



**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA**

**SEDE QUITO**

**CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL**

**EVALUACIÓN DE ESTRATEGIAS DE PICKING MEDIANTE SIMULACIÓN**

**BASADA EN EVENTOS.**

Trabajo de titulación previo a la obtención del

Título de Ingeniero Industrial

**AUTOR: SANTIAGO ANDRÉS ÁLVAREZ PÉREZ**

**TUTOR: JUAN GABRIEL MOLLOCANA LARA.**

Quito – Ecuador

2025

**CERTIFICADO DE RESPONSABILIDAD Y AUTORÍA DEL TRABAJO DE  
TITULACIÓN**

Yo, Santiago Andrés Álvarez Pérez con documento de identificación N° 1726673112;  
manifiesto que:

Soy el autor y responsable del presente trabajo; y, autorizo a que sin fines de lucro la  
Universidad Politécnica Salesiana pueda usar, difundir, reproducir o publicar de manera  
total o parcial el presente trabajo de titulación.

Quito, 19 de julio de 2025

Atentamente,



Santiago Andrés Álvarez Pérez

1726673112

**CERTIFICADO DE CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR DEL TRABAJO DE  
TITULACIÓN A LA UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA**

Yo, Santiago Andrés Álvarez Pérez con documento de identificación N° 1726673112, expreso mi voluntad y por medio del presente documento cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor del Proyecto Técnico: “Evaluación de estrategias de picking mediante simulación basada en eventos”, el cual ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Industrial, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En concordancia con lo manifestado, suscribo este documento en el momento que hacemos la entrega del trabajo final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 19 de julio de 2025

Atentamente



Santiago Andrés Álvarez Pérez

1726673112

## **CERTIFICADO DE DIRECCIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN**

Yo, Juan Gabriel Mollocana Lara con documento de identificación N.º 1721700647, docente de la Universidad Politécnica Salesiana, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: EVALUACIÓN DE ESTRATEGIAS DE PICKING MEDIANTE SIMULACIÓN BASADA EN EVENTOS, realizado por Santiago Andrés Álvarez Pérez con documento de identificación N.º 1726673112, obteniendo como resultado final el trabajo de titulación bajo la opción Proyecto Técnico que cumple con todos los requisitos determinados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 19 de julio de 2025

Atentamente,



---

Ing. Juan Gabriel Mollocana Lara, M.sc.

1721700647

## Índice de contenido

Resumen.....	VIII
Abstract.....	IX
Introducción.....	10
Objetivos de la Investigación.....	11
<i>Objetivo general</i> .....	11
<i>Objetivos específicos</i> .....	11
Justificación.....	11
<i>Explicación de los Métodos Tradicionales:</i> .....	12
1. CAPITULO I Marco Teórico.....	14
1.1. Conceptos Fundamentales de la Logística y la Gestión de Almacenes.....	14
1.1.1. <i>Logística</i> .....	14
1.1.2. <i>Gestión de Almacenes</i> .....	14
1.2. Estrategias de Picking.....	15
1.2.1. <i>Principales Estrategias de Picking</i> .....	15
1.2.2. <i>Importancia de Seleccionar la Estrategia Adecuada</i> .....	16
1.3. Simulación Basada en Eventos Discretos.....	17
1.3.1. <i>Definición y Principios Básicos</i> .....	17
1.3.2. <i>Aplicaciones en Logística y Almacenes</i> .....	17
1.3.3. <i>Ventajas de la Simulación Basada en Eventos Discretos</i> .....	18
1.3.4. <i>Limitaciones</i> .....	19
1.4. Optimización de Procesos Logísticos.....	19
1.4.1. <i>Importancia de la Optimización</i> .....	20
1.4.2. <i>Enfoques de optimización</i> .....	20
1.4.3. <i>Beneficios de la Optimización</i> .....	21
1.4.4. <i>Desafíos</i> .....	21
1.5. Tecnologías de Apoyo en Almacenes.....	21
1.5.1. <i>Principales Tecnologías de Apoyo</i> .....	22
1.5.2. <i>Beneficios de las Tecnologías de Apoyo</i> .....	23
1.5.3. <i>Consideraciones para la Implementación</i> .....	24
1.6. Indicadores Clave de Rendimiento (KPIs) en el Picking.....	24
1.6.1. <i>Principales KPIs en el Picking</i> .....	24
1.6.2. <i>Importancia de los KPIs en el Picking</i> .....	25
2. CAPITULO II Metodología.....	26
2.1. Diseño de la Investigación.....	26

2.2. Enfoque de la Investigación .....	26
2.3. Tipo de Investigación .....	26
2.3.1. Investigación Experimental: .....	26
2.3.2. Investigación Aplicada: .....	27
2.3. Etapas de la Investigación .....	27
2.4. Definición del Escenario Hipotético .....	27
2.4.1. Características del Almacén Simulado: .....	28
2.5. Desarrollo del Modelo de Simulación .....	29
2.5.1. Modelado del Modelo Base .....	30
2.5.2. Parámetros del Modelo Base .....	30
2.6. Simulación de Escenarios .....	32
2.6.2. Definición de Escenarios de Simulación .....	32
2.6.3. Escenarios de Simulación .....	32
2.7. Análisis estadístico .....	34
2.7.1. Análisis Estadístico no paramétrico .....	34
2.7.2. Indicadores Evaluados .....	35
3. CAPITULO III Resultados y Análisis .....	36
3.1. Escenarios Simulados .....	36
3.2. Variables Evaluadas .....	37
3.3. Resultados de Simulación .....	37
3.4. Análisis Estadístico .....	41
3.4.1. Verificación de Supuestos .....	41
3.4.2. Prueba de Kruskal-Wallis .....	44
3.4.3. Comparaciones Post Hoc .....	45
3.5. Análisis Multivariado con Análisis de Componentes Principales (PCA) .....	47
3.5.1. Análisis de correlación .....	48
3.5.2. Varianza Explicada por los Componentes Principales .....	49
3.5.3. Cargas Factoriales y Fórmulas de Componentes .....	51
3.5.4. Índice Compuesto de Eficiencia y Ranking Final .....	52
3.6. Discusión de Resultados .....	53
4. Conclusiones .....	55
5. Recomendaciones .....	56
6. REFERENCIAS .....	57

## Índice de Tablas

Tabla 1. Parámetros del Modelo Base .....	30
Tabla 2. Escenarios Simulados .....	36
Tabla 3. Resumen estadístico Distancia total recorrida. ....	38
Tabla 4. Resumen estadístico Tiempo de ciclo. ....	38
Tabla 5. Resumen estadístico Tiempo muerto promedio. ....	39
Tabla 6. Resultados de la Prueba Levene .....	43
Tabla 7. Resultados de la Prueba Kruskal-Wallis .....	45
Tabla 8. Tabla de Comparaciones por pares con p-valores ajustados tiempo de ciclo .....	46
Tabla 9. Tabla de Comparaciones por pares con p-valores ajustados distancia total recorrida .....	46
Tabla 10. Tabla de Comparaciones por pares con p-valores ajustados Tiempo IDLE .....	47
Tabla 11. Matriz de Correlación .....	49
Tabla 12. Componentes Principales (PCA) .....	49
Tabla 13. Score promedio por escenario .....	52

## Índice de Figuras

Figura 1: Principales Estrategias de Picking. ....	16
Figura 2: Ventajas de la simulación basada en eventos discretos. ....	19
Figura 3: Beneficios de las tecnologías de apoyo. ....	23
Figura 4: Etapas de la Investigación. ....	27
Figura 5: Plano Planta Almacén .....	28
Figura 6: Volumen de órdenes. ....	29
Figura 7: Parámetros del Modelo Base. ....	32
Figura 8: Escenarios de Simulación. ....	33
Figura 9: Variables evaluadas. ....	37
Figura 10: Diagrama de Cajas Promedio IDLE. ....	40
Figura 11: Diagrama de Cajas Suma de Distancias. ....	40
Figura 12: Diagrama de Cajas Tiempo de Ciclo. ....	41
Figura 13: Gráfico QQ Promedio IDLE. ....	42
Figura 14: Gráfico QQ Suma de Distancia. ....	43
Figura 15: Gráfico QQ Tiempo de Ciclo. ....	43
Figura 16: Matriz de Correlación. ....	48
Figura 17: Biplot del PCA. ....	50
Figura 19: Mapa de calor de las cargas factoriales .....	52

## **Resumen**

Esta investigación evaluó estrategias de picking mediante simulación basada en eventos discretos, con el objetivo de identificar la más eficiente para optimizar el desempeño de los almacenes. Se analizaron seis escenarios operativos que combinan diferentes formas de organización del inventario (desorganizado, organizado por rack y organizado por clasificación ABC) con dos tipos de recursos: operadores humanos y vehículos autónomos (AGVs).

Los resultados evidenciaron que la organización del inventario tiene un impacto significativo en los indicadores clave de rendimiento (KPIs), como el tiempo de ciclo, la distancia recorrida y el tiempo de inactividad. Los escenarios organizados por rack, especialmente en combinación con automatización parcial, mostraron mejoras sustanciales respecto al entorno base desorganizado. Sin embargo, los entornos clasificados por ABC también ofrecieron resultados competitivos.

Para complementar el análisis univariable, se aplicó un Análisis de Componentes Principales (PCA) que permitió evaluar la eficiencia de los escenarios de forma multivariada. Este enfoque integrador reveló que el Escenario 6 (organización ABC con AGVs) presentó el mejor rendimiento global al considerar simultáneamente todos los KPIs, seguido por el Escenario 5 (rack con AGVs) y el Escenario 3 (ABC con operadores humanos).

Los hallazgos respaldan que las estrategias mixtas, que combinan organización eficiente y automatización parcial, ofrecen un equilibrio favorable entre rendimiento y viabilidad operativa. Se concluye que la selección de la estrategia de picking debe alinearse con las condiciones particulares del almacén, el perfil de la demanda y los objetivos logísticos. Asimismo, se destaca la utilidad de la simulación como herramienta de apoyo a la toma de decisiones, permitiendo evaluar opciones estratégicas sin interrumpir las operaciones reales y fomentando una gestión logística más eficaz, flexible y sostenible.

## **Abstract**

This research evaluated picking strategies through discrete-event simulation with the aim of identifying the most efficient approach to optimize warehouse performance. Six operational scenarios were analyzed, combining different inventory organization methods (disorganized, rack-organized, and ABC-classified) with two types of resources: human operators and automated guided vehicles (AGVs).

The results showed that inventory organization has a significant impact on key performance indicators (KPIs) such as cycle time, travel distance, and idle time. Rack-organized scenarios, especially when combined with partial automation, demonstrated substantial improvements compared to the disorganized baseline. Additionally, ABC-classified environments also yielded competitive results.

To complement the univariate analysis, a Principal Component Analysis (PCA) was applied, allowing for a multivariate assessment of efficiency. This integrative approach revealed that Scenario 6 (ABC organization with AGVs) achieved the best overall performance, followed by Scenario 5 (rack organization with AGVs) and Scenario 3 (ABC organization with human operators).

The findings support the conclusion that hybrid strategies, which combine efficient organization with partial automation, provide a favorable balance between operational performance and feasibility. The choice of a picking strategy should be aligned with the specific characteristics of the warehouse, order profile, and logistical objectives. Moreover, simulation is highlighted as a valuable decision-support tool, enabling the evaluation of strategic alternatives without disrupting real operations and promoting a more efficient, flexible, and sustainable warehouse management

## **Introducción**

En el ámbito logístico, el proceso de picking desempeña un rol esencial en el funcionamiento de los almacenes, representando una labor que impacta significativamente en los costos operativos y el rendimiento global del sistema. Este proceso, que abarca la selección y organización de órdenes, resulta vital para cumplir con las expectativas de los clientes, especialmente en la era del comercio digital, donde los tiempos de respuesta son vitales para la competitividad de las empresas [1].

A pesar de los avances tecnológicos, las estrategias de picking manuales continúan siendo uno de los principales cuellos de botella en los almacenes de distribución a gran escala [2]. Además, la selección de la estrategia óptima de picking se complica debido a la variabilidad en la demanda, las características del inventario y las configuraciones de los almacenes, lo que frecuentemente resulta en soluciones subóptimas que incrementan los tiempos de ciclo y los costos operativos.

Diversas investigaciones han destacado la relevancia de las herramientas de simulación, particularmente las basadas en eventos discretos, para abordar esta problemática. Estos permiten modelar y analizar escenarios operativos complejos, proporcionando a las empresas una forma segura y eficiente de evaluar diferentes estrategias antes de su implementación [3]. En este contexto, la simulación se presenta como un método esencial para optimizar los procesos de recolección, ayudando a identificar cuellos de botella, mejorar la utilización de recursos y garantizar un flujo eficiente de operaciones [1].

El propósito de este trabajo es analizar diversas estrategias de picking a través de una simulación basada en sucesos discretos, con el objetivo de establecer la estrategia más eficaz que facilite la optimización del desempeño de un almacén. Esta investigación tiene

como objetivo ofrecer un análisis tanto cuantitativo como cualitativo que ayude a tomar decisiones en la administración logística y promueva la implementación de tecnologías de vanguardia en el sector industrial.

## **Objetivos de la Investigación**

### *Objetivo general*

Evaluar mediante simulación basada en eventos discretos diversas estrategias de picking, con el propósito de identificar la más eficiente para optimizar el rendimiento y la operatividad de un almacén.

### *Objetivos específicos*

- a. Identificar las principales estrategias de picking utilizadas en la logística de almacenes, examinando sus características, ventajas y desventajas, para percibir sus implicaciones operativas y su aplicabilidad en diferentes escenarios.
- b. Desarrollar un modelo de simulación basado en eventos discretos que representen un almacén hipotético y permite implementar diversas estrategias de picking, con el fin de analizar su impacto en los indicadores clave de rendimiento (KPIs) como tiempo de ciclo, costos operativos y precisión de los pedidos.
- c. Proponer recomendaciones basadas en los resultados de la simulación para facilitar la toma de decisiones en la gestión logística de almacenes, promoviendo la adopción de estrategias óptimas y sostenibles.

## **Justificación**

La mejora de los procedimientos logísticos, especialmente del picking, se ha transformado en un factor crucial para las empresas debido a su influencia directa en las operaciones y la satisfacción del consumidor. En un entorno de competencia en aumento,

motivado por la necesidad de entregas veloces y exactas, las empresas se encuentran con el reto de optimizar la eficacia de sus operaciones sin sacrificar la calidad del servicio [1].

El picking, como una de las actividades más demandantes en términos de recursos y tiempo dentro de los almacenes, representa una oportunidad significativa para incrementar la productividad y reducir costos. Sin embargo, seleccionar e implementar una estrategia adecuada requiere un análisis detallado de variables como la demanda, las características del inventario y la configuración del almacén. El picking, como una de las actividades más demandantes en términos de recursos y tiempo dentro de los almacenes, representa una oportunidad significativa para incrementar la productividad y reducir costos. Sin embargo, seleccionar e implementar una estrategia adecuada requiere un análisis detallado de variables como la demanda, las características del inventario y la configuración del almacén. En este sentido, los métodos tradicionales de evaluación, como el análisis heurístico, las reglas de decisión basadas en la experiencia y los modelos de simulación simplificados (que no consideran la complejidad de los sistemas reales), pueden resultar insuficientes para abordar la complejidad de las operaciones modernas.

#### *Explicación de los Métodos Tradicionales:*

- a. **Análisis Heurístico:** Este método utiliza reglas de deducción simples basadas en la experiencia o en aproximaciones rápidas para la toma de decisiones logísticas. Aunque es útil para escenarios simples, no considera todos los factores que afectan las operaciones de recolección, como las fluctuaciones en la demanda o las variaciones en los tiempos de recolección.
- b. **Reglas de Decisión Basadas en la Experiencia:** Muchos almacenes se han basado en reglas empíricas o establecidas por los operadores logísticos que toman decisiones sin un análisis exhaustivo de todos los factores en juego. Estas decisiones, aunque

funcionales en contextos controlados, pueden no ser óptimas en operaciones más complejas.

- c. Modelos de Simulación Simplificados: Algunos almacenes han utilizado modelos básicos de simulación para prever la eficacia de ciertas estrategias. Sin embargo, estos modelos suelen ser demasiado simplificados y no incorporan todas las variables dinámicas del sistema, lo que puede llevar a decisiones subóptimas.

La simulación basada en eventos discretos ofrece una herramienta eficaz para modelar y analizar diferentes estrategias de picking en un entorno controlado. Este enfoque no solo permite evaluar el impacto de las estrategias en los indicadores clave de rendimiento (KPIs), sino que también reduce los riesgos asociados con la implementación de soluciones subóptimas en operaciones reales. A través de la simulación, las empresas pueden experimentar con múltiples configuraciones y escenarios, identificando la estrategia más adecuada para optimizar sus procesos [3].

Además, este estudio aporta al progreso del saber en el área de la logística al ofrecer un enfoque analítico para la valoración de estrategias de picking. Los hallazgos alcanzados no solo favorecerán a las compañías que aspiran a perfeccionar sus operaciones, sino que también se utilizarán como punto de partida para futuras investigaciones en campos vinculados con la administración de almacenes y la mejora de procesos [4].

## **1. CAPITULO I Marco Teórico**

### **1.1. Conceptos Fundamentales de la Logística y la Gestión de Almacenes**

#### *1.1.1. Logística*

La logística puede comprenderse como un componente fundamental dentro de la cadena de suministro, ya que, gracias a ella, es posible organizar, ejecutar y supervisar de forma eficiente el movimiento de productos, servicios e información. De tal manera, hasta llegar al consumidor final, su función principal es garantizar que las necesidades del cliente sean atendidas con eficacia, logrando el éxito en la atención.

De tal manera, para poder conseguirlo, este proceso integra diversas tareas esenciales, entre las que se incluyen la gestión de inventarios, el transporte, el almacenamiento y la distribución, de este modo, no solo se optimizan los recursos disponibles, sino que también se fortalece la competitividad empresarial y se contribuye a su sostenibilidad a largo plazo. [3].

Ya en la actualidad, la logística abarca mucho más que el simple movimiento físico de mercancías; implica la integración de tecnologías avanzadas y estrategias innovadoras que buscan optimizar los recursos, disminuir costos y mejorar continuamente los procesos operativos. [5].

#### *1.1.2. Gestión de Almacenes*

A la postre y, de acuerdo con el actual subtema, dentro del ámbito logístico, la administración de almacenes cumple un rol esencial, esto debido a que encarga de coordinar y supervisar todas las actividades relacionadas con el resguardo de mercancías. Por ende, en este proceso se incluyen tareas como la recepción de productos, su adecuada

ubicación dentro del almacén, el control de inventarios, la preparación de pedidos — también conocida como *picking*— y, finalmente, la distribución.

Cabe destacar que, cuando esta gestión se lleva a cabo de manera eficiente, no solo se asegura que los productos estén disponibles en el momento y lugar requeridos, sino que también se logra una reducción significativa de costos y una mejora sustancial en la productividad de la empresa. [4].

Entre los aspectos más significativos en la administración de almacenes se incluyen la distribución de lugares de almacenaje, la disminución de los tiempos de recogida y la optimización de la exactitud en la elaboración de pedidos.

Por ende, para enfrentar estos desafíos, las compañías han implementado tácticas y tecnologías de vanguardia como la automatización, los sistemas de administración de almacenes (WMS en inglés) y las simulaciones basadas en sucesos discretos, que facilitan el modelado y la optimización de procesos en ambientes logísticos complejos. [6].

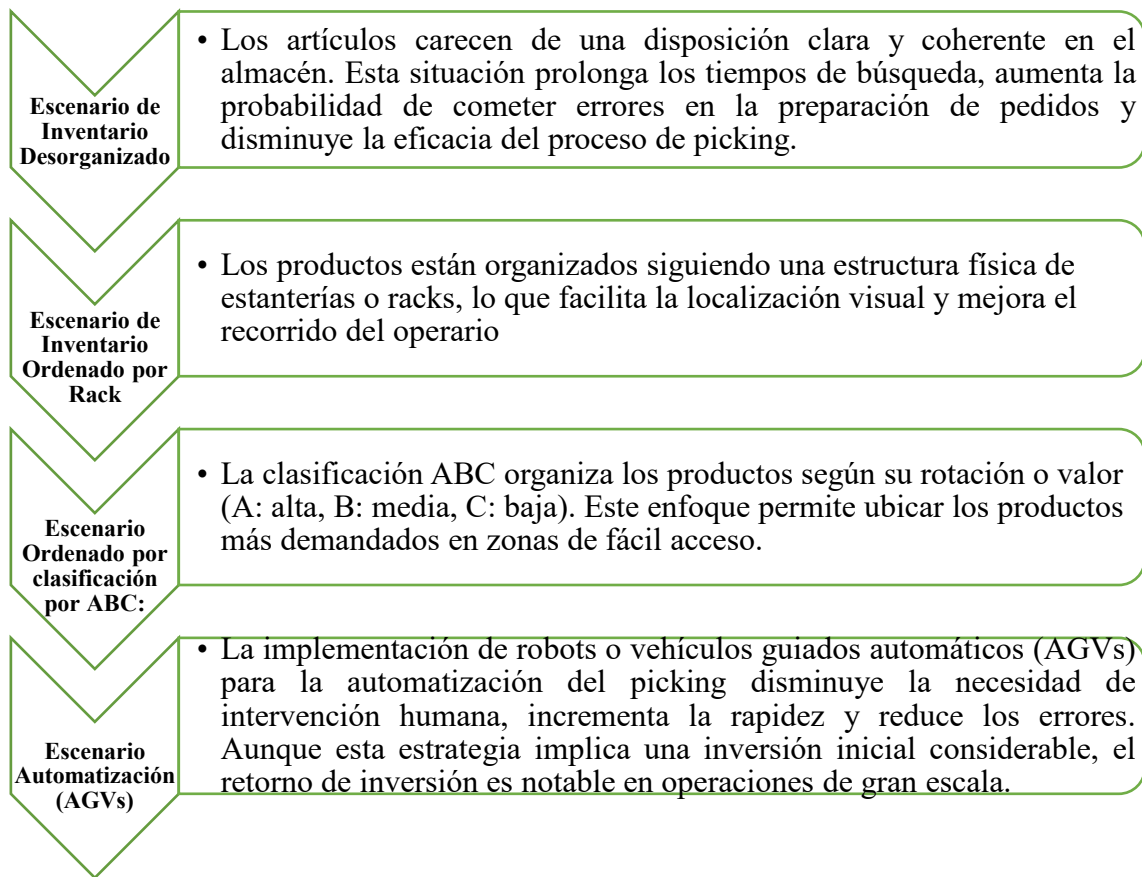
## **1.2. Estrategias de Picking**

Desde Kordos y otros el picking, conocido también como la preparación de pedidos, se refiere al proceso mediante el cual se seleccionan y organizan los productos almacenados para cumplir con las solicitudes de los clientes. Esta actividad es fundamental en los almacenes, ya que impacta de manera directa en los costos operativos, la eficiencia logística y la satisfacción del cliente. [4].

### *1.2.1. Principales Estrategias de Picking*

En torno al presente subtema, se definirá las principales estrategias de picking utilizadas en la investigación, cabe mencionar que estas estrategias representan métodos comunes

para la recolección de productos dentro de un almacén, se puede ver en la Fig. 1 las principales estrategias.



**Figura 1:** Principales Estrategias de Picking.

### *1.2.2. Importancia de Seleccionar la Estrategia Adecuada*

Desde Díaz la elección de una estrategia de recolección debe basarse en las características del almacén, la naturaleza de los productos y los patrones de demanda, en ese sentido, una inadecuada puede generar ineficiencias, costos elevados y retrasos en la selección de pedidos. [7]. En ese sentido, es fundamental realizar evaluaciones sistemáticas, como simulaciones basadas en eventos discretos, para identificar la estrategia más adecuada para cada entorno operativo. [8].

### **1.3. Simulación Basada en Eventos Discretos**

#### *1.3.1. Definición y Principios Básicos*

Conceptualmente se comprende que, la simulación de eventos discretos (DES, por su acrónimo en inglés) es una técnica de modelado computacional que representa un sistema real a través de una secuencia de eventos que ocurren en momentos específicos. A su vez, cada evento genera un cambio en el estado del sistema, lo que permite analizar y prever el comportamiento de procesos complejos en diferentes contextos operativos. [6].

En contraste a otras técnicas de simulación, se entiende que, la DES se enfoca en los sucesos discretos, o sea, aquellos que suceden en momentos de tiempo determinados, como el comienzo o el término de una actividad. Esta particularidad la convierte en especialmente apropiada para modelar sistemas de logística y producción, en los que acciones como el picking, la distribución de recursos y el movimiento de materiales pueden ser ilustradas como sucesos autónomos. [4].

#### *1.3.2. Aplicaciones en Logística y Almacenes*

En el campo de la logística, se emplea la simulación basada en sucesos discretos para modelar y mejorar procesos fundamentales, tales como la recepción de productos, el almacenaje, la elaboración de pedidos y el envío. Incluyen algunas de sus aplicaciones más significativas:

##### *1.3.2.1. Evaluación de Estrategias de Picking:*

La simulación de eventos discretos (DES) resulta especialmente útil para evaluar distintas metodologías de picking, ya que permite analizar indicadores clave de rendimiento, como el tiempo de ciclo, los costos operativos y la exactitud en la preparación de pedidos. Al considerar estos factores, es posible identificar con mayor claridad cuál es la estrategia más eficiente para las características específicas de cada almacén. [8].

#### 1.3.2.2. Optimización de la Asignación de Ubicaciones de Almacenamiento (SLAP):

A partir de lo que expresan Yang y otros, mediante la simulación, es posible analizar cómo las decisiones relacionadas con la ubicación de los productos afectan los tiempos de picking y la utilización de recursos, mejorando la eficiencia operativa general. [9].

#### 1.3.2.3. Identificación y Mitigación de Cuellos de Botella:

Gracias a la simulación de eventos discretos (DES), es posible visualizar con claridad los puntos críticos dentro del flujo de trabajo, por ejemplo, aquellas zonas donde se acumulan demasiadas tareas o donde los tiempos de espera tienden a prolongarse. A partir de esta visualización, se pueden probar distintas alternativas de mejora, lo que permite tomar decisiones más acertadas para optimizar el rendimiento general del sistema. [9].

#### 1.3.2.4. Evaluación de Impacto de Tecnologías Emergentes:

Permite diseñar y examinar la incorporación de tecnologías como la automatización, los sistemas de pick-to-light y los vehículos guiados automáticamente (AGVs), analizando su rentabilidad y su efecto en las operaciones logísticas. [10].

### *1.3.3. Ventajas de la Simulación Basada en Eventos Discretos*

Para entender la importancia de la simulación, es fundamental resaltar las diversas ventajas que proporciona una simulación de eventos discretos. Esta metodología permite representar de manera precisa el comportamiento dinámico de sistemas complejos, al simular el tránsito de entidades a través de varios eventos que se producen en momentos específicos, se puede ver en la Fig. 2 las ventajas.

<b>Riesgo Reducido</b>	<b>Flexibilidad</b>	<b>Toma de Decisiones Informada</b>
Permite probar diferentes configuraciones y estrategias sin interrumpir las operaciones reales ni incurrir en costos innecesarios.	Facilita la evaluación de múltiples escenarios y variables, lo que es crucial en entornos logísticos con alta incertidumbre.	Proporciona datos cuantitativos y visualizaciones claras para respaldar la selección de estrategias óptimas.

**Figura 2:** Ventajas de la simulación basada en eventos discretos.

#### 1.3.4. Limitaciones

A pesar de sus ventajas, el DES también presenta algunas limitaciones, como la necesidad de contar con datos precisos para construir el modelo y el tiempo requerido para desarrollar simulaciones detalladas. Sin embargo, estas limitaciones se pueden mitigar con una correcta planificación y acceso a herramientas computacionales avanzadas. [6].

### 1.4. Optimización de Procesos Logísticos

La mejora de los procesos logísticos tiene como objetivo perfeccionar cada una de las etapas involucradas en la planificación, ejecución y control del movimiento de productos, servicios e información desde su punto de origen hasta el cliente final. A través de este enfoque integral, se busca no solo optimizar la eficiencia operativa, sino también reducir los costos, acortar los tiempos de respuesta y, sobre todo, asegurar que el cliente reciba una atención oportuna y satisfactoria. [5].

En el contexto de los almacenes, la optimización incluye una variedad de tareas, como la administración de inventarios, la preparación de pedidos, la distribución de espacios de almacenamiento y el transporte interno. Estas áreas son esenciales para la competitividad

de las empresas, especialmente en industrias donde la rapidez y la exactitud son elementos cruciales.

#### *1.4.1. Importancia de la Optimización*

La optimización de procesos logísticos es esencial para abordar desafíos como:

- Reducción de costos operativos: Al disminuir el desperdicio de tiempo, recursos y materiales, se logra una mejora considerable en la productividad general del sistema logístico.
- Incremento en la productividad: A través de una mejor planificación y uso de los recursos disponibles —como la mano de obra, el equipamiento y el espacio físico— se maximiza el rendimiento de cada componente del proceso.
- Satisfacción del cliente: Una logística optimizada mejora la precisión en la entrega de pedidos y reduce los tiempos de respuesta, lo que fortalece la confianza del cliente y promueve su lealtad a largo plazo. [11].

#### *1.4.2. Enfoques de optimización*

- Rediseño de Procesos: Revisar y ajustar los procesos de trabajo para eliminar obstáculos y actividades innecesarias, optimizando así la eficiencia del sistema en su conjunto.
- Automatización: Integrar tecnologías como sistemas de gestión de almacenes (WMS), robots de picking y vehículos guiados automáticamente (AGVs) puede reducir la dependencia de la intervención humana, al mismo tiempo que optimiza la velocidad y la precisión de las operaciones. [10].
- Simulación: Utilizar modelos de simulación basados en eventos discretos para evaluar y comparar diferentes configuraciones y estrategias antes de su implementación. Esta

técnica permite identificar oportunidades de mejora sin interrumpir las operaciones reales. [6].

- Uso de Indicadores Clave de Rendimiento (KPIs): Supervisar métricas como tiempos de ciclo, costos por unidad procesada y precisión de pedidos para identificar áreas críticas y realizar ajustes específicos. [5].

#### *1.4.3. Beneficios de la Optimización*

La implementación efectiva de estrategias de optimización genera beneficios como:

1. Mayor eficiencia: Reducción de tiempos muertos y mejora en el flujo de trabajo operativo.
2. Reducción de errores: Disminución de incidencias en la preparación y entrega de pedidos.
3. Mejor utilización de recursos: Maximización de la capacidad instalada, reduciendo costos fijos y variables [10].

#### *1.4.4. Desafíos*

Si bien la optimización aporta beneficios significativos, también enfrenta desafíos como la resistencia al cambio, la inversión inicial en tecnología y la complejidad de integrar soluciones avanzadas en sistemas ya existentes. Sin embargo, estos obstáculos se pueden superar con una planificación adecuada y la capacitación del personal involucrado. [5].

### **1.5. Tecnologías de Apoyo en Almacenes**

Desde las consideraciones de Duque y otros la implementación de tecnologías de avanzadas en los almacenes ha revolucionado de manera significativa la administración de las operaciones logísticas. Estas tecnologías posibilitan incrementar la eficiencia, disminuir fallos, potenciar la exactitud y maximizar los recursos existentes,

transformándose en un factor crucial para la competitividad de las compañías en mercados globales. [10].

### *1.5.1. Principales Tecnologías de Apoyo*

#### 1.5.1.1. Sistemas de Gestión de Almacenes (WMS):

Dias expresa que, un sistema de Gestión de Almacenes es una herramienta diseñada para optimizar y supervisar las actividades relacionadas con el almacenamiento. Este sistema facilita la administración de diversas operaciones, incluyendo la recepción de productos, su almacenamiento, la preparación de pedidos y el envío, proporcionando visibilidad en tiempo real y mejorando la capacidad de seguimiento de los artículos. [6].

#### 1.5.1.2. Vehículos Guiados Automáticamente (AGVs):

En este caso, se comprende que, los vehículos guiados automáticamente (AGVs) son sistemas autónomos diseñados para el transporte de mercancías en entornos de almacenamiento. Al automatizar el desplazamiento de productos, estos vehículos disminuyen la necesidad de intervención humana, mejoran la seguridad y optimizan la eficiencia operativa. [9].

#### 1.5.1.3. Robots de Picking:

Los robots de picking están concebidos para elegir y recoger productos de forma independiente, optimizando la rapidez y exactitud de las operaciones. Su aplicación resulta particularmente ventajosa en contextos de gran demanda y complejidad. [12].

#### 1.5.1.4. Sistemas de Identificación por Radiofrecuencia (RFID):

La tecnología RFID facilita el seguimiento y manejo de inventarios de forma más eficaz a través de etiquetas electrónicas. Este sistema ofrece datos en tiempo real acerca de la

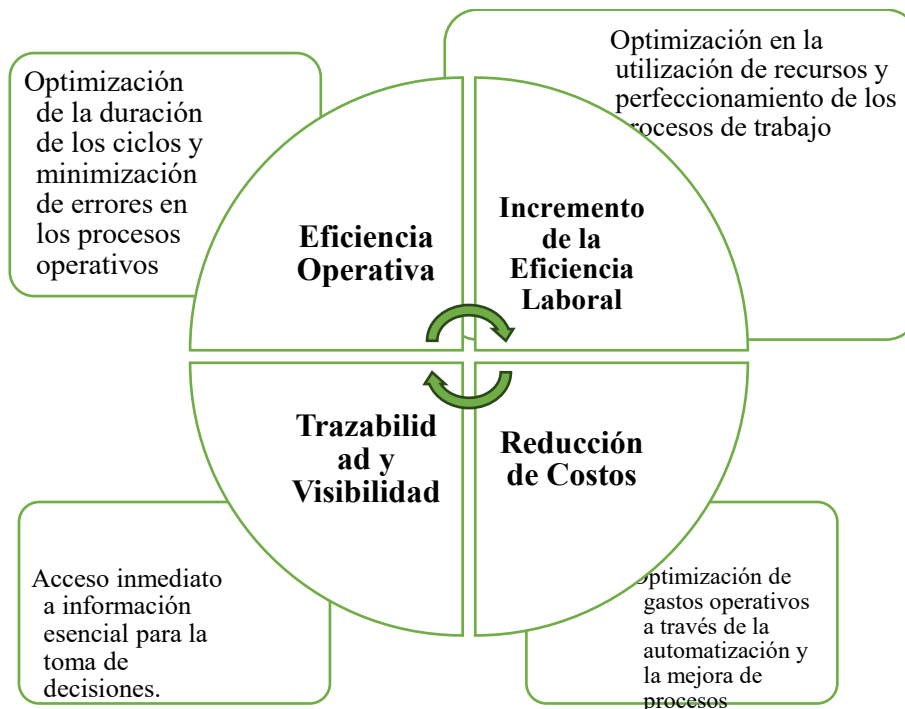
localización y condición de los productos, incrementando la exactitud del inventario y minimizando los fallos vinculados a la gestión manual. [5].

#### 1.5.1.5. Automatización y Sistemas de Almacenamiento Dinámico:

Incluyen tecnologías como transelevadores, sistemas shuttle y almacenamiento automático vertical. Estas herramientas maximizan la utilización del espacio, aumentan la capacidad de almacenamiento y reducen los tiempos de acceso a los productos [10].

#### 1.5.2. Beneficios de las Tecnologías de Apoyo

Con el fin de mejorar la eficiencia en las operaciones de almacén, se incorpora tecnologías de apoyo que complementan las estrategias picking. Estas tecnologías que se implementan son vehículos AGVs, se puede Ver en la Fig. 3 los beneficios.



**Figura 3:** Beneficios de las tecnologías de apoyo.

### *1.5.3. Consideraciones para la Implementación*

Aunque las tecnologías de apoyo presentan numerosas ventajas, su implementación demanda un análisis exhaustivo de aspectos como la integración con los sistemas actuales, los gastos asociados a su adopción y la formación del personal. Es fundamental adoptar un enfoque estratégico y escalable para optimizar el retorno de la inversión y asegurar el éxito sostenido a largo plazo.

## **1.6. Indicadores Clave de Rendimiento (KPIs) en el Picking**

Los indicadores clave de rendimiento, conocidos como KPI, cumplen un papel fundamental en la evaluación de la eficiencia, efectividad y productividad de los procesos logísticos dentro de los almacenes, especialmente en lo relacionado con las tareas de recolección.

Gracias a estos indicadores, es posible detectar a tiempo posibles fallos, hacer un seguimiento continuo del desempeño operativo y, sobre todo, tomar decisiones estratégicas basadas en datos reales, con el objetivo de mejorar el funcionamiento global del sistema logístico. [6].

### *1.6.1. Principales KPIs en el Picking*

#### **1.6.1.1. Tiempo de Ciclo de Pedido:**

Calcula el tiempo medio requerido para finalizar la preparación de una orden desde el comienzo del despacho hasta su conclusión. Este indicador clave de rendimiento es esencial para medir la velocidad del proceso e identificar posibilidades de optimización en los traslados o la disposición del almacén. [10].

#### 1.6.1.2. Tiempo Muerto de Operarios:

Corresponde al período en que los operarios no realizan tareas productivas, ya sea por espera de instrucciones, congestión en zonas de picking o mala planificación. Este indicador permite identificar ineficiencias en la coordinación de recursos humanos dentro del almacén. [10].

#### 1.6.1.3. Distancia Recorrida Total:

Mide la longitud total que recorren los operarios durante la preparación de pedidos. Una alta distancia recorrida puede reflejar una mala distribución del inventario o una estrategia de picking poco eficiente. Su reducción impacta directamente en la mejora del tiempo de ciclo y en el rendimiento general. [10].

#### *1.6.2. Importancia de los KPIs en el Picking*

El monitoreo de KPIs permite a las empresas identificar áreas críticas de mejora, optimizar los recursos y garantizar un servicio más eficiente y confiable. Además, proporciona una base objetiva para la comparación de estrategias y tecnologías de picking, facilitando la implementación de soluciones más efectivas. [5].

## **2. CAPITULO II Metodología**

### **2.1. Diseño de la Investigación**

Es un enfoque cuantitativo y experimental, orientado al análisis comparativo de estrategias de picking mediante simulación basada en eventos discretos, en ese sentido, se modela un sistema lógico de preparación de pedidos en un almacén donde los operarios recorren el almacén para la recolección de los productos. Este sistema incluye un inventario de 1500 SKU.

Las configuraciones evaluadas corresponden a la implementación de distintas estrategias de picking, específicamente, dentro de estos se encuentra: Almacenamiento desordenado, Almacenamiento por ABC, Almacenamiento por racks y la utilización de AGVs, considerando el número de operarios y de AGVs. Este enfoque permite comparar el desempeño de cada estrategia en términos de tiempo de ciclo del pedido, distancia recorrida y tiempo muerto. [6].

### **2.2. Enfoque de la Investigación**

El enfoque cuantitativo es esencial para esta investigación debido a su capacidad para generar datos medibles y comparables. Los resultados obtenidos se analizarán utilizando claves métricas (KPI), tiempo de ciclo de pedido, distancia recorrida y tiempo muerto. [10].

### **2.3. Tipo de Investigación**

#### *2.3.1. Investigación Experimental:*

Tiene un enfoque práctico, dado que se llevarán a cabo manipulaciones de las variables independientes (estrategias de recolección) con el fin de analizar su impacto en las

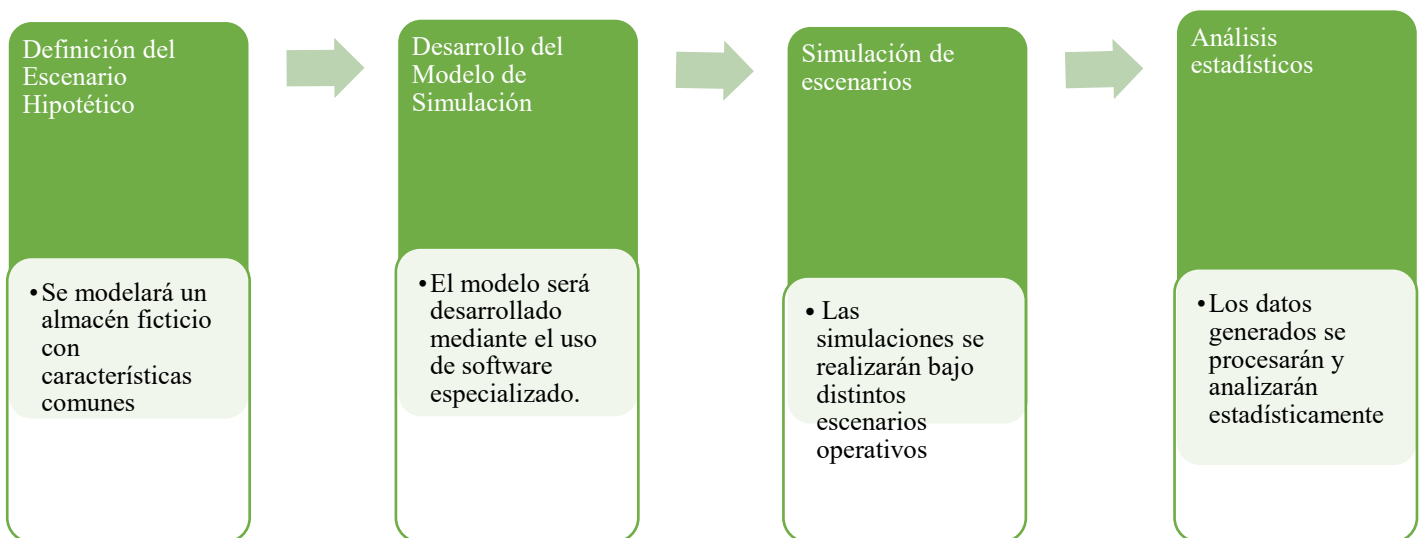
variables dependientes, que incluyen indicadores clave de rendimiento, el tiempo de ciclo de pedido, la distancia recorrida y el tiempo de inactividad. [11].

### 2.3.2. Investigación Aplicada:

El objetivo es generar conocimientos aplicables en el ámbito logístico, ofreciendo soluciones prácticas para optimizar procesos en almacenes. [5].

## 2.3. Etapas de la Investigación

Para lograr los objetivos de esta investigación, se definieron varias etapas que facilitarán la organización y el desarrollo del estudio de forma sistemática. Cada una de estas fases está diseñada para establecer una base robusta que permita la evaluación de las estrategias de picking (Ver Fig. 4).



**Figura 4:** Etapas de la Investigación.

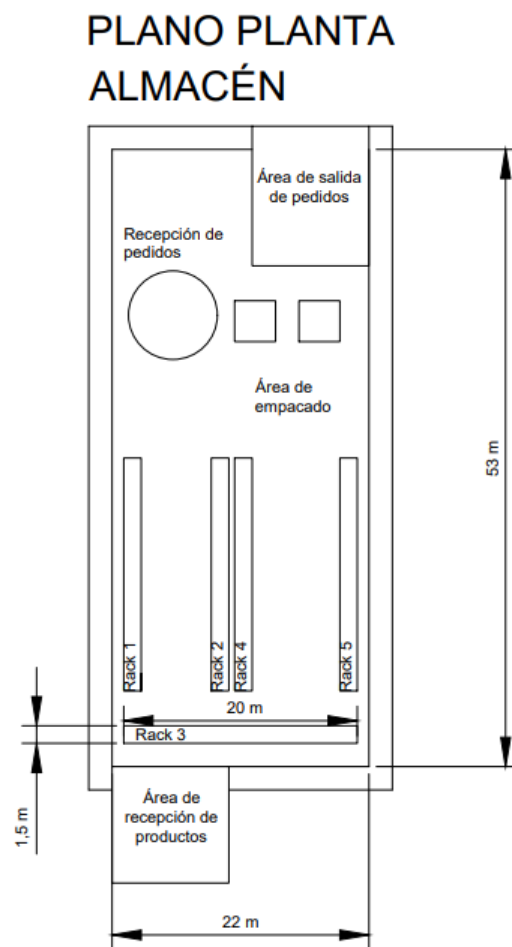
## 2.4. Definición del Escenario Hipotético

El escenario hipotético planteado en esta investigación corresponde a un almacén ficticio diseñado para simular procesos logísticos de picking en un entorno controlado; con el objetivo de evaluar de manera precisa el impacto de diversas estrategias de picking en los

indicadores clave de rendimiento (KPI). La simulación desarrollará tomando en cuenta tanto las características del almacén como las condiciones operativas variables.

#### 2.4.1. Características del Almacén Simulado:

Para facilitar el desarrollo de la simulación, se diseñó un plano de planta del almacén que representa la disposición física de los principales elementos del sistema logístico, en la Fig. 5 se ve el plano de planta del almacén.



**Figura 5:** Plano Planta Almacén

#### 2.4.1.1. Dimensiones del Almacén:

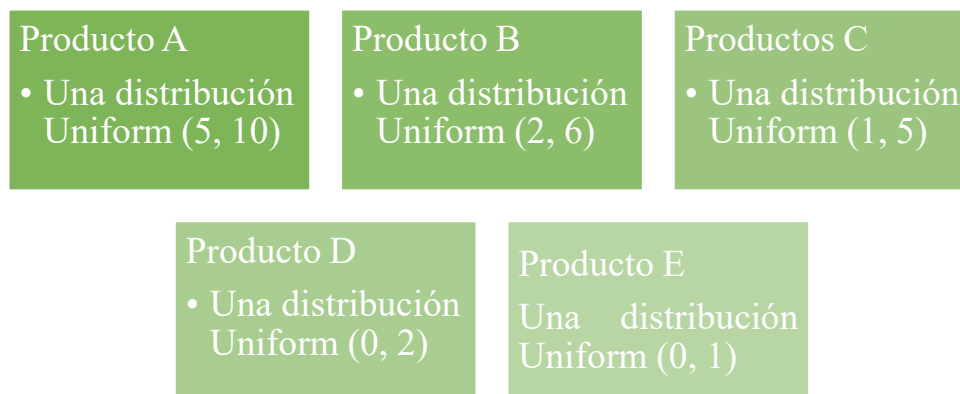
El almacén tiene una superficie de 1.166 m<sup>2</sup>, dividida en secciones específicas para llegada de productos, almacenamiento, recepción de pedidos, área de empaqueo y despacho.

#### 2.4.1.2. Tipos de Productos:

El inventario consta con 5 tipos de productos y un total de 1500 SKU (Stock Keeping Units), el inventario se repone después de 4 horas de trabajo en la misma cantidad.

#### 2.4.1.3. Volumen de Orden:

Se simulan una llegada de pedidos con una distribución normal de 5, 1 minutos diarios, con una combinación de pedidos de 1 a 32 productos. La combinación de productos de realiza de manera aleatoria de la siguiente manera se puede ver en la Fig. 6 los volúmenes.



**Figura 6:** Volumen de órdenes.

## 2.5. Desarrollo del Modelo de Simulación

El desarrollo del modelo de simulación es un componente clave de esta investigación, ya que permite evaluar de manera precisa y controlar el desempeño de diversas estrategias de picking en el escenario logístico hipotético planteado. Para ello, se emplea la simulación basada en eventos. [6].

### 2.5.1. Modelado del Modelo Base

El modelo fundamental ilustra las actividades fundamentales de un almacén, desde la recepción de pedidos hasta su preparación y entrega. Este modelo funciona como base para incluir las estrategias de recolección escogidas.

#### 2.5.1.1. Componentes del Modelo Base

- **Recepción de Pedidos:** Los pedidos llegan al sistema de manera continua, simulando un flujo regular durante las horas de operación, 8 horas de operación.
- **Asignación de Tareas:** Las órdenes se distribuyen entre los operadores de manera equitativa o según reglas específicas de cada estrategia de recolección.

### 2.5.2. Parámetros del Modelo Base

Se establecen parámetros del modelo base, los cuales definen las diferentes condiciones iniciales y operativas del sistema logístico simulado, se puede ver en la Tabla 1 los diferentes parámetros.

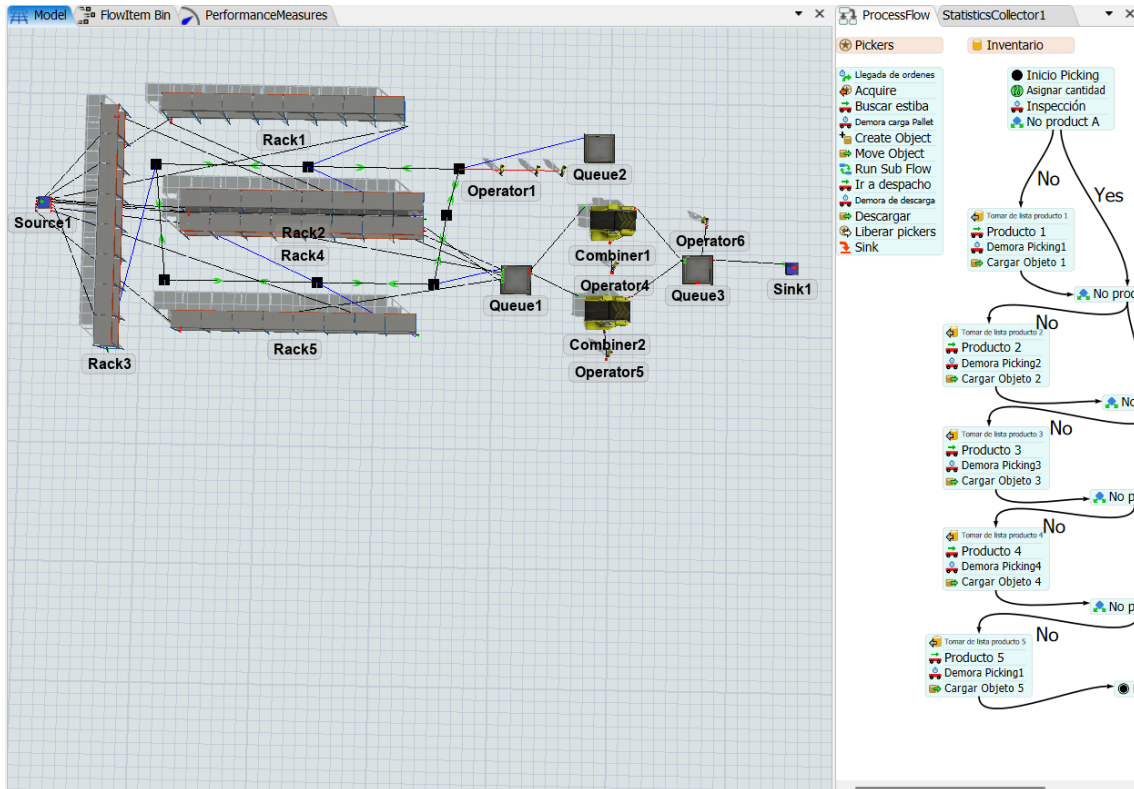
**Tabla 1.** Parámetros del Modelo Base

<b>Elemento</b>	<b>Nombre</b>	<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>	<b>Descripción Funcional</b>
<b>Source</b>	Source 1	Limite	1500 Reabastecimiento 1500 después de 4 horas	Punto de entrada del sistema; genera productos que ingresan al flujo de trabajo.
<b>Queue</b>	Queue 1	Contenido	1500	Cola donde se almacenan temporalmente los pedidos completos.
<b>Queue</b>	Queue 2	Contenido	1500	Cola donde se almacenan temporalmente los pallets.
<b>Queue</b>	Queue 3	Contenido	1500	Cola donde se almacenan

<b>Rack</b>	Rack 1	Contenido	1500	temporalmente los pedidos empaquetados. Zona de almacenamiento; recibe productos desde el source 1.
<b>Rack</b>	Rack 2	Contenido	1500	Zona de almacenamiento; igual que Rack 1.
<b>Rack</b>	Rack 3	Contenido	1500	Zona de almacenamiento; igual que Rack 1.
<b>Rack</b>	Rack 4	Contenido	1500	Zona de almacenamiento; igual que Rack 1.
<b>Rack</b>	Rack 5	Contenido	1500	Zona de almacenamiento; igual que Rack 1.
<b>Operator</b>	Operator 1	Transporte	1 (Rack)	Transporta productos desde los racks a las empacadoras.
<b>Operator</b>	Operator 2	Transporte	1 (Rack)	Igual que Operator 1.
<b>Operator</b>	Operator 3	Transporte	1 (Rack)	Igual que Operator 1.
<b>Operator</b>	Operator 4	Transporte	1 (Processor)	Empaca los pedidos listos
<b>Operator</b>	Operator 5	Transporte	1 (Processor)	Igual que Operator 4
<b>Operator</b>	Operator 6	Transporte	1 (Processor)	Transporta los productos empacados a Sink
<b>ProcessFlow</b>	ProcessFlow	Asignar tareas	Operator	Controla y distribuye tareas de picking y transporte a los operadores.
<b>Combiner</b>	Combiner 1	Process Times	normal(3,00, 1,00, getstream(current))	Simula el empacado de productos
<b>Combiner</b>	Combiner 2	Process Times	normal(3,00, 1,00, getstream(current))	Igual que Combiner 1
<b>Sink</b>	Sink 1	Final del proceso	-	Punto de salida del sistema; representa el despacho de pedidos.

### Parámetros del Modelo Base

A continuación, se presenta una imagen, Fig. 7, del modelo base que representa gráficamente la disposición y conexión de los principales elementos descritos en la tabla presentada anteriormente.



**Figura 7:** Parámetros del Modelo Base.

## 2.6. Simulación de Escenarios

### 2.6.2. Definición de Escenarios de Simulación

El modelo de simulación incorpora diversas estrategias de picking para evaluar su desempeño en escenarios operativos variados. Cada estrategia se simula bajo las mismas condiciones base para garantizar comparaciones consistentes.

### 2.6.3. Escenarios de Simulación

Se definió varios escenarios de simulación, cada uno configurado con una estrategia de picking específica, se puede ver en la Fig. 8 los escenarios.



**Figura 8:** Escenarios de Simulación.

#### 2.6.3.1. Escenario de Inventario Desorganizado:

Este panorama presenta limitaciones vinculadas a la localización inadecuada de los productos, lo que ocasiona problemas en la rápida identificación de los mismos. Se analiza la manera en que las tácticas de picking se ajustan a un almacén desordenado.

#### 2.6.3.2. Escenario de Inventario Ordenado por Rack:

En este escenario, se simula un sistema de picking en el que los pedidos se preparan siguiendo el orden físico de los racks en el almacén. El operario recorre los pasillos según la secuencia de ubicación de los productos, lo cual busca minimizar desplazamientos innecesarios y simplificar la navegación.

#### 2.6.3.3. Escenario de Inventario Ordenado por Clasificación ABC:

Este escenario utiliza la metodología de clasificación ABC para ordenar el picking, priorizando los productos más demandados. Se simula que los productos tipo A (alta

rotación) se colocan más cerca de la zona de empaque, mientras que los productos B y C (mediana y baja rotación) están más alejados, optimizando el recorrido del operario.

#### 2.6.3.4. Escenario de Automatización (AGV's):

En este escenario, se simula el uso de AGVs (vehículos guiados autónomamente) para realizar las tareas de recolección de productos. Estos robots se encargan de mover los productos por el almacén de manera autónoma, lo que reduce la intervención manual y mejora la velocidad de operación.

## 2.7. Análisis estadístico

Para asegurar la validez del modelo, se realizaron estadísticos comparativos entre los resultados simulados.

### 2.7.1. Análisis Estadístico no paramétrico

Para poder evaluar de forma adecuada el rendimiento de las distintas estrategias analizadas, se llevó a cabo un estudio estadístico que incluyó, en primer lugar, la aplicación de la prueba de normalidad de Shapiro-Wilk y la elaboración de gráficos de probabilidad QQ, con el fin de examinar la distribución de los datos.

En ese sentido, se aplicó la prueba de Levene para comprobar si se cumplía el criterio de homogeneidad de varianzas. Sin embargo, al no cumplirse los supuestos de normalidad ni de homocedasticidad, se descartó el uso de pruebas paramétricas como el ANOVA.

Dado este escenario, se optó por utilizar métodos no paramétricos, específicamente la prueba de Kruskal-Wallis, que resulta más apropiada cuando los datos no siguen una distribución normal.

De tal manera, esta prueba permitió determinar si existían diferencias estadísticamente significativas entre los distintos escenarios simulados, considerando variables como el tiempo de ciclo, la distancia total recorrida y el tiempo muerto promedio. En ese sentido, para precisar en qué grupos se presentaban dichas diferencias, se aplicó un análisis post hoc mediante la prueba U de Mann-Whitney, ajustando los valores de significancia con la corrección de Bonferroni, a fin de garantizar la validez de los resultados obtenidos.

### *2.7.2. Indicadores Evaluados*

#### *2.7.2.1. Tiempo de Ciclo de Pedido*

Se calcula el tiempo promedio necesario para completar un pedido, desde el inicio hasta la finalización del picking. Este indicador dependerá de la estrategia de recolección utilizada y la variabilidad en la demanda.

#### *2.7.2.2. Tiempo Muerto de Promedio*

Es el tiempo en el que los operarios no están realizando actividades productivas. Estos errores se modelan mediante una distribución binomial, considerando la probabilidad de que un pedido sea preparado incorrectamente en función de su complejidad (por ejemplo, el tamaño del pedido y el tipo de productos).

#### *2.7.2.3. Distancia Recorrida Total*

Es la suma de todas las distancias que recorren los recursos involucrados en el proceso de picking, incluyendo operarios y AGVs. Este indicador permite evaluar la eficiencia del diseño del layout y la asignación de rutas dentro del almacén.

### 3. CAPITULO III Resultados y Análisis

#### 3.1. Escenarios Simulados

Para poder cumplir con los objetivos de la investigación, se diseñaron seis escenarios logísticos con diferentes estrategias de organización de inventario y tipo de recurso, operador humano o AGVs.

Estos escenarios fueron implementados en el modelo de simulación para poder analizar su impacto en indicadores claves de rendimiento como el tiempo de ciclo, la distancia recorrida y el tiempo muerto, se puede ver en la Tabla 2 los escenarios simulados.

**Tabla 2.** Escenarios Simulados

<b>Escenario</b>	<b>Descripción</b>	<b>Tipo de recurso utilizado</b>
Escenario 1	Escenario con inventario desorganizado	Operador humano
Escenario 2	Escenario con inventario organizado por rack	Operador humano
Escenario 3	Escenario con inventario clasificado por ABC	Operador humano
Escenario 4	Escenario con inventario desorganizado	AGVs
Escenario 5	Escenario con inventario organizado por rack	AGVs
Escenario 6	Escenario con inventario calcificado por ABC	AGVs

Escenarios Simulados

### 3.2. Variables Evaluadas

Durante la simulación de cada escenario, se recolectaron datos de diferentes variables de rendimiento, se puede ver en la Fig. 9 las variables evaluadas.

<b>Ciclo de Pedido</b>	<b>Distancia total recorrida</b>	<b>Tiempo muerto promedio</b>
<ul style="list-style-type: none"><li>• Desde que un pedido entra hasta que es despachado.</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Suma de trayectos realizados por los operadores o AGVs.</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Promedio de tiempo en que los recursos permanecen inactivos sin asignación de tareas.</li></ul>

**Figura 9:** Variables evaluadas.

### 3.3. Resultados de Simulación

Durante la ejecución de la simulación para cada uno de los escenarios definidos, se recolectaron datos de varios indicadores clave de rendimiento (KPI) que habían sido establecidos con anterioridad. Estos resultados permiten analizar el rendimiento operativo de cada estrategia de picking en condiciones controladas y comparables, se puede ver en las Tablas 3, 4 y 5 los resultados obtenidos.

**Tabla 3.** Resumen estadístico Distancia total recorrida.

<b>Escenarios</b>	<b>Distancia Total</b>				
	<b>Media</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desviación estándar</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>
1	9533,66	9540,04	353,11	8707,93	10217
2	6531,09	6539,63	246,22	5585,35	6844,6
3	6775,97	6804,96	246,46	5839,7	7080,78
4	9554,9	9528,33	336,02	8840,94	10217,82
5	6535,14	6568,38	242,4	5586,17	6845,41
6	6814,41	6803,24	157,27	6519,06	7091,6

Resumen estadístico Distancia total recorrida.

**Tabla 4.** Resumen estadístico Tiempo de ciclo.

<b>Escenarios</b>	<b>Tiempo promedio de Ciclo</b>				
	<b>Media</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desviación estándar</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>
1	189,42	188,94	5,89	177,14	219,67
2	146,9	146,1	5,2	142,82	181,46
3	125,54	124,8	5,19	121,41	159,98
4	128,09	127,34	4,95	120,23	158,27
5	112,33	111,5	5,18	108,26	146,73
6	105,68	105,65	1,41	102,3	109,02

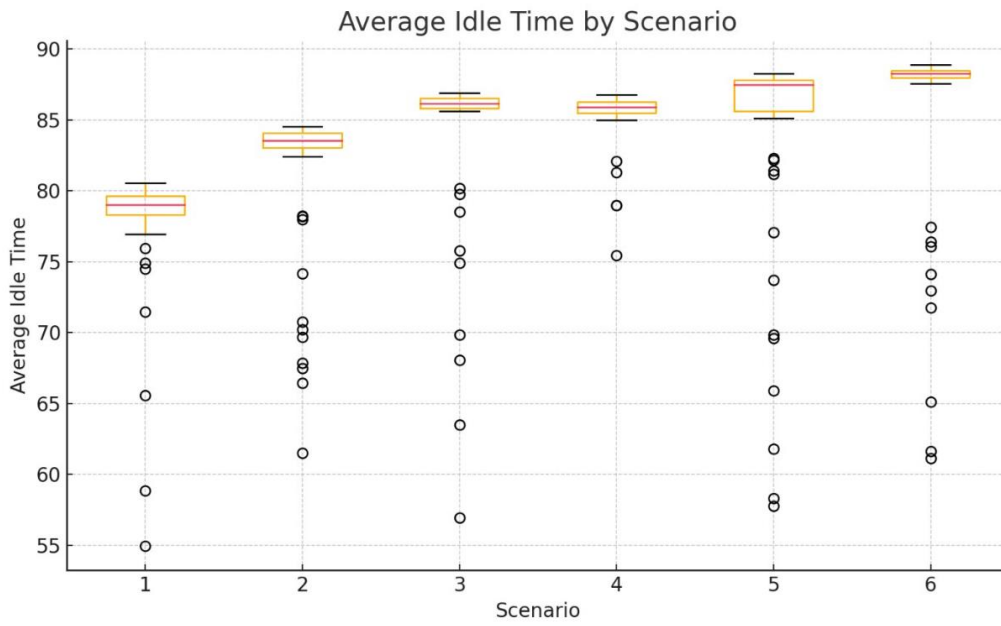
Resumen estadístico Tiempo de ciclo.

**Tabla 5.** Resumen estadístico Tiempo muerto promedio.

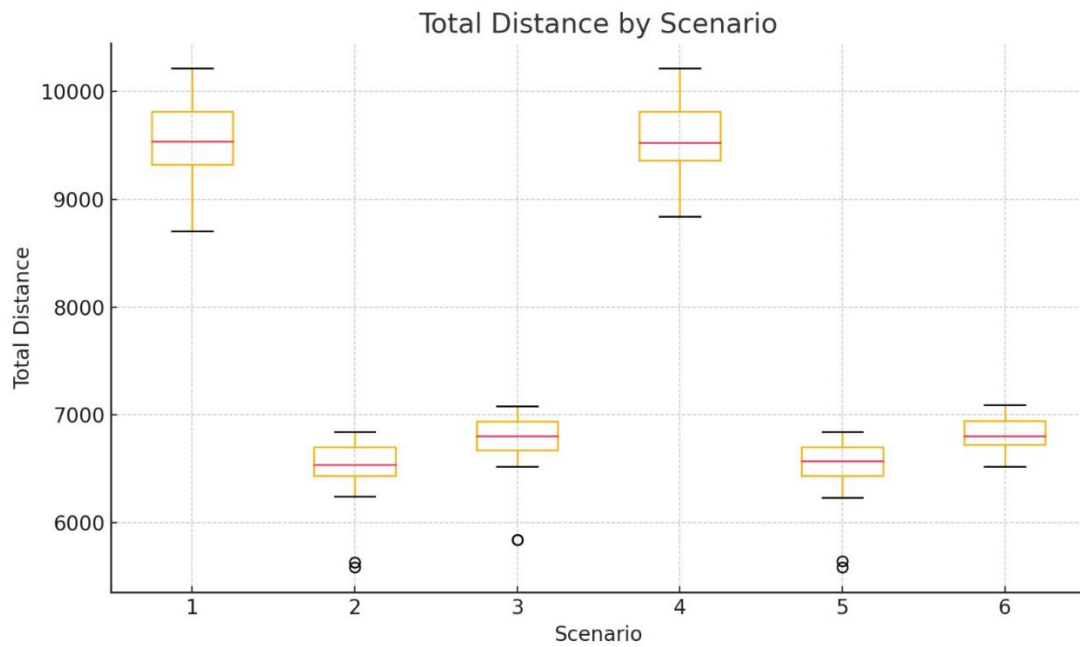
<b>Escenarios</b>	<b>Tiempo Muero Promedio</b>				
	<b>Media</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desviación estándar</b>	<b>Mínimo</b>	<b>máximo</b>
1	232,65	237,07	14,75	164,82	241,63
2	243,05	250,67	17,59	184,47	253,65
3	251,09	258,48	19,32	170,86	260,67
4	255,91	257,7	6,51	226,39	260,39
5	251,42	262,45	24,45	173,36	264,85
6	255,56	264,88	21,97	183,39	266,71

Resumen estadístico Tiempo muerto promedio

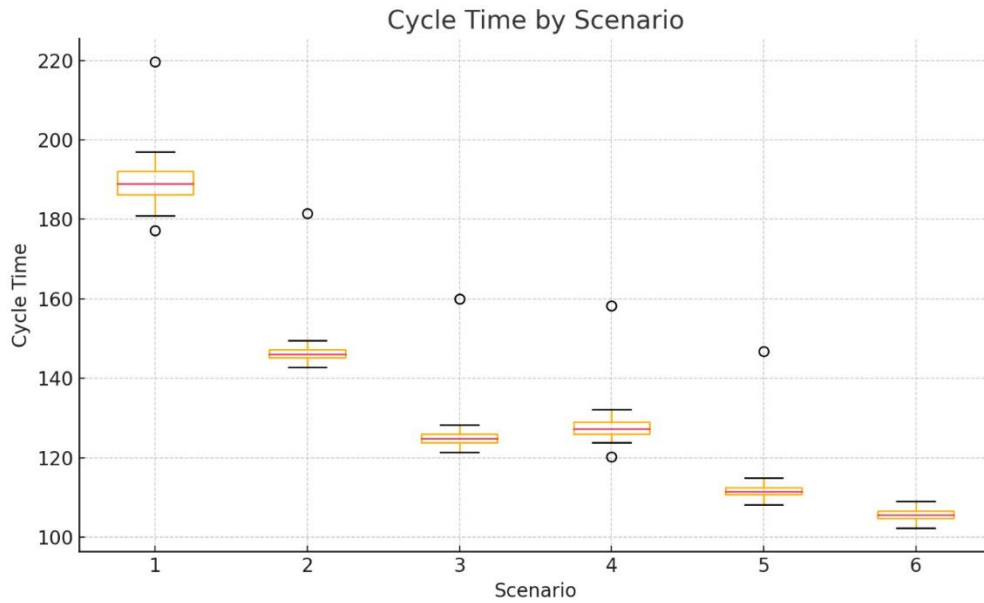
Posteriormente, se realiza los diagramas de caja correspondientes a cada variable, los cuales permiten visualizar la distribución, variabilidad y presencia de posibles valores atípicos. Estos diagramas facilitan la comparación visual entre escenarios y anticipan la necesidad de aplicar análisis estadísticos más rigurosos se puede ver Figs. 10, 11 y 12 los diagramas de caja.



**Figura 10:** Diagrama de Cajas Promedio IDLE.



**Figura 11:** Diagrama de Cajas Suma de Distancias.

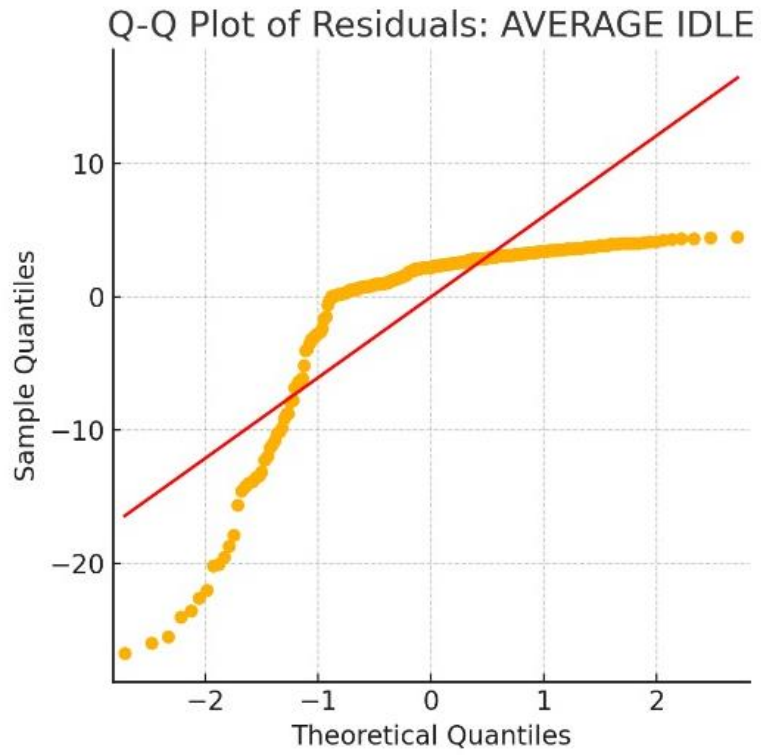


**Figura 12:** Diagrama de Cajas Tiempo de Ciclo.

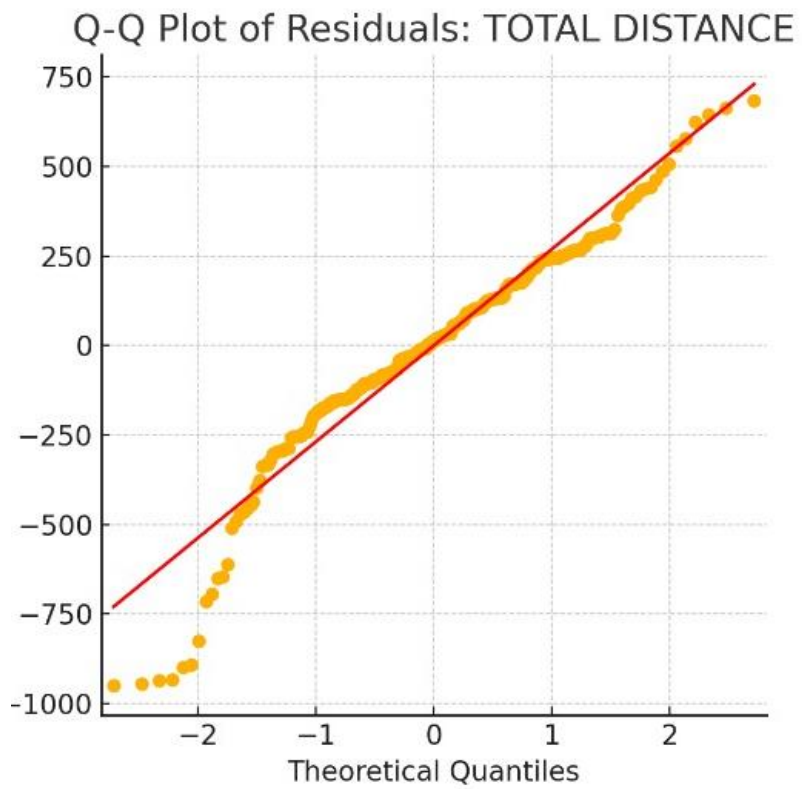
### 3.4. Análisis Estadístico.

#### 3.4.1. Verificación de Supuestos

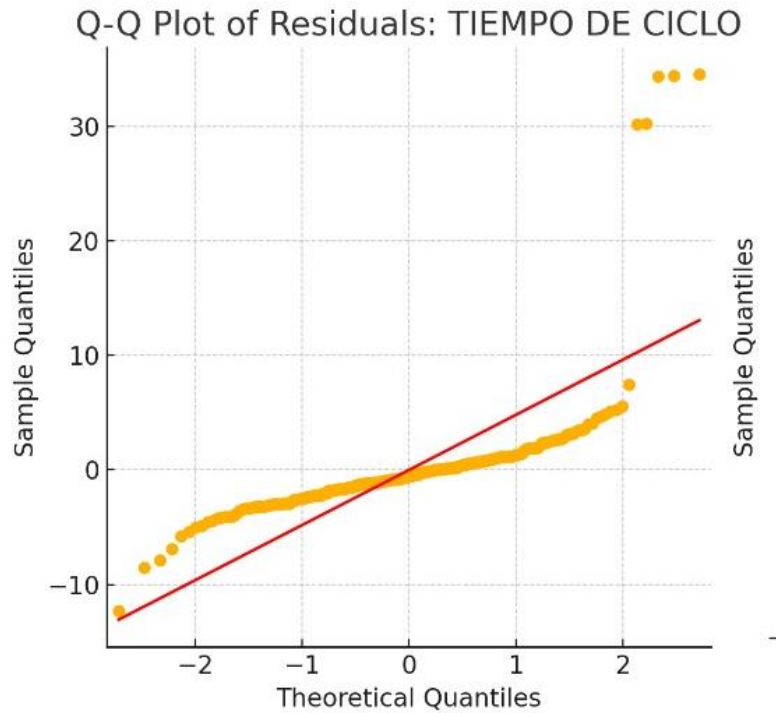
Previo a emplear un método estadístico, se analizaron las hipótesis de normalidad y uniformidad de varianza. Las gráficas QQ señalaron que la distribución de los datos no es normal. Igualmente, el test de Levene evidenció que no hay homocedasticidad entre los grupos se puede ver en las Figs. 13, 14 y 15 las gráficas QQ y en la Tabla 6 los resultados de Levene.



**Figura 13:** Gráfico QQ Promedio IDLE.



**Figura 14:** Grafico QQ Suma de Distancia.



**Figura 15:** Gráfico QQ Tiempo de Ciclo.

**Tabla 6.** Resultados de la Prueba Levene

Variable	Normalidad (Shapiro-Wilk)	Levene (Homocedasticidad)	Resultado
Tiempo de Ciclo	$p = < 1.0e-16$	$p = 8.32e-02$	No cumple normalidad ni homocedasticidad para residuales
Distancias totales recorrida	$p = < 1.0e-16$	$p = < 1.0e-16$	No cumple normalidad ni homocedasticidad para residuales

Promedio IDLE  $p = < 1.0e-16$

$p = 1.48e-01$

No cumple normalidad  
ni homocedasticidad  
para residuales

---

#### Resultados de la Prueba Levene

##### 3.4.2. Prueba de Kruskal-Wallis

Dado que los datos no cumplían con los criterios necesarios para aplicar un análisis de varianza (ANOVA), se optó por utilizar la prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis. Esta elección permite evaluar adecuadamente las diferencias entre grupos sin requerir que las distribuciones sean normales ni que las varianzas sean homogéneas.

Gracias a esta prueba, es posible comparar varios grupos independientes y determinar si existen diferencias estadísticamente significativas entre ellos, incluso cuando los supuestos clásicos no se cumplen.

En este caso, los grupos de análisis correspondieron a los seis escenarios simulados, y las variables consideradas fueron los principales indicadores clave de rendimiento (KPI): el tiempo de ciclo por pedido, la distancia total recorrida y el tiempo promedio de inactividad.

Es importante señalar que las simulaciones se diseñaron para cumplir con el requisito de independencia entre observaciones, necesario para aplicar la prueba de Kruskal-Wallis. Cada réplica de simulación fue ejecutada de manera individual de simulación fue ejecutada de manera individual, iniciando desde las mismas condiciones iniciales, pero utilizando semillas aleatorias distintas.

Esto asegura que cada ejecución sea estadísticamente independiente, evitando que los resultados de una corrida influyan en las demás y garantizando la validez del análisis comparativo, se puede ver en la Tabla 7 los resultados.

**Tabla 7.** Resultados de la Prueba Kruskal-Wallis

Variable	Estadístico H	p-valor	Resultado
Tiempo de Ciclo	280.2	< 1.0e-16	Significativo (diferencia entre escenarios)
Distancia total recorrida	231.51	< 1.0e-16	Significativo (diferencia entre escenarios)
Promedio IDLE	132.51	< 1.0e-16	Significativo (diferencia entre escenarios)

Resultados de la Prueba Kruskal-Wallis.

### 3.4.3. Comparaciones Post Hoc

Luego de confirmar que existían diferencias significativas entre los grupos a través de la prueba de Kruskal-Wallis, era necesario profundizar y descubrir exactamente entre qué escenarios se daban esas diferencias. Para lograrlo, se aplicó un análisis post hoc utilizando la prueba U de Mann-Whitney, y, para mantener el rigor estadístico, se ajustaron los niveles de significancia mediante la corrección de Bonferroni.

Esta prueba, que es ideal cuando se comparan dos grupos independientes sin asumir normalidad en los datos, permitió observar con mayor detalle si las diferencias entre los escenarios eran realmente significativas. En concreto, se analizó cómo se comportaban las variables clave —como el tiempo de ciclo, la distancia total recorrida y el tiempo de inactividad promedio— en cada combinación de escenarios simulados.

Como se realizaron varias comparaciones por pares, fue necesario ajustar el nivel de significancia para no sobreestimar los resultados. Para ello, se utilizó la corrección de

Bonferroni, que consiste en dividir el valor alfa original entre el número de comparaciones realizadas. Los resultados de estos análisis detallados pueden consultarse en las Tablas 8, 9 y 10, donde se resumen las diferencias identificadas entre los distintos escenarios.

**Tabla 8.** Tabla de Comparaciones por pares con p-valores ajustados tiempo de ciclo

Escenarios	1	2	3	4	5	6
1		3,73E-02	<1,0E-16	<1,0E-16	<1,0E-16	<1,0E-16
2	3,73E-02		<1,0E-16	1,76E-02	<1,0E-16	<1,0E-16
3	<1,0E-16	<1,0E-16		9,32E-01	1,76E-02	<1,0E-16
4	<1,0E-16	1,76E-02	9,32E-01		<1,0E-16	<1,0E-16
5	<1,0E-16	<1,0E-16	1,76E-02	<1,0E-16		3,73E-02
6	<1,0E-16	<1,0E-16	<1,0E-16	<1,0E-16	3,73E-02	

Tabla de Comparaciones por pares con p-valores ajustados tiempo de ciclo.

**Tabla 9.** Tabla de Comparaciones por pares con p-valores ajustados distancia total recorrida

Escenarios	1	2	3	4	5	6
1		<1,0E-16	<1,0E-16	1,00E+00	<1,0E-16	<1,0E-16
2	<1,0E-16		1,20E-03	<1,0E-16	1,00E+00	4,00E-04
3	<1,0E-16	1,20E-03		<1,0E-16	2,10E-03	1,00E+00
4	1,00E+00	<1,0E-16	<1,0E-16		<1,0E-16	<1,0E-16
5	<1,0E-16	1,00E+00	2,10E-03	<1,0E-16		7,00E-04
6	<1,0E-16	4,00E-04	1,00E+00	<1,0E-16	7,00E-04	

Tabla de Comparaciones por pares con p-valores ajustados distancia total

**Tabla 10.** Tabla de Comparaciones por pares con p-valores ajustados Tiempo IDLE

Escenarios	1	2	3	4	5	6
1		5,25E-01	<1,0E-16	<1,0E-16	<1,0E-16	<1,0E-16
2	5,25E-01		2,60E-03	2,60E-03	<1,0E-16	<1,0E-16
3	<1,0E-16	2,60E-03		1,00E+00	9,63E-01	7,00E-04
4	<1,0E-16	2,60E-03	1,00E+00		9,51E-01	7,00E-04
5	<1,0E-16	<1,0E-16	9,63E-01	9,51E-01		3,95E-01
6	<1,0E-16	<1,0E-16	7,00E-04	7,00E-04	3,95E-01	

Tabla de Comparaciones por pares con p-valores ajustados Tiempo IDLE

Los resultados indicaron que no todos los escenarios presentan mejoras uniformes, aunque varios mostraron diferencias claras en tiempo de ciclo, distancia recorrida y tiempo muerto.

Nota:

Si p es menor que 0,05, se considera que existe una diferencia significativa.

Si p es igual o mayor que 0,05, no se observa una diferencia significativa.

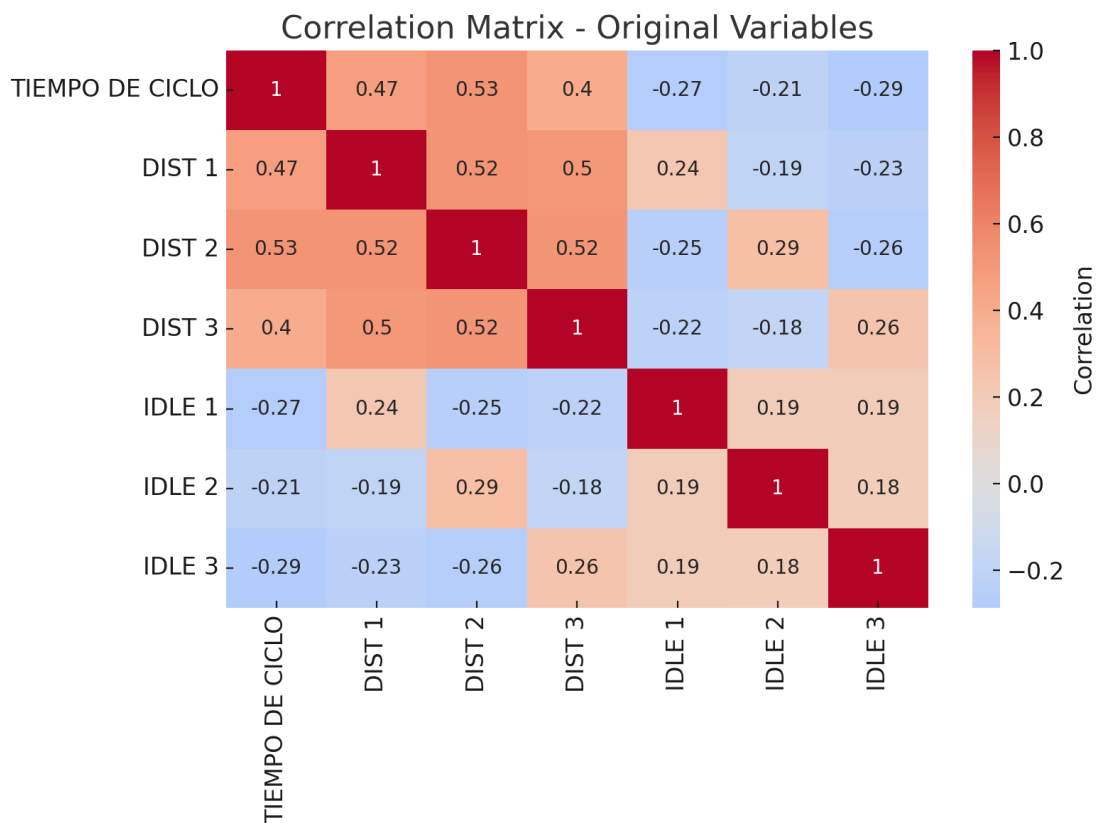
### **3.5. Análisis Multivariado con Análisis de Componentes Principales (PCA).**

Para conseguir una valoración más completa del rendimiento operativo de los seis escenarios simulados, se llevó a cabo un Análisis de Componentes Principales (PCA). Esta metodología facilita disminuir la dimensionalidad de los datos al condensar varias variables correlacionadas en un número reducido de elementos que conserven la mayor parte de la variabilidad inicial. Esto facilita la definición de una clasificación de eficiencia teniendo en cuenta de manera conjunta el comportamiento de todos los KPIs evaluados.

### 3.5.1. Análisis de correlación

Se observaron correlaciones moderadas y positivas entre las distintas medidas de distancia, lo que sugiere que podría existir cierta duplicación o solapamiento entre estas variables.

Cabe destacar que, se identificó una correlación positiva entre el tiempo de ciclo y la variable DIST 2, con un valor de 0.53, lo cual indica que a medida que aumenta la distancia recorrida, también se incrementa el tiempo necesario para completar un pedido. Por otro lado, se evidenció una correlación negativa entre el tiempo de ciclo y los tiempos muertos, lo que permite inferir que, en sistemas más saturados, la carga operativa es mayor y, en consecuencia, se reduce el tiempo ocioso.



**Figura 16:** Matriz de Correlación.

**Tabla 11.** Matriz de Correlación

<b>VARIABLES</b>	<b>CORRELACIÓN</b>	<b>COMENTARIO</b>
DIST 1 – DIST 2	0.52	Moderada y positiva. Es esperable: las distancias están relacionadas espacialmente.
DIST 2 – DIST 3	0.52	También moderada. Las distancias 2 y 3 probablemente están vinculadas al mismo flujo.
DIST 1 – DIST 3	0.50	Lo mismo, lo que sugiere redundancia potencial entre las tres distancias.
TIEMPO DE CICLO – DIST 2	0.53	Es la correlación más alta con TIEMPO DE CICLO, indicando que DIST 2 impacta fuertemente el tiempo total.

Matriz de Correlación

*3.5.2. Varianza Explicada por los Componentes Principales.*

El estudio resultó en siete componentes principales (PCA), siendo los cuatro primeros los que explican el 90% de la varianza total, se puede ver en la Tabla 12 los componentes principales.

**Tabla 12.** Componentes Principales (PCA)

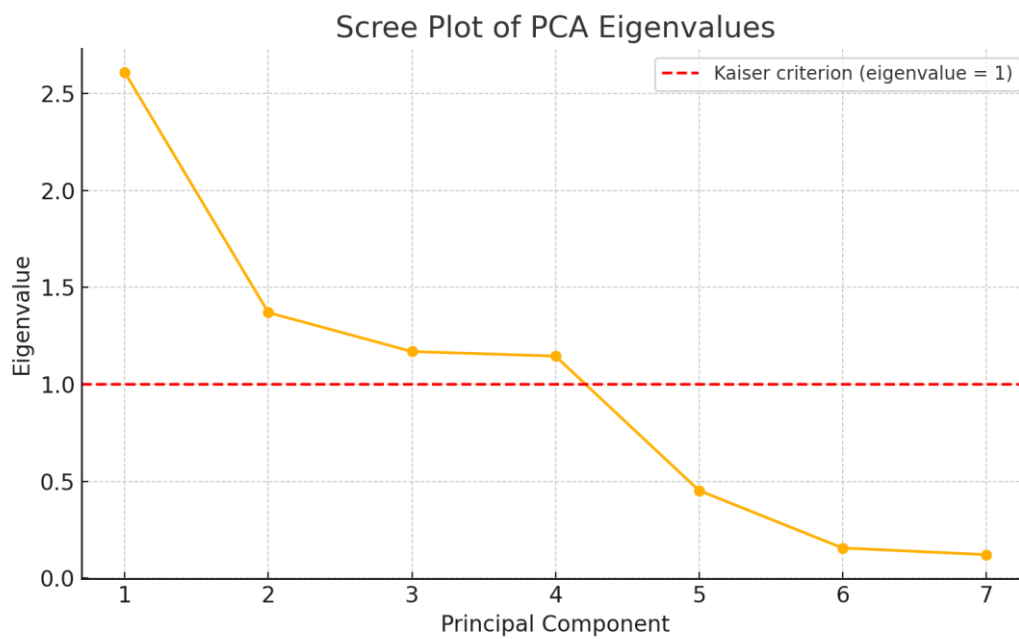
<b>Principal Component</b>	<b>Explained Variance</b>
PC1	37.15%
PC2	19.51%
PC3	16.65%
PC4	16.31%

PC5	6.44%
PC6	2.22%
PC7	1.73%

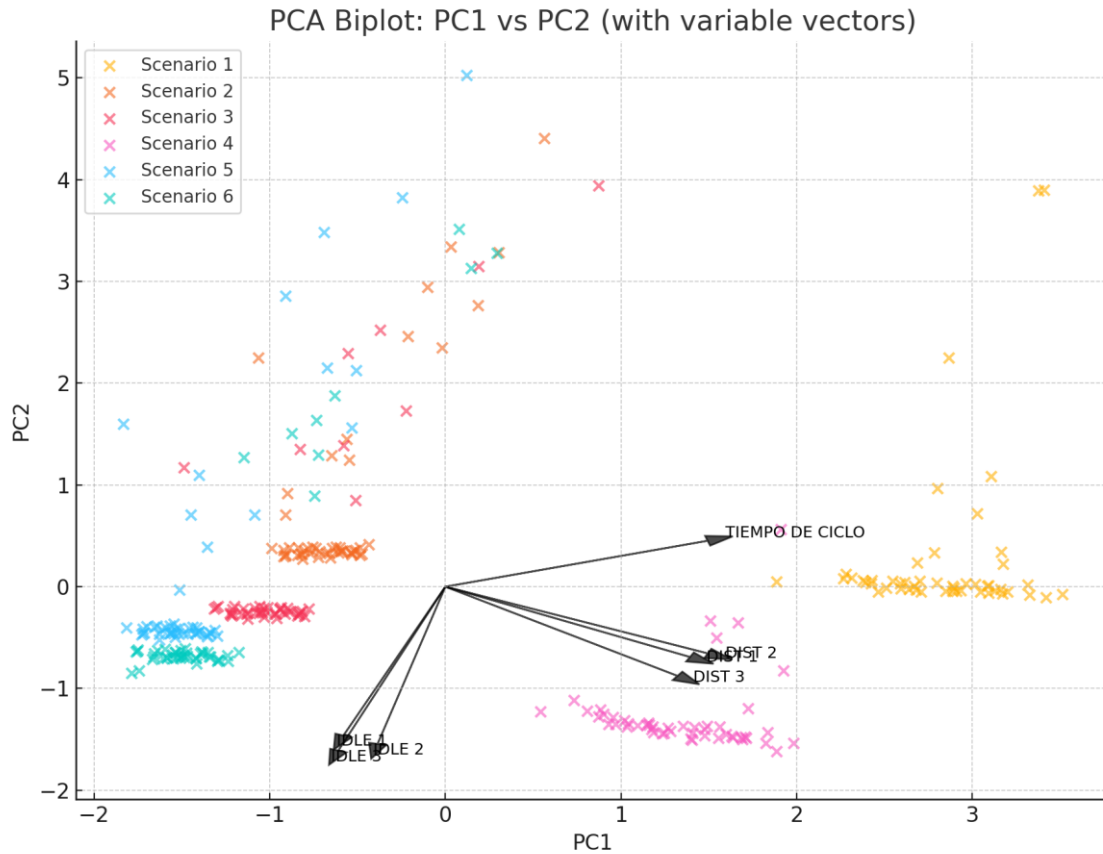
---

### Componentes Principales (PCA).

Se elaboró un diagrama biplot que ilustra la forma en que las variables iniciales aportan a los dos primeros elementos, se puede ver en las Figs. 17 y 18 las gráficas biplot.



**Figura 17:** Biplot del PCA



**Figura 18:** Biplot del PC1 vs PC2

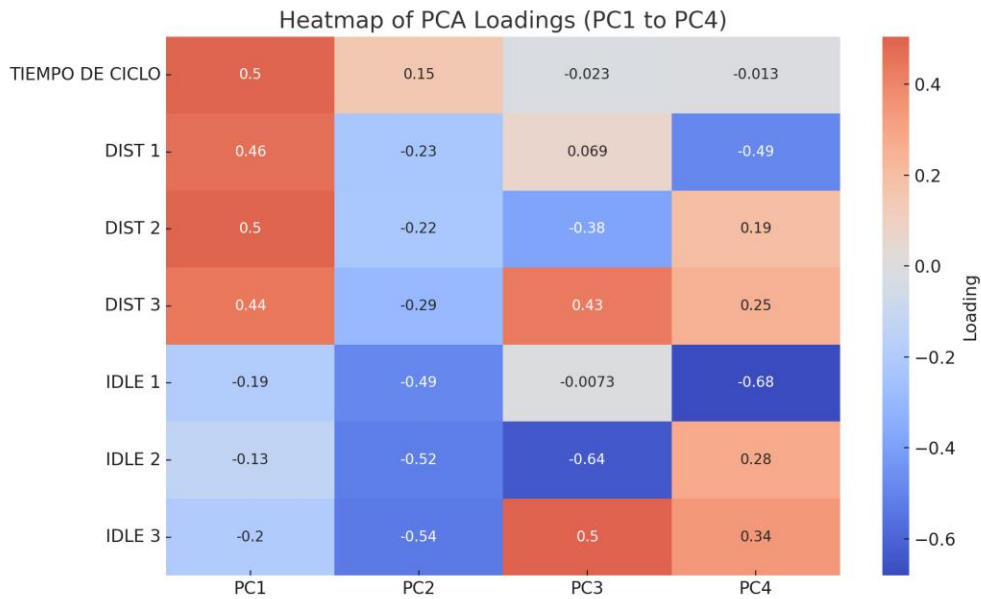
### 3.5.3. Cargas Factoriales y Fórmulas de Componentes

Cada elemento representa una mezcla lineal de las variables normalizadas. La ecuación del primer componente (PC1), que explica la mayoría de la varianza, se dio a la siguiente manera, se puede ver en la Fig. 19 el mapa de calor.

- $$PC1 = +0.4975 \times Z(TIEMPO DE CICLO) + +0.4641 \times Z(DIST 1) +$$

$$+0.4980 \times Z(DIST 2) + +0.4404 \times Z(DIST 3) + -0.1934 \times Z(IDLE 1) +$$

$$-0.1287 \times Z(IDLE 2) + -0.2031 \times Z(IDLE 3)$$



**Figura 19:** Mapa de calor de las cargas factoriales

### 3.5.4. Índice Compuesto de Eficiencia y Ranking Final

Para determinar un índice global de eficiencia, se generó un puntaje compuesto ponderando los tres primeros elementos de acuerdo con su varianza explicada.

- $Score = 0.563 \cdot PC1 + 0.211 \cdot PC2 + 0.126 \cdot PC3$

Este índice se determinó para cada una de las 300 observaciones (50 por cada escenario), y posteriormente se promedió por cada escenario para lograr una clasificación final se puede ver en la Tabla 13 el Score por escenarios.

**Tabla 13.** Score promedio por escenario

Ranking	Escenario	Score Compuesto	Interpretación
1	6	-0.719	Más eficiente
2	5	-0.609	Eficiente y balanceado
3	3	-0.424	Bueno

<b>Ranking</b>	<b>Escenario</b>	<b>Score Compuesto</b>	<b>Interpretación</b>
4	2	-0.129	Intermedio
5	4	+0.361	Menos eficiente
6	1	+1.521	Escenario base, menor rendimiento

---

Score promedio por escenario

### **3.6. Discusión de Resultados.**

La evaluación multivariada a través del Análisis de Componentes Principales (PCA) posibilitó la evaluación integral de la eficacia operacional de los seis escenarios simulados, teniendo en cuenta al mismo tiempo varias variables fundamentales (tiempo de ciclo, distancias cubiertas y tiempos muertos). Esta perspectiva proporciona una perspectiva más integral del desempeño global de cada estrategia de picking, en contraste con los análisis univariados convencionales.

Los hallazgos del PCA mostraron que los tres primeros elementos contribuyeron con más del 73% de la variabilidad total de la información. El primer componente (PC1), que constituye el 37.15% de la varianza, mantuvo una fuerte correlación con las variables de tiempo de ciclo y distancias, y de manera negativa con los tiempos muertos, estableciendo de esta manera un eje de eficiencia logística global.

Basándose en las calificaciones individuales y su suma por cada escenario, se elaboró un índice compuesto de eficiencia, que facilitó la creación de una clasificación objetiva de los escenarios. Esta clasificación posicionó al Escenario 6 (organización ABC + AGVs) como el de mayor rendimiento a nivel mundial, seguido por el Escenario 5 (organización por rack + AGVs) y el Escenario 3 (organización ABC + operadores humanos).

Por otro lado, el Escenario 1 (desorganizado + operadores humanos) se situó como el menos eficaz, con la mayor carga de trabajo operativa y una menor utilización de recursos. Es importante resaltar que el Escenario 4 (desorganizado + AGVs) tampoco mostró avances significativos, lo que fortalece la conclusión de que la automatización en sí misma no asegura eficacia si no se complementa con una estrategia de almacenamiento ordenado.

En resumen, los resultados del PCA corroboran la hipótesis de que la mezcla de estructura organizativa y tecnología posibilita alcanzar avances significativos en diversas dimensiones operativas. Esta prueba corrobora la legitimidad de implementar métodos logísticos integrados que fusionen la automatización y la organización del inventario para optimizar la eficiencia y la sostenibilidad en los centros de distribución.

#### **4. Conclusiones**

1. Se identificaron y analizaron las principales estrategias de picking aplicadas en la gestión logística de almacenes, entre ellas: la organización por rack, la clasificación ABC y la integración de automatización parcial mediante AGVs. Cada estrategia presenta ventajas particulares según el contexto operativo. Esta revisión teórica permitió fundamentar comparaciones más rigurosas en un entorno de simulación controlado.
2. Se desarrolló un modelo de simulación basado en eventos discretos que replicó las operaciones de un almacén bajo distintos niveles de organización y tecnología: desorganizado, organizado por rack y organizado según el método ABC, tanto con operadores humanos como con vehículos guiados automáticamente (AGVs). El modelo permitió implementar seis escenarios operativos. Los resultados obtenidos mediante indicadores clave de rendimiento (KPIs) mostraron que los escenarios organizados por rack (2 y 5) ofrecieron mejores resultados en términos de eficiencia operativa, especialmente en tiempo de ciclo y distancia total recorrida.
3. El análisis PCA se utilizó para evaluar de manera integrada el rendimiento general de cada escenario considerando simultáneamente todas las variables medidas. Este análisis multivariado evidenció que el Escenario 6 (organización ABC con AGVs) presentó el mejor desempeño global, seguido del Escenario 5 (rack con AGVs) y el Escenario 3 (ABC con operadores humanos). Estos resultados destacan que la eficiencia no depende únicamente de una variable aislada, sino de la interacción entre organización estructurada del inventario y automatización adecuada.

## **5. Recomendaciones**

4. Se recomienda a los responsables logísticos adoptar una estructura de almacenamiento organizada por rack, ya que esta estrategia ha demostrado reducir recorridos innecesarios, mejorar la asignación de tareas y facilitar la recolección eficiente de productos.
5. Los resultados sugieren que la incorporación de AGVs puede mejorar el rendimiento operativo, especialmente cuando se combinan con una estructura de almacenamiento bien definida. No obstante, se recomienda realizar un análisis de costo–beneficio previo, ya que su implementación puede ser costosa en entornos con baja rotación o alta variabilidad.
6. Se recomienda a las organizaciones implementar modelos de simulación antes de realizar cambios físicos o estructurales en sus almacenes. La simulación basada en eventos discretos permite visualizar el impacto de distintas estrategias, reducir incertidumbres y tomar decisiones basadas en datos.
7. Se recomienda analizar el perfil de los pedidos (frecuencia, tamaño, productos) y del inventario (rotación, clasificación ABC) antes de elegir una estrategia de picking. Aunque el método ABC puede ser útil en algunos contextos, no mostró ser el más eficiente en todos los KPI evaluados en esta simulación.

## 8. REFERENCIAS

- [1] P. Legato, M. Matteucci y R. M. Mazza, «Event-Based modeling and simulation for optimizing order picking.» *Internacional Conference on Modelling and Applied Simulation*, vol. 38, n° 2, pp. 110-125, 2022.
- [2] A. Zarinchang, K. Lee, I. Avazpour, J. Yang, D. Zhang y G. Knopf, «Adaptive warehouse storage location assignment with considerations to order-picking efficiency and worker safety.» *Journal of Industrial and Production Engineering*, 2024.
- [3] J. Gaercía y R. López, «Strategies for zone picking and wave picking in automated warehouses.» *Logistics Research*, vol. 32, n° 4, pp. 89-101, 2023.
- [4] M. Kordos, J. Boryczko, M. Blachnik y S. Golak, «Optimization of Warehouse Operations with Genetic Algorithms.» *MDPI*, 2020.
- [5] D. Villareal, M. Cevallos, D. Arias y K. Moya, «Optimización de los procesos de logística, su mejora y satisfacción al cliente.» *Concienci Digital*, pp. 216-233, 2022.
- [6] Z. Díaz, «Simulación de eventos discretos desde la ingeniería industrial.» *Publicación Smestral Pädi*, pp. 110-121, 2013.
- [7] L. Díaz y M. Rdríguez, «Impact of demand variability on picking strategies in large-scale warehouses.» *Operational Research Review*, vol. 15, n° 2, pp. 221-235, 2021.
- [8] R. Silva, A. Fernández y P. Lima, «Discrete event simulation for the evaluation of warehouse picking strategies.» *Simulation Journal*, vol. 22, n° 15, pp. 300-3015, 2022.
- [9] P. Yang, Z. Zhao y G. Huijie, «Order batch picking optimization under different storage scenarios for e-commerce warehouses.» *ScienceDirect*, 2020.
- [10] J. Duque, M. Cuellar y J. Cogollo, «Slotting y picking: una revisión de metodologías y tendencias,» de *Inganiare. Revista Chilena de Ingeniería*, 2020.
- [11] A. Catellanos, «Logística comercial internacional,» de *Logística comercial internacional*, Barranquilla, Universidad del Norte, 2021, p. 3.

- [12] Y. Zhuang, Y. Zhou, Y. Yuan, X. Hu y E. Hassini, «Order picking optimization with rack-moving mobile robots and multiple workstations.,» *Science Direct*, 2022.
- [13] G. Linaje, J. Canals y D. Fauli, «Robot: A Quantum Computing Approach in Mobile Robot Order Picking and Batching Problem Solver Optimization,» *MDPI*, 2021.
- [14] N. Shetty, B. Sah y S. H. Chung, «Route optimization for warehouse order picking operations via vehicle routing and simulation.,» *Springer Link*, 2020.
- [15] J. Bolaños, J. Saucedo, T. Salais y J. Marmolejo, «Optimization of the Storage Location Assignment and the Picker-Routing Problem by Using Mathematical Programming,» *MDPI*, 2020.
- [16] A. Silva, L. Coelho, M. Darvish y J. Renaud, «Integrating storage location and order picking problems in warehouse planning,» *Science Direct*, 2020.
- [17] S. Bbak, Y. Wang y H. Charkgard, «Wave order picking under the mixed-shelves storage strategy: A solution method and advantages,» *Science Direct*, 2022.