

La Influencia de Big Data en la definición de Indicadores Clave de Rendimiento Logístico para la Satisfacción del Cliente: Una revisión sistemática de la literatura

The Influence of Big Data on the Definition of Key Logistic Performance Indicators for Customer Satisfaction: A Systematic Literature Review

Luis Alfonso Melgarejo Zelaya^{1,a}, Jose Santisteban^{1,b}

¹ Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática. Lima, Perú

^a Autor de correspondencia: luis.melgarejo2@unmsm.edu.pe, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9162-8463>

^b E-mail: jose.santistebanp1@unmsm.edu.pe, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4526-642X>

Resumen

El presente estudio abordó una Revisión Sistemática de la Literatura (RSL) sobre la influencia de Big Data en la definición de Indicadores Clave de Rendimiento (KPIs) logísticos y su impacto en la satisfacción del cliente. La literatura revisada mostró numerosos estudios sobre el uso de Big Data en la logística; sin embargo, fueron escasos los esfuerzos que sintetizaron aspectos como los KPIs definidos, los métodos desarrollados y las herramientas implementadas. El objetivo fue explorar y analizar cómo Big Data apoyó en la definición de KPIs logísticos y su influencia en la satisfacción del cliente. La metodología abarcó tres etapas: planificación, implementación y resultados, siguiendo el enfoque de Kitchenham. Se estableció un protocolo de revisión con preguntas de investigación clave y criterios de inclusión y exclusión. Se realizaron búsquedas sistemáticas en bases de datos relevantes y se seleccionaron estudios pertinentes. Los resultados revelaron que la definición de KPIs varió según el contexto y la industria; se identificaron 23 KPIs, 9 métodos de Big Data y 7 herramientas de TI. Finalmente, las conclusiones subrayaron la importancia de adaptar los KPIs logísticos a las prioridades del negocio y la relevancia de Big Data en su definición para mejorar la satisfacción del cliente.

Palabras clave: Indicadores Clave de Rendimiento (KPIs), Big Data, Satisfacción del cliente, Cadena de suministro.

Abstract

The present study conducted a Systematic Literature Review (SLR) on the influence of Big Data in the definition of Key Performance Indicators (KPIs) in logistics and their impact on customer satisfaction. The reviewed literature showed numerous studies on the use of Big Data in logistics; however, there were few efforts that synthesized aspects such as defined KPIs, developed methods, and implemented tools. The objective was to explore and analyze how Big Data supported the definition of logistics KPIs and its influence on customer satisfaction. The methodology encompassed three stages: planning, implementation, and results, following Kitchenham's approach. A review protocol was established with key research questions and inclusion and exclusion criteria. Systematic searches were conducted in relevant databases, and pertinent studies were selected. The results revealed that the definition of KPIs varied according to context and industry; 23 KPIs, 9 Big Data methods, and 7 IT tools were identified. Finally, the conclusions emphasized the importance of adapting logistics KPIs to business priorities and the relevance of Big Data in their definition to improve both decision-making and customer satisfaction.

Keywords: Key Performance Indicators (KPIs), Big Data, Customer Satisfaction, Supply Chain.

Recibido: 21/08/2023 - Aceptado: 17/06/2024 - Publicado: 30/06/2024

Citar como:

Melgarejo Zelaya, L. & Santisteban, J. (2024). La Influencia de Big Data en la definición de Indicadores Clave de Rendimiento Logístico para la Satisfacción del Cliente: Una revisión sistemática de la literatura. *Revista Peruana de Computación y Sistemas*, 6(1):91-99. <https://doi.org/10.15381/rpcs.v6i1.28533>

© Los autores. Este artículo es publicado por la Revista Peruana de Computación y Sistemas de la Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Este es un artículo de acceso abierto, distribuido bajo los términos de la licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0) [<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.es>] que permite el uso, distribución y reproducción en cualquier medio, siempre que la obra original sea debidamente citada de su fuente original.

1. Introducción

Los Indicadores Clave de Rendimiento (KPI), por sus siglas en inglés, son herramientas esenciales en el mundo de los negocios, ya que facilitan el proceso de medición del desempeño y sirven como catalizadores para que los tomadores de decisiones alcancen sus objetivos [1].

Existe un consenso creciente sobre la relación entre la calidad del servicio y la satisfacción del cliente, reconociendo que la calidad del servicio puede ser un indicador sólido de la satisfacción del cliente [2].

Estudios recientes argumentan que el tiempo de entrega es probablemente el KPI más relevante que utilizan los compradores de transporte para evaluar a sus proveedores de servicios [3]. Este argumento es respaldado por investigaciones adicionales, quienes también observaron un incremento significativo en el número de reclamaciones presentadas por empresas minoristas en los últimos años asociados al tiempo de entrega [4]. Este incremento se atribuye a una variedad de factores, incluyendo la creciente popularidad de las compras en línea, la complejidad cada vez mayor de las cadenas de suministro, y las crecientes expectativas de los clientes.

Además, según Coyle [5], la entrega puntual de los servicios no solo es un factor crucial para la satisfacción del cliente, sino también para la eficiencia operacional. Un servicio oportuno permite optimizar el inventario manteniendo niveles de reserva más bajos. Asimismo, garantiza una reposición constante para minimizar los problemas de falta de stock. De esta manera, disminuye la incertidumbre en la cadena de suministro, mitigando el efecto látigo resultante. Esta combinación de factores pone de manifiesto el papel crucial del tiempo de entrega en la eficacia de la cadena de suministro.

Por otro lado, Wang et al. [6] mencionaron que Big Data se ha utilizado en investigaciones para verificar modelos o teorías existentes. Además, Wang et al. [7] resaltaron su aplicación en la industria para mejorar la toma de decisiones en logística y gestión de la cadena de suministro. Estos esfuerzos de investigación proporcionan evidencia relevante y coherente sobre el uso del Big Data en la verificación de modelos y teorías existentes, así como en la mejora de la toma de decisiones en el ámbito de la logística y la gestión de la cadena de suministro. Al referirse a estos estudios, se destaca la importancia de considerar el impacto y las aplicaciones prácticas del Big Data en el campo de la logística.

Este estudio se enfoca en realizar una revisión sistemática sobre los aspectos desarrollados en la influencia de Big Data en los principales indicadores clave de rendimiento logístico y su impacto en la satisfacción del cliente. A través de esta revisión sistemática, se busca proporcionar una comprensión más profunda de cómo Big Data puede definir estos indicadores clave de rendimiento logístico, y, en consecuencia, mejorar la satisfacción del cliente.

Por lo tanto, la pregunta de investigación de este estudio es: ¿Cómo la definición de los indicadores clave de rendimiento logísticos, mediante herramientas de Big Data puede impactar en la satisfacción del cliente del sector logístico?

El objetivo principal de esta revisión sistemática es explorar y analizar cómo Big Data apoya en la definición de los KPIs logísticos y su influencia con la satisfacción del cliente. Finalmente, la intención es generar conocimientos fundamentados y actualizados que puedan contribuir significativamente a la optimización de la gestión logística en las empresas, lo que, a su vez, podría conducir a una satisfacción del cliente más eficaz y elevada.

Por consiguiente, la organización de este artículo se dispone de la siguiente forma: en la segunda sección, se detalla la metodología empleada para la revisión sistemática de la literatura. La tercera sección se dedica al análisis detallado de la revisión de los estudios. En la cuarta sección se exponen las conclusiones y finalmente se detallan las referencias utilizadas.

2. Metodología de Investigación

Para realizar esta revisión sistemática, se consideró la metodología aplicada por Kitchenham [8], que constan de tres etapas:

Planificación: Esta etapa identifica la necesidad de investigación y la determinación de un protocolo de revisión.

Implementación: Esta etapa implementa el plan; se aplica el protocolo definido, así como los criterios de inclusión y exclusión.

Resultados: Esta etapa presenta los resultados y el análisis estadístico de los documentos seleccionados.

En la presente sección se describe detalladamente la metodología de investigación empleada para elaborar el estado del arte a través de tres etapas fundamentales:

2.1 Planificación de la Revisión

En esta etapa se estableció un protocolo de revisión que incluyó el proceso de selección y extracción de datos, además se plantearon cuatro preguntas de investigación sobre los KPIs para la satisfacción del cliente en el sector logístico:

P1: ¿Cómo se definen los KPIs?

P2: ¿Qué KPIs logísticos se han desarrollado?

P3: ¿Qué métodos de Big Data se han desarrollado para definir KPIs logísticos?

P4: ¿Qué herramientas de TI de Big Data se utilizan en la definición de los KPIs logísticos?

Para que se lleve a cabo esta revisión sistemática de la literatura, se revisaron artículos de revistas indexadas en Emerald, IEEE Xplore, Scopus, Springer, definiendo también una combinación de palabras claves. Los criterios de inclusión se basaron en el tema de estudio,

la publicación de artículos en idioma inglés y el año de publicación. La elección de 2018 como punto de inicio para esta revisión sistemática responde a cambios significativos en el ámbito de la investigación. Es a partir de este año cuando el análisis de Big Data en el sector logístico experimenta un crecimiento acelerado en términos de producción académica. Este auge, subrayado por Lee y Mangalaraj [9], hace evidente que 2018 constituye un punto de inflexión en la literatura de este campo, consolidando dicho año como un marcador temporal esencial en el tema. Al orientar la revisión sistemática a partir de este año clave, se asegura que el análisis de los hallazgos más recientes y relevantes en un campo de evolución rápida como es el análisis de Big Data en el sector logístico. Además, la elección del 2018 como punto de partida para la presente revisión sistemática permite concentrarse en los hallazgos más recientes y relevantes en un campo que evoluciona rápidamente. Esta decisión garantiza que la revisión esté actualizada con los últimos avances y tendencias en la investigación sobre el análisis de Big Data en la gestión de la cadena de suministro.

Se ha considerado la siguiente cadena de búsqueda que fue aplicada en el título, resumen y palabras clave de las bases de datos:

Los artículos encontrados se extrajeron de los bancos de datos a través de la siguiente cadena de búsqueda:

“(key performance indicators” OR metrics OR KPI) AND (method OR tools) AND “Big Data”.

Esta cadena se utilizó adaptándose a las necesidades individuales de cada motor de búsqueda, como se puede ver en la tabla 1.

Las bases de datos fueron seleccionadas por su relevancia en los campos de la informática, la ingeniería, los negocios y la toma de decisiones, que son fundamentales para el enfoque de este estudio.

Los criterios de inclusión y exclusión aplicados en esta revisión sistemática se presentan a continuación en la tabla 2.

2.2 Implementación

Para el desarrollo de la revisión, se procedió a realizar la búsqueda sistemática en las bases de datos seleccionadas. Se identificaron los estudios utilizando las palabras clave y las cadenas de búsqueda preseleccionadas.

Posteriormente, se realizaron evaluaciones de los títulos y resúmenes de los estudios identificados para verificar si cumplían con los criterios de inclusión. Los estudios que no se alineaban con estos criterios fueron excluidos. Se registraron los resultados de la búsqueda y se eliminaron las entradas duplicadas. Luego, se evaluó la relevancia de los estudios restantes con respecto al objetivo de la investigación. Los estudios que superaron esta selección se incluyeron a la revisión sistemática. El proceso de revisión sistemática de la literatura se ilustra en la figura 1.

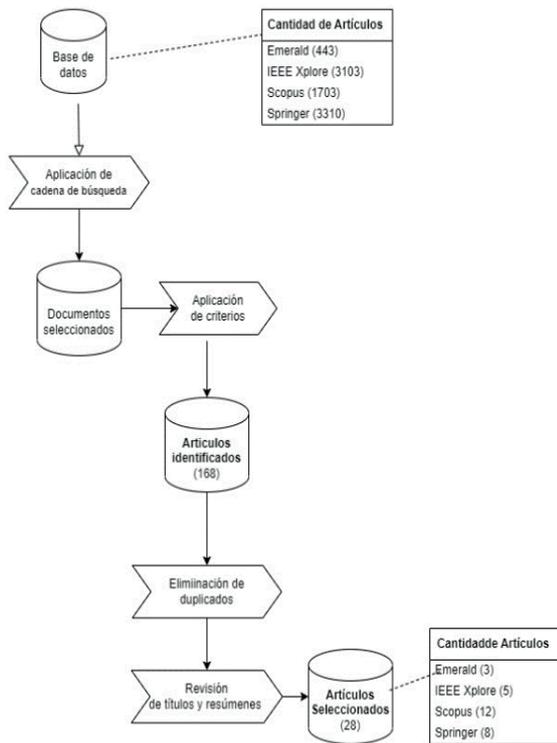
Tabla 1
Cadenas de búsqueda por base de datos

| Base de Datos | Cadena |
|---------------|---|
| Scopus | TITLE-ABS-KEY ("Big Data" AND ("method" OR "tools OR " model) AND ("key performance indicators" OR metrics OR kpi OR "indicators") AND ("logistics" OR "supply chain" OR "supply-chain" OR "supply chain management")) AND PUBYEAR > 2017 AND PUBYEAR < 2024 AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar")) AND (LIMIT-TO (SUBJAREA , "ENGI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "COMP") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "BUSI")) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE , "English")) |
| Scopus | TITLE-ABS-KEY ("Big Data" AND ("method" OR "tools OR " model) AND ("key performance indicators" OR metrics OR kpi OR "indicators") AND ("logistics" OR "supply chain" OR "supply-chain" OR "supply chain management")) AND PUBYEAR > 2017 AND PUBYEAR < 2024 AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar")) AND (LIMIT-TO (SUBJAREA , "ENGI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "COMP") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "BUSI")) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE , "English")) |
| Springer | ("Big Data" AND ("method" OR "tools OR " model) AND ("logistics" OR "supply chain" OR "supply-chain" OR "supply chain management")) AND ("key performance indicators" OR KPI) |
| Emerald | (content-type:article) AND (abstract:"Big Data" AND ((abstract:"method") OR (abstract:"tools") OR (abstract:"model"))) AND ((abstract:"key performance indicators") OR (abstract:"kpi")) OR (content-type:article) AND (title:"Big Data" AND ((title:"method") OR (title:"tools") OR (title:"model"))) AND ("key performance indicators" OR KPI) |
| IEEE Xplore | (Big Data) AND ("key performance indicators" OR KPI OR metrics OR indicators) AND ("method" OR "tools OR model) AND ("logistics" OR "supply chain" OR "supply-chain" OR "supply chain management") |

Tabla 2
Criterios de Inclusión y Exclusión

| Criterios de Inclusión | Criterios de Exclusión |
|--|--|
| Documentos que discutan la aplicación de Big Data en la optimización de los KPIs en la logística y la satisfacción del cliente. | Documentos que tratan sobre predicciones no relacionadas con la logística y la satisfacción del cliente. |
| Estudios que presenten resultado de cómo Big Data ha mejorado los KPIs logísticos. | Documentos que no estén relacionados con Big Data. |
| Documentos que presenten métricas para evaluar la eficacia de la aplicación de Big Data en la mejora de los KPIs logísticos y la satisfacción del cliente. | Documentos que no presenten una experimentación numérica. |
| Documentos que respondan a las preguntas de investigación planteadas. | No se incluyen conferencias, libros y artículos de revisión sistemática. |
| Solo artículos en idioma inglés. | |
| Documentos que se encuentren dentro del periodo de búsqueda establecido (2018 - 2023), para asegurar la relevancia y actualidad de los resultados. | |

Figura 1
Proceso de revisión de la literatura



2.3 Resultados

La búsqueda inicial arrojó un total de 8,559 estudios. Después de aplicar los criterios de inclusión y exclusión, se seleccionaron 168 estudios. De estos, se eliminaron los duplicados y se revisaron los títulos y resúmenes de los estudios restantes. Con base en estos criterios, 28 estudios cumplían con el objetivo de la investigación y fueron incluidos en la revisión sistemática. Este proceso se resume en la tabla 3.

Tabla 3
Revistas identificadas

| | Artículos Potenciales | Artículos Seleccionados |
|-------------|-----------------------|-------------------------|
| Emerald | 443 | 3 |
| IEEE Xplore | 3103 | 5 |
| Scopus | 1719 | 12 |
| Springer | 3310 | 8 |

También, la figura 2 muestra que en los últimos 5 años hubo un aumento constante en el número de artículos que cubren el área de investigación. Este aumento puede ser un reflejo de la importancia que los investigadores y profesionales han puesto en la calidad y la adopción de Big data en la definición de KPIs.

Por otro lado, como se muestra en la figura 3, los resultados de la búsqueda reflejan que el mayor número de estudios están disponibles en la base de datos de Scopus, que contiene el 42% de todas las publicaciones; seguido Springer con el 31% de los estudios publicados elegidos; también, un 18% para IEEE y sólo el 9% de los estudios relevantes fueron de Emerald.

Figura 2
Artículos por año

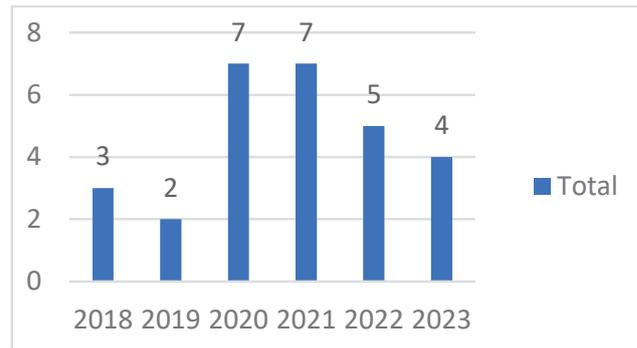
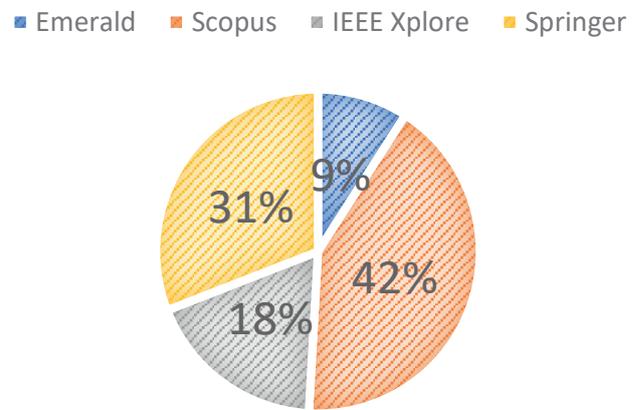


Figura 3
Fuentes de datos



También, como se muestra en la figura 4, nuestros hallazgos revelan que la mayoría de los artículos revisados (42%) se encuentran en el primer cuartil (Q1). Esto indica que el artículo ha tenido un impacto significativo en su campo de estudio.

Además, en la figura 5, se muestra la distribución de la producción de artículos por país. Es notable que China lidera la lista con 19 artículos, superando significativamente a los demás países. Esta prominencia puede atribuirse a diversos factores, como un enfoque intensivo en la investigación correspondiente, una vasta infraestructura de investigación, y un fuerte apoyo institucional.

Figura 4
Artículos por Cuartil

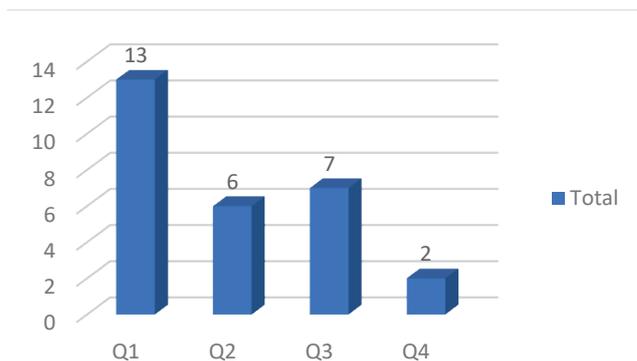


Figura 5
Artículos por país

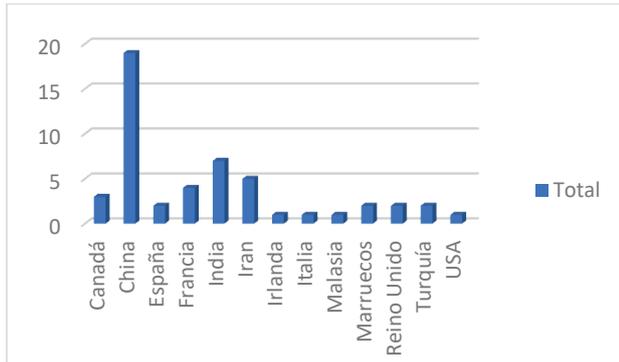
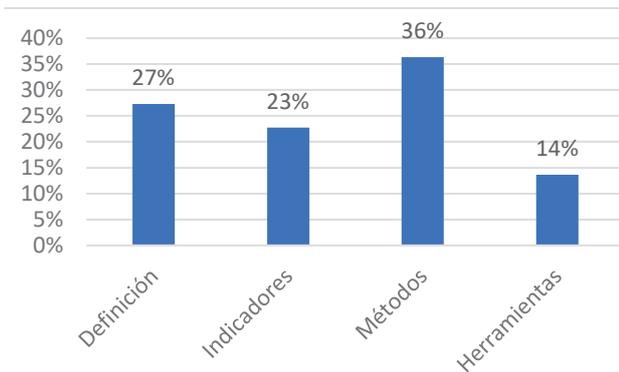


Figura 6
Artículos por característica



Finalmente, los estudios revisados se centraron en una variedad de aspectos de Big Data y los KPI logísticos, clasificadas por las cuatro principales características estudiadas, de acuerdo con las preguntas de investigación. En esos casos, el estudio fue clasificado por la característica más considerada en el artículo. Como se puede observar en la figura 6, el 36% de los estudios corresponden a Métodos de Big data para la definición de KPIs logísticos y un menor aporte de las Herramientas con solo el 14% de los artículos seleccionados.

3. Análisis e interpretación de resultados

En esta sección se da respuesta a las preguntas de investigación planteadas en la sección 2.

3.1 P1: ¿Cómo se definen los KPIs?

A partir de los estudios analizados, se identificó que la definición de los indicadores clave de rendimiento (KPIs) varía dependiendo del contexto y la industria.

La definición y adaptación de los indicadores clave de rendimiento (KPIs) son esenciales en diversos ámbitos, especialmente en la gestión de la cadena de suministro y áreas relacionadas. A partir de la revisión de varios artículos, es evidente que existen múltiples enfoques y metodologías para definir estos KPIs.

Un enfoque destacado es la metodología Grailog, que propone una estructura modular y ordenada para las decisiones y funciones dentro de la cadena de suministro [10]. Esta metodología destaca la adaptación

de los KPIs a las prioridades específicas del negocio, permitiendo una mayor personalización y relevancia en su aplicación. Por otro lado, la importancia de los sistemas de medición de desempeño de la cadena de suministro, como Balanced Scorecard y Supply Chain Operations Reference, es también notable [11]. Estos sistemas enfatizan la estructuración y definición de KPIs, aunque no siempre detallan cada KPI específico, lo que refuerza la idea de su adaptabilidad y flexibilidad para diferentes contextos logísticos.

En paralelo, la era digital ha propiciado nuevos métodos para identificar KPIs. El análisis de conversaciones en redes sociales se ha convertido en una herramienta valiosa, transformando percepciones y opiniones en métricas tangibles y relevantes para sectores como la hospitalidad [12]. Esta adaptabilidad también se observa en otros campos, como la industria de la construcción, donde se destacan KPIs centrados en aspectos antes considerados "invisibles" [13].

No obstante, más allá de las definiciones concretas, una idea subyacente en varios de los estudios revisados es la esencia de la recopilación y análisis de datos para la toma de decisiones [14]. La definición de los KPIs debe estar intrínsecamente vinculada a las necesidades específicas de la organización y a la información disponible, a través de modelos como el Balanced Scorecard dinámico [15].

Vasquez Quispe et al. [16], proponen una metodología que se basa en la recopilación de información de la empresa y la aplicación de herramientas como el "Problem Tree" para identificar causas y el método Pareto para analizar impactos. De manera similar, Lai [17], establece los indicadores KPIs combinando indicadores financieros y big data, seleccionándolos y ajustándolos en función de la literatura existente y análisis previos

Por otro lado, Zhu y Liu [18] resaltan la importancia de que los KPIs sean claros, medibles y alineados con los objetivos estratégicos para proporcionar una visión clara del progreso. Esto coincide con la definición presentada por Byabazaire et al. [19], quienes enfatizan la objetividad y cuantificación de los KPIs en relación con metas específicas.

La implementación adecuada de los KPIs también ha sido abordada en la literatura. Wang et al. [20] ilustran que los KPIs deben ser construidos siguiendo principios científicos, ser completos y evitar superposiciones. Además, Zis, Psaraftis, y Reche Vilanova [21], presentan un proceso meticuloso de revisión literaria, encuestas y retroalimentación para finalizar la lista de KPIs.

Por último, Marziali, Rossit, y Toncovich [22], [23] presentan un enfoque práctico, donde los KPIs se definen en función de operaciones reales en comparación con planes, y resaltan la importancia de medir el grado de cumplimiento de los objetivos.

3.2 P2: ¿Qué KPIs logísticos se han desarrollado?

En este análisis de diferentes estudios de investigación, se han identificado Key Performance

Indicators (KPIs) logísticos que son fundamentales para evaluar el desempeño y la eficiencia en la cadena de suministro. Estos indicadores brindan información valiosa para la toma de decisiones estratégicas en el ámbito logístico.

En primer lugar, Islam y Hassanzadeh Amin [24] mencionan que la precisión de la predicción y la eficiencia del proceso son KPIs directamente relacionados con la logística. La precisión de la predicción se refiere a la capacidad de predecir con precisión los productos en backorder, mientras que la eficiencia del proceso logístico se enfoca en medir la capacidad del sistema logístico para realizar operaciones de manera rápida y sin desperdicios.

En otro estudio realizado por Wang, Ding, Yu y Zhao [25] en el contexto logístico de plataformas de e-Business, se han desarrollado KPIs como el índice de entrega puntual, la tasa de precisión de inventario, el costo de logística como porcentaje de las ventas y el nivel de satisfacción del cliente.

Los estudios también destacan la importancia de métricas para evaluar el desempeño de la cadena de suministro [15], como el tiempo promedio de preparación de pedidos, la puntualidad de las entregas y la eficiencia del transporte [26]. Asimismo, Ying, Tookey y Seadon [27] proponen un nuevo KPI para la logística en la industria de la construcción: el número de movimientos de vehículos al sitio de construcción, lo que permite monitorizar y mejorar el rendimiento logístico en este sector.

Otros enfoques incluyen el uso del Balanced Scorecard, que combina diferentes métricas financieras y operativas para evaluar la rentabilidad y eficiencia de la cadena de suministro [27]. Además, Vasquez Quispe, Calcina Flores, Quiroz Flores y Collao Diaz [16] presentan KPIs como el Tiempo promedio de preparación de pedidos (OPT), Tiempo promedio de búsqueda de productos (PST), Porcentaje de devoluciones (PR), Entregas a tiempo (On Time - OT), Entregas completas (In Full - IF) y Entregas a tiempo y completas (OTIF), que permiten evaluar y mejorar la eficiencia y precisión de la preparación y entrega de pedidos.

Adicionalmente, Yang, Lan y Wang [28] proponen KPIs para evaluar la capacidad logística metropolitana, incluyendo indicadores como Total Fixed Asset Investment in Logistics, Civilian Truck Holdings, Length of railroad lines in service, Number of Logistic Employees, Total Length of Postal Routes, Road Freight Turnover y Total Postal Business Volume.

Por lo tanto, en el transporte marítimo autónomo, Zis, Psarftis y Reche Vilanova [21] presentan KPIs relacionados con aspectos económicos, ambientales y sociales, como Valor Presente Neto, emisiones de CO₂ y generación de empleo.

3.3 P3: ¿Qué métodos de Big Data se han desarrollado para definir KPIs logísticos?

El avance de la tecnología ha transformado la manera en que las organizaciones identifican y definen

KPIs logísticos a través de métodos de Big Data. Islam y Amin resaltan cómo las técnicas avanzadas, como Distributed Random Forest (DRF) y Gradient Boosting Machine (GBM), pueden ser empleadas para anticipar productos en backorder, lo que no sólo mejora la precisión de las predicciones, sino que también se convierte en un KPI esencial por sí mismo [29].

La cadena de frío, especialmente en el contexto de las empresas alimentarias, es un área donde la gestión de la calidad se vuelve crítica. En este sentido, Ruan ha explorado la aplicación de Big Data y técnicas de aprendizaje automático, como las Support Vector Machines (SVM), para abordar esta problemática [26]. Paralelamente, Verma et al. [30], sugieren que la calidad de los datos en grandes conjuntos puede ser evaluada a través de KPIs específicos centrados en velocidad, síntesis y significado, y para ello han propuesto el uso del método analítico jerárquico difuso combinado con la técnica PROMETHEE.

Más allá de los métodos cuantitativos, es vital considerar aspectos cualitativos como la División Digital y la alfabetización digital. Gravili et al. plantean que estos aspectos deben ser considerados como KPIs al evaluar su influencia en la generación de Big Data y en la gestión eficaz de la cadena de suministro [31]. Esta línea es complementada por Agrawal y Madaan, quienes se enfocan en identificar las barreras en la adopción de Big Data en el ámbito de la cadena de suministro de salud, una perspectiva que puede ser esencial para definir indicadores en ese sector [32].

La relación con el cliente es otro punto clave. Nazari Ghanbarloo enfatiza la necesidad de entender las expectativas del cliente, y para ello ve en la minería de datos una herramienta fundamental para establecer KPIs que reflejen dichos insights [33]. Desde el enfoque de la resiliencia, Hsu et al. proponen el uso de técnicas avanzadas como el Fuzzy Dematel y el ANP para identificar KPIs que puedan robustecer la cadena de suministro [34]. En una dirección similar, Manikas et al. recurren al PLS SEM para comprender la complejidad inherente a los grandes conjuntos de datos y las interrelaciones entre KPIs, especialmente en términos de cómo el Big Data puede impactar la resiliencia de la cadena [35].

Concluyendo con los métodos propuestos, es vital considerar las técnicas de regresión basadas en la distancia que propone Baíllo y Grané [36], y las técnicas de aprendizaje automático centradas en la innovación de modelos de negocio propuestas por Zheng et al. [37]. Esta amalgama de enfoques, sumada a la integración de análisis entre economía y logística que propone Yang et al. [38], pinta un panorama donde el Big Data está redefiniendo la forma en que las organizaciones conceptualizan y emplean los KPIs en la esfera logística.

3.4 P4: ¿Qué herramientas de TI de Big Data se utilizan en la definición de los KPIs logísticos?

El ámbito de la logística está presenciando una profunda transformación con el advenimiento del Big

Data. Esta metamorfosis se refleja en la diversidad de herramientas y técnicas empleadas para definir y evaluar los KPIs. Herramientas de programación, como Python, son empleadas en múltiples investigaciones, como la realizada por Liu y Beldona, para el scraping web y la recopilación de datos de diversas plataformas, demostrando la versatilidad y potencia que ofrece la programación en la recopilación y análisis de información [39].

El análisis predictivo y la simulación también están ganando terreno, como lo evidencia el uso del software VENSIM en el trabajo de Nazari Ghanbarloo. Esta herramienta destaca por su capacidad para simular modelos dinámicos, lo que subraya la creciente necesidad de anticipación y planificación en la toma de decisiones [40].

La profundidad en el tratamiento de los datos también es una característica clave en el nuevo paradigma, con técnicas como las redes neuronales profundas resaltadas por Shen. Paralelamente, la diversidad de herramientas se pone de manifiesto en el estudio de Byabazaire et al., donde se menciona desde sistemas de gestión de bases de datos hasta tecnologías de procesamiento en tiempo real, enfatizando la integración y versatilidad que estas herramientas aportan al análisis de KPIs logísticos [41, 42].

A esto se suman las técnicas analíticas avanzadas como la Inteligencia Artificial, aludidas por Yang, Lan y Wang, que, sin ligarse a herramientas específicas, marcan la tendencia de un enfoque más inteligente y adaptativo en el sector logístico [43].

Finalmente, herramientas especializadas como el Sistema de Identificación Automática (AIS) mencionado por Zis, Psaraftis y Reche Vilanova, destacan la adaptabilidad y precisión requeridas en ciertas áreas logísticas, resaltando la importancia de la especialización [44].

En conjunto, esta amalgama de herramientas y técnicas evidencia un paisaje logístico en evolución, donde la eficiencia, adaptabilidad y precisión están en el centro, impulsando la satisfacción del cliente y la optimización de operaciones.

4. Conclusiones

La definición de indicadores clave de rendimiento (KPIs) varía según el contexto y la industria, lo que refleja la necesidad de adaptarlos a las prioridades específicas del negocio. La metodología Grailog y sistemas como Balanced Scorecard y Supply Chain Operations Reference destacan enfoques estructurados para definir KPIs. El análisis de datos en redes sociales también es útil para identificar métricas relevantes en la era digital.

Las técnicas avanzadas de Big Data, como el aprendizaje automático y el análisis jerárquico, permiten una anticipación y precisión sin precedentes en la definición de KPIs logísticos. Estas metodologías destacan la importancia de la exactitud y el contexto en la recopilación de datos.

La implementación del modelo Lean Warehousing, respaldada por Big Data, optimiza el tiempo de preparación

de pedidos, la búsqueda de productos y reduce las devoluciones. En el transporte marítimo autónomo, KPIs como el Valor Presente Neto y las emisiones de CO₂, junto con indicadores de inversión en infraestructura y número de empleados logísticos, proporcionan datos cruciales. Estos KPIs, facilitados por Big Data, mejoran la toma de decisiones estratégicas, optimizan los procesos logísticos y aumentan la satisfacción del cliente.

La era del Big Data en la logística ha introducido una diversidad sin precedentes de herramientas y técnicas especializadas, desde la programación y el scraping web hasta modelos dinámicos y aprendizaje automático avanzado. Estas herramientas facilitan una gestión logística más eficiente, optimizando la satisfacción del cliente y la eficiencia operacional.

La integración de Big Data en la logística está transformando la definición y efectividad de los KPIs logísticos. Las técnicas avanzadas permiten una mayor precisión y anticipación en la gestión de la cadena de suministro. Además, la adopción de una visión holística que considera tanto la exactitud de los datos como su contexto y relevancia, considerando aspectos cualitativos como la División Digital y la relación con el cliente, mejora la toma de decisiones estratégicas. Esta transformación no solo optimiza los procesos logísticos, sino que también aumenta la satisfacción del cliente al proporcionar una gestión más integrada y centrada en sus necesidades.

La adopción de Big Data en la logística ha mostrado su potencial en anticipación, precisión y adaptabilidad, pero también ha revelado la complejidad de gestionar grandes volúmenes de datos. Es crucial que las empresas equilibren la innovación tecnológica con una introspección organizacional para superar las barreras de adopción, especialmente en sectores sensibles como la cadena de suministro de salud. Implementar técnicas avanzadas de Big Data puede mejorar la definición de los KPIs logísticos y la toma de decisiones estratégicas, optimizando así la satisfacción del cliente y la eficiencia operativa.

Las técnicas y herramientas emergentes del Big Data son testimonio de un sector logístico en constante evolución, donde la tradicional dependencia de la experiencia empírica está dando paso a sistemas de toma de decisiones basados en datos y algoritmos. Mientras que en el pasado la logística se basaba en prácticas probadas, la revolución del Big Data empuja el sector hacia un enfoque más prospectivo, usando la inteligencia artificial y el análisis en tiempo real para predecir tendencias y optimizar operaciones, llevando la satisfacción del cliente a nuevas alturas y transformando la logística en una ciencia más que en un arte.

Referencias

- [1] K. E. Kusriani, K. N. Safitri y A. Fole, "Design Key Performance Indicator for Distribution Sustainable Supply Chain Management," in 2020 International Conference on Decision Aid Sciences and Application (DASA), pp. 738-744, 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/DASA51403.2020.9317289>

- [2] P. L. Lai, H. Jang, M. Fang y K. Peng, "Determinants of customer satisfaction with parcel locker services in last-mile logistics," *The Asian Journal of Shipping and Logistics*, vol. 38, no. 1, pp. 25–30, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.ajsl.2021.11.002>
- [3] G. Wang, A. Gunasekaran, E. W. T. Ngai y T. Papadopoulos, "Big data analytics in logistics and supply chain management: Certain investigations for research and applications," *International Journal of Production Economics*, vol. 176, pp. 98–110, 2016. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.03.014>
- [4] M. Alam y M. A. Hossain, "The impact of big data on logistics and supply chain performance: A systematic review," *International Journal of Production Economics*, vol. 242, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2022.110100>
- [5] G. Wang, A. Gunasekaran, E. W. T. Ngai y T. Papadopoulos, "Big data analytics in logistics and supply chain management: Certain investigations for research and applications," *International Journal of Production Economics*, vol. 176, pp. 98–110, 2016. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.03.014>
- [6] X. Wang, L. White y X. Chen, "Big data research for the knowledge economy: past, present, and future," *Industrial Management & Data Systems*, vol. 115, no. 9, Oct. 2015. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2015-0388>
- [7] B. Kitchenham, "Procedures for performing systematic reviews," Keele, UK, Keele University, 2004, pp. 1-26.
- [8] I. Lee y G. Mangalaraj, "Big Data Analytics in Supply Chain Management: A Systematic Literature Review and Research Directions," *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 6, no. 1, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/bdcc6010017>
- [9] Y. El Kihel, A. Zouggar Amrani, Y. Ducq, D. Amegouz y A. Lfakir, "Methodology combining industry 4.0 technologies and KPI's reliability for supply chain performance," *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 2023.
- [10] H. Amoozad Mahdiraji, F. Yaftiyan, A. A. Abbasi Kamardi, J. A. Garza-Reyes y S. H. Razavi Hajiagha, "The role of Industry 4.0 technologies on performance measurement systems of supply chains during global pandemics: an interval-valued intuitionistic hesitant fuzzy approach," *International Journal of Quality and Reliability Management*, 2023.
- [11] Y. Liu and S. Beldona, "Extracting revisit intentions from social media big data: A rule-based classification model," *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, vol., no., pp., 2021.
- [12] F. Ying, J. Tookey, and J. Seadon, "Measuring the invisible: A key performance indicator for managing construction logistics performance," *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, vol., no., pp., 2018.
- [13] F. Hamidinava, A. Ebrahimi, R. Samiee, and H. Didekhani, "A model of business intelligence on cloud for managing SMEs in COVID-19 pandemic (Case: Iranian SMEs)," *Kybernetes*, vol., no., pp., 2021.
- [14] N. Ghanbarloo and V., "A dynamic performance measurement system for supply chain management," *International Journal of Productivity and Performance Management*, vol., no., pp., 2022.
- [15] M. Vasquez Quispe, A. Calcina Flores, J. C. Quiroz Flores, and M. Collao-Diaz, "Implementing Lean Warehousing model to increase on time and in full of an SME commercial company: A research in Peru," *ACM International Conference Proceeding Series*, vol., no., pp., 2023.
- [16] M. Lai, "Analysis of Financial Risk Early Warning Systems of High-Tech Enterprises under Big Data Framework," *Scientific Programming*, vol., no., pp., 2022.
- [17] Y. Zhu and X. Liu, "Big data visualization of the quantification of influencing factors and key monitoring indicators in the refined oil products market based on fuzzy mathematics," *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, vol., no., pp., 2021.
- [18] J. Byabazaire, G. O'hare, and D. Delaney, "Data quality and trust: Review of challenges and opportunities for data sharing in IoT," *Electronics (Switzerland)*, vol., no., pp., 2020.
- [19] F. Wang, L. Ding, H. Yu, and Y. Zhao, "Big data analytics on enterprise credit risk evaluation of e-Business platform," *Information Systems and e-Business Management*, vol., no., pp., 2020.
- [20] T. P. V. Zis, H. N. Psaraftis, and M. Reche-Vilanova, "Design and application of a key performance indicator (KPI) framework for autonomous shipping in Europe," *Maritime Transport Research*, vol., no., pp., 2023.
- [21] M. Marziali, D. A. Rossit, and A. Toncovich, "Warehouse Management Problem and a KPI Approach: a Case Study," *Management and Production Engineering Review*, vol., no., pp., 2021.
- [22] M. Marziali, D. A. Rossit, and A. Toncovich, "Order picking and loading-dock arrival punctuality performance indicators for supply chain management: A case study," *Engineering Management in Production and Services*, vol., no., pp., 2022.
- [23] S. Islam and S. Hassanzadeh Amin, "Prediction of probable backorder scenarios in the supply chain using Distributed Random Forest and Gradient Boosting Machine learning techniques," *Journal of Big Data*, vol. 7, no. 1, pp. 1-14, 2020.
- [24] F. Wang, L. Ding, H. Yu, and Y. Zhao, "Big data analytics on enterprise credit risk evaluation of e-Business platform," *Information Systems and e-Business Management*, vol. 18, no. 4, pp. 739-754, 2020.
- [25] M. Ruan, "Quality management of the food cold chain system based on big data analysis," *International Journal of Performability Engineering*, vol., no., pp., 2020.
- [26] [27] F. Ying, J. Tookey, and J. Seadon, "Measuring the invisible: a key performance indicator for managing construction logistics performance," *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, vol. 32, no. 3, pp. 606-614, 2018.
- [27] C. Yang, S. Lan, and L. Wang, "Research on coordinated development between metropolitan economy and logistics using big data and Haken model," *International Journal of Production Research*, vol. 57, no. 18, pp. 5813-5830, 2019.
- [28] S. Islam and S. Hassanzadeh Amin, "Prediction of probable backorder scenarios in the supply chain using Distributed Random Forest and Gradient Boosting Machine learning techniques," *Journal of Big Data*, vol., no., pp., 2020.
- [29] P. Verma, V. Kumar, A. Mittal, B. Rathore, A. Jha, and M. S. Rahman, "The role of 3S in big data quality: a perspective on operational performance indicators using an integrated approach," *TQM Journal*, vol., no., pp., 2023.

- [30] G. Gravili, M. Benvenuto, A. Avram, and C. Viola, "The influence of the Digital Divide on Big Data generation within supply chain management," *The International Journal of Logistics Management*, vol., no., pp., 2018.
- [31] D. Agrawal and J. Madaan, "A structural equation model for big data adoption in the healthcare supply chain," *International Journal of Productivity and Performance Management*, vol., no., pp., 2021.
- [32] V. Nazari Ghanbarloo, "A dynamic performance measurement system for supply chain management," *International Journal of Productivity and Performance Management*, vol., no., pp., 2022.
- [33] C. H. Hsu, J. Y. Zeng, A. Y. Chang, S. Q. Cai, and A. Y. Chang, "Deploying Industry 4.0 Enablers to Strengthen Supply Chain Resilience to Mitigate Ripple Effects: An Empirical Study of Top Relay Manufacturer in China," *IEEE Access*, vol., no., pp., 2022.
- [34] I. Manikas, B. Sundarakani, and M. Shehabeldin, "Big data utilisation and its effect on supply chain resilience in Emirati companies," *International Journal of Logistics Research and Applications*, vol., no., pp., 2022.
- [35] A. Baíllo and A. Grané, "Subsampling and aggregation: A solution to the scalability problem in distance-based prediction for mixed-type data," *Mathematics*, vol., no., pp., 2021.
- [36] J. Zheng, H. Qiao, X. Zhu, and S. Wang, "Knowledge-driven business model innovation through the introduction of equity investment: evidence from China's primary market," *Journal of Knowledge Management*, vol., no., pp., 2021.
- [37] C. Yang, S. Lan, and L. Wang, "Research on coordinated development between metropolitan economy and logistics using big data and Haken model," *International Journal of Production Research*, vol., no., pp., 2019.
- [38] Y. Liu and S. Beldona, "Extracting revisit intentions from social media big data: a rule-based classification model," *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, vol., no., pp., 2021.
- [39] V. Nazari Ghanbarloo, "A dynamic performance measurement system for supply chain management," *International Journal of Productivity and Performance Management*, vol., no., pp., 2022.
- [40] J. Shen, "Research on the International Trade Performance Evaluation of Cross-Border e-Commerce Based on the Deep Neural Network Model," *Journal of Sensors*, vol., no., pp., 2022.
- [41] J. Byabazaire, G. O'hare, and D. Delaney, "Data quality and trust: Review of challenges and opportunities for data sharing in IoT," *Electronics (Switzerland)*, vol., no., pp., 2020.
- [42] C. Yang, S. Lan, and L. Wang, "Research on coordinated development between metropolitan economy and logistics using big data and Haken model," *International Journal of Production Research*, vol., no., pp., 2019.
- [43] T. P.V. Zis, H. N. Psaraffis, and M. Reche Vilanova, "Design and application of a key performance indicator (KPI) framework for autonomous shipping in Europe," *Maritime Transport Research*, vol., no., pp., 2023.

Libro, Capítulo de libro y manual

- [5] J. J. Coyle, B. J. Gibson, R. A. Novack, y J. C. Langley, "Administración de la cadena de suministro: Una perspectiva logística," Cengage Learning, 2018. [En línea]. Disponible en: <http://www.ebooks7-24.com.ezproxybib.pucp.edu.pe:2048/?il=4643>