

# Development and impact of Business Intelligence Systems (BIS) in retail decision-making processes: A systematic review

*Aradiel Castañeda Hilario, Doctor<sup>1</sup>, Mas Azahuanche Guillermo Antonio, Doctor<sup>1</sup>, Mendoza Arenas Rubén Darío, Doctor<sup>1</sup>, Gomez Alvarado Carlos Joel, Ing<sup>1</sup>, Espejo Peña Dennis Alberto, Doctor<sup>1</sup>, Delgado Baltazar Marisol Paola, Msc<sup>1</sup>, Universidad Nacional del Callao, Perú, haradielc@unac.edu.pe, gamasa@unac.edu.pe, rdmendozaa@unac.edu.pe, cjgomeza@unac.edu.pe, despejop@unac.edu.pe, mpdelgadob@unac.edu.pe*

*Abstract– This article addresses the application of Business Intelligence and the use of techniques and tools in business environments and how it has significantly improved the decision making that is carried out in all business areas. However, there are differences and there is a gap between the application of this concept at the national level and at the international level. This article addresses the main achievements and results obtained by research applied to business intelligence at both levels mentioned, highlighting their procedures, metrics, tools and reliability methods. 17 articles were identified between the years 2016 and 2023 using the PRISMA methodology. These articles underwent a systematic review that allowed us to identify existing gaps and provide opportunities for improvement according to the results obtained.*

*Keywords-- Business intelligence, PRISMA Methodology*

# Development and impact of Business Intelligence Systems (BIS) in retail decision-making processes: A systematic review

Desarrollo e impacto de los Sistemas de Inteligencia de Negocios (BIS) en los procesos de toma de decisiones del comercio minorista:

Una revisión sistemática

Aradiel Castañeda Hilario, Doctor<sup>1</sup>, Mas Azahuanche Guillermo Antonio, Doctor<sup>1</sup>, Mendoza Arenas Rubén Darío, Doctor<sup>1</sup>, Gomez Alvarado Carlos Joel, Ing<sup>1</sup>, Espejo Peña Dennis Alberto, Doctor<sup>1</sup>, Delgado Baltazar Marisol Paola, Msc<sup>1</sup>, Universidad Nacional del Callao, Perú, haradielc@unac.edu.pe, gamasa@unac.edu.pe, rdmendozaa@unac.edu.pe, cjgomeza@unac.edu.pe, despejop@unac.edu.pe, mpdelgadob@unac.edu.pe

*Abstract– This article addresses the application of Business Intelligence and the use of techniques and tools in business environments and how it has significantly improved the decision making that is carried out in all business areas. However, there are differences and there is a gap between the application of this concept at the national level and at the international level. This article addresses the main achievements and results obtained by research applied to business intelligence at both levels mentioned, highlighting their procedures, metrics, tools and reliability methods. 17 articles were identified between the years 2016 and 2023 using the PRISMA methodology. These articles underwent a systematic review that allowed us to identify existing gaps and provide opportunities for improvement according to the results obtained.*

*Keywords-- Business intelligence, PRISMA Methodology*

*Resumen: En este artículo se aborda la aplicación de La Inteligencia de Negocios y el uso de técnicas y herramientas en entornos empresariales y como ha mejorado significativamente en la toma de decisiones que se realiza en todos los rubros empresariales, Sin embargo, existen diferencias y hay una brecha entre la aplicación de este concepto a nivel nacional y a nivel internacional. El presente artículo aborda los principales logros y resultados obtenidos por investigaciones aplicadas a inteligencia de negocios en ambos niveles mencionados, destacando sus procedimientos, métricas, herramientas y métodos de confiabilidad. Se identificaron 17 artículos entre los años 2016 y 2023 empleando la metodología PRISMA, dichos artículos pasaron por una revisión sistemática que nos permitió identificar las brechas existentes y brindar oportunidades de mejora según los resultados obtenidos.*

*Palabras clave-- Inteligencia de negocios, Metodología de PRISMA*

**Digital Object Identifier:** (only for full papers, inserted by LACCEI).  
**ISSN, ISBN:** (to be inserted by LACCEI).  
**DO NOT REMOVE**

## I. INTRODUCCION

La inteligencia de negocios comprende un conjunto de herramientas, procesos y técnicas destinadas a recopilar, analizar y presentar información esencial para la toma de decisiones, convirtiéndose además en un componente crucial para la gestión de sistemas gerenciales [1]. En su aplicación a problemas empresariales identificados, implica una serie de pasos para la toma de decisiones, que incluyen la recopilación de información, la evaluación de alternativas y la selección de la más adecuada para resolver un problema específico. El objetivo es lograr una solución que maximice la probabilidad de obtener el efecto deseado con el menor uso de recursos [2].

La inteligencia de negocios ha emergido como un desafío para la tecnología de la información en el contexto de la Industria 4.0, siendo de vital importancia para la gestión. Su reconocimiento se ha destacado especialmente en el desarrollo de capacidades de toma de decisiones basadas en análisis, reflejadas en software y sistemas informáticos [3]. Dada la complejidad creciente de los entornos empresariales en la Industria 4.0, se vuelve esencial la adopción de innovaciones y tecnologías avanzadas para proporcionar respuestas ágiles en mercados dinámicos [4].

En este contexto, las herramientas tecnológicas, como las de inteligencia empresarial (BI), son cruciales tanto para procesar información como para tomar decisiones acertadas a nivel corporativo. La implementación de esta herramienta en una organización puede generar diversos beneficios, como una arquitectura eficiente, gestión de datos, atención al cliente y eficiencia en la toma de decisiones [5].

Además, la integración completa de BI con macroprocesos como la gestión de relaciones con el cliente (CRM), la gestión de riesgos (RM), la gestión de activos y pasivos (ALM), la gestión del rendimiento (PM) y el cumplimiento normativo [6][7], junto con el uso complementario de tecnologías como redes neuronales [7][9], regresión logística [8], minería de datos [9][10] y cubos OLAP [11], tiene como objetivo optimizar el proceso ETL, maximizar la precisión de los indicadores clave de rendimiento (KPIs) y aumentar la confiabilidad de los cuadros de mando, permitiendo la capacidad de realizar predicciones sobre el comportamiento del cliente ante diversas decisiones e iniciativas.

A nivel nacional, se han logrado avances significativos en el posicionamiento de productos retail [13], así como en la atracción y retención de clientes [12][13]. Además, se observa un aumento en la madurez de macroprocesos como la gestión de relaciones con el cliente [13][14] y la gestión de activos y pasivos [14]. Sin embargo, la implementación de tecnologías disruptivas o emergentes como complemento a la inteligencia de negocios no es evidente. En su lugar, se adopta un enfoque

orientado a consolidar arquitecturas y automatizar procesos semi-manuales para optimizar el proceso ETL y mejorar la eficiencia en la toma de decisiones [12][14].

Este artículo identifica las principales razones detrás de las grandes diferencias en la implementación de sistemas de inteligencia de negocios entre investigaciones nacionales e internacionales. Se emplea la metodología PRISMA como herramienta de apoyo para la revisión sistemática de 17 artículos. El diseño de los pasos a utilizar con esta metodología se detalla, y una vez obtenidos los resultados, se responden las preguntas de investigación mediante un análisis profundo. Finalmente, se ofrecen recomendaciones para futuras investigaciones a nivel nacional.

## II. METODOLOGÍA

Este artículo de investigación llevó a cabo una exhaustiva revisión sistemática de la literatura vinculada a investigaciones de alcance nacional e internacional, respaldándose en la metodología PRISMA en su versión más actualizada (2020). Esta versión presenta mejoras y modificaciones en relación con la edición previa publicada en 2009, las cuales se detallan a continuación:

- Introducción de una nueva lista de verificación para el resumen del artículo.
- Ajuste en el proceso de búsqueda de artículos.
- Refinamiento en el proceso de selección de artículos.
- Segmentación del proceso de síntesis de resultados.
- Incorporación de ítems y sub-ítems adicionales a la estructura del artículo, con nuevas recomendaciones dirigidas a los investigadores.

Aunque esta nueva versión mantiene los pasos fundamentales de la metodología, como la planificación y búsqueda de artículos primarios, la colección de artículos, la extracción de datos y la síntesis de datos, se han introducido cambios significativos. El primer paso, por lo general, implica la identificación de las preguntas y objetivos de la investigación, establecidos en las secciones II-A y II-B, respectivamente. La estrategia de búsqueda aborda criterios clave, tales como los de inclusión y exclusión para la selección de artículos, el procedimiento de selección, las palabras clave y comandos de búsqueda, así como los criterios de aseguramiento de la calidad para los estudios seleccionados, detallados en la sección II-C. La extracción de datos se ocupa de estrategias específicas en los estudios seleccionados, abordadas en las secciones II-D y II-E. Por último, el aseguramiento de calidad se desarrolla con mayor detalle en la sección II-F.

En cuanto a las preguntas formuladas para la investigación, el objetivo primordial de esta revisión sistemática es comprender las herramientas, metodologías y resultados obtenidos en la aplicación de la inteligencia de negocios en el

sector retail a nivel nacional e internacional. Por ende, se plantearon preguntas de investigación (PIs) con base en los criterios PICOC (Población, Intervención, Comparación, Resultado y Contexto). No obstante, es importante destacar que el criterio de comparación no se consideró en la formulación, dado que la investigación busca conocer las herramientas, métodos y resultados en dos alcances distintos, sin la intención de compararlos entre sí.

TABLA I: DESARROLLO DE CRITERIOS PICOC

Criterio	Desarrollo
Población (P)	Herramientas, metodologías y aplicaciones de la Inteligencia de Negocios
Intervención (I)	Sistemas de Inteligencia de Negocios propuestos para el sector retail en el periodo 2018-2023
Comparación (C)	Sin comparación
Resultado (O)	Soluciones de tipo Datawarehouse o Datamart para la toma de decisiones en el sector retail.
Contexto (C)	Áreas orientadas a e-commerce

A partir del desarrollo de los criterios PICOC, se realizaron las siguientes preguntas de investigación descritas en la Tabla II. Estas preguntas de investigación fueron utilizadas para la elaboración del comando de búsqueda, que se encuentra detallado en la Sección C de este capítulo.

TABLA II: PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN (PIS)

PI	Pregunta de Investigación
PI1	¿Cuáles son las herramientas y metodologías utilizadas para la inteligencia de negocios en el sector retail?
PI2	¿Cuáles son las herramientas y metodologías más utilizadas a nivel nacional e internacional?
PI3	¿Qué impacto tienen los resultados obtenidos de los artículos a nivel internacional?
PI4	¿Qué impacto tienen los resultados obtenidos de los artículos a nivel nacional?
PI5	¿Qué áreas de gestión del sector retail están involucradas en el desarrollo de los artículos?

### B. Objetivos de la Investigación

En la presente revisión sistemática, se han establecido cinco objetivos de investigación que se detallan a continuación:

1. Investigar las herramientas y metodologías empleadas en los sistemas de inteligencia de negocios en el sector retail.
2. Explorar el alcance de la implementación de sistemas de inteligencia de negocios en empresas retail, tanto a nivel nacional como internacional.

3. Revisar los resultados obtenidos por investigadores nacionales e internacionales en la aplicación de la inteligencia de negocios en el sector retail.
4. Destacar las áreas de gestión del sector retail más beneficiadas con la implementación de sistemas de inteligencia de negocios.
5. Identificar las principales diferencias entre el impacto de la inteligencia de negocios a nivel nacional e internacional en el sector retail y ofrecer recomendaciones para futuras investigaciones.

### C. Estrategia de Búsqueda

La estrategia de búsqueda se diseñó mediante la formulación de un comando o consulta replicable en diversas bases de datos, repositorios académicos y motores de búsqueda de artículos. El propósito era obtener artículos de investigación que permitieran abordar las preguntas formuladas en la sección anterior.

El comando se construyó a partir de palabras clave identificadas durante el desarrollo de los criterios PICOC. El comando resultante es el siguiente:

`("business intelligence" OR "BIA") AND ("retail" OR "e-commerce") AND ("datamart" OR "data warehouse") AND ("methodology" OR "tools" OR "framework")`

Este comando de búsqueda abarca los conceptos clave, como inteligencia de negocios (incluyendo el análisis), el sector retail/e-commerce, el almacén de datos resultante (datamart o datawarehouse) y las herramientas, metodologías o marcos de trabajo utilizados en las investigaciones. Es importante señalar que el comando incluye operadores lógicos como "AND" o "OR", que representan criterios de concatenación y combinación de términos en los motores de búsqueda.

La búsqueda se llevó a cabo en cuatro repositorios académicos: Scopus, IEEE Xplore, ScienceDirect y Springer. Se aplicaron algunos filtros adicionales y se realizaron ajustes leves al comando principal debido a restricciones en la cantidad de operadores lógicos utilizados, como se detalla en la Tabla III.

TABLA III: COMANDOS DE BÚSQUEDA POR REPOSITORIO ACADÉMICO

Repositorio	Comando	Filtros adicionales
Scopus	<code>ALL(("business intelligence" OR "BIA") AND ("retail" OR "e-commerce") AND ("datamart" OR "data warehouse") AND ("methodology" OR "tools" OR "framework"))</code>	<b>Periodo:</b> 2018 - 2023 <b>Idioma:</b> Español o Inglés <b>Tipo de documento:</b> Artículo
IEEE Xplore	<code>((("business intelligence" OR "BIA") AND ("retail" OR "e-commerce") AND ("datamart" OR "data warehouse"))</code>	<b>Periodo:</b> 2018 - 2023
ScienceDirect	<code>((("business intelligence") AND ("retail" OR "e-commerce") AND</code>	<b>Periodo:</b> 2018 - 2023 <b>Tipo de documento:</b>

	("datamart" OR "data warehouse") AND ("methodology" OR "tools" OR "framework")	Artículo
SpringerLink	'(("business intelligence" OR "BIA") AND ("retail" OR "e-commerce") AND ("datamart" OR "data warehouse") AND ("methodology" OR "tools" OR "framework"))'	<b>Periodo:</b> 2018 - 2023 <b>Idioma:</b> Inglés <b>Tipo de documento:</b> Artículo

El comando de búsqueda identificó un total de 677 artículos tras su respectiva ejecución en los 4 repositorios académicos, como se muestra en la Figura 1.

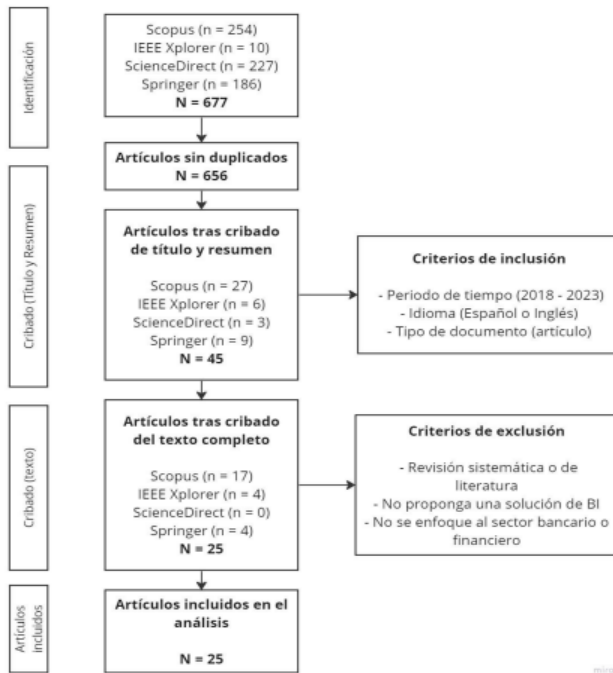


Fig. 1. Metodología PRISMA aplicada en la revisión. Elaboración propia

En el proceso de tratamiento de los datos recopilados de los artículos, se priorizaron aquellos pertinentes a nuestros objetivos de investigación, tales como el título, el DOI, el año de publicación y el enlace a la página web del repositorio académico. Debido a las limitaciones de extracción presentes en los repositorios considerados para la revisión sistemática, se tomó la decisión de consolidar los datos extraídos en un formato tabular, facilitando así su manejo mediante Microsoft Excel.

En la tarea de unificación, se procuró que los datos extraídos siguieran un formato separado por comas (CSV). No obstante, en el caso particular del repositorio ScienceDirect, se hizo necesario recurrir al uso de un código en Python para estructurar los datos según el formato requerido, tal como se ilustra en la Figura 2.

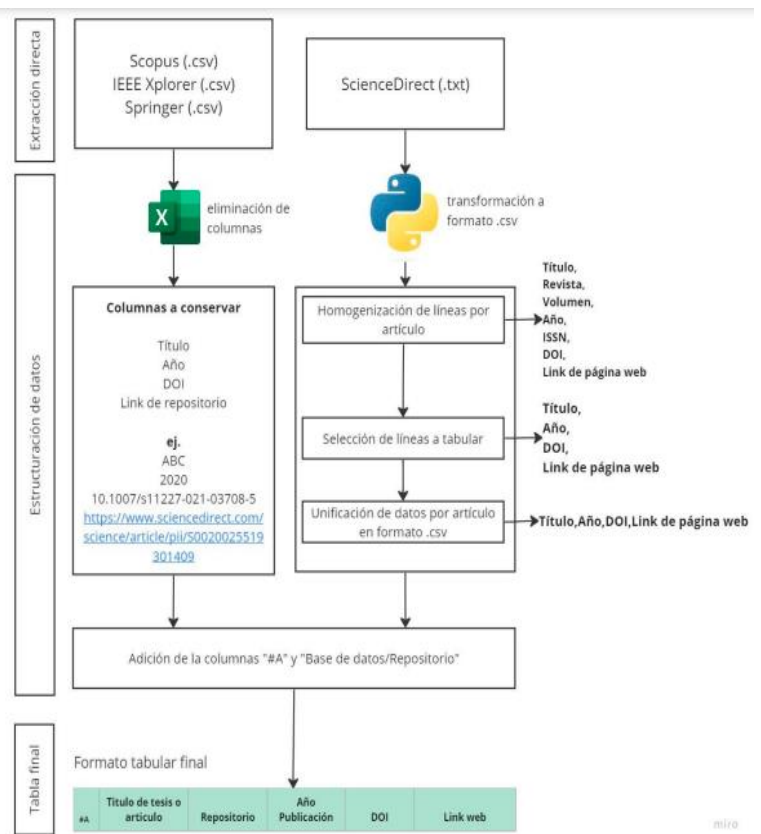


Fig. 2. Estructuración de datos obtenidos en los artículos. Elaboración propia

Este enfoque metodológico asegura la coherencia y uniformidad en la recopilación de datos, permitiendo su posterior análisis de manera eficiente. La utilización de Microsoft Excel como herramienta de tratamiento ofrece versatilidad y facilidad para llevar a cabo operaciones estadísticas y gráficas. Asimismo, la aplicación de un código en Python para la adecuación de datos específicos garantiza la integridad y precisión en el procesamiento, contribuyendo así a la robustez de la revisión sistemática. La Figura 2 proporciona una visualización esclarecedora del procedimiento implementado para la estructuración de datos provenientes de ScienceDirect.

El resultado final de esta estructura de datos permite eliminar los artículos duplicados bajo las columnas del título y el DOI, donde 21 artículos fueron eliminados y 656 artículos se mantuvieron para la siguiente etapa de la revisión.

#### D. Cribado superficial y criterios de selección

Los siguientes 656 estudios fueron cribados mediante la lectura de títulos y sus debidos resúmenes (o abstracts según el idioma del artículo), utilizando las palabras claves como último filtro para la etapa inicial de este cribado. El proceso de cribado fue realizado por los tres autores utilizando criterios de

inclusión y exclusión mencionados previamente en la Figura 1. La decisión final fue sometida a un voto entre los 3 autores, donde 2 votos a favor o en contra eran suficientes para incluir o excluir a un artículo para evitar inconsistencias. A partir de este cribado, solo 45 de los 656 artículos fueron seleccionados para la siguiente etapa. Para la obtención de estos 45 artículos, se eliminaron inicialmente todos los artículos que tenían como propósito realizar una revisión sistemática, revisión de literatura o un análisis que no incluya la propuesta de una solución. A partir de este criterio, se comenzó a excluir todo aquel artículo que no propusiera una solución centrada en la inteligencia de negocios, puesto que, muchos de los artículos estaban centrados en el uso de redes neuronales, machine learning, inteligencia artificial y big data, sin embargo, no tomaban los conceptos de la inteligencia de negocios para la solución de los problemas planteados.

Gracias a estos primeros filtros, se obtuvieron artículos con soluciones centradas a la inteligencia de negocios, sin embargo, se realizó un criterio de exclusión adicional debido a que existían artículos que estaban enfocados a sectores como la medicina, la agricultura, las redes sociales, entre otros distintos al sector retail. Por lo tanto, se buscó aquellos artículos que incluyen al sector retail en sus títulos o palabras claves, para posteriormente revisar los resúmenes en caso se encuentren términos similares. Cabe resaltar que se incluyeron aquellos artículos que, pese a enfocarse en un sector diferente como las ventas comerciales o el turismo, tuviera una solución enfocada al área comercial de la empresa u organización a la cual se buscaba resolver el problema. Adicionalmente, no se utilizó como criterio de exclusión el tamaño de la organización que se tomaba como referencia para la solución, puesto que, se estimó que este criterio no generaría impacto en la información obtenida tras la revisión completa de los artículos restantes en la última etapa.

#### E. Cribado profundo y aseguramiento de la calidad

El cribado profundo se realizó a partir de los 45 artículos restantes de la etapa de cribado superficial. Esta etapa comenzó con la revisión de las secciones de los artículos que estaban enfocadas en el uso de herramientas y metodologías, así como la obtención de resultados y conclusiones al respecto. Como primer criterio de exclusión en esta etapa, se consideró el libre acceso al artículo, es decir, el artículo era

descartado de no encontrar un artículo con su enlace directo o la búsqueda de su DOI a través de internet, pese a que tuviera un título, resumen y palabras claves que brindaban un buen indicio de poseer información relevante a la presente investigación.

A partir de este filtro, se descartaron 15 de los 45 artículos, por lo tanto, los 30 artículos restantes continuaron en revisión a través de los criterios de aseguramiento de la calidad, los cuales facilitaron la decisión de incluir un artículo en caso tuviera la

información relevante para lograr los objetivos de la investigación y cumplir con el propósito establecido.

Se estableció una lista de 10 preguntas de aseguramiento de calidad (QAC, por sus siglas en inglés) que tuvieron un puntaje de 1 y 0 en caso se respondiera la pregunta con un “sí” y “no” respectivamente como se muestra en la Tabla IV. Para la elaboración de las preguntas se tomó como referencia la revisión realizada en, con la particularidad de incluir estas preguntas como criterio de exclusión en caso el puntaje total sea de un valor menor o igual a 6.

TABLA IV: PREGUNTAS DE ASEGURAMIENTO DE CALIDAD (QAC)

Qi	Pregunta
Q1	¿Los objetivos del artículo están claramente establecidos?
Q2	¿La metodología o herramienta propuesta está bien definida?
Q3	¿La implementación de la inteligencia de negocios está claramente explicada?
Q4	¿Los resultados presentados son claros e inambiguos?
Q5	¿Los resultados son propiamente interpretados y discutidos?
Q6	¿Las conclusiones reflejan los hallazgos de la investigación?
Q7	¿El artículo contiene enfoques futuros o recomendaciones de investigación?
Q8	¿El artículo muestra o describe la arquitectura final del sistema de inteligencia de negocios?
Q9	¿El artículo muestra o describe las ventajas obtenidas con la implementación de la inteligencia de negocios?
Q10	¿El artículo muestra otras tecnologías, metodologías o herramientas que mejoren el sistema de inteligencia de negocios?

Se descartaron un total de 5 artículos con la puntuación final de las preguntas de aseguramiento de calidad, por lo tanto, fueron finalmente 25 artículos los seleccionados para su inclusión en la presente revisión sistemática.

### III. RESULTADOS DE LA REVISIÓN SISTEMÁTICA

En ese capítulo, se analizó de forma crítica y minuciosa los 25 artículos restantes de la aplicación de la metodología PRISMA a partir de tres principales aspectos: las herramientas utilizadas, las metodologías aplicadas para la inteligencia de negocios y los resultados obtenidos en el sector retail.

#### A. Herramientas y metodologías utilizadas (PI1)

Las metodologías utilizadas para implementar la inteligencia de negocios son principalmente las definidas por Ralph Kimball y Bill Inmon, sin embargo, existen algunas guías y hojas de ruta como la formulada por Moss y Attre [19], así como otras metodologías y marcos de trabajo propuestos por [9], [10], [23], [26], [27] y [28]. Estas metodologías comparten el propósito de diseñar un data warehouse a partir de una secuencia de etapas que permiten diseñar el ciclo de vida de un

sistema de inteligencia de negocios, sin embargo, cada una de ellas posee criterios y enfoques para llegar a este resultado.

La metodología propuesta por Ralph Kimball se encuentra conformada por nueve etapas, las cuales son la elección de un proceso, la elección de entidades granulares (aquellos representado como una tabla de hechos), identificar las dimensiones, elegir el hecho más importante, almacenar cálculos predeterminados en una tabla de hechos (con el objetivo de evitar errores en el cálculo de atributos a partir de valores determinados en las dimensiones), detallar las tablas de dimensiones mediante un diccionario de datos, elegir el corte o período de almacenamiento de la base de datos, identificar progresivamente dimensiones cambiantes (para su adición, modificación o eliminación) y finalmente determinar el diseño físico del data warehouse [13][20]-[22][24].

Por otro lado, la metodología propuesta por Bill Inmon se encuentra conformada por siete etapas, las cuales son: la identificación de las áreas principales del negocio, el desarrollo de un modelo lógico para cada área principal o clave, el diseño físico del data warehouse, la carga de datos al data warehouse, el desarrollo de datamarts, el despliegue del data warehouse con sus respectivos datamarts y por último, el monitoreo y mantenimiento del mismo [11].

Asimismo, la hoja de ruta desarrollada por Moss y Attre es un marco de trabajo que brinda una guía práctica para la implementación de iniciativas basadas en la inteligencia de negocios. Esta se encuentra conformada por 12 pasos agrupados en 6 etapas como se observa en la Figura 3. El proceso de implementación establecido en esta hoja de ruta inicia con la justificación, en la cual se hace un análisis del modelo de negocio para identificar las principales necesidades del área u organización. A continuación, comienza la etapa de planificación, la cual incluye una evaluación de la infraestructura tecnológica actual y una planificación del proyecto de implementación [19]. Una vez realizada esta planificación, se continúa con el análisis del negocio, en el cual se define los requerimientos del proyecto, se realiza un análisis y modelado conceptual de los datos y se elaboran prototipos del sistema de inteligencia de negocios [19]. Dicho análisis conlleva a la etapa de diseño, en la cual se realiza el diseño físico de la base de datos y del proceso ETL a utilizar para el llenado de registros [19]. Con el diseño completo, se inicia la etapa de construcción del sistema donde se ejecutan los pasos del proceso ETL, además de elaborar los cuadros de mando que mostrará el sistema de inteligencia de negocios (BIS). Finalmente, se llega a la etapa de despliegue, en la cual se implementa el sistema ya construido y se hace una evaluación de lanzamiento para verificar que cumple con el comportamiento esperado por el usuario [19].

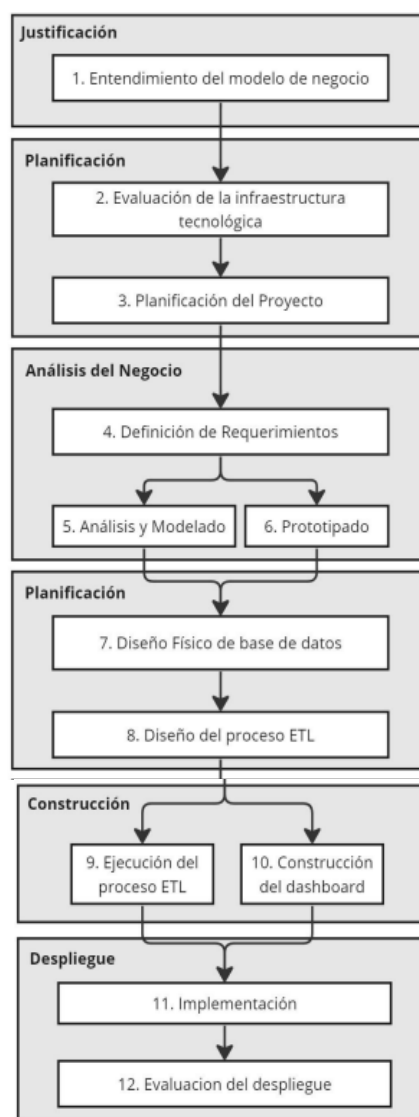


Fig. 3. Hoja de ruta para la inteligencia de negocios. Elaboración propia

Para el caso de los artículos que no presentaron alguna de las metodologías descritas anteriormente, se pudo observar que el motivo principal del uso de una metodología propia o mixta a partir de los pasos o etapas definidas estaba enfocado a la propuesta de solución que estos ofrecían. Dentro de las propuestas realizadas por cada uno de los artículos se pudieron identificar cuatro etapas en común, las cuales son las siguientes:

- Análisis del negocio: En esta etapa se realiza un análisis de los procesos principales [26][27], un análisis del área [23][28] y/o un análisis de la arquitectura tecnológica que posee la organización [9][10].
- Diseño lógico del data warehouse: Consiste en la esquematización de la tabla de hechos y sus respectivas dimensiones [23][27][28], En otros casos, se hace una

arquitectura lógica de los componentes que formarán el sistema de inteligencia de negocios [9][10].

- Diseño físico del data warehouse: En esta etapa se define la herramienta de tipo SQL [23][27][28] o NoSQL [9][10] y se formula el proceso ETL a utilizar [26].

- Construcción del BIS: Consiste en el desarrollo del data warehouse [23][26]-[28], los cuadros de mando y por último las herramientas que complementarán su comportamiento [9][10].

Finalmente, las herramientas identificadas en los artículos seleccionados pueden ser de dos tipos: principal o complementaria. Para los casos de herramientas principales encontramos el uso de Power BI, Tableau, Oracle e-business suite, SQL Server, Pentaho y SAP (BW o BW/4 HANA), mientras que, para el caso de herramientas secundarias, encontramos el uso de redes neuronales, machine learning, inteligencia artificial, big data (Apache Hadoop y Apache Spark) y servicios de alojamiento en la nube como Microsoft Azure.

### B. Herramientas y metodologías más utilizadas (PI2)

Realizando una comparación entre la aparición de las metodologías vistas en la pregunta anterior, así como buscando principales similitudes en los artículos con una metodología propia, se pudo concluir que la metodología más utilizada para la implementación de un data warehouse es la formulada por Ralph Kimball. Esta metodología es mencionada en 5 de los 13 artículos que detallan una metodología en su construcción, además de poseer una mayor similitud en 3 de los 6 artículos a diferencia de la metodología Inmon o la hoja de ruta de Moss y Attre como se puede observar a detalle en la Tabla V. Uno de los principales motivos por el cual esta metodología tiene un mayor índice de apariciones se debe a su facilidad de uso en cualquier contexto organizacional.

TABLA V: HOMOLOGACIÓN DE METODOLOGÍAS PROPIAS

Artículo	Aproximación a otras metodologías		
	Kimball	Inmon	Moss y Attre
[9]			X
[10]		X	
[23]	X		
[26]			X
[27]	X		
[28]	X		
<b>Total</b>	<b>3</b>	<b>1</b>	<b>2</b>

A partir de la homologación de metodologías y hojas de ruta, la metodología con mayor cantidad de apariciones es Kimball, con un total de 8 apariciones, luego continúa Moss y Attre con un total de 3 apariciones y finalmente Inmon con un total de 2 apariciones. Con estos resultados, vemos una mayor preferencia por el uso de la metodología Kimball, la cual tiene la principal ventaja de ser fácil y rápida de aplicar, asimismo, el esquema estrella que propone es más comprensible por su

estructura desnormalizada, la cual reduce el uso de consultas y el tiempo de análisis. Por último, permite una rápida restauración de los datos del data warehouse, separa los datos transaccionales (hechos) de los no transaccionales (dimensiones) y permite un trabajo enfocado a áreas particulares en vez de a toda una organización.

Realizando una comparación con la metodología Inmon, como se muestra en la Tabla VI, vemos que Inmon requiere de un presupuesto mayor, además de abarcar a toda la compañía al incluir un data warehouse y data marts relacionados a él por cada área de gestión, además, requiere de un equipo profesional para mantener el sistema, pese a que para esta metodología este proceso es más fácil de mantener al poseer una documentación robusta.

TABLA VI: COMPARACIÓN KIMBALL VS INMON

Criterio	Kimball	Inmon
Presupuesto	Bajo costo inicial	Alto costo inicial
Tiempo	Requiere de un menor tiempo de desarrollo	Requiere un mayor tiempo de desarrollo
Conocimiento	Nivel medio de conocimientos	Nivel muy alto de conocimientos
Alcance	Áreas o equipos de trabajo	Toda la organización
Mantenimiento	Complicado, poca documentación	Fácil, mucha documentación

Por otro lado, realizando un enfoque a las herramientas de tipo principal y complementaria que fueron identificadas en los artículos, se pudo concluir que una de las herramientas con mayor aparición dentro de los artículos es Power BI (9 apariciones), junto con SQL Server u otros motores de bases de datos basados en SQL (8 apariciones). Asimismo, las herramientas complementarias con mayor aparición son big data y servicios en la nube, ambas con 7 y 5 apariciones respectivamente. En la tabla VII, se puede observar los artículos relacionados a estas herramientas así como al resto de las mencionadas en la pregunta anterior. }

TABLA VII: HERRAMIENTAS PRINCIPALES Y COMPLEMENTARIAS



Herramienta principal	Artículos	Herramienta complementaria	Artículos
Power BI	[8],[13],[19],[20],[21],[22],[23],[24],[27]	Big Data	[9],[10],[14],[25],[30],[31],[32]
SQL	[13],[14],[19],[20],[21],[22],[23],[24]	Cloud	[9],[10],[12],[21],[28]
Tableau	[24],[26],[28]	Redes Neuronales	[6],[7],[26],[29]
Pentaho	[11][12]	Inteligencia Artificial	[14],[18]
Oracle	[19]	Machine Learning	[27],[28]
SAP	[11]	Otros	[5],[8]

Con el resultado de estas tablas, se puede concluir que el desarrollo de los sistemas de inteligencia de negocio tienen una mayor tendencia a utilizar herramientas de uso global como lo son Power BI y motores de bases de datos tipo SQL. Asimismo, los resultados reflejan la perfecta combinación entre la metodología Kimball y estas herramientas, puesto que ambas son fáciles de usar y se integran fácilmente a un data warehouse o data mart de un área en particular con un proceso rápido de desarrollo. Asimismo, las herramientas complementarias de mayor aparición nos permiten conocer de forma sucinta el enfoque a futuro que poseen los sistemas de inteligencia de negocio, puesto que, una vez comienzan a tener participación en la toma de decisiones, su principal propósito es ir abarcando un mayor alcance organizacional, optimizando además la gestión de mayores volúmenes de datos y buscando una arquitectura que sea más fácil de mantener y menos costos a a largo plazo.

### C. Impacto de resultados a nivel internacional (PI3)

Revisando los artículos seleccionados que fueron realizados por autores a nivel internacional, complementado con el análisis de la aparición de herramientas y metodologías visto en las tablas V, VII y VIII, podemos ver que son estos artículos los que implementan nuevas tecnologías a las complementarias a la inteligencia de negocios para maximizar sus beneficios en la toma de decisiones. Donde algunos de los artículos parten de una implementación poco robusta de la inteligencia de negocios [9][10] para realizar una arquitectura de mayor robustez y volumen de datos enfocada a toda una organización retail, mientras que otros artículos proponen un desarrollo desde cero a partir de las necesidades del negocio [27][28], la infraestructura utilizada para otros sistemas de soporte de decisiones [24][26] o de forma complementaria a otros sistemas de planificación empresarial (ERP) aprovechando una arquitectura centrada en datos [22][23][25].

Por otro lado, uno de los principales propósitos del uso de herramientas complementarias es la automatización y

optimización del proceso ETL durante el diseño del data warehouse, para lo cual se recurre al big data para su completa gestión. Es importante mencionar que esta tecnología se usa para acelerar el procesamiento de grandes cantidades de datos con procedimientos de indexación y agrupación de registros bajo otra estructura distinta a SQL [21].

Adicionalmente al uso de herramientas principales y complementarias, lo más importante que aporta la investigación de carácter internacional es la propuesta y diseño de nuevas metodologías y marcos de trabajo para la implementación de un sistema de inteligencia de negocios. Esto se puede observar claramente en los resultados obtenidos de la primera pregunta, los cuales poseen aproximaciones a metodologías ya popularizadas como se observa en la tabla V. Estas metodologías buscan mejorar la experiencia del investigador al momento de aplicar este concepto en la solución de problemas a nivel organizacional, haciendo énfasis en el sector retail. Tomando en cuenta el enfoque realizado a las entidades retail, se puede destacar la constante búsqueda de métodos y tecnologías innovadoras, puesto que, requieren de un factor diferencial considerable para mantenerse en competencia versus las otras entidades del rubro, sobre todo en un segmento de mercado que es muy dinámico y tiene muchos factores de riesgo que pueden llevar a grandes pérdidas económicas [18].

Por último, cabe resaltar que la implementación de la inteligencia de negocios a nivel internacional brinda como resultado base un sistema propio con el cual se pueden soportar los procesos de toma de decisiones, lo cual implica que tengan un desarrollo original y agregue otros componentes formulados en las metodologías propiamente diseñadas para sus investigaciones, por lo tanto, brindan una mejor experiencia al cliente y se ligan más a sus necesidades presentes y futuras.

### D. Impacto de resultados a nivel nacional (PI4)

A nivel nacional, los artículos de investigación presentan resultados bases muy similares, puesto que también se centran en el desarrollo de sistemas propios para las empresas que poseen una problemática, sin embargo, los sistemas resultantes del proceso de implementación aún eran dependientes de herramientas de uso global como PowerBI, siendo esta la herramienta más preferida por investigadores nacionales debido a su facilidad de uso y rapidez de aplicación, sin embargo, las investigaciones revisadas no brindaron una mejora en la arquitectura del sistema de inteligencia de negocios en un futuro, brindando un mayor énfasis en la mejora de los indicadores claves de desempeño (KPIs por sus siglas en inglés) o la adición de nuevos cuadros de mando que permitan tomar mejores decisiones.

Asimismo, el uso de herramientas complementarias sólo fue identificado en 1 de los 4 artículos peruanos seleccionados, el cual propuso la aplicación de big data para la optimización del proceso ETL en el diseño del data warehouse [14], sin embargo, esta propuesta no llegó a ser totalmente aplicada en la investigación, sino planteada como un paso a futuro el cual era factible según la infraestructura actual de la empresa. Por otro lado, 3 de las 4 investigaciones plantearon sus diseños en base a sistemas existentes, los cuales estaban enfocados a la venta online [12], el análisis de perfil de cliente [13] y la venta de productos crediticios [21].

#### E. Participación de áreas de gestión comercial (PI5)

En esta sección, se identificó las áreas de impacto a nivel organizacional que los artículos formularon dentro de sus resultados, discusión y conclusiones. Como parte del análisis de los estudios seleccionados, se detalló el impacto que tuvo a nivel nacional e internacional.

Bajo el alcance nacional, se pudo identificar que los resultados obtenidos y los sistemas implementados se encontraban enfocados en la gestión de relaciones con el cliente [12][13][14] y la gestión de riesgos [21], los cuales tuvieron una participación significativa con el apoyo a nivel tecnológico debido a que permitieron la manipulación y acceso a sistemas propios de su organización para aplicarles mejoras con el uso de herramientas globales y metodologías consolidadas. Además, esta participación tuvo resultados positivos, puesto que, les permitió obtener nuevos sistemas que faciliten su toma de decisiones en un menor tiempo [12][14] y con un mayor índice de confiabilidad [13][21], lo cual incrementó algunos de sus principales indicadores de gestión como lo son el volumen de ventas [12], el rendimiento de los trabajadores [13], la continuidad del negocio [21] y la atracción de nuevos clientes [14].

Por otro lado, bajo el alcance internacional, se pudo identificar que los resultados obtenidos y los sistemas implementados se encontraban enfocados a más áreas de gestión en comparación con los artículos nacionales, incluyendo la gestión de activos y pasivos [19], la gestión del rendimiento [9][10] y el cumplimiento normativo. Esto implica que estas investigaciones fomenten una mayor participación de las entidades retail con el propósito de mejorar sus áreas principales a través de inversión en tendencias tecnológicas y nuevas herramientas. En adición a estas nuevas áreas, la participación que se identifica también presenta diferencias en relación a la influencia que tienen en el proceso de implementación del sistema de inteligencia de negocios, donde se presenta sobre todo un apoyo a nivel económico y una facilidad de acceso a información histórica para desarrollar los primeros prototipos. Esto permite a los investigadores trabajar con información que pueda ser contrastada con los resultados y conclusiones obtenidos por la misma empresa en su toma de

decisiones, además de brindarles sistemas propios que, mediante una transferencia de conocimientos, ya pueda ser gestionado por la empresa de forma práctica sin el gasto adicional de un equipo de soporte tercerizado. Finalmente, gracias al uso de herramientas complementarias, las organizaciones que se involucran en estas investigaciones obtienen un beneficio adicional al sistema implementado, puesto que ya tienen una hoja de ruta propuesta para escalar sus herramientas a largo plazo y obtienen diversos modelos de arquitectura que pueden ser integrados a sistemas existentes de mayor trascendencia como un sistema de información gerencial o un ERP.

#### IV. BRECHAS IDENTIFICADAS EN LOS ARTÍCULOS NACIONALES

Gracias a la información analizada y las respuestas brindadas a las preguntas 3, 4 y 5 formuladas como parte de la investigación, se pudieron identificar las principales brechas que diferencian la calidad y trascendencia de los artículos nacionales versus los de carácter internacional, debido a que, incluso estando en revistas de mismo cuartil o bajo una indexación similar en repositorios académicos, estas investigaciones son más confiables al contar con un mejor desarrollo de soluciones que incluyen la inteligencia de negocios. Realizando una síntesis de las brechas identificadas, como se muestra en la tabla VIII, se puede concluir que hay cuatro criterios que permiten diferenciar la calidad de estos artículos, que son: las herramientas en uso, las metodologías de apoyo, la madurez de los sistemas desarrollados y las opciones a futuro que son formuladas o recomendadas para incrementar su escalabilidad.

TABLA VIII: BRECHAS A NIVEL NACIONAL E INTERNACIONAL

<b>Criterio</b>	<b>Nacional</b>	<b>Internacional</b>
Herramientas	Principales, de uso global y de fácil aplicación.	Principales y complementarias, de uso global y con mayor complejidad de aplicación
Metodologías	Consolidadas	Consolidadas, nuevas o mixtas
Madurez	Poca madurez, sistemas independientes	Alta madurez, sistemas propios e integrados
Dirección futura	Mejora funcional, más características de uso	Optimización, escalabilidad y adaptabilidad.

Estas brechas se encuentran presentes sin importar el tamaño de la organización a la cual se evalúa, puesto que, a

nivel internacional también se realizan estudios a pequeñas y medianas empresas retail [7][19]. Adicionalmente, también se seleccionaron artículos correspondientes a la región latinoamericana, por lo tanto, esta brecha también nos permite conocer la diferencia que presentamos con países tanto de continentes más desarrollados como de países que poseen contextos económicos, políticos y sobre todo tecnológicos más pegados a nuestra .

## V. RECOMENDACIONES PARA FUTURAS INVESTIGACIONES

A partir de las brechas identificadas, en esta sección se proponen las siguientes recomendaciones para mejorar el uso de la inteligencia de negocios: “Salir de la caja”, usar metodologías y herramientas innovadoras, así como brindar direcciones futuras de mayor alcance.

### A. “Salir de la caja”

Se recomienda a las futuras investigaciones tomar nuevas problemáticas y áreas de gestión para aplicar la inteligencia de negocios. Según lo visto a nivel internacional, existen áreas que hasta ahora no han sido consideradas para una mejora tecnológica.

### B. Usar metodologías y herramientas innovadoras

Se recomienda a las futuras investigaciones utilizar nuevos criterios para establecer adaptaciones originales a las metodologías ya consolidadas en el rubro académico. De esta forma, se podría proponer a futuro un nuevo marco de trabajo u hoja de ruta que permita guiar a nuevos investigadores nacionales en la implementación de un BIS bajo condiciones que se presentan únicamente a nivel nacional.

### C. Brindar direcciones futuras de mayor alcance

Se recomienda a las futuras investigaciones dar propuestas tecnológicas para mejoras y avances en el sistema de inteligencia de negocios que permitan una mayor optimización en el uso de recursos, agilidad en los procesos y escalabilidad a partir de otras arquitecturas con el uso de herramientas tecnológicas complementarias como el uso de big data, machine learning, inteligencia artificial o redes neuronales.

## VI. CONCLUSIONES

La presente investigación pudo realizar una revisión sistemática de artículos relacionados a la implementación de sistemas de inteligencia de negocios, con la cual se identificaron algunos aspectos importantes en la forma de aplicación de este concepto a nivel nacional e internacional. Gracias a esta revisión, se pudieron conocer las principales brechas que tienen los estudios realizados por investigadores nacionales, ante lo cual se formularon recomendaciones de mejora que tienen como objetivo mejorar los sistemas de inteligencia de negocio implementados en áreas de gestión del sector retail. Asimismo, la principal limitación de esta investigación se encuentra en la selección de artículos únicamente de acceso libre, lo cual omite la inclusión de artículos más prestigiosos tanto a nivel nacional como internacional. Adicionalmente, las investigaciones nacionales obtenidas fueron mayormente de universidades privadas

[13][14][21] sobre las universidades públicas [12], lo cual debe motivar a estas universidades (como por ejemplo, UNMSM o UNI) a producir investigaciones de este carácter

## RECONOCIMIENTO

Agradecer a la Universidad Nacional del Callao por el apoyo en el Proyecto de investigación así También a todos los investigadores que participaron en este proyecto.

## REFERENCIAS

- [1] M. E. Martínez Zabaleta y R. E. Rodríguez Luna, "Inteligencia empresarial y su rol en la generación de valor en los procesos de negocios", *Tendencias*, vol. 24, n.º 1, pp. 226–251, enero de 2023. Accedido el 17 de mayo de 2023. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.22267/rtend.222302.222>
- [2] J. G. March, *Organizations*, 2a ed. Cambridge, Mass., USA: Blackwell, 1993.
- [3] K. G. Al-Hashedi y P. Magalingam, "Financial fraud detection applying data mining techniques: A comprehensive review from 2009 to 2019", *Comput. Sci. Rev.*, vol. 40, p. 100402, mayo de 2021. Accedido el 17 de mayo de 2023. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2021.100402>
- [4] Jamaiah Yahaya et al., "The Implementation of Business Intelligence and Analytics Integration for Organizational Performance Management: A Case Study in Public Sector," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 10, no. 11, pp. 292–299, 2019. [En línea]. Disponible: <https://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2019.0101140>
- [5] A. Bany Mohammad, M. Al-Okaily, M. Al-Majali y R. Masa'deh, "Business Intelligence and Analytics (BIA) Usage in the Banking Industry Sector: An Application of the TOE Framework", *J. Open Innovation: Technology, Market, Complexity*, vol. 8, n.º 4, pp. 189, octubre de 2022. Accedido el 28 de junio de 2023. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.3390/joitmc8040189>;
- [6] M. A. Al-Maaitah, "Impact of Business Intelligence Competencies on the Organizational Capabilities in Jordanian Banks", *J. Comput. Sci.*, vol. 14, n.º 8, p. 1144–1154, agosto de 2018. Accedido el 28 de junio de 2023. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.3844/jcssp.2018.1144.1154>
- [7] K. Alzeaideen, "Credit risk management and business intelligence approach of the banking sector in Jordan", *Cogent Bus. & Manage.*, vol. 6, n.º 1, pp. 1675455, enero de 2019. Accedido el 28 de junio de 2023. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.1080/23311975.2019.1675455>
- [8] "A. Husejinovic, N. Durmić y S. Jukić, "Application of business intelligence in decision making for credit card approval", *J. Intell. Stud. Bus.*, vol. 12, n.º 2, p. 54–64, febrero de 2023.

Accedido el 28 de junio de 2023. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.37380/jisib.v12i2.956>

[9] 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. & Manage.*, vol. 59, n.º 6, pp. 103086, noviembre de 2022. Accedido el 28 de junio de 2023. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2022.103086>

[10] H. Zhang, S. Ren, X. Li, H. Baharin, A. Alghamdi y O. A. Alghamdi, "Developing scalable management information system with big financial data using data mart and mining architecture", *Inf. Process. & Manage.*, vol. 60, n.º 3, pp. 103326, mayo de 2023. Accedido el 28 de junio de 2023. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2023.103326>

[11] S. Mathur, S. L. Gupta y P. Pahwa, "Optimizing OLAP cube for supporting business intelligence and forecasting in banking sector", *J. Inf. Technol. Manage.*, vol. 13, n.º 1, p. 81–99, 2021. Accedido el 23 de junio de 2023. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.22059/jitm.2021.80026>

[12] A. Escalante Viteri, J. Gamboa Cruzado y L. Asto Huaman, "Methodology for business intelligence solutions in internet banking companies", *Int. J. Adv. Science, Eng. Inf. Technol.*, vol. 12, n.º 3, p. 1173, mayo de 2022. Accedido el 18 de mayo de 2023. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.18517/ijaseit.12.3.13670>

[13] M. G. Retuerto, B. M. Tuero y L. Andrade-Arenas, "Business intelligence implementation using power BI for decision making in peruvian banking systems", *Int. J. Eng. Trends Technol.*, vol. 71, n.º 4, p. 97–108, abril de 2023. Accedido el 28 de junio de 2023. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.14445/22315381/ijett-v71i4p209>

[14] A. D. C. Gonzales, F. L. P. Villantoy and D. S. M. Sanchez, "Data Science Model for the Evaluation of Customers of Rural Savings Banks without Credit History," 2019 7th International Engineering, Sciences and Technology Conference (IESTEC), Panama, Panama, 2019, pp. 329-334, doi: 10.1109/IESTEC46403.2019.00067.

[15] M. J. Page et al., "The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews", *BMJ*, pp. n71, marzo de 2021. Accedido el 29 de junio de 2023. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>

[16] B. Kitchenham and S. Charters. 2007. <sup>3</sup>Guidelines for Performing Systematic Literature Review in Software Engineering´ EBSE Technical Report, 2.3, Keele University.

[17] N. Fatima, A. S. Imran, Z. Kastrati, S. M. Daudpota, A. Soomro y S. Shaikh, "A systematic literature review on text generation using deep neural network models", *IEEE Access*,

pp. 1, 2022. Accedido el 1 de julio de 2023. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.1109/access.2022.3174108>

[18] C. A. Rayo Mondragon, "Prototipo de detección de fraudes con tarjetas de crédito basado en inteligencia artificial aplicado a un banco peruano", Tesis de Pregrado, Universidad de Lima, Lima, 2018. Accedido el 28 de junio de 2023. [En línea]. Disponible: [https://repositorio.ulima.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12724/15294/R\\_ayo\\_Prototipo-detección-fraudes.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://repositorio.ulima.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12724/15294/R_ayo_Prototipo-detección-fraudes.pdf?sequence=1&isAllowed=y)

[19] F. L. Gaol, L. Abdillah y T. Matsuo, "Adoption of business intelligence to support cost accounting based financial systems — case study of XYZ company", *Open Eng.*, vol. 11, n.º 1, p. 14–28, noviembre de 2020. Accedido el 1 de julio de 2023. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.1515/eng-2021-0002>

[20] R. A. Díaz Vásquez, J. L. Acosta Espinoza y M. A. Checa Cabrera, "Power BI como herramienta de apoyo a la toma de decisiones", *Revista Universidad Y Sociedad*, vol. 14, n.º 3, junio de 2022, art. n.º 20. Accedido el 28 de junio de 2023. [En línea]. Disponible: <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85132824937&amp;partnerID=40&md5=6a3507bd700e0e2f28916d5d62720806>

[21] J. Aguirre, A. P. Flores y D. M. Sánchez, "ATC: Business analytics for monitoring financial indicators of credit products in peruvian banking", *Revista Ibérica de Sist. e Tecnologías de Informação*, vol. 37, noviembre de 2020, art. n.º 18. Accedido el 28 de junio de 2023. [En línea]. Disponible: <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85101598826&amp;partnerID=40&md5=2005bb27c4419e6b22c49b581e789634>

34REFERENCES