Electrical and Information Technology (IEIT), IEEE, sep. 2022, pp. 109–114. doi: 10.1109/IEIT56384.2022.9967862.
- [28] F. S. C. Tseng y A. Y. H. Chou, “Spatiotemporal Multi-Dimensional Modeling of Data Warehouse for Event Tracing Applications”, en 2020 International Computer Symposium (ICS), IEEE, dic. 2020, pp. 559–564. doi: 10.1109/ICS51289.2020.00114.
- [29] S. Ren, T. Wang, y X. Lu, “Dimensional modeling of medical data warehouse based on ontology”, en 2018 IEEE 3rd International Conference on Big Data Analysis (ICBDA), IEEE, mar. 2018, pp. 144–149. doi: 10.1109/ICBDA.2018.8367666.
- [30] Z. Wang, Z. Yu, Z. Liu, Y. Liu, y R. Han, “Online P2P Lending User Profile Model Based on Multi-dimensional Data Analysis”, en 2019 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD), IEEE, may 2019, pp. 56–59. doi: 10.1109/ICAIBD.2019.8836983.
- [31] P. R. Togatorop, D. Sitorus, Y. Purba, y A. M. F. Tarigan, “Twitter Data Warehouse and Business Intelligence Using Dimensional Model and Data Mining”, en 2022 IEEE International Conference of Computer Science and Information Technology (ICOSNIKOM), IEEE, oct. 2022, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICOSNIKOM56551.2022.10034904.
- [32] Q. T. Minh, D. T. Thai, B. T. Duc, y N. H. Phat, “Designing a Data Warehouse Framework for Business Intelligence”, en 2022 International Conference on Data Analytics for Business and Industry (ICDABI), IEEE, oct. 2022, pp. 498–502. doi: 10.1109/ICDABI56818.2022.10041706.
- [33] N. H. Liyanage, “Advanced query model design concept to support multi-dimensional data analytics for relational database management systems”, en 2017 International Conference on Big Data Analytics and Computational Intelligence (ICBDAC), IEEE, mar. 2017, pp. 432–435. doi: 10.1109/ICBDACI.2017.8070878.
- [34] N. Assem, “Keynote Talk: Business intelligence: Dimensional modeling fundamentals and challenges”, en 2012 Colloquium in Information Science and Technology, IEEE, oct. 2012, pp. 3–3. doi: 10.1109/CIST.2012.6388053.
- [35] S. Sabharwal, S. Nagpal, G. Aggarwal, “Coupling Metrics for Object-Oriented Data Warehouse Design” en 2015 2nd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom), New Delhi, India, 2015, 918-922. <https://ieeexplore-ieee-org.uni.lookproxy.com/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7100381>
- [36] D. Simões, “Conceptual framework for the construction and evaluation of data warehouses” en 5th Iberian Conference on Information Systems and Technologies, Santiago de Compostela, Spain, 2010, 1-6. <https://ieeexplore-ieee-org.uni.lookproxy.com/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=5556616>
- [37] J. Landutama., A. Chowanda, “Applied Design Thinking for Kimball Lifecycle to Improve Business Intelligence Dashboard Usability”. ICIC International, 19(4), 1139-1152. <http://www.ijicic.org/ijicic-190409.pdf>.
- [38] A. R. Mahesh y S. N. Sivanandam, “Business intelligence: Identify valued customer from the data warehouse in financial institutions”, en 2010 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, IEEE, dic. 2010, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICCIC.2010.5705904.
- [39] M. Himami, A. S. Abdullah, I. Nurma Yulita, y M. Suryani, “Utilization of Data Warehouse in Business Intelligence with Kimball Method at Company XYZ”, en 2021 International Conference on Artificial Intelligence and Big Data Analytics, IEEE, oct. 2021, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICAIBDA53487.2021.9689720.
- [40] G. Garani, A. Chernov, I. Savvas, y M. Butakova, “A Data Warehouse Approach for Business Intelligence”, en 2019 IEEE 28th International Conference on Enabling Technologies: Infrastructure for Collaborative Enterprises (WETICE), IEEE, jun. 2019, pp. 70–75. doi: 10.1109/WETICE.2019.00022.