



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

**Problema multiobjetivo de conformación
de lotes, secuenciación y ruteo del
picking, considerando múltiples
operarios, vehículos con capacidad
heterogénea, almacenes 3D
multibloques, pedidos con llegadas
dinámicas y fechas de entrega con
ventanas de tiempo**

José Alejandro Cano Arenas

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Minas, Departamento de Ingeniería de la Organización
Medellín, Colombia
2020

Problema multiobjetivo de conformación de lotes, secuenciación y ruteo del picking, considerando múltiples operarios, vehículos con capacidad heterogénea, almacenes 3D multibloques, pedidos con llegadas dinámicas y fechas de entrega con ventanas de tiempo

José Alejandro Cano Arenas

Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de:

Doctor en Ingeniería - Industria y Organizaciones

Director:

Ph.D., Alexander Alberto Correa Espinal

Codirector:

Ph.D., Rodrigo Andrés Gómez Montoya

Línea de Investigación:

Gestión de la Cadena de suministro y logística.

Grupo de Investigación:

Modelamiento para la gestión de operaciones (GIMGO)

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Minas, Departamento de Ingeniería de la Organización

Medellín, Colombia

2020

- IV Problema multiobjetivo de conformación de lotes, secuenciación y ruteo del picking, considerando múltiples operarios, vehículos con capacidad heterogénea, almacenes 3D multibloques, pedidos con llegadas dinámicas y fechas de entrega con ventanas de tiempo
-

Un infinito agradecimiento a mi familia, mi esposa, mis padres y hermanos, gracias por todo el apoyo incondicional, por alentarme a ser cada día mejor y enfrentar los retos que nos impone la vida.

A ellos dedico mi esfuerzo y los pequeños logros que día a día he podido alcanzar a su lado.

Agradecimientos

Una dedicación muy especial para mi director de tesis, Alexander Alberto Correa Espinal, quien desde un inicio confió en mí para apoyarme en todo el proceso doctoral, a través de sus consejos en cada asesoría y su experiencia como investigador me permitió vivir un proceso de formación científica riguroso y satisfactorio. Igualmente, un agradecimiento muy especial para mi co-director de tesis Rodrigo Andrés Gómez Montoya, quien a través de sus consejos de amigo y colega me orientó para enfrentar el día a día de la formación doctoral. Gracias a ellos fue posible la ejecución de proyectos de investigación derivados de esta tesis doctoral, la realización de una pasantía internacional, ponencias internacionales, y publicación de varios productos de investigación de alto nivel, que en conjunto permitieron la culminación de esta tesis de doctorado.

Resumen

Esta tesis de doctorado tiene como objetivo solucionar el problema multiobjetivo de conformación de lotes, secuenciación, asignación y ruteo del *picking* (PMCLSARP), considerando vehículos heterogéneos, almacenes 3D multibloques, pedidos con llegadas dinámicas (en línea) y fechas de entrega con ventanas de tiempo. Para esto, se realizó una revisión sistemática de la literatura que caracterizó los componentes principales para una aproximación a la complejidad y realidad de la preparación de pedidos (*picking*) en almacenes y centros de distribución. A través de la formulación matemática del PMCLSARP se logra la modelación del problema a abordar en la tesis, el cual se clasifica como *NP-Hard* debido a su complejidad. Para solucionar el PMCLSARP en línea, se diseña y desarrolla un algoritmo denominado AGOG+AGOI que anida dos algoritmos genéticos, y a dichos algoritmos se les realiza una validación de parámetros para encontrar la combinación que brinde mejor desempeño para la función objetivo y tiempos de computación. El desempeño del AGOG+AGOI se valida a través de diferentes escenarios de operación de almacenes y centros de distribución, y se compara con los resultados obtenidos con dos puntos de referencia, obteniendo ahorros promedio en la función objetivo del 25,2% y 18,6% al comparar el AGOG+AGOI con los algoritmos FCFS-SS3D y EDD-SS3D, respectivamente. Por lo tanto, el AGOG+AGOI brinda soluciones satisfactorias en eficiencia operativa (tiempo de *picking*) y servicio al cliente (tardanza y prontitud), y en tiempos de computación razonables para ambientes operativos de almacén, que pueden variar entre 34 segundos y 2,8 minutos para cada corrida del AGOG+AGOI.

Palabras clave: Preparación de pedidos (*picking*), conformación de lotes, secuenciación, asignación, ruteo del *picking*, algoritmos genéticos, gestión de almacenes.

Multi-objective order batching, sequencing and routing picking problem considering on-line orders, multiple pickers, heterogeneous vehicles, multi-block 3D warehouses, and due-windows

Abstract

This doctoral thesis aims to solve the multi-objective order batching, batch sequencing, batch assignment, and picker routing problem (PMCLSARP), considering heterogeneous vehicles, multi-block 3D warehouses, customer orders with dynamic arrivals (online) and due-windows. For this, a systematic literature review is performed to characterize the complexity and reality of order picking systems. Then, a mathematical formulation is proposed for the PMCLSARP, showing this problem is classified as NP-Hard due to its complexity. To solve the online PMCLSARP, an algorithm called AGOG + AGOI is designed and developed by nesting two genetic algorithms, and the parameters of these algorithms are validated to find the combination that provides the best performance for the objective function and computing time. The performance of the AGOG + AGOI is validated through different experimental scenarios and it is compared with the results provided by two benchmarks, obtaining average savings in the objective function of 25.2% and 18.6% when comparing AGOG + AGOI with the algorithms FCFS-SS3D and EDD-SS3D respectively. Consequently, the AGOG + AGOI provides satisfactory solutions for warehouse operating environments regarding operational efficiency (picking time), customer service (tardiness and earliness), and reasonable computing time, which can vary between 34 seconds and 2,8 minutes for each run of the algorithm.

Keywords: Order picking, order batching, sequencing, assignment, picker routing, genetic algorithms, warehouse management.

Contenido

Resumen	VII
Lista de figuras	XII
Lista de tablas	XIV
Introducción	17
1. Análisis del estado del arte	21
1.1 Revisión sistemática de la literatura (SLR)	23
1.2 Problemas conjuntos en la preparación de pedidos	29
1.3 Soluciones a problemas de preparación de pedidos	30
1.4 Entornos reales de almacenes y centros de distribución	34
1.4.1 Almacenes 3D y múltiples bloques	34
1.4.2 Órdenes de cliente en línea	36
1.4.3 Fechas de entrega	37
1.4.4 Multiobjetivo.....	38
1.4.5 Múltiples operarios y vehículos heterogéneos	39
1.4.6 Metaheurísticos	40
1.5 Oportunidad de investigación y propuesta de investigación	41
2. Planteamiento del PMCLSARP	45
2.1 Supuestos	45
2.2 Distancias y tiempos de recorrido en almacenes 3D	46
2.3 Modelo matemático para el PMCLSARP	49
2.3.1 Índices y conjuntos	50
2.3.2 Parámetros	50
2.3.3 Variables de decisión.....	50
2.3.4 Formulación matemática para el modelo del PMCLSARP	51
3. Métodos metaheurísticos para solucionar el PMCLSARP	55
3.1 Algoritmo genético para la conformación, secuenciación y asignación de lotes	56
3.1.1 Esquema de codificación orientado a grupos.....	59
3.1.2 Población inicial	59
3.1.3 Función de aptitud (función objetivo)	61
3.1.4 Operador de cruzamiento	61
3.1.5 Operadores de elitismo e inmigración.....	63
3.1.6 Operador de mutación	63
3.1.7 Creación de una nueva población y criterio de parada.....	64
3.2 Algoritmo genético para el ruteo del <i>picking</i>	64
3.2.1 Esquema de codificación orientado a ítems.....	66

X	Problema multiobjetivo de conformación de lotes, secuenciación y ruteo del picking, considerando múltiples operarios, vehículos con capacidad heterogénea, almacenes 3D multibloques, pedidos con llegadas dinámicas y fechas de entrega con ventanas de tiempo	
<hr/>		
3.2.2	Población inicial.....	66
3.2.3	Función de aptitud (función objetivo).....	67
3.2.4	Operador de cruzamiento.....	67
3.2.5	Operadores de elitismo e inmigración	68
3.2.6	Operador de mutación.....	69
3.2.7	Creación de una nueva población y criterio de parada	71
3.2.8	Refinamiento de la mejor solución con búsqueda local	72
3.3	Algoritmo en línea para el PMCLSARP (AGOG+AGOI).....	72
3.3.1	Heurísticas para la comparación del desempeño del AGOG+AGOI	77
4.	Validación de parámetros para los algoritmos de solución del PMCLSARP.....	81
4.1	Ajuste de parámetros del AGOG.....	81
4.2	Ajuste de parámetros del AGOI	87
5.	Experimentos y resultados	93
5.1	Experimentos.....	93
5.1.1	Preguntas de experimentación (PE).....	94
5.1.2	Unidad experimental	95
5.1.3	Factores y niveles para el PMCLSARP en línea.....	97
5.1.4	Variables respuesta para el PMCLSARP en línea	99
5.1.5	Identificación del diseño de experimentos y diseño del plan experimental... ..	100
5.2	Resultados y discusión	102
5.2.1	Desempeño de los algoritmos para solucionar el PMCLSARP en línea	110
5.2.2	Factores que influyen en el desempeño del AGOG+AGOI para solucionar el PMCLSARP en línea	115
5.2.3	Componentes de la función objetivo.....	119
5.2.4	Reconfiguración de órdenes y lotes, y tiempo de computación	123
6.	Conclusiones y recomendaciones	127
6.1	Conclusiones	127
6.2	Recomendaciones y trabajos futuros	134
	Anexos.....	137
A.	Problema de conformación de lotes, secuenciación y ruteo en sistemas manuales de preparación de pedidos: revisión sistemática de la literatura	137
B.	A review of research trends in order batching, sequencing and picker routing problems.....	138
C.	Order picking optimization based on a picker routing heuristic: minimizing total traveled distance in warehouses	139
D.	Distance and travel time modeling in high-level picker-to-part systems (3-D warehouses).....	140
E.	Mathematical programming modeling for joint order batching, sequencing and picker routing problems in manual order picking systems	141

F. Formulations for joint order picking problems in low-level picker-to-part systems	142
G. Algoritmo genéticos orientados a grupos para el problema multiobjetivo de conformación, asignación y secuenciación de lotes.....	143
H. Solución del problema de conformación y secuenciación de lotes con múltiples operarios: algoritmo genético por grupos	144
I. Genetic algorithms for the picker routing problem in multi-block warehouses	145
J. Solución con metaheurísticas del problema de ruteo de la preparación de pedidos en almacenes 3D multibloque.....	146
K. Parameters for a genetic algorithm: an application for the order batching problem	147
L. An evaluation of picking routing policies to improve warehouse efficiency ...	148
M. Solución del problema de conformación de lotes en almacenes utilizando algoritmos genéticos	148
N. Routing policies in multi-parallel warehouses: an analysis of computing times.....	149
O. Using genetic algorithms for order batching in multi-parallel-aisle picker-to-parts	150
Bibliografía	153

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1-1: Interacción de los sub-problemas de la preparación de pedidos	22
Figura 1-2: Etapas de la revisión sistemática de literatura (<i>SLR</i>).....	24
Figura 1-3: Brechas del conocimiento a abordar con la solución del PMCLSARP	42
Figura 2-1: Diseño de un almacén 3D de múltiples bloques	47
Figura 2-2: Distancia vertical considerando nivel de altura para abandonar un pasillo	48
Figura 2-3: Esquema del modelo del PMCLSARP.....	53
Figura 3-1: Diagrama de para la solución del PMCLSARP	56
Figura 3-2: Esquema de codificación para el AGOG	59
Figura 3-3: Procedimiento de agrupación de órdenes para el AGOG	61
Figura 3-4: Operador de cruzamiento para el AGOG	62
Figura 3-5: Operador de mutación del AGOG	63
Figura 3-6: Esquema de codificación para el AGOI	66
Figura 3-7: Operador de cruzamiento y mecanismo de corrección en el AGOI	68
Figura 3-8: Mutación SWAP del AGOI.....	69
Figura 3-9: Mutación de Región del AGOI.....	70
Figura 3-10: Diagrama de flujo para el procedimiento de búsqueda local en el PRP....	71
Figura 3-11: Liberación de órdenes de cliente provenientes de lotes eliminados al comenzar una nueva ventana de tiempo.....	74
Figura 3-12: Diagrama de flujo para el algoritmo AGOG+AGOI para el PMCLSARP en línea	76
Figura 3-13: Heurísticas FCFS-SS3D y EDD-SS3D	78
Figura 5-1: Intervalos de las medias del valor de la función objetivo para los métodos de solución propuestos	111
Figura 5-2: Desempeño de los algoritmos según configuración de almacén, número de órdenes y porcentaje de la longitud de ventana de tiempo	112
Figura 5-3: Desempeño de los algoritmos según número de órdenes, porcentaje de la longitud de ventana de tiempo, y ponderación de la función objetivo	113
Figura 5-4: Gráficos de residuos del ahorro del AGOG+AGOI frente al FCFS-SS3D	116
Figura 5-5: Interacción de factores <i>Órdenes*Ponderación</i> (a), <i>Almacén*%TW</i> (b), y <i>%TW*Ponderación</i> (c) para el ahorro del AGOG+AGOI frente al FCFS- SS3D.....	117
Figura 5-6: Gráficos de residuos del ahorro del AGOG+AGOI frente al FCFS-SS3D	118

Figura 5-7:	Interacción de factores <i>Almacén*Ponderación</i> para el ahorro del AGOG+AGOI frente al EDD-SS3D	119
Figura 5-8:	Tiempo de <i>picking</i> promedio por configuración de almacén y número de órdenes	120
Figura 5-9:	Tardanza promedio por configuración de almacén, número de órdenes y %TW	121
Figura 5-10:	Prontitud promedio por configuración de almacén y número de órdenes	122
Figura 5-11:	Promedio de componentes de la función objetivo según configuración de almacén y número de órdenes	123
Figura 5-12:	Reconfiguración de lotes y órdenes según %TW y número de órdenes .	124
Figura 5-13:	Tiempo de computación (segundos) según el número de órdenes y %TW	125

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1-1: Componentes relacionados con la complejidad y realidad de los sistemas de preparación de pedidos	26
Tabla 1-2: Funciones objetivo en modelos de preparación de pedidos	28
Tabla 1-3: JOPP en la literatura.....	31
Tabla 3-1: Métodos de solución para el PRP basados en AGOI y ACO.....	64
Tabla 4-1: Parámetros en algoritmos genéticos orientados a ítems.....	81
Tabla 4-2: Parámetros utilizados en algoritmos genéticos basados en grupos	82
Tabla 4-3: Valores experimentales para los parámetros del algoritmo genético.....	83
Tabla 4-4: Valores experimentales para los parámetros del algoritmo genético.....	83
Tabla 4-5: Resultado de desempeño de los parámetros del algoritmo genético	84
Tabla 4-6: Tamaño del algoritmo genético según el tamaño de población.....	85
Tabla 4-7: Tamaño del algoritmo genético según el número de iteraciones.....	85
Tabla 4-8: Tamaño del algoritmo genético según la tasa de cruzamiento (Cr).....	86
Tabla 4-9: Parámetros de algoritmos genéticos para el PRP propuestos en la literatura	87
Tabla 4-10: Resultados de los parámetros del AGOI	88
Tabla 4-11: Escenarios experimentales para comparar el AGOI con la solución óptima	90
Tabla 4-12: Desempeño del AGOI comparado con la solución óptima.....	90
Tabla 4-13: Parámetros de control para el AGOG y AGOI	92
Tabla 5-1: Etapas de la validación experimental para el PMCLSARP en línea	93
Tabla 5-2: Configuraciones de almacén para los experimentos de simulación	94
Tabla 5-3: Parámetros experimentales para el ambiente de simulación	96
Tabla 5-4: Configuraciones de almacén para los experimentos de simulación	98
Tabla 5-5: Combinación de parámetros de ponderación para los objetivos del PMCLSARP	99
Tabla 5-6: Diseño de experimentos para el AGOG+AGOI vs FCFS-SS3D	101
Tabla 5-7: Diseño de experimentos para el AGOG+AGOI vs EDD-SS3D.....	101
Tabla 5-8: Resultados de las instancias experimentales.....	103
Tabla 5-9: ANOVA para el factor “algoritmo de solución” del PMCLSARP en línea ..	110
Tabla 5-10: Comparaciones de Fisher por pares	111

Tabla 5-11:	Resultados computacionales por escenario para el PMCLSARP en línea 113
Tabla 5-12:	Ahorros del AGOG+AGOI para los experimentos computacionales.....114
Tabla 5-13:	ANOVA para el ahorro del AGOG+AGOI respecto al FCFS-SS3D.....115
Tabla 5-14:	ANOVA para el ahorro del AGOG+AGOI respecto al EDD-SS3D.....117

Introducción

Los almacenes son componentes esenciales para la gestión de la cadena de suministro y la logística (Cheng, Chen, Chen, & Yoo, 2015), debido a que son responsables de enlazar proveedores, plantas de producción, sistemas de distribución, y sistemas de recuperación de productos, con el fin de satisfacer la demanda de los clientes a través del cumplimiento de las fechas de entrega de las órdenes de clientes (Ballestín, Pérez, Lino, Quintanilla, & Valls, 2013; Henn, 2015). Esta situación hace que el desempeño de las operaciones de almacenes y centros de distribución (CEDIS) afecte significativamente el servicio al cliente, los costos y la eficiencia de toda la cadena de suministro (T. L. Chen, Cheng, Chen, & Chan, 2015; Koch & Wäscher, 2016), hasta el punto en que la operación de almacenes represente alrededor de un 20% de los costos totales de la cadena de suministro (Rubrico, Ota, Tamura, Akiyoshi, & Higashi, 2004).

Por esto, la gestión de almacenes debe encontrar la forma más económica de recuperar órdenes de clientes, minimizando los costos relacionados con distancias recorridas, tiempo invertido, y minimizando la tardanza y prontitud en la entrega al cliente. Dentro de las operaciones de los almacenes y centros de distribución, el problema de preparación de pedidos u *order picking problem* (OPP) es la más costosa al representar 50%–70% del costo operativo total de un almacén (Bartholdi & Hackman, 2014; De Koster, Le-Duc, & Roodbergen, 2007; Kulak, Sahin, & Taner, 2012; Ong & Joseph, 2014), debido a que es una operación altamente repetitiva e intensa en el uso de mano de obra en sistemas de preparación de pedidos manuales, denominados también como sistemas *picker-to-parts systems* (Grosse, Glock, & Neumann, 2017; J. Zhang, Wang, Chan, & Ruan, 2017).

En los sistemas de preparación de pedidos manuales, los operarios de *picking* recorren los pasillos de un almacén, ya sea caminando o utilizando un vehículo de *picking*, con el fin de recuperar los ítems de las posiciones de almacenamiento para satisfacer las órdenes de los clientes (J. Zhang, Wang, Chan, et al., 2017; R. Zhang, Wang, & Pan, 2019). Dichos

sistemas de almacenamiento prevalecen aún en la práctica empresarial e industrial debido a que la mano de obra continua representando un factor importante en almacenes gracias a la flexibilidad ofrecida por operadores humanos (Lee, Chang, Shim, & Cho, 2015), bajos costos de mano de obra y dificultad de acceso a tecnologías de automatización en países con menor nivel de desarrollo, llegando a cifras en las cuales hasta un 80% de los almacenes a nivel mundial se siguen operando manualmente para la preparación de pedidos (Grosse et al., 2017). En consecuencia, mejorar el desempeño de sistemas de preparación de pedidos manuales es un interés prioritario en la gestión de almacenes, ya sea para empresas tradicionales o compañías de comercio electrónico B2C (empresa-a-consumidor) (J. Zhang, Wang, Chan, et al., 2017), y por lo tanto, el éxito de la gestión de almacenes depende de cómo se recuperen las órdenes de clientes en el proceso de preparación de pedidos (Menéndez, Pardo, Sánchez-Oro, & Duarte, 2017).

Con el fin de aumentar la eficiencia en los sistemas de preparación de pedidos manuales, la industria y la literatura han realizado esfuerzos en el desarrollo de modelos para agrupar varias órdenes de clientes en lotes o rutas de *picking* (problemas de conformación de lotes - OBP), secuenciar los lotes generados (problemas de secuenciación de lotes - BSP), asignar los lotes generados a múltiples operarios o vehículos de *picking* (problemas de asignación de lotes - BAP) y optimizar el ruteo dentro del almacén para recuperar productos (problemas de ruteo del *picking* - PRP) con métodos heurísticos y metaheurísticos. Estos problemas se han solucionado principalmente de forma aislada o independiente, y en los últimos años se han comenzado a abordar dichos problemas de forma conjunta, simultánea o integrada (problemas conjuntos de preparación de pedidos - JOPP) para mejorar significativamente la eficiencia de las operaciones de distribución en almacenes (Li, Huang, & Dai, 2017; Lin, Kang, Hou, & Cheng, 2016; Scholz, Schubert, & Wäscher, 2017; Scholz & Wäscher, 2017); sin embargo, los problemas conjuntos aún requieren la inclusión de elementos reales tales como la operación con múltiples agentes, las llegadas dinámicas de órdenes de clientes que obligan a reprogramar las operaciones del almacén, órdenes de clientes con ventanas de tiempo para la entrega, modelamiento de almacenes 3D, entre otras.

Adicionalmente, solucionar problemas conjuntos de preparación de pedidos (JOPP) implica la propuesta de soluciones rápidas y prácticas, especialmente al considerar condiciones de operación reales de almacenes. Teniendo en cuenta que el número de órdenes en las operaciones de *picking* suelen ser alto, y los productos e ítems requeridos en cada orden son complejos y diversos, los OBP, BSP, BAP, y PRP se consideran problemas *NP-Hard* (T. L. Chen et al., 2015). Por ejemplo, el problema de conformación de lotes se considera un problema *NP-Hard* si el número de órdenes de clientes por lote es mayor a dos (Gademann & van de Velde, 2005), y el problema del ruteo del *picking* se soluciona como un problema del vendedor viajero tipo Steiner (STSP), el cual también es *NP-Hard*, cuando se calculan previamente todas las distancias entre todos los nodos existentes (Scholz et al., 2017). Por lo tanto, encontrar soluciones exactas para JOPP en tiempos razonables sigue representando un reto para la academia y las empresas, por lo cual los principales enfoques de solución que prevalecen actualmente son los métodos metaheurísticos, capaces de brindar soluciones de alta calidad en tiempos cortos de computación, tal y como lo requieren los JOPP, que se ejecutan de forma repetitiva en un mismo turno de trabajo.

Por estos motivos, el objetivo de esta tesis de doctorado es solucionar de forma eficiente y eficaz el problema multiobjetivo de conformación de lotes, secuenciación, asignación y ruteo del *picking* (PMCLSARP), considerando vehículos heterogéneos, almacenes 3D con múltiples bloques, pedidos con llegadas dinámicas y fechas de entrega con ventanas de tiempo. A través del alcance de este objetivo se pretende cerrar la brecha en el conocimiento sobre modelos JOPP que abarquen la inclusión de nuevos parámetros y condiciones reales que enfrentan los almacenes y centros de distribución, y en el conocimiento de métodos de solución que aborden la complejidad de las relaciones de dichos elementos y brinden soluciones pseudo-óptimas en tiempos cortos de computación. En este sentido, en la hipótesis de esta tesis de doctorado se considera que el PMCLSARP, considerando vehículos heterogéneos, almacenes 3D con múltiples bloques, pedidos con llegadas dinámicas y fechas de entrega con ventanas de tiempo, puede solucionarse de forma eficiente y eficaz a través del desarrollo de metaheurísticos (MH).

El logro del objetivo principal se alcanza a través del desarrollo de los objetivos específicos mencionados a continuación: 1) Caracterizar los componentes principales que permitan hacer una aproximación a la complejidad y realidad de la preparación de pedidos (*picking*)

en almacenes y centros de distribución; 2) Formular un modelo matemático que represente adecuadamente el PMCLSARP, considerando vehículos heterogéneos, almacenes 3D con múltiples bloques, pedidos con llegadas dinámicas y fechas de entrega con ventanas de tiempo; 3) Diseñar y desarrollar metaheurísticos efectivos para solucionar el modelo que representa el PMCLSARP, considerando vehículos heterogéneos, almacenes 3D con múltiples bloques, pedidos con llegadas dinámicas y fechas de entrega con ventanas de tiempo; 4) Validar los parámetros a utilizar en las metaheurísticas desarrolladas para el PMCLSARP; y validar el desempeño de las metaheurísticas desarrolladas en diferentes escenarios de operación de almacenes y CEDIS.

Para el logro de los objetivos específicos de esta tesis de doctorado, se presenta en el Capítulo 1, el análisis del estado del arte, en el cual se demuestra hasta dónde ha llegado la literatura en cuando a la solución de problemas conjuntos de preparación de pedidos, y la necesidad de involucrar elementos reales en modelos de JOPP. En el Capítulo 2, se realiza el planteamiento del JOPP, mostrando los supuestos de operación de los almacenes a considerar y el modelamiento matemático del problema abordado. En el Capítulo 3, se presentan las metaheurísticas desarrolladas para solucionar el problema conjunto de conformación de lotes, secuenciación, asignación y ruteo del *picking*. El Capítulo 4, muestra la validación de los parámetros utilizados para las metaheurísticas propuestas, y explica su adaptación al JOPP propuesto en esta tesis. En el Capítulo 5, se plantean los experimentos y se presentan los resultados obtenidos de dichos experimento, con el fin demostrar el desempeño de las soluciones encontradas. En el Capítulo 6, se presentan las principales conclusiones y hallazgos de esta tesis de doctorado.

1. Análisis del estado del arte

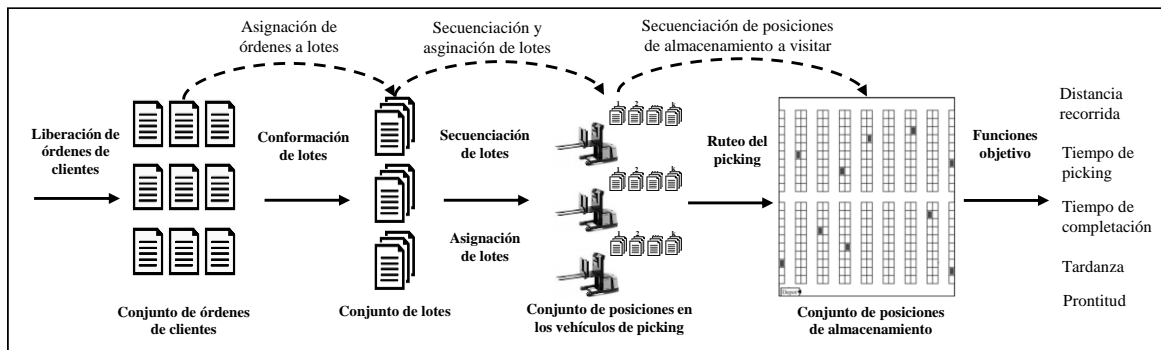
En este capítulo se presentará una revisión sistemática de literatura para establecer el estado del arte de los sistemas de preparación de pedidos en almacenes manuales, con el fin de establecer las brechas en el conocimiento que se abordarán con el desarrollo de esta tesis de doctorado.

El rápido desarrollo del comercio electrónico B2C ha representado un desafío para los almacenes y centros de distribución para manejar mayores cantidades de pedidos con cantidades más pequeñas por ítem, proporcionando una entrega exacta y rápida, recuperando todos los pedidos en ventanas de tiempo cortas antes de su tiempo de entrega (Moons, Ramaekers, Caris, & Arda, 2017; Van Gils, Ramaekers, Braekers, Depaire, & Caris, 2018). Las empresas de comercio electrónico a menudo usan sistemas de preparación de pedidos manuales en sus almacenes, debido a la flexibilidad y escalabilidad que proporcionan estos sistemas (Schrotenboer, Wruck, Roodbergen, Veenstra, & Dijkstra, 2017), por lo tanto, los sistemas de preparación de pedidos determinan la eficiencia de las operaciones de almacenes en términos de costo y capacidad de respuesta (Li et al., 2017), lo que garantiza que los artículos se entreguen a los clientes en el período de tiempo requerido (J. Zhang, Wang, Chan, et al., 2017). Además, en las empresas de comercio electrónico B2C, los pedidos se lanzan en línea y deben recogerse de las posiciones de almacenamiento y entregarse en camiones a los clientes (J. Zhang, Wang, & Huang, 2017), definiendo qué orden de cliente debe ser atendida directamente y cuál debe atenderse más tarde (J. Zhang, Wang, & Huang, 2016), satisfaciendo los objetivos de eficiencia operativa y servicio al cliente (Jason Chao-Hsien Pan, Shih, & Wu, 2015). Incluso estos entornos de comercio electrónico a veces operan en almacenes con pasillos ultra angostos que dificultan que múltiples operarios de *picking* atraviesen los pasillos del almacén (F. Chen, Xu, & Wei, 2019b).

En respuesta a la necesidad de minimizar los costos relacionados con la distancia recorrida, el tiempo de *picking*, la tardanza y prontitud en el cumplimiento de los pedidos de los clientes, la operación de conformación de lotes ofrece la forma más económica de recuperar las órdenes de los clientes, al consolidar las órdenes en lotes, para recuperar varias órdenes de clientes en una solo recorrido o tour (Henn & Schmid, 2013). Por lo tanto,

la conformación de lotes sigue un criterio de agrupación que depende de los ítems comunes, fechas de entrega, ubicaciones y proximidad de los ítems de las órdenes de los clientes (Bustillo, Menéndez, Pardo, & Duarte, 2015). Una vez que se forman los lotes, el proceso de secuenciación y asignación de lotes determina cómo se liberan los lotes y se asignan a los operarios de *picking* para su recuperación, a fin de lograr una alta eficiencia de *picking* y minimizar la tardanza de las órdenes (T. L. Chen et al., 2015; Henn, 2015). Luego, se resuelve un problema de ruteo del *picking* para cada lote, planificando un recorrido o una secuencia que comienza y termina en un lugar llamado *Depot*, visitando diferentes posiciones de almacenamiento, recuperando los productos para cada lote y minimizando la distancia y el tiempo de recorrido (Hsieh & Huang, 2011). En consecuencia, la Figura 1-1 muestra la interacción de los problemas de conformación de lotes, secuenciación, asignación y ruteo del *picking*.

Figura 1-1: Interacción de los sub-problemas de la preparación de pedidos



Fuente: Elaboración propia

En los últimos años, los OBP, BSP, BAP y PRP se han abordado conjuntamente, de forma parcial o completa, para proporcionar una solución integral al problema de preparación de pedidos, reduciendo costos y tiempos operativos, y mejorando el servicio al cliente (Tsai, Liou, & Huang, 2008; Won & Olafsson, 2005). La necesidad de integrar las operaciones de preparación de pedidos surge debido a que la selección de pedidos para formar lotes y la secuencia para asignar lotes a las rutas de *picking* influyen tanto en la planificación de la ruta de *picking* como en el cumplimiento de las fechas de entrega (Kulak et al., 2012). Por lo tanto, la integración de los problemas de preparación de pedidos produce beneficios de rendimiento significativos en comparación con la resolución secuencial de estos

problemas, y muestra la importancia de estudiar conjuntamente múltiples problemas de planificación de preparación de pedidos (Van Gils, Ramaekers, Caris, & de Koster, 2018). Sin embargo, solucionar problemas conjuntos de preparación de pedidos representa un gran desafío, ya que se deben desarrollar soluciones rápidas y efectivas adaptadas a las complejidades de los entornos reales de los almacenes (Cergibozan & Tasan, 2019; Davarzani & Norrman, 2015; Kulak et al., 2012). Teniendo en cuenta que el número de pedidos en las operaciones de *picking* suele ser muy grande, y los ítems requeridos por cada pedido son complejos y diversos, el PMCLSARP se considera un problema *NP-Hard* (T. L. Chen et al., 2015; Gademann & van de Velde, 2005).

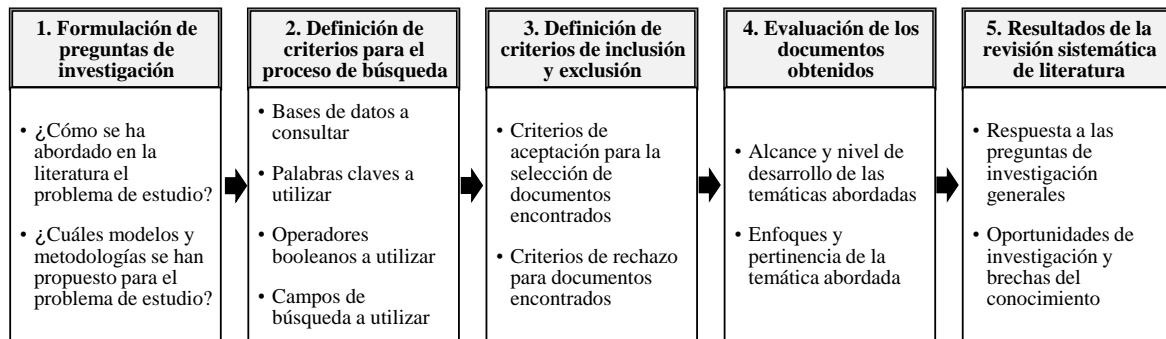
Por lo tanto, se requiere un estudio más profundo, una revisión de literatura y estado del arte, de los problemas de planificación operativa de sistemas de preparación de pedidos y de los entornos reales de los almacenes y centros de distribución, que incluyan el análisis de la conformación de lotes, secuenciación, asignación y ruteo del *picking*, problemas en línea, múltiples operadores o vehículos de *picking*, vehículos de *picking* heterogéneos, almacenes de múltiples bloques, problemas multiobjetivos, fechas de entrega, entre otros. Estos problemas y elementos permiten que el modelamiento de la preparación de pedidos se acerque más a la realidad de los entornos actuales de los almacenes.

1.1 Revisión sistemática de la literatura (SLR)

Para determinar los aportes más significativos de los últimos 20 años relacionados con la optimización de la preparación de pedidos en almacenes y centros de distribución, se utilizó la metodología de revisión sistemática de la literatura (*SLR – Systematic Literature Review*) desarrollada por Kitchenham (Kitchenham, 2004), debido a que permite identificar, de forma organizada y esquemática, oportunidades de investigación y brechas en el conocimiento a partir de la formulación de preguntas de investigación. La metodología para la *SLR* se enfoca en diferentes etapas que permiten identificar, sintetizar, y plantear los antecedentes y preguntas de investigación alrededor del tema de la optimización de la preparación de pedidos. Para esto se estructura un proceso de búsqueda, en el cual se establecen las palabras claves y ecuaciones de búsqueda para utilizar en bases de datos científicas, así como también se establecen los criterios de inclusión o exclusión para obtener los documentos apropiados para realizar una revisión de la literatura y estado del

arte, bajo un esquema riguroso y objetivo. Las etapas de la *SLR* se presentan en la Figura 1-2.

Figura 1-2: Etapas de la revisión sistemática de literatura (*SLR*)



Fuente: Elaboración propia

Para identificar cómo se ha abordado la optimización de la preparación de pedidos en la literatura en los últimos 20 años, se formularon las siguientes preguntas de investigación:

- ¿Cómo se ha abordado el concepto de optimización de las operaciones manuales de preparación de pedidos en almacenes y centros de distribución desde 1999 hasta 2019?
- ¿Cuáles componentes y elementos se han tenido en cuenta para la optimización de las operaciones manuales de preparación de pedidos en almacenes y centros de distribución desde 1999 hasta 2019?
- ¿Qué modelos o metodologías han sido propuestas desde 1999 hasta 2019 para la optimización de las operaciones manuales de preparación de pedidos en almacenes y centros de distribución?
- De los modelos o metodologías para la optimización de las operaciones manuales de preparación de pedidos en almacenes y centros de distribución, ¿qué temáticas están pendientes por resolver para ofrecer soluciones que se ajusten a los requerimientos y necesidades reales de los almacenes y centros de distribución?

Para llevar a cabo el proceso de búsqueda de literatura, se tuvieron en cuenta documentos que estuvieran indexados en bases de datos de alto impacto internacional. En este sentido,

la búsqueda de documentos se realizó en las bases de datos de *Scopus*, *WOS-ISI (Web of Science)*, *Science Direct*, *Wiley*, *Engineering Village*, *Springer* y *Taylor & Francis*. Igualmente, se tuvieron en cuenta bases de datos con alcance latinoamericano tales como *SciELO*, *Redalyc* y *Latindex*; y repositorios de tesis de doctorado tales como la Biblioteca Digital de Colombiana (BDCOL), la Red Federada de Repositorios Institucionales de Publicaciones Científicas (LA Referencia) y Tesis Doctorales en Red (TDX). Debido a que esta tesis de doctorado se centra en sistemas *picker-to-parts*, la estrategia de búsqueda de literatura se enfoca en las expresiones “*order batch**” AND (*warehouse* OR “distribution cent*”*); “*order batch**” AND *sequenc**; “*order batch**” AND *rout**; “*order batch**” AND *sequenc* AND rout**; en los campos título, resumen, y palabras clave. Con los resultados obtenidos, se incluyeron los documentos relacionados con enfoques teóricos, propuestas metodológicas o modelamiento de la conformación de lotes, secuenciación, asignación, ruteo del *picking*, ya fuera de forma individual o conjunta para almacenes y centros de distribución. Del mismo modo, se excluyeron documentos enfocados en gestión de inventario, almacenamiento automático, diseño de almacenes sistemas AS/RS o sistemas AGV, almacenamiento de datos, y documentos relacionados con decisiones estratégicas y tácticas en sistemas de preparación de pedidos. Como resultado, se obtuvo un total de 120 documentos únicos entre todas las bases de datos consultadas.

En el documento del Anexo A, se muestra en detalle el análisis bibliométrico obtenido en la revisión de literatura, así como también el análisis del contenido de los documentos, incluyendo aspectos tales como funciones objetivo, tipo de restricciones, métodos de solución, y futuras líneas de investigación.

Como resultado de la revisión de la literatura, se encuentra que la planificación de las operaciones de los sistemas de preparación de pedidos se enfoca principalmente en los sub-problemas individuales y en las combinaciones posibles entre la conformación de lotes, secuenciación, asignación y ruteo del *picking* (Cano, Correa-Espinal, & Gómez-Montoya, 2018a). Estas operaciones tienden a procesar órdenes de clientes que llegan dinámicamente (en línea) al almacén, ya sea en ventanas de tiempo fijas o variables, y generalmente se asignan a múltiples operarios dedicados a recuperar los ítems de cada lote para aumentar la eficiencia. A su vez, cuando se opera con múltiples operarios, estos pueden manejar vehículos de *picking* con velocidades y capacidades de carga heterogéneas. Del mismo modo, la operación de ruteo del *picking* tiende a realizarse en

almacenes de pasillos paralelos, con múltiples bloques, que ofrecen una mayor eficiencia en las rutas (Roodbergen & De Koster, 2001), y en almacenes que guardan productos en diferentes niveles de altura (3D) para aprovechar la capacidad de almacenamiento, para lo cual es necesario diseñar rutas de *picking* basadas en las distancias de Manhattan. Todos los esfuerzos de planificación de operaciones de preparación de pedidos deben centrarse en mejorar tanto los objetivos operativos como los objetivos de servicio al cliente, con el fin de alinear los objetivos de la gestión del almacén con los de la gestión de la cadena de suministro (Van Gils, Ramaekers, Caris, et al., 2018), y esto implica entonces considerar múltiples objetivos que tienen en cuenta fechas de entrega para calcular el cumplimiento de las órdenes de clientes, y la asignación de lotes y pedidos entre múltiples operarios para reducir el tiempo de *picking*.

Igualmente, la revisión de literatura muestra que varios elementos influyen en la eficiencia del proceso de *picking* y determinan las condiciones de operación de almacenes y centros de distribución. En este sentido, la Tabla 1-1 muestra 14 componentes que determinan la complejidad y la realidad de los sistemas de preparación de pedidos manuales.

Tabla 1-1: Componentes relacionados con la complejidad y realidad de los sistemas de preparación de pedidos

Tema	Componente
Operaciones de preparación de pedidos	Conformación de pedidos
	Secuenciación / Asignación
	Ruteo del <i>picking</i>
Disponibilidad de información	En línea
	Ventanas de tiempo
Múltiples agentes	Múltiples operarios
	Vehículos de <i>picking</i> heterogéneos
	Congestión, bloqueo de operarios
Configuración del almacén	Múltiples bloques
	Almacenamiento vertical (3D)
	Distancias Manhattan
Medidas de desempeño	Múltiples objetivos
Condiciones de operación	Fechas de entrega
	División de lotes y órdenes

Fuente: Elaboración propia

Con base en la definición de los componentes reales de sistemas de preparación de pedidos, se procedió a caracterizar en el documento del Anexo A, los modelos propuestos en los documentos seleccionados, resaltando que los problemas que más se abordan en la literatura son el OBP y el PRP. Igualmente, el componente que más se destaca en los modelos de preparación de pedidos es el uso de distancias rectilíneas (distancias Manhattan), especialmente en políticas de ruteo. Otros componentes abordados por más del 16% de los documentos son las órdenes de clientes en línea, múltiples operarios, y configuración de almacenes con múltiples bloques. Los componentes que se abordan con menor frecuencia son los vehículos de *picking* heterogéneos, división de lotes y órdenes, problemas multiobjetivo, congestión en pasillos, consideración de fechas de entrega, ventanas de tiempo para la disponibilidad de información, y movimientos verticales (almacenes 3D).

En cuanto a las operaciones de conformación de lotes, secuenciación y ruteo del *picking*, en el documento del Anexo A, se muestra que los estudios que consideran dos o más operaciones corresponden a modelos de JOPP, y que varios JOPP aún no se han abordado en la literatura considerando diferentes componentes de entornos reales, y representan un reto debido a medida en que se vayan incluyendo elementos tales como múltiples objetivos, órdenes de clientes en línea, vehículos de *picking* heterogéneos, configuraciones de almacenes 3D, congestión, y división de lotes y órdenes.

Por otro lado, la revisión sistemática de literatura permitió identificar funciones objetivo abordadas en modelos de conformación de lotes, secuenciación y ruteo del *picking*, las cuales pueden agruparse según su enfoque en eficiencia operacional o servicio al cliente. La Tabla 1-2, muestra que la mayoría de los documentos se enfocan en el mejoramiento de la eficiencia operacional, específicamente a través de la minimización de la distancia total recorrida, o la minimización del tiempo de recorrido. Sin embargo, algunos documentos consideraron funciones objetivo relacionadas con el servicio al cliente, buscando minimizar la tardanza total, el tiempo máximo de completación, el tiempo esperado de una orden, entre otros criterios.

Tabla 1-2: Funciones objetivo en modelos de preparación de pedidos

Enfoque de los objetivos	Función objetivo	Documentos					Total*
		OBP	OBP + PRP	OBP + BSP	OBP + BSP + PRP	PRP	
Eficiencia operacional	Minimizar distancia total recorrida	33	14	1	0	16	64
	Minimizar tiempo total de recorrido o tiempo de <i>picking</i>	11	3	1	0	1	16
	Minimizar tiempo de procesamiento de órdenes	5	0	0	0	0	5
	Maximizar órdenes recuperadas	3	0	0	0	0	3
	Minimizar costos de transporte a clientes	1	0	1	0	1	3
	Minimizar número total de lotes	1	0	0	0	0	1
	Minimizar costos totales de viajes	0	0	0	0	1	1
Servicio al cliente	Minimizar tardanza	0	1	3	3	0	7
	Minimizar el tiempo máximo de completación	5	0	2	0	0	7
	Minimizar el tiempo esperado de una orden	2	0	0	0	0	2
	Minimizar el número de órdenes tardías	3	0	0	0	0	3
	Minimizar el tiempo de espera o tiempo de ocio	0	1	0	0	0	1
	Minimizar prontitud	0	1	0	0	0	1
* La suma puede ser mayor o igual que el número total de documentos analizados en la SLR, ya que algunos documentos tienen un enfoque de objetivos múltiples y otros documentos son revisiones de literatura o estudios descriptivos.							

Fuente: Elaboración propia

Según la Tabla 1-2, los modelos de OPB, y los modelos conjuntos de OBP y PRP se ocupan principalmente de mejorar la eficiencia operativa al minimizar la distancia recorrida y el tiempo de *picking*, mientras que los modelos que consideran el BSP se enfocan principalmente en mejorar el servicio al cliente al minimizar la tardanza total, teniendo en cuenta las fechas de entrega y la asignación de lotes a los operarios o vehículos. Con la inclusión del BSP en problemas de preparación de pedidos, surgió la mayoría de los enfoques multiobjetivo, satisfaciendo los objetivos de eficiencia operativa y servicio al cliente.

1.2 Problemas conjuntos en la preparación de pedidos

Es bien sabido que agrupar órdenes de clientes en lotes puede generar ahorros considerables en la distancia recorrida (Matusiak, De Koster, Kroon, & Saarinen, 2014), y se ha demostrado que considerar las relaciones entre las operaciones de procesamiento por lotes y enrutamiento simultáneamente puede lograr beneficios significativos en los almacenes (Scholz & Wäscher, 2017; Van Gils, Ramaekers, Braekers, et al., 2018). Por lo tanto, los algoritmos de optimización conjunta tienen ventajas potenciales para mejorar los objetivos de los almacenes en cuanto a eficiencia y eficacia (Li et al., 2017; Van Gils, Ramaekers, Braekers, et al., 2018), e incluso estas ventajas aumentan al integrar el BSP, BAP y PRP (T. L. Chen et al., 2015; Van Gils, Caris, Ramaekers, & Braekers, 2019) que permiten abordar objetivos relacionados con la capacidad de respuesta hacia los clientes (Giannikas, Lu, Robertson, & McFarlane, 2017), incluyendo así la tardanza total y los tiempos de completación. Esto ha llevado que en la última década aumente el número de estudios enfocados en resolver JOPP para brindar una solución óptima global que cumpla con los objetivos de eficiencia y servicio al cliente (Pinto & Nagano, 2019a).

En consecuencia, los estudios de Kulak et al (2012), Matusiak et al (2014), Cheng et al. (2015), Li et al (2017), Scholz y Wäscher (2017), y Ardjmand et al (2019) se han centrado en resolver conjuntamente el OBP y PRP para minimizar la distancia total recorrida, considerando un enfoque de eficiencia para los procesos de preparación de pedidos. Adicionalmente, Azadnia et al (2013) y Chen et al (2015) solucionaron de forma integral el OBP, BSP, y PRP considerando fechas de entrega y minimizando la tardanza total para mejorar el servicio al cliente. Autores como Henn (2015), Matusiak et al (2017), Scholz et al (2017), Zhang et al (2017), y Van Gils et al (2019) han abordado el problema conjunto del OBP, BSP, BAP y PRP para minimizar la tardanza, el tiempo de *picking*, o el tiempo máximo de completación (funciones objetivo relacionadas con el servicio al cliente), considerando múltiples operarios. Recientemente, Pinto y Nagano (2019b) abordaron el problema conjunto de secuenciación de facturación y secuenciación del *picking* para maximizar la facturación del portafolio de órdenes en sistemas de almacenes 2D, mientras que Pinto y Nagano (2019a) solucionaron el problema conjunto de OBP y BSP para minimizar el costo total de *picking* en un proceso tipo recuperar-y-clasificar.

La integración de problemas de *picking* ha avanzado incluido hasta la integración con otros procesos de los almacenes, tales como la recepción de devoluciones para minimizar costos totales de recorridos (Schrotenboer et al., 2017), el problema de carga de pallets para minimizar el tiempo total de *picking* (Bódis & Botzheim, 2018), el problema de asignación de carga para vehículos de reparto para minimizar costos de *picking* y entrega (M. Fu, Xia, & Wang, 2017). Igualmente, Zhang et al (2016) y Zhang et al (2017) solucionaron de forma integral el problema de preparación de pedidos con el problema de programación de distribución para minimizar el tiempo de *picking* y maximizar el número de órdenes entregadas, y para minimizar el tiempo máximo de completación y el costo total de entrega respectivamente. Del mismo modo, Moons et al (2017) integraron el problema de preparación de pedidos y el problema del ruteo de vehículos para minimizar los costos de *picking* y costos de los vehículos.

1.3 Soluciones a problemas de preparación de pedidos

Respecto a la solución de los problemas de preparación de pedidos, el OBP se considera *NP-Hard* para lotes con más de dos órdenes (Gademann & van de Velde, 2005), del mismo modo, el BSP también es *NP-Hard* (Matusiak, 2014), y el PRP por sí solo es un problema *NP-Hard* porque la esencia de este problema es un TSP (T. L. Chen et al., 2015; Cheng et al., 2015; Li et al., 2017), por lo tanto, es extremadamente difícil obtener soluciones óptimas para problemas a gran escala dentro de un tiempo de cálculo tolerable (Kulak et al., 2012; Won & Olafsson, 2005). Por lo tanto, las optimizaciones conjuntas de preparación de pedidos tales como el OBP and PRP (Kulak et al., 2012), el OBP y BSP (Henn & Schmid, 2013) y el OBP, BSP y PRP son igualmente considerados *NP-Hard* (T. L. Chen et al., 2015).

Algunos métodos de solución como los de ramal y límite, ramal y corte, y otros enfoques de solución exacta han tratado de solucionar problemas medianos y pequeños, especialmente para el PRP. Sin embargo, aún no se han encontrado métodos exactos para solucionar instancias medianas y grandes en JOPP, y mucho menos al considerar entornos reales de almacenes que dificultan la modelación y solución de dichos problemas. En consecuencia, los métodos metaheurísticos prevalecen como la mejor opción para

obtener soluciones de alta calidad en tiempos cortos de computación para problemas *NP-Hard*, dado que las decisiones tomadas en problemas tipo JOPP deben hacerse de forma repetitiva a diario. En este sentido, la Tabla 1-3 muestra que la mayoría de las soluciones para JOPP se basan en heurísticas y metaheurísticas, destacando el uso de métodos individuales y combinados donde se incluyen algoritmos genéticos (GA), optimización de colonia de hormigas (ACO), optimización de enjambre de partículas (PSO), descenso de vecindario variable (VND), búsqueda de vecindario variable (VNS), búsqueda adaptativa de vecindario grande (ALNS), búsqueda local iterada (ILS), búsqueda tabú (TS), recocido simulado (SA), algoritmos de bacterias, algoritmos basados en reglas y de agrupamiento.

Tabla 1-3: JOPP en la literatura

Problema conjunto	Enfoque de solución	Entornos especiales de los almacenes	Función objetivo	Autores
OBP + PRP	Reglas de prioridad y heurística 2-opt	Almacén 3D, multiobjetivo	Minimizar distancia total y tiempo esperado de una orden	(Won & Olafsson, 2005)
	GA y GA	Fechas de entrega, almacén 3D, multiobjetivo	Minimizar distancia total, tardanza y prontitud	(Tsai et al., 2008)
	TS y clustering, y heurísticas de ruteo (Nearest Neighbor+Or-opt y Savings+2-Opt)	Múltiples bloques	Minimizar distancia total	(Kulak et al., 2012)
	SA y un algoritmo óptimo A*	Almacén 3D, múltiples bloques	Minimizar distancia total	(Matusiak et al., 2014)
	Heurísticas mejoradas con SA, y políticas de ruteo	Ninguno	Minimizar distancia total	(Grosse, Glock, & Ballester-Ripoll, 2014)
	PSO y ACO	Ninguno	Minimizar distancia total	(Cheng et al., 2015)
	Heurísticas centradas en órdenes y lotes, PSO	Múltiples bloques	Minimizar distancia total	(Lin et al., 2016)
	Heurísticas de ahorro y métodos de ramal y límite	Múltiples operarios, múltiples bloques	Minimizar distancia total	(Valle, Beasley, & da Cunha, 2017)
	TS, regla s-shape y programación dinámica	Múltiples bloques	Minimizar distancia total	(Zhao & Yang, 2017)
	ILS y heurística derivada de un enfoque de solución exacta	Múltiples bloques	Minimizar distancia total	(Scholz & Wäscher, 2017)
	Heurísticas de conformación de lotes y ACO	Almacén 3D, múltiples bloques	Minimizar distancia total	(Li et al., 2017)

	Reglas de prioridad y métodos de ramal y límite	Almacén con configuración no convencional	Minimizar distancia total	(Pferschy & Schauer, 2018)
	GA y GA	Múltiples operarios, almacén de múltiples bloques	Minimizar costos totales de <i>picking</i>	(Pinto & Nagano, 2019a)
	SA y GA	Ninguno	Minimizar distancia total	(Ardjmand et al., 2019)
OBP + BAP + PRP	VND y VNS	Múltiples operarios, fechas de entrega	Minimizar la tardanza total	(Henn, 2015)
	Algoritmo híbrido basado en reglas (reglas de conformación de lotes y asignación)	On-line (ventanas de tiempo), múltiples operarios	Minimizar el tiempo máximo de completación	(J. Zhang, Wang, Chan, et al., 2017)
	Reglas de asignación y ALNS	Múltiples operarios con diferentes habilidades	Minimizar tiempo total de <i>picking</i>	(Matusiak et al., 2017)
	Heurísticas de conformación de lotes	On-line (ventanas de tiempo), multiobjetivo	Minimizar el tiempo máximo de completación y costos totales de entrega	(J. Zhang, Wang, & Huang, 2017)
OBP + BSP + BAP + PRP	Reglas de asociación ponderadas, programación binaria entera, y GA	Fechas de entrega, almacén 3D	Minimizar la tardanza total	(Azadnia et al., 2013)
	Código híbrido de GA y ACO	Fechas de entrega	Minimizar la tardanza total	(T. L. Chen et al., 2015)
	VND y heurística Lin–Kernighan–Helsgaun	Múltiples operarios, múltiples bloques, fechas de entrega	Minimizar la tardanza total	(Scholz et al., 2017)
	ILS	Múltiples operarios, múltiples bloques, fechas de entrega, almacén 3D	Minimizar tiempo total de <i>picking</i>	(Van Gils, Caris, Ramaekers, & Braekers, 2019)
Secuenciación de facturación + BSP + PRP	GA y GA	Múltiples operarios, almacén de múltiples bloques	Maximizar la facturación de órdenes	(Pinto & Nagano, 2019b)
PRP + devoluciones de clientes	GA híbrido	Múltiples operarios	Minimizar costos totales de recorrido	(Schrotenboer et al., 2017)
PRP + carga de pallets	Algoritmos meméticos de bacterias	Ninguno	Minimizar tiempo total de <i>picking</i>	(Bódis & Botzheim, 2018)
PRP + asignación de carga a vehículos	ACO	Múltiples operarios	Minimizar el costo total de <i>picking</i> y de entrega	(M. Fu et al., 2017)
OPP + programación de distribución	Soluciones basadas en reglas	On-line (ventanas de tiempo), multiobjetivo	Minimizar tiempo total de <i>picking</i> y maximizar el número de órdenes entregadas	(J. Zhang et al., 2016)
OPP + VRP	Referentes de optimización	Múltiples operarios	Minimizar costo total de <i>picking</i> y costo total de vehículos	(Moons et al., 2017)

Fuente: Elaboración propia

Dentro de los JOPP de la Tabla 1-3, se destaca que el OBP es el más recurrente, siendo este la base para agrupar órdenes de clientes en lotes, disminuyendo significativamente el número de tours y recorridos a realizar dentro del almacén para recuperar productos. También se infiere de allí, que problemas de tipo OBP + PRP se enfocan en la eficiencia operativa del almacén al minimizar en la mayoría de los casos la distancia total recorrida. Por otro lado, en problemas que abordan el BAP y/o el BSP, que implican secuenciación, programación y priorización de tareas en el almacén, se observa que las funciones objetivo se relacionan con el tiempo de completación y con las fechas de entrega de las órdenes, enfocándose en funciones objetivo relacionadas con el servicio al cliente. Este mismo tipo de problemas, al abordar los principales problemas de preparación de pedidos en almacenes, comienzan también a considerar ambientes reales que incluyen llegadas de órdenes en línea, fechas de entrega, almacenes 3D, múltiples operarios, y en ocasiones, múltiples objetivos. Debido a la complejidad de los problemas abordados en el caso del OBP + BAP + PRP y del OBP + BSP + BAP + PRP, se observa que en la mayoría de casos los métodos de solución suelen ser heurísticas o metaheurísticas anidadas, en las cuales un primer método de solución suele encargarse del OBP, BSP y/o BAP, mientras que el segundo método se encarga de solucionar el PRP.

Para el caso de problemas conjuntos que incluyen procesos distintos a la preparación de pedidos, tales como las devoluciones de clientes, carga de pallets, asignación de carga a vehículos, programación de distribución y VRP, se destaca la integración de procesos de almacenamiento con procesos logísticos de la cadena de suministro. Sin embargo, estos problemas suelen descuidar las operaciones, detalles y consideraciones de ambientes reales de almacenes, considerando solo múltiples operarios y almacenes de múltiples bloques, obviando aspectos importantes como el almacenamiento en altura (3D), vehículos de *picking* heterogéneos, y la inclusión del OBP.

Por lo tanto, la literatura muestra la necesidad de modelar y solucionar JOPP, integrando problemas dentro de almacenes y entre diferentes procesos logísticos, y utilizando metaheurísticas que permitan alcanzar objetivos relacionados con la eficiencia y el servicio al cliente. En consecuencia, el modelo a proponer en esta tesis de doctorado, denominado PMCLSARP, abarca la asignación de órdenes a lotes (OBP), la asignación de lotes a

múltiples recolectores (BAP), la secuencia de lotes para cada vehículo de *picking* (BSP) y la secuenciación de las posiciones de almacenamiento a visitar en cada lote (PRP).

1.4 Entornos reales de almacenes y centros de distribución

En cuanto al entorno real de almacenes y centros de distribución en los cuales se aplicará el PMCLSARP, es de esperar que se consideren varios componentes mencionados anteriormente en la Tabla 1-1, y para esta tesis específicamente se incluirán llegadas de órdenes de clientes en línea (bajo enfoque de ventanas de tiempo), múltiples operarios y vehículos, vehículos heterogéneos, almacenes de múltiples bloques, almacenes 3D, fechas de entrega y un enfoque multiobjetivo para brindar soluciones que mejoran la eficiencia operativa (costos operativos) y el servicio al cliente (entregas a tiempo).

Los componentes relacionados con configuraciones de almacenes no convencionales, congestión y bloqueo de operarios, y división de lotes y órdenes no se abordarán en esta tesis de doctorado. Las configuraciones de almacenes no convencionales aún es una temática incipiente, que se enfoca a almacenes específicos y no representa la mayoría de almacenes y centros de distribución que existen en la industria, los cuales siguen una configuración de múltiples pasillos paralelos, con dos o más pasillos transversales. La temática de congestión y bloqueo de operarios en el *picking* puede consultarse en los trabajos de Hong et al (2012), Hong (2015), Chen et al (2013), Chen et al (2016), y Chen et al (2019a). En cuanto a la posibilidad de dividir lotes u órdenes de clientes entre varios operarios de *picking*, esta situación puede generar errores en el procesamiento de órdenes al mezclar diferentes órdenes de diferentes lotes en un mismo vehículo de *picking*, y para sistemas *picker-to-parts* puede resultar en un esfuerzo adicional no aceptable de clasificación de órdenes de productos luego de realizar el proceso de *picking* (Y. C. Ho, Su, & Shi, 2008).

1.4.1 Almacenes 3D y múltiples bloques

Debido a que las tendencias de almacenamiento apuntan a aprovechar el máximo volumen disponible de un almacén, esto implica que los sistemas de almacenamiento tienden a

ubicar mercancías en diferentes niveles de altura (almacenes 3D) (Van Gils, Caris, Ramaekers, & Braekers, 2019), y por lo tanto, las operaciones de preparación de pedidos deben alcanzar diferentes niveles de altura que consumen tiempo de operación en el ruteo del *picking*. Para el cálculo del tiempo de recorrido entre dos posiciones de almacenamiento que pertenecen a un mismo pasillo, en la literatura se encuentran enfoques que consideran movimientos verticales y horizontales secuenciales (R. Wang, Zang, & Tan, 2013), que implican que el tiempo de recorrido se calcula como la suma de los movimientos verticales y horizontales, y afectando la velocidad de dichos movimientos secuenciales teniendo en cuenta el peso de los productos a cargar (Damayanti, Setyawan, Andrawina, & Santosa, 2018). Igualmente, existen enfoques que consideran la simultaneidad de los movimientos verticales y horizontales (C. Fu, Wang, Gu, Ma, & Xue, 2011; J.C.-H. Pan, Wu, & Chang, 2014; Y. Wang, Fu, Ma, & Wang, 2012; Won & Olafsson, 2005), tal y como sucede con los vehículos de *picking* en ambientes reales, y se utilizan métricas Tchebychev para que el tiempo de recorrido dentro de un pasillo sea el máximo entre el tiempo de recorrido vertical y horizontal.

Sin embargo, hasta el momento no existen propuestas para calcular el tiempo de recorrido entre posiciones de almacenamiento localizadas en diferentes pasillos para almacenes 3D, y tampoco existen consideraciones para modelar la operación segura de vehículos de *picking*, que obligue a estos a respetar un nivel de altura a nivel de piso antes de abandonar un pasillo. En este sentido, a diferencia de las suposiciones de (Li et al., 2017), se considera que el nivel del piso es el nivel base o referencia para el desplazamiento de los vehículos de *picking*, y así se garantiza que los vehículos de *picking* posicionen el mástil a nivel de piso al ingresar y salir de los pasillos de *picking*, evitando accidentes en el almacén. Esta situación requiere de la creación de formulaciones matemáticas en almacenes 3D, considerando niveles de altura para movimientos verticales y horizontales simultáneos, que además de representar la realidad de operaciones en almacenes, inducen tiempo de recorrido y espera adicionales que deben considerarse (Van Gils, Caris, Ramaekers, Braekers, & Koster, 2019).

Respecto al número de bloques, las investigaciones enfocadas al diseño de almacenes sugieren la creación de múltiples pasillos transversales para aumentar la eficiencia de los recorridos dentro del almacén (Roodbergen & De Koster, 2001). Dichos pasillos transversales dividen un almacén o CEDI en bloques, para lo cual algunas políticas de

ruteo y metaheurísticas deben modificarse, especialmente en almacenes 3D, de los cuales existen pocos estudios en la literatura para almacenes 3D de 2 bloques (Ene & Öztürk, 2012; Li et al., 2017; Pinto & Nagano, 2019b; R. Wang et al., 2013; Y. Wang et al., 2012) y de 3 bloques (Van Gils, Caris, Ramaekers, & Braekers, 2019).

1.4.2 Órdenes de cliente en línea

En sistemas de *picking* reales, los pedidos de los clientes llegan en tiempo real y la información de *picking* debe actualizarse dinámicamente, lo cual obliga a que los pedidos de los clientes se agrupen en lotes y se asignen a los operarios de *picking* en un horizonte de planificación después de que se liberan al almacén. Por lo tanto, una de las líneas de investigación más importantes en la literatura está relacionada con la consideración de llegadas en línea para pedidos de clientes, y la incorporación de nueva información sobre entornos de operación de almacén en empresas B2B y B2C. Estas condiciones en línea son aún más importantes en un contexto de comercio electrónico B2C, donde los clientes pueden solicitar pedidos las 24 horas del día, los 7 días de la semana y la demanda no se conoce de antemano (Moons et al., 2017), lo que requiere flexibilidad para procesar rápidamente los pedidos urgentes. Esta situación obliga a que el problema de conformación de lotes, secuenciación, asignación y ruteo del *picking* vuelva a calcularse cada vez que llega un cierto número de pedidos de clientes (Scholz et al., 2017), lo cual se determina a través de ventanas de tiempo variables o ventanas de tiempo fijas (Ma & Zhao, 2014; Van Nieuwenhuysse & de Koster, 2009; J. Zhang, Wang, Chan, et al., 2017).

Entre estos dos enfoques de ventanas de tiempo, para un problema complejo como el PMCLSARP a abordar en esta tesis de doctorado, es más apropiado aplicar ventanas de tiempo fijas, en donde cada cierto periodo de tiempo se verifica las nuevas órdenes de cliente que ingresan al sistema de *picking*, y son liberadas previa comprobación de la disponibilidad de inventario de las referencias de cada orden de cliente a recuperar. Este enfoque de órdenes dinámicas brinda más estabilidad al sistema de *picking* que un enfoque de ventana de tiempo variable, ya que en las ventanas de tiempo variables cada vez que ingresa un número determinado de órdenes se debe reprogramar las operaciones de preparación de pedidos, lo cual puede ser muy cercano o lejano al último punto del

tiempo en el cual se configuró y programó el sistema de conformación de lotes, secuenciación, asignación y ruteo del *picking*.

En la literatura, se identifican avances importantes en los modelos en línea que incorporan múltiples componentes de almacenes reales, como se evidencia en Wruck et al. (2013), Zhang et al. (2016), Chen et al. (2017), Zhang et al (2017), y Zhang et al (2017), lo cual motiva a seguir trabajando en estas propuestas y continuar incorporando elementos que aún no son evidentes en los OPP en línea, tales como vehículos de *picking* heterogéneos y almacenes 3D.

1.4.3 Fechas de entrega

Otra de las tendencias que se identifican en la revisión de literatura es la consideración de fechas de entrega en OPP, especialmente en ambientes que consideran llegadas de órdenes en línea. Esto se requiere debido a que en muchas industrias y entornos reales, los clientes esperan que los pedidos se cumplan en las fechas de entrega estipuladas para minimizar los costos asociados con los incumplimientos (Albareda-Sambola, Alonso-Ayuso, Molina, & De Blas, 2009; Cergibozan & Tasan, 2019). Para abordar este problema, incluso se ha sugerido que se asignen valores de prioridad a las fechas de entrega de clientes importantes, reduciendo así la tardanza ponderada (Henn, 2015; Henn & Schmid, 2013). En consecuencia, la incorporación de las fechas de entrega facilitará la creación de modelos multiobjetivo (Cheng et al., 2015), que pueden satisfacer tanto la eficiencia operativa como los objetivos de servicio al cliente.

Por otro lado, las fechas de entrega deben expresarse en ventanas de tiempo, en lugar de considerarse como puntos fijos en el tiempo, porque en entornos operativos del mundo real los clientes esperan recibir pedidos dentro de un rango de tiempo, tal y como sucede en los problemas de programación de producción (Gerstl & Mosheiov, 2013; Q. K. Pan, Ruiz, & Alfaro-Fernández, 2017). Por lo tanto, cuando el tiempo de completación de los pedidos del cliente es menor que el límite inferior de la ventana de tiempo de la fecha de entrega (ventanas de entrega), ocurrirá la prontitud, y cuando el tiempo de finalización sea mayor que el límite superior de la ventana de entrega, ocurrirá la tardanza. Al incluir ventanas de entrega en OPP, esto permitirá la interacción e integración con problemas de

distribución donde las ventanas de tiempo generalmente se incorporan en el tiempo de entrega para los clientes.

1.4.4 Multiobjetivo

Los objetivos de la gestión de almacenes deben estar alineados con los objetivos de la gestión de la cadena de suministro, y por lo tanto, la preparación de pedidos debe ofrecer un equilibrio adecuado entre la eficiencia y el servicio al cliente (Cergibozan & Tasan, 2019). Para este propósito, se deben proponer modelos y algoritmos que consideren múltiples objetivos, que generalmente están en conflicto (Dunke & Nickel, 2016), tales como objetivos de fechas de entrega, tiempo de *picking* y costos operativos del almacén. Esto implica entonces que modelos conjuntos de OBP, BSP, BAP, y PRP deban cumplir tanto con objetivos de eficiencia como con objetivos de servicio al cliente. Concretamente, minimizar el tiempo de *picking*, la tardanza y la prontitud, pueden abordarse conjuntamente debido a que estos objetivos representan costos operativos y el cumplimiento de las fechas de entrega.

A pesar de que estos objetivos pueden contrarrestarse entre sí, se recomienda para este tipo de problemas el uso de un método a priori en lugar de métodos a posteriori basados en los límites de Pareto. De esta forma, el método a priori asigna pesos a cada objetivo antes de ejecutar los métodos de solución, haciéndolos completamente viables en entornos operativos y en línea. Por lo tanto, cuando se desee dar mayor importancia a la eficiencia operativa, se pueden asignar mayores pesos a los objetivos relacionados con el tiempo de *picking*, y cuando se desee dar mayor importancia al servicio al cliente, se pueden asignar mayores pesos a objetivos relacionados con la tardanza y la prontitud.

Respecto al enfoque multiobjetivo, en la literatura se destacan trabajos que abordan el problema conjunto de OBP y PRP para minimizar la distancia total y el tiempo esperado de un pedido (Won & Olafsson, 2005), y minimizar la distancia total, la tardanza y la prontitud, resolviendo por primera vez un problema de OP desde el punto de vista de la eficiencia operativa y el servicio al cliente (Tsai et al., 2008). Ambos estudios se basan en un método a priori de tal manera que el problema multiobjetivo se convierte en un problema de mono-objetivo a través del proceso de normalización y ponderación utilizando factores

de escala. Con el método a priori, se asignan ponderaciones a las diferentes funciones objetivo del acuerdo con las limitaciones del tomador de decisiones, priorizando los objetivos más relevantes con respecto a las estrategias de gestión de la cadena de suministro. Asimismo, las contribuciones de Zhang et al (2016) y Zhang et al (2017) permiten abordar problemas de multiobjetivo para minimizar el tiempo total de *picking*, la cantidad de pedidos con tardanza y el costo de transporte para los clientes, integrando los OPP con los sistemas de transporte y distribución, mostrando nuevas posibilidades para integrar los OPP a lo largo de la cadena de suministro.

1.4.5 Múltiples operarios y vehículos heterogéneos

Debido a que los sistemas *picker-to-parts* son los más repetitivos y más laboriosos dentro de la gestión de almacenes, es común que en entornos de almacén reales se empleen múltiples operarios y vehículos de *picking* para mejorar la eficiencia de la preparación de pedidos OP. Por lo tanto, para abordar un problema más realista y facilitar el logro de múltiples objetivos, se deben considerar los almacenes con múltiples operarios (T. L. Chen et al., 2015; Lin et al., 2016; J. Zhang, Wang, & Huang, 2017).

Por otro lado, las habilidades de los recolectores pueden diferir y los tiempos de recolección de cada trabajador pueden considerarse heterogéneos, lo cual es apenas evidente en los OPP analizados en la literatura, identificando solo el estudio de Matusiak et al (2017), donde se aborda un OBP y BAP para reducir el tiempo total de *picking*. Igualmente, es necesario reconocer que los almacenes y centros de distribución generalmente cuentan con vehículo de *picking* con diferentes características y desempeño, ya sea porque provienen de distintos fabricantes, presentan un deterioro diferente, o sus especificaciones técnicas hacen que las velocidades verticales y horizontales y la capacidad de carga sea diferente entre los vehículos de *picking*. En este sentido, el trabajo de Cortés et al (2017) es el único que hasta ahora ha considerado vehículos de *picking* heterogéneos.

Debido a la falta de investigación sobre este tema, existe una brecha importante para modelar vehículos de *picking* heterogéneos con diferentes velocidades y capacidades de carga (Gómez, Correa, Muñuzuri, & Cortes, 2016; Y.-C. Ho & Tseng, 2006), y crear algoritmos de solución que asignen adecuadamente los lotes de pedidos a los operarios y

vehículos de *picking* apropiados, ya que las habilidades de los operarios y las características de los vehículos de *picking* afectan significativamente el tiempo total de *picking* y la productividad del almacén (Matusiak et al., 2014).

1.4.6 Metaheurísticos

Los métodos metaheurísticos permiten la exploración y explotación del espacio de solución, y aunque estos métodos requieren el ajuste de parámetros (*parameter tuning*) a través de un diseño de experimentos o un enfoque de juicio subjetivo, representan los métodos de solución más apropiados para problemas de optimización altamente combinatoriales, ofreciendo soluciones de alta calidad a un bajo costo computacional. Previamente, en la Tabla 1-3 se presentaron los principales métodos de solución, y en especial las metaheurísticas que se han utilizado para solucionar diversos JOPP, demostrando que son los métodos de solución que prevalecen en la literatura para este tipo de problemas en la gestión de almacenes.

Respecto a los métodos exactos para la preparación de pedidos, Muter y Öncan (2015) sugieren técnicas de aceleración tales como una estrategia de agrupación de columnas y una relajación del sub-problema de generación de columnas para brindar una solución exacta OBP, encontrando un rendimiento satisfactorio en términos de precisión y eficiencia, e incluso proporcionan un tiempo de CPU entre 4.6 y 8.4 minutos para instancias experimentales con 100 órdenes y una capacidad de carga del operador de *picking* de 24 unidades, utilizando políticas de ruteo transversal, punto medio y retorno. A pesar de los esfuerzos realizados por dichos autores, estos no consideran ninguno de los componentes mencionados en la Tabla 1-2 que reflejan la complejidad y la realidad de los sistemas OP.

Como avance significativo, las propuestas de Valle et al (2016) y Valle et al (2017) abordan el conjuntamente el OBP y PRP al introducir algoritmos de ramal y corte y ramal y límite para configuraciones de múltiples bloques con múltiples operarios, obteniendo un buen rendimiento para instancias pequeñas y medianas, abriendo oportunidades de investigación para continuar con la solución de instancias a escala industrial en tiempos computacionales competitivos.

Sin embargo, a medida que se abordan los JOPP, la complejidad matemática y computacional aumenta debido a las variables y restricciones asociadas con las operaciones de preparación de pedidos (Cano, Correa-Espinal, & Gómez-Montoya, 2019), y los centros de distribución reciben diariamente una gran cantidad de pedidos que deben programarse en poco tiempo, especialmente para problemas en línea, donde las soluciones deben calcularse varias veces en el mismo turno de trabajo.

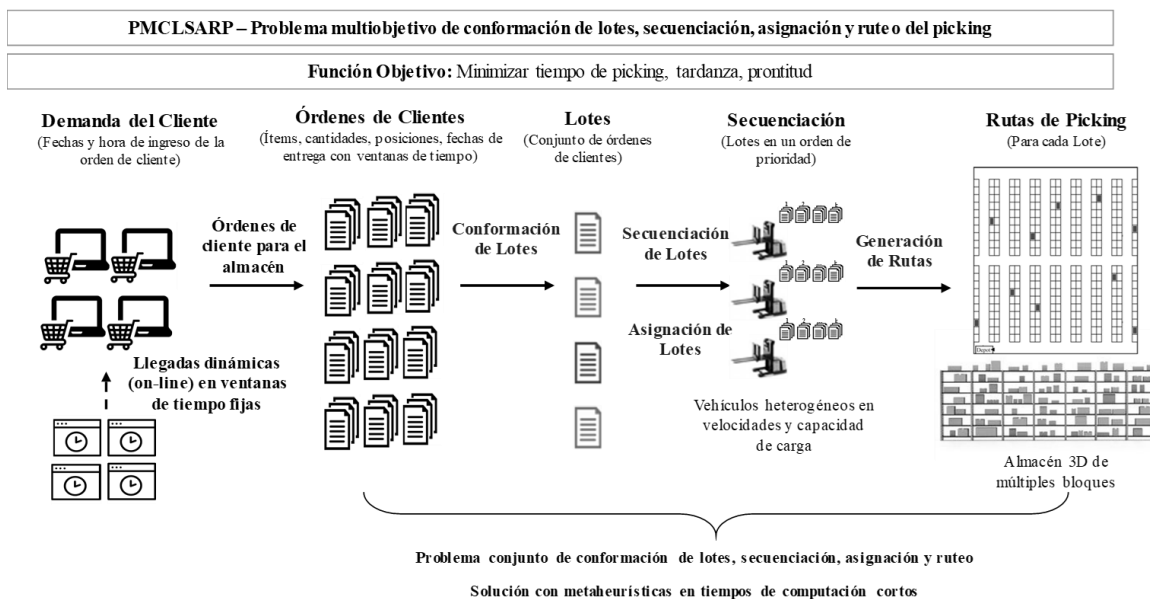
Por estos motivos, la agenda de investigación debe apuntar al desarrollo de metaheurísticas más rápidas con generación de vecindarios inteligentes, con el fin de generar soluciones de buena calidad y resolver instancias de escala industrial dentro de tiempos computacionales competitivos, involucrando componentes como vehículos de *picking* heterogéneos, almacenes 3D, fechas de entrega, almacenes de múltiples bloques, entre otros. Estos métodos de solución pueden ser también el resultado de algoritmos híbridos, anidación de metaheurísticas (meméticos) o de la integración de técnicas avanzadas para resolver problemas a gran escala.

1.5 Oportunidad de investigación y propuesta de investigación

Luego de realizar la SLR, y establecer el estado del arte para los problemas de preparación de pedidos en almacenes manuales, se evidencia que se pueden aumentar la relevancia y la novedad de los OPP al incluir elementos de los entornos reales de la industria tales como la integración del OBP, BSP, BAP, y PRP, y la consideración de múltiples operarios, vehículos de *picking* heterogéneos, almacenes 3D de múltiples bloques, fechas de entrega con ventanas de tiempo, llegadas en línea de órdenes de clientes, y solución de múltiples objetivos para la eficiencia operativa y el servicio al cliente. La inclusión simultánea de estos componentes y la integración de los cuatro problemas de preparación de pedido aún no se ha identificado en la literatura, por lo cual a través de la solución del PMCLSARP se generará un aporte al conocimiento para la gestión de almacenes, mejorando el alcance de los JOPP existentes, y permitiendo que en futuras líneas de investigación dicho modelo pueda integrarse a otros procesos de la gestión de almacenes tales como el acomodo (*slotting, put-away*), el problema de carga de pallets, el problema de carga de contenedores, operaciones de despacho, el problema de ruteo de vehículos, entre otros.

Luego de analizar las principales líneas de investigación a través de la SLR, esta tesis de doctorado se centrará en el planteamiento y solución del PMCLSARP, el cual se presenta esquemáticamente en la Figura 1-3. A través del alcance del PMCLSARP, se espera cerrar la brecha del conocimiento con respecto a modelos de JOPP, fortaleciendo así la investigación para la industria, generando impactos significativos en la práctica de la gestión de almacenes y aumentando el desempeño de las cadenas de suministro.

Figura 1-3: Brechas del conocimiento a abordar con la solución del PMCLSARP



Fuente: Elaboración propia

Este capítulo, permitió caracterizar los componentes principales que permiten hacer una aproximación a la complejidad y realidad de la preparación de pedidos (*picking*) en almacenes y centros de distribución (objetivo específico 1), y de esta forma se identificaron las brechas del conocimiento relacionadas con los JOPP que consideran condiciones reales de trabajo de almacenes y centros de distribución, permitiendo delimitar el alcance del problema a solucionar en la tesis de doctorado, denominado PMCLSARP. Con el desarrollo de este capítulo se deriva la creación del documento del Anexo A, la publicación del artículo del Anexo B, y la creación del apartado de Introducción del capítulo de libro publicado que se presenta en el Anexo C, donde se muestra un recorrido sobre el diseño y la operación de sistemas de almacenamiento para sistemas automáticos (*parts-to-pickers*) y sistemas manuales (*pickers-to-parts*).

2.Planteamiento del PMCLSARP

En este capítulo se presentarán las formulaciones matemáticas para describir el modelo del PMCLSARP, comenzando con los supuestos de operación de almacenes, seguido del modelamiento de los tiempos de recorrido en almacenes 3D de múltiples bloques con restricciones de altura para abandonar pasillos, y continuado con la declaración de parámetros, variables, función objetivo y restricciones del problema a abordar.

2.1 Supuestos

A continuación se declaran los supuestos de operación que delimitan el alcance del sistema de almacenamiento sobre el cuál se basa el PMCLSARP, permitiendo describir el sistema de *picking* manual sobre el cual se pueden aplicar las soluciones a presentar para el PMCLSARP.

- Todos los tours o rutas de *picking* comienzan y terminan en el mismo punto o nodo llamado *Depot*.
- Solo se permite almacenar un tipo de artículo o ítem en una misma posición de almacenamiento.
- Las distancias entre las ubicaciones de almacenamiento son rectilíneas y se calculan previamente en una matriz a través de distancias Manhattan.
- En la configuración del almacén, un bloque consta de varios pasillos longitudinales (pasillos de *picking*) con ubicaciones de almacenamiento a cada lado, un pasillo transversal en la parte superior, y un pasillo transversal en la parte inferior.
- Los ítems del almacén se encuentran almacenados en distintos niveles de altura (almacén 3D).
- Se consideran movimientos horizontales y verticales simultáneos (sistemas de preparación de pedidos en altura).

- Cuando se realiza el ruteo del *picking* con múltiples operarios, se asigna un vehículo de *picking* a cada operario.
- La velocidad horizontal y vertical de cada vehículo de *picking* es constante, por lo que el movimiento de los vehículos de picking es uniforme, y los efectos de la aceleración y desaceleración son insignificantes.
- El ancho de los pasillos es suficiente para evitar la congestión o el bloqueo, y los vehículos de *picking* pueden cruzar los pasillos en ambas direcciones.
- El tiempo de *picking* se calcula como la suma del tiempo de recorrido de los lotes, tiempo de alistamiento de lotes, tiempo de búsqueda y recuperación de ítems al visitar una posición de *picking*, y tiempo de reconstrucción y reconfiguración de la unidad de carga luego de visitar cada posición de *picking*.
- No se permite la división de lotes u órdenes de cliente en varios operarios de *picking*.
- La información de las órdenes de cliente a recuperar no se conoce con anticipación pero se vuelve disponible en el tiempo a través de ventanas de tiempo fijas.
- Cada orden de cliente debe incorporarse a un lote, y cada lote se servirá una vez el lote anterior fue completamente servido.

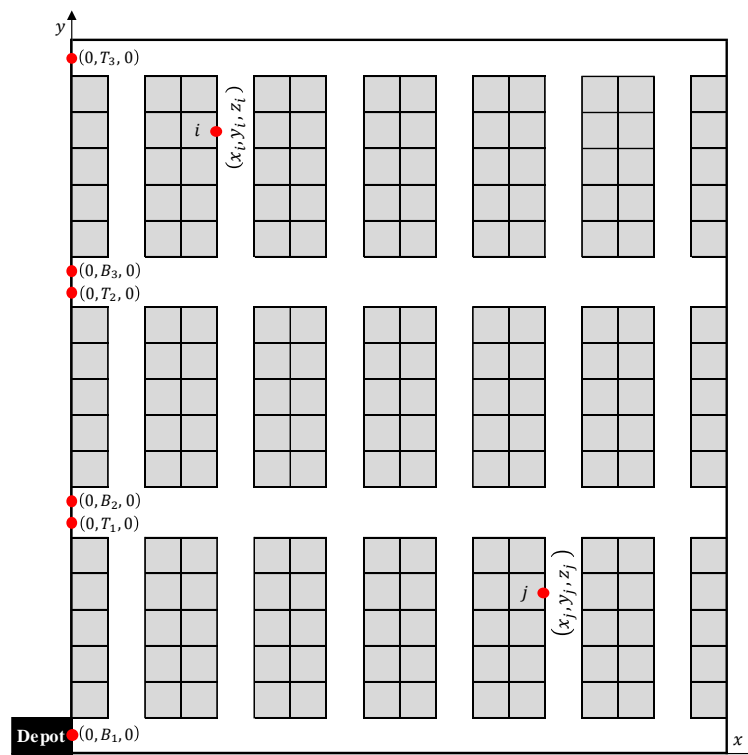
2.2 Distancias y tiempos de recorrido en almacenes 3D

El PRP se considera como un TSP en el que las rutas de los vehículos de *picking* están sujetas al diseño del almacén (Cheng et al., 2015; Lin et al., 2016), pero estas formulaciones requieren adaptaciones para moverse de un pasillo a otro (Scholz, Henn, Stuhlmann, & Wäscher, 2016). Con respecto a estas adaptaciones, el PRP se clasifica como un Steiner TSP para diseños tradicionales de almacenes (Kulak et al., 2012), donde algunos nodos no tienen que ser visitados y otros nodos pueden ser visitados más de una vez (De Koster et al., 2007; Theys, Bräysy, Dullaert, & Raa, 2010). Por lo tanto, el STSP puede formularse como un TSP clásico en un almacén 2D o 3D si las distancias mínimas entre cada par de ubicaciones de almacenamiento i y j (d_{ij}), y el tiempo mínimo entre cada par de ubicaciones de almacenamiento i y j (t_{ij}) se calculan previamente (Lu, McFarlane, Giannikas, & Zhang, 2016), lo cual se puede lograr a través de matrices de distancia entre

todas las posiciones de almacenamiento (Cano, Correa-Espinal, & Gómez-Montoya, 2017).

Para almacenes 3D de bloques múltiples, donde $r \in R$ y R es el conjunto de bloques en un almacén, T_r representa la coordenada y de la parte superior del bloque r , y B_r representa la coordenada y de la parte inferior del bloque r . La Figura 2-1, muestra el diseño de un almacén 3D de 3 bloques con las coordenadas que representan la parte superior e inferior de cada bloque, es decir, $(0, B_1, 0)$ y $(0, T_1, 0)$ para el bloque 1, $(0, B_2, 0)$ y $(0, T_2, 0)$ para el bloque 2, y $(0, B_3, 0)$ y $(0, T_3, 0)$ para el bloque 3. Del mismo modo, dadas dos posiciones de picking i y j representadas por $i = (x_i, y_i, z_i)$ y $j = (x_j, y_j, z_j)$, B^i y B^j representan la coordenada y de la parte inferior del bloque a la que pertenecen i y j , y T^i y T^j representan la coordenada y del bloque al que pertenecen las posiciones i y j .

Figura 2-1: Diseño de un almacén 3D de múltiples bloques



Fuente: Elaboración propia

Por lo tanto, la distancia de Manhattan d_{ij} entre i y j tal que $1 \leq i \neq j \leq L$ se calcula a través de la Ecuación (1) cuando i y j pertenecen al mismo pasillo y bloque. Como se muestra en la Figura 2-2, cuando se considera un nivel de referencia de altura para dejar un pasillo de

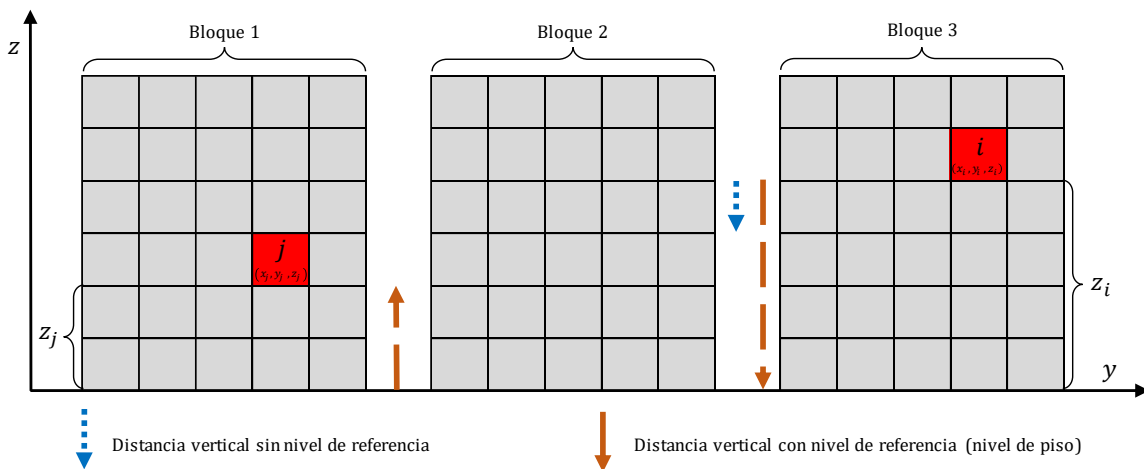
picking, es necesario considerar las distancias verticales entre i y j como la suma de las coordenadas z ($z_i + z_j$), por lo tanto, la Ecuación (2) se usa si i y j pertenecen a diferentes pasillos en el mismo bloque, es decir $B^i = B^j = B$. En consecuencia, la Ecuación (3) se utiliza cuando i y j pertenecen a diferentes bloques, es decir $B^i \neq B^j$ and $T^i \neq T^j$.

$$d_{ij} = |x_i - x_j| + |y_i - y_j| + |z_i - z_j| \quad (1)$$

$$d_{ij} = |x_i - x_j| + \min\{|y_i - T| + |T - y_j|, |y_i - B| + |B - y_j|\} + (z_i + z_j) \quad (2)$$

$$d_{ij} = |x_i - x_j| + |y_i - y_j| + (z_i + z_j) \quad (3)$$

Figura 2-2: Distancia vertical considerando nivel de altura para abandonar un pasillo



Fuente: Elaboración propia

Cuando se considera la simultaneidad de los movimientos verticales y horizontales, las métricas de Tchebychev se utilizan para establecer el tiempo de viaje t_{ij}^e del vehículo de *picking* e entre dos posiciones de *picking* diferentes i y j que pertenecen al mismo pasillo, calculando t_{ij}^e como el máximo entre el tiempo de recorrido horizontal y vertical (J.C.-H. Pan et al., 2014; Y. Wang et al., 2012; Won & Olafsson, 2005) como se muestra en la Ecuación (4), dado v_h^e como la velocidad horizontal y v_v^e como la velocidad vertical del vehículo de *picking* e.

$$t_{ij}^e = \max \left\{ \frac{|x_i - x_j| + |y_i - y_j|}{v_h^e}, \frac{|z_i - z_j|}{v_v^e} \right\} \quad (4)$$

Luego, la Ecuación (5) se usa cuando i y j pertenecen a diferentes pasillos en el mismo bloque, y t_{ij}^e se mide como el tiempo mínimo requerido entre ir desde la posición i hasta el pasillo transversal superior más ir desde el pasillo transversal superior hasta la posición j , e ir desde la posición i al pasillo transversal inferior más ir desde el pasillo transversal inferior a la posición j . La Ecuación (5) garantiza las métricas de Tchebychev dentro de cada pasillo de *picking* así como también el nivel del piso como nivel de referencia de altura para salir y entrar a cada pasillo.

$$t_{ij}^e = \frac{|x_i - x_j|}{v_h^e} + \min \left\{ \max \left\{ \frac{|y_i - T^i|}{v_h^e}, \frac{z_i}{v_v^e} \right\} + \max \left\{ \frac{|T^i - y_j|}{v_h^e}, \frac{z_j}{v_v^e} \right\}, \max \left\{ \frac{|y_i - B^i|}{v_h^e}, \frac{z_i}{v_v^e} \right\} + \max \left\{ \frac{|B^i - y_j|}{v_h^e}, \frac{z_j}{v_v^e} \right\} \right\} \quad (5)$$

Si i y j pertenecen a diferentes bloques y $B^i > B^j$ and $T^i > T^j$, entonces se utiliza la Ecuación (6) para garantizar que el vehículo de *picking* abandone el bloque de la posición i a través de B^i y entre al bloque de la posición j a través de T^j .

$$t_{ij}^e = \frac{|x_i - x_j|}{v_h^e} + \max \left\{ \frac{y_i - B^i}{v_h^e}, \frac{z_i}{v_v^e} \right\} + \frac{B^i - T^j}{v_h^e} + \max \left\{ \frac{T^j - y_j}{v_h^e}, \frac{z_j}{v_v^e} \right\} \quad (6)$$

La Ecuación (7) se utiliza cuando i y j pertenecen a diferentes bloques $B^i < B^j$ y $T^i < T^j$ garantizando que el vehículo de *picking* abandona el bloque de la posición i a través de T^i y entra en el bloque de la posición j a través de B^j .

$$t_{ij}^e = \frac{|x_i - x_j|}{v_h^e} + \max \left\{ \frac{T^i - y_i}{v_h^e}, \frac{z_i}{v_v^e} \right\} + \frac{B^j - T^i}{v_h^e} + \max \left\{ \frac{y_j - B^j}{v_h^e}, \frac{z_j}{v_v^e} \right\} \quad (7)$$

2.3 Modelo matemático para el PMCLSARP

La versión offline del modelo de optimización para el PMCLSARP se presenta a continuación para analizar la estructura del problema. Esta formulación requiere información completa de las órdenes de cliente entrantes al sistema de *picking*. De esta misma forma se han realizado planteamientos a problemas similares autores como Henn (2012), Zhang et al (2016), Zhang et al (2017), Zhang et al (2017).

A diferencia de los modelos existentes de JOPP en la literatura, el modelo PMCLSARP considera múltiples objetivos, ventanas de entrega, vehículos heterogéneos en capacidad de carga y velocidades, movimientos de múltiples vehículos de *picking* en almacenes 3D de múltiples bloques calculados a través de las Ecuaciones (4-7).

2.3.1 Índices y conjuntos

$b \in B$	Conjunto de lotes
$o \in O$	Conjunto de órdenes de cliente
$i, j \in L$	Posiciones de almacenamiento
$S \subset L$	Subconjunto de posiciones de almacenamiento
$k \in K$	Conjunto de posiciones en las que un lote puede programarse
$e \in E$	Conjunto de vehículos de <i>picking</i>

2.3.2 Parámetros

w_o	Requerimiento de capacidad de la orden o
t_{ij}^e	Tiempo de recorrido entre la posición i y j para el vehículo de <i>picking</i> e
t_s	Tiempo de alistamiento por lote (<i>setup</i>)
t_p	Tiempo de búsqueda y recuperación de ítems al visitar una posición de <i>picking</i>
t_r	Tiempo de reconstrucción y reconfiguración de la unidad de carga luego de visitar cada posición de <i>picking</i>
C_e	Capacidad máxima del vehículo de <i>picking</i> e
dd_o^{inf}	Límite inferior de la fecha de entrega de la orden o
dd_o^{sup}	Límite superior de la fecha de entrega de la orden o
ω_1	Ponderación del tiempo total de <i>picking</i>
ω_2	Ponderación de la tardanza total
ω_3	Ponderación de la prontitud total
$s_{io} = \begin{cases} 1 & \text{si un ítem de la orden } o \text{ se recupera de la posición } i \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$	

El parámetro s_{io} se deriva de las órdenes de cliente, indicando la posición de *picking* a visitar en cada orden para recuperar ítems.

2.3.3 Variables de decisión

$$X_o^b = \begin{cases} 1 & \text{si la orden } o \text{ se asigna al lote } b \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$Y_{ij}^b = \begin{cases} 1 & \text{si el lote } b \text{ visita la posición } i \text{ justo después de la posición } j \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$Z_i^b = \begin{cases} 1 & \text{si el lote } b \text{ visita la posición } i \text{ para recuperar un ítem} \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$R_{ke}^b = \begin{cases} 1 & \text{si el lote } b \text{ se asigna a la posición } k \text{ del vehículo de picking } e \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

CT_k^e Tiempo de completación del lote programado en la posición k del vehículo de picking e

c_o Tiempo de completación de la orden o

T_o Tardanza de la orden o

E_o Prontitud de la orden o

2.3.4 Formulación matemática para el modelo del PMCLSARP

$$\text{Min } Z = \omega_1 \sum_{e \in E} \sum_{b \in B} \left[R_{ke}^b * \left(t_{setup} + \sum_{i \neq j \in L} \sum_{j \neq i \in L} (t_{ij}^e + t_p + t_r) * Y_{ij}^b \right) \right] + \omega_2 \sum_{o \in O} T_o + \omega_3 \sum_{o \in O} E_o \quad (8)$$

$$\sum_{b \in B} R_{ke}^b \leq 1 \quad \forall k \in K, \quad e \in E \quad (9)$$

$$\sum_{e \in E} \sum_{k \in K} \sum_{b \in B} X_o^b * R_{ke}^b = 1 \quad \forall o \in O \quad (10)$$

$$\sum_{o \in O} w_o * X_o^b * R_{ke}^b \leq C_e \quad \forall b \in B, \quad e \in E, \quad k \in K \quad (11)$$

$$Z_i^b \geq s_{io} * X_o^b \quad \forall b \in B, \quad o \in O, \quad i \in L \quad (12)$$

$$\sum_{j \in L, j \neq i} Y_{ij}^b = Z_i^b \quad \forall b \in B, \quad i \in L \quad (13)$$

$$\sum_{i \in L, i \neq j} Y_{ij}^b = Z_j^b \quad \forall b \in B, \quad j \in L \quad (14)$$

$$\sum_{i \in S, j \in L \setminus S} Y_{ij}^b \geq Z_i^b \quad \forall b \in B, \quad S \subset L \quad (15)$$

$$\sum_{b \in B} \left[R_{1e}^b * \left(t_{setup} + \sum_{i \neq j \in L} \sum_{j \neq i \in L} (t_{ij}^e + t_p + t_r) * Y_{ij}^b \right) \right] \leq CT_1^e \quad \forall e \in E \quad (16)$$

$$CT_{k-1}^e + \sum_{b \in B} \left[R_{ke}^b * \left(t_{setup} + \sum_{i \neq j \in L} \sum_{j \neq i \in L} (t_{ij}^e + t_p + t_r) * Y_{ij}^b \right) \right] \leq CT_k^e \quad \forall e \in E, \quad k \in K \setminus \{1\} \quad (17)$$

$$c_o = \sum_{e \in E} \sum_{k \in K} \sum_{b \in B} X_o^b * R_{ke}^b * CT_k^e \quad \forall o \in O \quad (18)$$

$$T_o = \max\{0, c_o - dd_o^{sup}\} \quad \forall o \in O \quad (19)$$

$$E_o = \max\{0, dd_o^{inf} - c_o\} \quad \forall o \in O \quad (20)$$

$$0 \leq \omega_1 \leq 1 \quad (21)$$

$$0 \leq \omega_2 \leq 1 \quad (22)$$

$$0 \leq \omega_3 \leq 1 \quad (23)$$

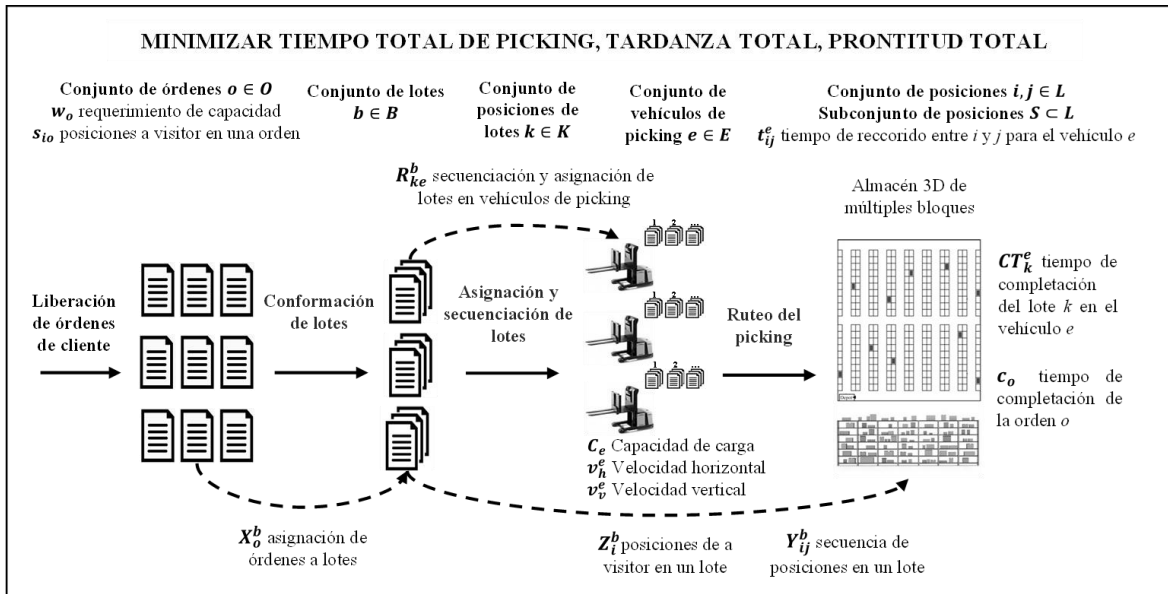
$$\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1 \quad (24)$$

$$CT_k^e, c_o, T_o, E_o \geq 0 \quad \forall k \in K, \quad e \in E, \quad b \in B, \quad o \in O \quad (25)$$

$$X_o^b, Y_{ij}^b, Z_i^b, R_{ke}^b \in \{0,1\} \quad \forall k \in K, \quad e \in E, \quad b \in B, \quad o \in O, \quad i \in L, \quad j \in L \quad (26)$$

La función objetivo de la Ecuación (8) minimiza la ponderación entre el tiempo total de *picking* (eficiencia operativa), la prontitud y la tardanza de las órdenes de cliente (servicio al cliente). La Ecuación (9) establece que, como máximo, un lote se asigna a una posición de programación en un vehículo de *picking*. La Ecuación (10) asegura que cada pedido del cliente debe asignarse a un solo lote que se asigna a una posición de programación de un vehículo de *picking*. La Ecuación (11) garantiza que la capacidad de carga de un vehículo de picking no pueda ser excedida por la capacidad requerida por los lotes asignados al vehículo. Las Ecuaciones (12-15) representan las ecuaciones para la formulación del TSP. La Ecuación (16) calcula el tiempo de completación del lote programado en la posición 1 para cada vehículo de *picking*, mientras que la Ecuación (17) garantiza que dos lotes no se superpongan en cada vehículo de *picking* y que el tiempo de completación de los lotes programados en la posición k es mayor o igual que el tiempo de procesamiento del lote actual más el tiempo de completación del lote programado en la posición $k-1$. La Ecuación (18) asegura que el tiempo de finalización de una orden es igual al tiempo de completación del lote al que pertenece el pedido. Las Ecuaciones (19-24) muestran el cálculo de la tardanza y la prontitud de cada orden, y limitan los factores de ponderación de la función objetivo. Finalmente, la Ecuación (25) y la Ecuación (26) establecen las restricciones de dominio y no negatividad. La interacción entre parámetros y variables para el modelo del PMCLSARP se presenta en la Figura 2-3.

Figura 2-3: Esquema del modelo del PMCLSARP



Fuente: Elaboración propia

En este sentido, encontrar soluciones exactas para JOPP en un tiempo razonable es cada vez más desafiante, por lo tanto, los principales enfoques de solución en la literatura en los últimos años se centran en los métodos metaheurísticos y heurísticos. Incluso, aún no se han identificado métodos de solución exacta para resolver JOPPs que consideren el problema de conformación, secuenciación, asignación de lotes y ruteo del *picking*, especialmente al considerar las características de los entornos reales de almacenes. Algunas aproximaciones se han realizado para el problema conjunto de la conformación de lotes y ruteo del picking (Briant et al., 2020; Valle et al., 2017), pero estas se limitan en el número de órdenes a procesar para brindar una solución en tiempos de computación razonables. Esta situación se agrava especialmente al considerar las características de los entornos reales de almacenes, razón por la cual los métodos metaheurísticos prevalecen como la opción más adecuada para obtener soluciones de alta calidad en tiempos cortos de computación para problemas *NP-Hard*, ya que las decisiones tomadas en un JOPP deben tomarse de forma repetitiva a diario (Cano, 2020a).

A través del desarrollo de este capítulo de la tesis de doctorado, se logró formular un modelo matemático que represente adecuadamente el PMCLSARP, considerando vehículos heterogéneos, almacenes 3D con múltiples bloques, pedidos con llegadas dinámicas y fechas de entrega con ventanas de tiempo (objetivo específico 2), y por lo

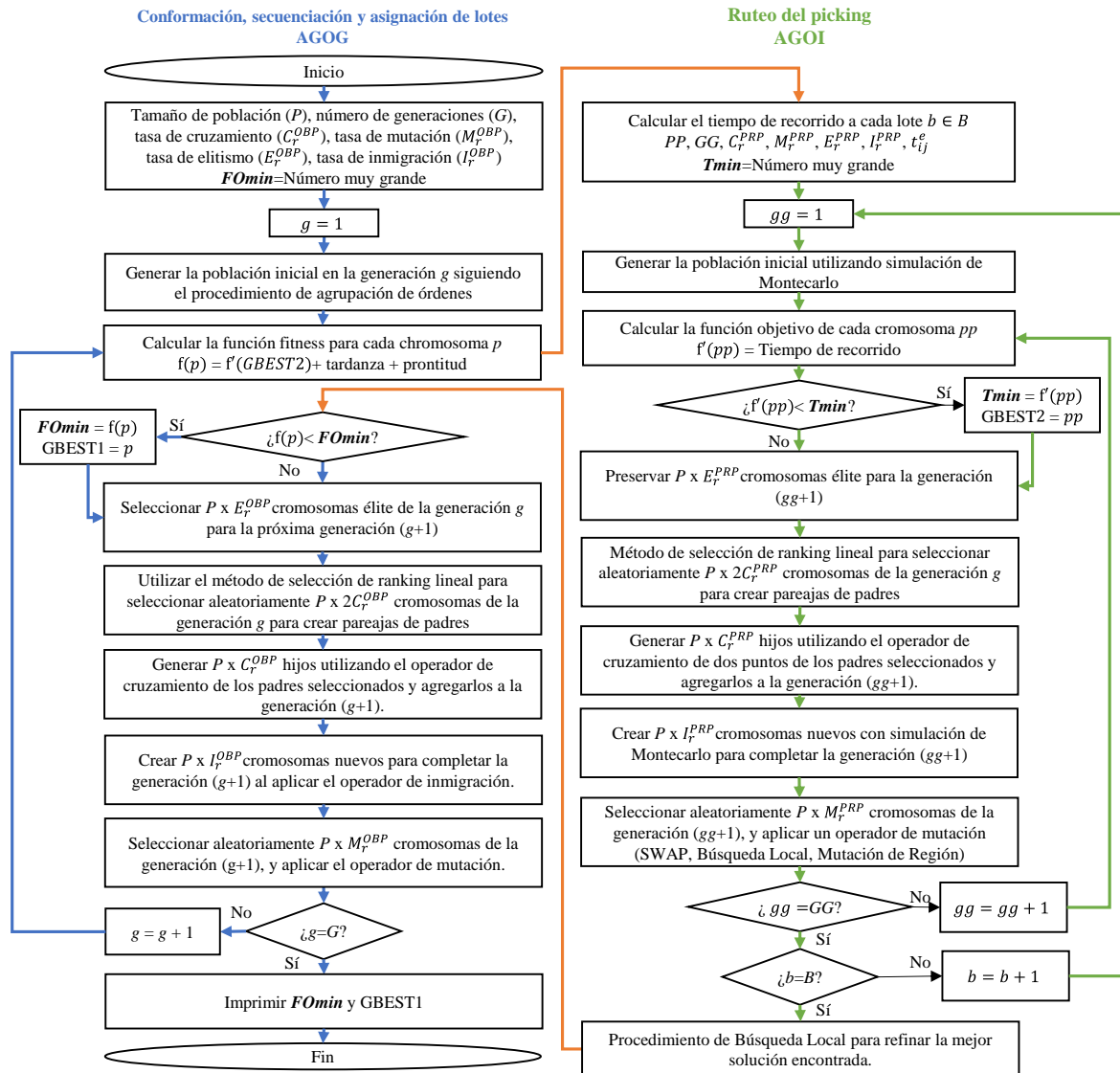
tanto se crea por primera vez en la literatura un modelo para el problema conjunto de conformación de lotes, secuenciación, asignación y ruteo del *picking*, bajo un enfoque multiobjetivo para minimizar el tiempo total de *picking*, tardanza y prontitud, considerando múltiples operarios, vehículos de *picking* heterogéneos en capacidad y velocidad, y ventanas de entrega. Igualmente, se plantea por primera vez la formulación de tiempos de recorrido para almacenes 3D de múltiples bloques, considerando restricciones de operación que establecen un nivel de piso como referencia para abandonar pasillos de *picking*, garantizando así la operación segura de vehículos de *picking* en almacenes y centros de distribución. Igualmente, debido a la complejidad del modelo matemático del PMCLSARP, se sugiere la solución de dicho problema a través de metaheurísticas, las cuales se presentan en el siguiente capítulo.

Como resultado del desarrollo de este capítulo, se logra la publicación del artículo del Anexo D donde se muestra el modelamiento de tiempos de recorrido y distancias de recorrido en almacenes 3D considerando movimientos secuenciales y simultáneos de vehículos de picking, y considerando restricciones de altura para abandonar pasillos de picking. Del mismo modo, se logra la publicación del artículo del Anexo E, y la publicación del artículo del Anexo F, donde se presentan diferentes modelos matemáticos para JOPP considerando diferentes combinaciones de condiciones reales de la operación de almacenes.

3. Métodos metaheurísticos para solucionar el PMCLSARP

En este capítulo se presentarán los métodos de solución propuestos para el PMCLSARP, los cuales se basan en métodos metaheurísticos. En este sentido, se desarrolla un algoritmo genético orientado a grupos (AGOG) para la conformación de lotes, secuenciación y asignación de lotes, y un algoritmo genético orientado a ítems (AGOI) para solucionar el PRP para evaluar el desempeño de cada lote creado. Para esto, la Figura 3-1, muestra el diagrama de flujo de las metaheurísticas propuestas para solucionar conjuntamente el PMCLSARP. El detalle del diseño de cada metaheurística se presentará a lo largo de este capítulo.

Figura 3-1: Diagrama de para la solución del PMCLSARP



Fuente: Elaboración propia

3.1 Algoritmo genético para la conformación, secuenciación y asignación de lotes

Debido a que el problema de conformación de lotes es altamente combinatorial, que el número de órdenes en operaciones de picking suele ser muy alto, que los productos e ítems ofrecidos por orden son complejos y diversos (Cheng et al., 2015), que las configuraciones del almacén generan condiciones especiales en su formulación y solución

(Bozer & Kile, 2008), este problema es NP-Hard a partir de más de dos órdenes (Gademann & van de Velde, 2005). Esto requiere el uso de metaheurísticas, especialmente poblacionales, que puedan explorar de forma global el espacio de solución, y así tener una amplia gama de posibles soluciones para mejorar en cada iteración de forma inteligente. El uso de metaheurísticas poblacionales, tales como los algoritmos genéticos brindan la ventaja de escapar o evitar óptimos locales debido al uso de una búsqueda global robusta (Kuo, Shieh, Zhang, & Chen, 2013). De esta manera, se elige el uso de algoritmos genéticos, debido a que pueden manejar cualquier clase de función objetivo y restricciones definidas en espacios de búsqueda discretos, continuos o mixtos (Hsu, Chen, & Chen, 2005). Adicional a esto, los algoritmos genéticos brindan flexibilidad para generar híbridos con heurísticas que mejoren su solución.

Los algoritmos genéticos son metaheurísticas basadas en poblaciones, donde a lo largo de generaciones o iteraciones, las poblaciones evolucionan de acuerdo con la selección natural y los principios de supervivencia, propagando a lo largo de las generaciones las características de los individuos con mejor desempeño (Cano, Correa-Espinal, & Gómez-Montoya, 2018c). Por lo tanto, los algoritmos genéticos tienen como objetivo optimizar una función objetivo en los individuos de una población (conjunto de soluciones), a través del cruzamiento de los individuos con mejor desempeño y la exploración de las áreas más prometedoras del espacio de búsqueda (operadores de cruzamiento y mutación). La evolución de estas soluciones hacia valores óptimos depende en gran medida de un esquema de codificación adecuado. Los esquemas de codificación orientados a ítems se proponen comúnmente para problemas de conformación de lotes, sin embargo, este esquema de codificación deteriora la aplicación exitosa de algoritmos genéticos a problemas de agrupación debido a que diferentes cromosomas codifican exactamente la misma solución y a que la información importante del cromosoma se pierde o se transfiere incorrectamente en los operadores de cruzamiento (Koch & Wäscher, 2016).

Por lo tanto, hacer uso de un esquema de codificación orientado a grupos es sensible a las características grupales de la conformación de pedidos, la asignación de lotes y secuenciación, donde los genes del cromosoma representan lotes en lugar de órdenes de clientes (Mutingi & Mbohwa, 2017). Este tipo de algoritmos genéticos están diseñados para desempeñarse mejor en la solución de problemas de agrupación, eliminando problemas

de factibilidad del operador de cruzamiento, y permiten codificar grupos o lotes en un gen, utilizando longitudes variables en los cromosomas, y permitiendo que los operadores manipulen grupos de objetos (lotes) en vez de objetos individuales (órdenes) (Jason Chao-Hsien Pan et al., 2015). Este tipo de codificación también permite que la secuenciación de lotes se derivará directamente de la estructura de los cromosomas generados en la conformación de lotes, de tal forma que la secuencia de los genes en cada cromosoma representará la secuencia de asignación de los lotes a los vehículos de *picking*.

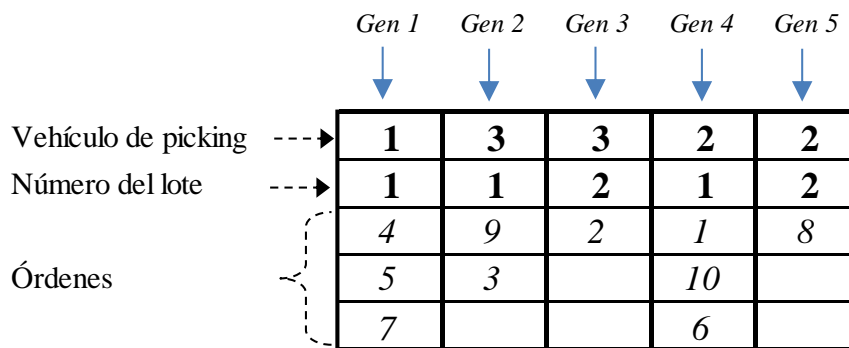
En consecuencia, la estructura general del AGOG a utilizar se describe a continuación:

- Paso 1: Establecer el tamaño de la población (P), el número de generaciones (G), la tasa de cruzamiento (C_r^{OBP}), la tasa de mutación (M_r^{OBP}), la tasa de elitismo (E_r^{OBP}), la tasa de inmigración (I_r^{OBP}), $p=1$ y $g=0$.
- Paso 2: Utilizar el procedimiento de agrupación de órdenes para generar el cromosoma p en la generación g .
- Paso 3: Si $p=P$, continuar con el Paso 4; de lo contrario, establecer $p=p+1$ y regresar al Paso 2.
- Paso 4: Calcular la función objetivo en la generación g utilizando la Ecuación (8) para cada cromosoma p .
- Paso 5: Seleccionar $P \times E_r^{OBP}$ cromosomas elite de la generación g para la próxima generación ($g+1$).
- Paso 6: Usar el método de selección de ranking lineal para seleccionar aleatoriamente $P \times 2C_r^{OBP}$ cromosomas de la generación g para que sean parejas de padres.
- Paso 7: Generar $P \times C_r^{OBP}$ hijos utilizando el operador cruzamiento de estos padres y agregarlos a la generación ($g+1$).
- Paso 8: Crear nuevas cromosomas $P \times I_r^{OBP}$ para completar la generación ($g+1$) aplicando el operador de migración.
- Paso 9: Seleccionar aleatoriamente $P \times M_r^{OBP}$ cromosomas de la generación ($g+1$) y aplicarles el operador de mutación.
- Paso 10: Si $g = G$, entonces detener el algoritmo; de lo contrario, establecer $g=g+1$ y regrese al Paso 4.

3.1.1 Esquema de codificación orientado a grupos

El esquema de codificación orientado a grupos representa la asignación de órdenes a lotes y la secuencia de lotes en cada vehículo de *picking*. Debido a que cada gen representa un lote en un vehículo de *picking*, los cromosomas son de longitud variable. Como se muestra en la Figura 3-2, el esquema de codificación se compone de tres niveles: el primer nivel muestra el número del vehículo de *picking*, el segundo nivel indica el número del lote asignado a cada vehículo de *picking* y el tercer nivel muestra las órdenes de clientes asignadas a cada lote.

Figura 3-2: Esquema de codificación para el AGOG



Fuente: Elaboración propia

Por ejemplo, la Figura 3-2 muestra en el primer gen que el primer lote asignado al vehículo de *picking* 1 agrupa las órdenes 4, 5 y 7. El segundo gen muestra que el primer lote asignado al dispositivo de *picking* 3 contiene las órdenes 9 y 3, y el tercer gen muestra que el segundo lote asignado al vehículo de *picking* 3 contiene el orden 2. De manera similar, los genes 4 y 5 muestran los lotes asignados al vehículo de *picking* 2. Por consiguiente, el esquema de codificación propuesto representa en un solo cromosoma la agrupación de órdenes en lotes, la asignación de lotes a vehículos de *picking* y la secuenciación de lotes en cada vehículo de *picking*.

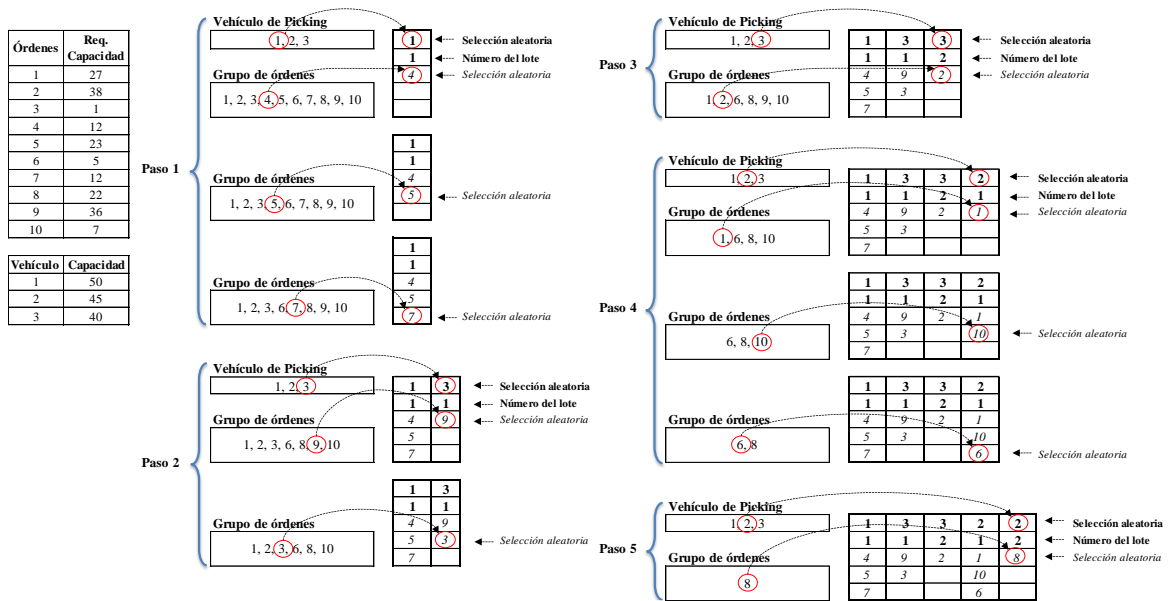
3.1.2 Población inicial

Para crear la población inicial de tamaño P , se consideran cuatro individuos arbitrariamente a través de las siguientes heurísticas: 1) Priorización de asignación de órdenes a lotes según regla de primeros en llegar primeros en servirse (*First-Come First-Served* - FCFS), y asignación de lotes a vehículos de *picking* según su capacidad de carga ordenada de menor a mayor (Sección 5.1.7); 2) Priorización de asignación de órdenes a lotes según

regla de FCFS, asignando lotes a los vehículos según su capacidad de carga ordenada de mayor a menor; 3) Priorización de asignación de órdenes a lotes según regla de fecha de entrega más temprana (*Earliest Due Date* - EDD), asignando lotes a los vehículos según su capacidad de carga ordenada de menor a mayor (Sección 5.1.7); 4) Priorización de asignación de órdenes a lotes según regla EDD, asignando lotes a los vehículos según su capacidad de carga ordenada de mayor a menor. Estas soluciones arbitrarias ingresadas en la población inicial pretenden ingresar información genética de buena calidad para orientar el proceso evolutivo hacia soluciones eficientes.

Para completar la población inicial, se crean $P-4$ individuos siguiendo un procedimiento de agrupación de órdenes, que crea un conjunto de órdenes de cliente denominado de ahora en adelante como Grupo de Órdenes, para ubicar allí aquellas que aún no se han asignado a un lote (Figura 3-3). Para el primer gen, se elige aleatoriamente un vehículo de *picking* y se abre un lote para este vehículo, luego se elige aleatoriamente una orden del Grupo de Órdenes y se asigna al lote abierto. Se elige otra orden al azar del Grupo de Órdenes y se asigna al lote abierto solo si la capacidad de dicha orden es menor o igual a la capacidad disponible del lote abierto; de lo contrario, se elige otra orden al azar del Grupo de Órdenes (Paso 1). Si ninguno de los pedidos en el Grupo de Órdenes tiene una capacidad menor o igual a la capacidad disponible del lote abierto, entonces el lote se cierra. Para el siguiente gen, el procedimiento para seleccionar vehículos de *picking* y asignar órdenes a lotes es el mismo utilizado para el gen 1 (Paso 2, Paso 3, Paso 4). El procedimiento de agrupación de órdenes finaliza cuando todas las órdenes se han asignado a lotes (Paso 5).

Figura 3-3: Procedimiento de agrupación de órdenes para el AGOG



Fuente: Elaboración propia

3.1.3 Función de aptitud (función objetivo)

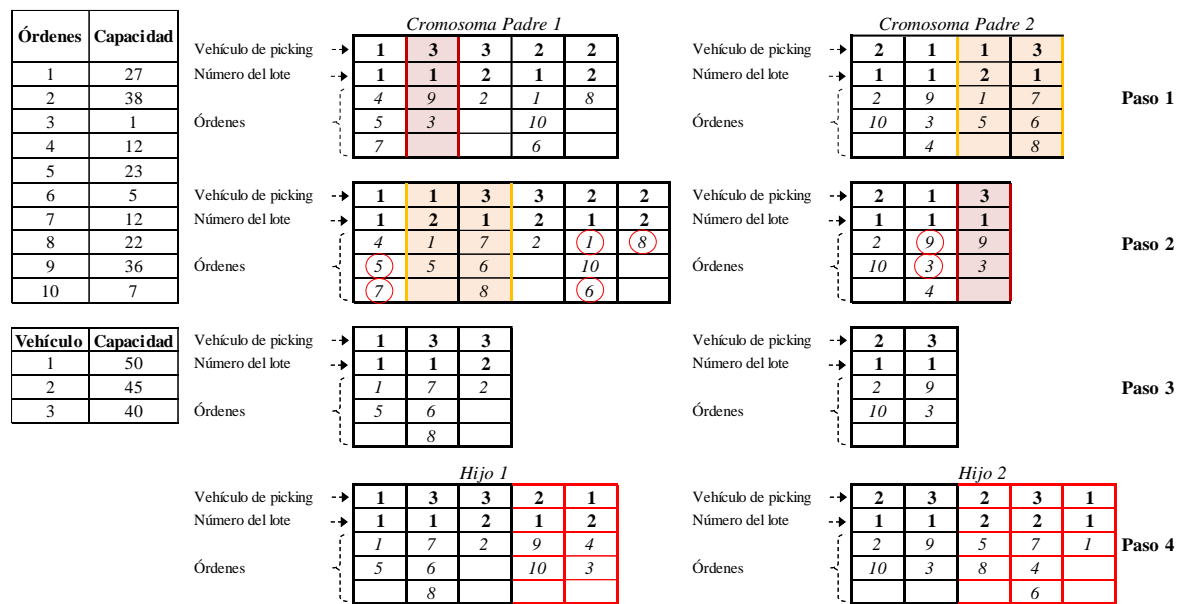
La función objetivo a minimizar se define como la ponderación entre el tiempo total de *picking*, la tardanza total, y la prontitud total, que a su vez representan el enfoque multiobjetivo a priori del PMCLSARP. Por lo tanto, la función objetivo que representa el problema multiobjetivo es la que se muestra en la Ecuación (8). De esta forma, a cada cromosoma se le evalúa el tiempo de *picking* como la suma del tiempo de recorrido entre las posiciones a visitar en cada lote, el tiempo de búsqueda y recuperación de items al visitar una posición de *picking*, el tiempo de reconstrucción y reconfiguración de la unidad de carga luego de visitar cada posición de *picking*, y el tiempo de alistamiento de cada lote. Cabe resaltar que el tiempo total de recorrido se obtiene a través del algoritmo genético AGOI utilizado para solucionar el PRP. Luego, la tardanza total y la prontitud total de cada cromosoma se calcula utilizando la Ecuación (19) y la Ecuación (20), respectivamente, esto se hace una vez, se obtiene el tiempo total de recorrido y tiempo total de *picking*, con lo cual se calcula el tiempo de completación de cada orden.

3.1.4 Operador de cruzamiento

La selección de cromosomas padres para el operador de cruzamiento se basa en el método de selección de *ranking* lineal, este método asigna la mayor probabilidad de

selección a los cromosomas con mejor desempeño, promoviendo el cruce entre padres con información genética de alta calidad. Luego, los pares de cromosomas padres se eligen utilizando la rueda de la ruleta, y el número de descendientes creados con el operador de cruce se determina de acuerdo con la tasa de cruzamiento (C_r^{OBP}). Como ejemplo, la Figura 3-4 muestra un procedimiento de cruzamiento que comienza con la selección de dos puntos de cruce que delimitan la sección a intercambiar entre cada par de padres (Paso 1). El cruzamiento debe manipular grupos de órdenes en lugar de órdenes individuales, por lo que se pueden obtener soluciones inviables después de intercambiar los genes de la sección de cruce, específicamente cuando aparece una orden de cliente dos veces en un cromosoma (Paso 2). Para esto, se aplica un mecanismo de corrección para corregir los cromosomas hijos inviables, que elimina los genes antiguos que contienen órdenes que aparecen también en los genes nuevos, y luego actualiza la información del segundo nivel de cada cromosoma estableciendo la secuencia de los lotes en cada vehículo de picking (Paso 3). Las órdenes que aún no se han asignado al cromosoma pasan a formar parte del Grupo de Órdenes, y para completar cada cromosoma, se aplica el procedimiento de agrupación de órdenes (Paso 4).

Figura 3-4: Operador de cruzamiento para el AGOG



Fuente: Elaboración propia

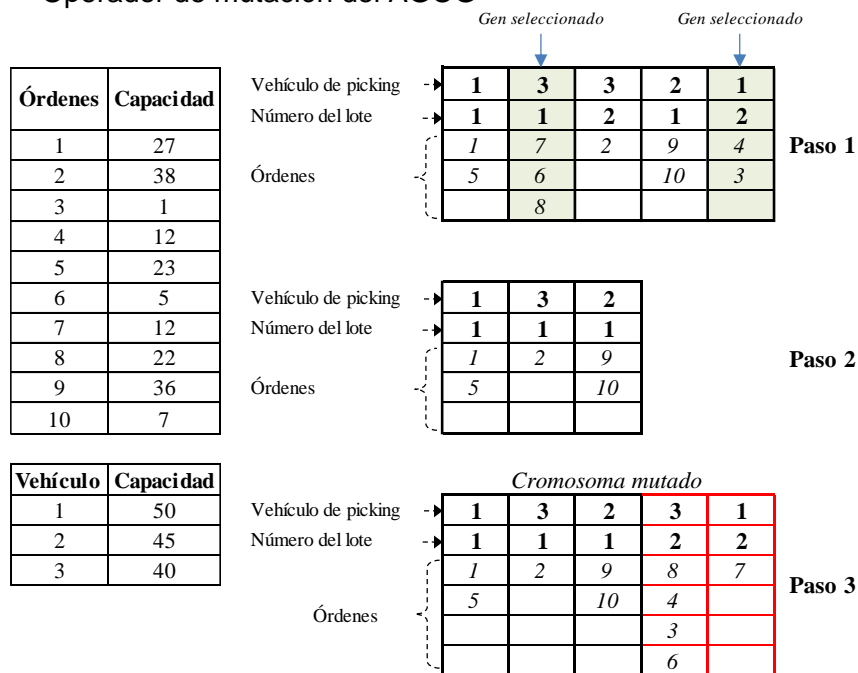
3.1.5 Operadores de elitismo e inmigración

El mecanismo de supervivencia o elitismo garantiza que los individuos con mejor desempeño prevalezcan en cada generación, y el número de individuos élite está determinado por la tasa de supervivencia (E_r^{OBP}). Por otro lado, la tasa de inmigración (I_r^{OBP}) define el número de individuos nuevos que se crearán utilizando el procedimiento de agrupación de órdenes. Estos nuevos individuos se introducen en la próxima generación para proporcionar diversidad a la población y evitar la convergencia prematura (Koch & Wäscher, 2016).

3.1.6 Operador de mutación

El operador de mutación se implementa en varios individuos definidos por la tasa de mutación (M_r^{OBP}) siguiendo los pasos que se muestran en la Figura 3-5. De esta forma, se seleccionan dos genes al azar (Paso 1), luego se eliminan los genes seleccionados, las órdenes que se asignaron a estos los genes se vuelven disponibles en el Grupo de Órdenes y se actualiza la secuencia de lotes en cada vehículo de *picking* (Paso 2). Las órdenes disponibles en el Grupo de Órdenes se utilizan para crear nuevos genes mediante el procedimiento de agrupación de órdenes (Paso 3).

Figura 3-5: Operador de mutación del AGOG



Fuente: Elaboración propia

3.1.7 Creación de una nueva población y criterio de parada

Luego de crear P individuos mediante operadores de cruzamiento, supervivencia, inmigración y mutación, se obtiene una nueva generación o iteración en el AGOG. El procedimiento descrito del AGOG se repite hasta que se alcanza el número de generaciones G estipuladas, o hasta alcanzar un determinado número de generaciones consecutivas sin obtener mejoras en la mejor solución global del algoritmo (GBEST1).

3.2 Algoritmo genético para el ruteo del *picking*

Respecto a los métodos de solución para el PRP, el Apéndice J ilustra que las metaheurísticas generalmente se usan en mayor medida para minimizar las distancias, los tiempos de viaje y recolección y la tardanza en los almacenes 3D, seguidos de las políticas de heurística y enrutamiento. Esto destaca el uso de metaheurísticas basadas en la población, como los algoritmos genéticos orientados a ítems (AGOI) y la optimización de colonias de hormigas (ACO), que se han aplicado igualmente para resolver el PRP en almacenes 2D considerando un solo bloque o múltiples bloques. La Tabla 3-1 muestra los principales estudios que abordan el PRP utilizando algoritmos genéticos y ACO, demostrando la amplia aplicación de estos enfoques de solución para diferentes tipos de PRP y configuraciones de almacén.

Tabla 3-1: Métodos de solución para el PRP basados en AGOI y ACO

Autor	AGOI	ACO	2D	3D	Un solo bloque	Múltiples Bloques
(Tsai et al., 2008)	✓			✓	✓	
(C. Fu et al., 2011)	✓	✓	✓			✓
(Ene & Öztürk, 2012)	✓			✓		✓
(Y. Wang et al., 2012)		✓		✓		✓
(Azadnia et al., 2013)	✓			✓	✓	
(F. Chen et al., 2013)		✓	✓			✓
(R. Wang et al., 2013)	✓			✓		✓
(Xu, Shi, Song, & Chen, 2014)		✓	✓		✓	
(T. L. Chen et al., 2015)		✓	✓		✓	
(Cheng et al., 2015)		✓	✓		✓	
(F. Chen et al., 2016)		✓	✓			✓
(Jin, Wang, Cai, Wang, & Yun, 2017)		✓	✓			✓
(Li et al., 2017)		✓		✓		✓
(Schrotenboer et al., 2017)	✓		✓		✓	
(Ardjmand, Shakeri, Singh, & Sanei, 2018)		✓	✓		✓	

Autor	AGOI	ACO	2D	3D	Un solo bloque	Múltiples Bloques
(Damayanti et al., 2018)	✓			✓	✓	
(De Santis, Montanari, Vignali, & Bottani, 2018)		✓	✓			✓
(Cano, Correa-Espinal, Gómez-Montoya, & Cortés, 2019)	✓		✓			✓
(F. Chen et al., 2019a)	✓	✓	✓			✓
(Pinto & Nagano, 2019b)	✓			✓		✓

Fuente: Elaboración propia

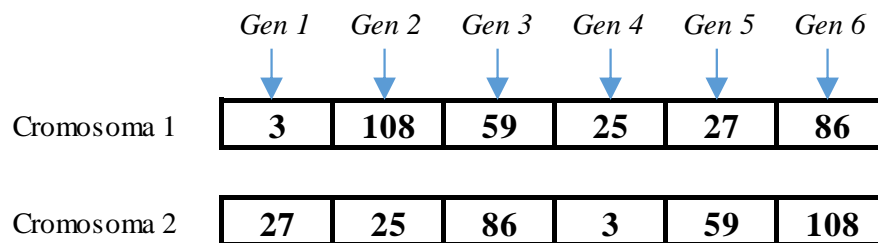
De la Tabla 3-1 se destaca que la mayoría de los estudios que utilizan ACO para solucionar el PRP se centran en almacenes 2D, a excepción de los trabajos de (Y. Wang et al., 2012) y (Li et al., 2017) que se centran en almacenes 3D, mientras que los algoritmos genéticos se han aplicado ampliamente para solucionar el PRP para almacenes 2D y 3D. Además, es importante mencionar que los trabajos de (C. Fu et al., 2011) y (F. Chen et al., 2019a) proponen algoritmos híbridos ACO-GA para obtener el mayor beneficio de ambos métodos de solución. Para definir la elección entre AGOI y ACO para solucionar el PRP en almacenes 3D, se presenta en el Anexo J las pruebas y validaciones que demuestran que el AGOI soluciona satisfactoriamente el PRP para instancias pequeñas y grandes, y se desempeña mejor que el ACO tanto en eficiencia como en tiempo de computación, por lo cual el AGOI se utilizará para resolver el PRP en el PMCLSARP.

En consecuencia, los algoritmos genéticos son metaheurísticas bien conocidas que se basada en poblaciones, donde cada individuo (cromosoma) representa una solución del PRP, y a través de un proceso evolutivo que emula procesos naturales de selección, cruce, elitismo, inmigración y mutación, y la mejor solución se encuentra después de un determinado número de generaciones. Los GA se han utilizado ampliamente para resolver el PRP porque este es un problema combinatorial y complejo cuyo objetivo es encontrar la mejor secuencia de posiciones de almacenamiento a visitar en una ruta para satisfacer una función objetivo. El diseño del AGOI para el PRP comienza con la codificación de *PP* individuos de la población, y en cada cromosoma, cada gen representa una posición de almacenamiento, por lo cual la longitud de cada cromosoma es fija e igual al número de posiciones de almacenamiento para visitar, y la secuencia de aparición de los genes indica la ruta de *picking* para realizar.

3.2.1 Esquema de codificación orientado a ítems

El diseño del AGOI para el PRP comienza con la codificación de *PP* individuos de la población, y en cada cromosoma, cada gen representa una posición de almacenamiento, por lo cual la longitud de cada cromosoma es fija e igual al número de posiciones almacenamiento para visitar, y la secuencia de aparición de los genes indica la ruta de *picking* para realizar. Como se muestra en la Figura 3-6, el esquema de codificación se compone de un solo nivel, en el cual se muestra el número de las posiciones de almacenamiento a visitar en una ruta, dándose por entendido que toda ruta comienza y termina en el *Depot*.

Figura 3-6: Esquema de codificación para el AGOI



Fuente: Elaboración propia

Por ejemplo, la Figura 3-6 muestra el cromosoma 1, en el cual la ruta de *picking* comienza en el *Depot* y visita primero la posición de almacenamiento 3, luego la 108, 59, 25, 27, 86, y termina de nuevo en el *Depot*. De forma similar, el cromosoma 2 representa una ruta de *picking* que inicia en el *Depot* y visita primero a la posición de almacenamiento 27, luego la 25, 86, 3, 59, 108 y finaliza en el *Depot*. En dicho ejemplo, ambas rutas están creadas para recuperar 6 ítems que componen un lote, y la diferencia entre ambas rutas será el tiempo total de recorrido en el almacén 3D de múltiples bloques con restricciones de altura para abandonar pasillos.

3.2.2 Población inicial

La población inicial contiene individuos con buen desempeño inspirados en políticas de ruteo o heurísticas, con el fin de comenzar el proceso evolutivo con información genética de buena calidad, e igualmente se crean otros individuos con la simulación de Montecarlo

para garantizar una exploración adecuada del espacio de la solución. En este caso, se crean nueve individuos arbitrariamente siguiendo diferentes procedimientos: 1) heurística s-shape para múltiples bloques; 2) heurística s-shape de un bloque aplicada a partir del bloque frontal; 3) heurística s-shape de un bloque aplicada a partir del bloque posterior; 4) heurística de pasillo-por-pasillo para múltiples bloques; 5) heurística para visitar posiciones de almacenamiento ordenadas de mayor a menor según su número de identificación; 6) heurística para visitar posiciones de almacenamiento ordenadas de menor a mayor según su número de identificación; 7) procedimiento de búsqueda local (Sección 3.2.6) aplicada a posiciones de almacenamiento ordenadas de mayor a menor según su número de identificación; 8) procedimiento de búsqueda local (Sección 3.2.6) aplicada a posiciones de almacenamiento ordenadas de menor a mayor según su número de identificación; 9) heurística para atravesar cada pasillo desde el bloque del frente hasta el bloque trasero. Los restantes $PP-9$ individuos se crean aleatoriamente utilizando la simulación Montecarlo.

3.2.3 Función de aptitud (función objetivo)

La función objetivo a minimizar en el ruteo del *picking* se define como el tiempo total de recorrido de cada lote, es decir, de cada gen de los cromosomas creados en el AGOG. La Ecuación (27) muestra el cálculo de la función objetivo para el PRP, donde t_{ij}^e representa el tiempo de recorrido entre la posición i y j para el vehículo e , al cual se le ha asignado el lote específico a recuperar utilizando el AGOI, y Y_{ij}^b es la variable binaria que indica si en el lote b se debe realizar el recorrido a la posición i justo después de la posición j . Los valores de t_{ij}^e se calculan previamente en matrices individuales para cada vehículo de *picking* utilizando las Ecuaciones (4-7).

$$Fitness = \sum_{i \neq j \in L} \sum_{j \neq i \in L} (t_{ij}^e) * Y_{ij}^b \quad \forall b \in B \quad (27)$$

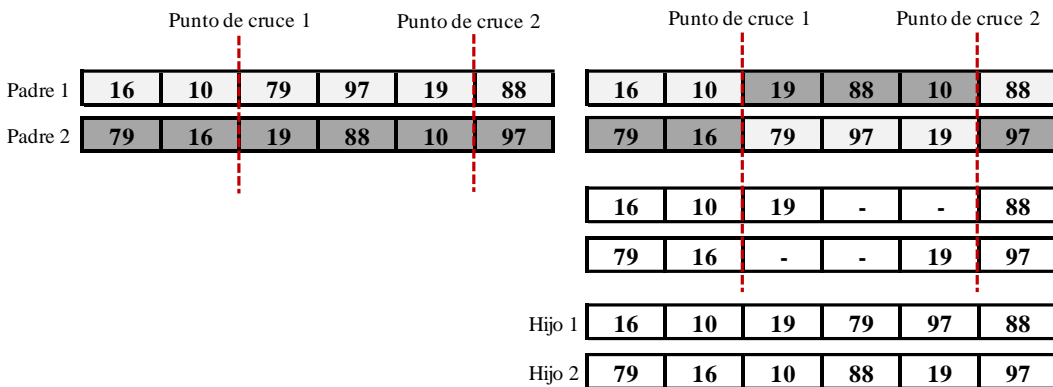
3.2.4 Operador de cruzamiento

Con base a una tasa de cruce C_r^{PRP} , se selecciona una cantidad de $2 \times PP \times C_r^{PRP}$ cromosomas usando el método de *ranking* lineal donde es más probable que se seleccionen los individuos con mejor desempeño, y se aplica un método de cruce de dos puntos que divide cada cromosoma en tres secciones a los padres seleccionados, donde

la sección central se intercambia entre cada par de padres. Si la descendencia resultante del operador de cruzamiento no es factible (se presenta uno o más genes repetidos en el cromosoma), un mecanismo de corrección elimina los genes repetidos de la nueva sección en cada hijo y los reemplaza aleatoriamente con los genes faltantes en dicho cromosoma.

Como se muestra en la Figura 3-7, en el mecanismo de corrección se eligen y asignan al primer gen disponible las posiciones de almacenamiento con el número de identificación más pequeño y que no se han asignado al cromosoma, y este procedimiento se repite hasta completar cada cromosoma hijo y obtener una solución factible. Este proceso de cruzamiento se replica hasta obtener $P \times C_r^{PRP}$ cromosomas nuevos para la próxima generación.

Figura 3-7: Operador de cruzamiento y mecanismo de corrección en el AGOI



Fuente: Elaboración propia

3.2.5 Operadores de elitismo e inmigración

El operador de supervivencia se aplica para preservar en la próxima generación a los individuos con mejor desempeño, y la cantidad de individuos se calcula de acuerdo con una tasa de elitismo E_r^{PRP} . Igualmente, para completar la próxima generación, el operador de inmigración crea $P \times I_r^{PRP}$ individuos utilizando la simulación Montecarlo, asegurando así la exploración del espacio de solución y diversidad en la población en las siguientes generaciones.

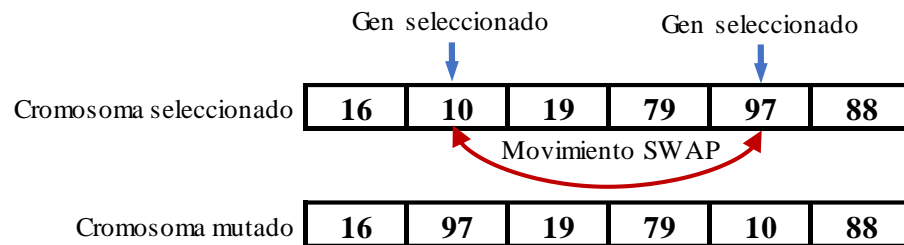
3.2.6 Operador de mutación

El operador de mutación diversifica la búsqueda del espacio de solución al alterar a algunos individuos de la nueva generación, seleccionando individuos de acuerdo con una tasa de mutación M_r^{PRP} , y asignando aleatoriamente a cada individuo seleccionado uno de los siguientes tres métodos de mutación: mutación SWAP, la mutación de búsqueda local, mutación de región.

- **Mutación SWAP**

La mutación SWAP o mutación de intercambio, intercambia dos genes seleccionados al azar en un individuo a través de un movimiento SWAP tal y como se muestra en la Figura 3-8.

Figura 3-8: Mutación SWAP del AGOI

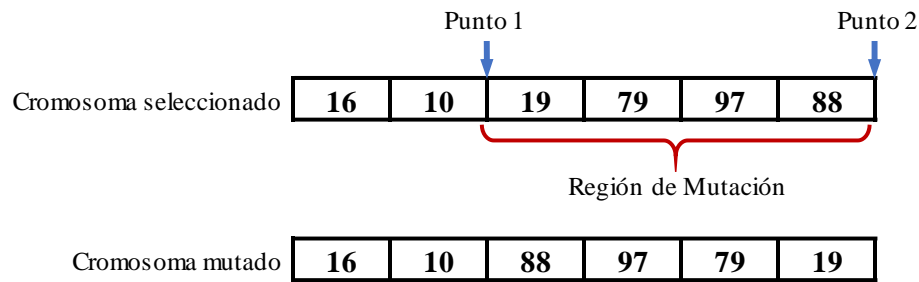


Fuente: Elaboración propia

- **Región de mutación**

El método de región de mutación invierte la secuencia de genes que pertenecen a una región limitada por dos puntos elegidos al azar en un cromosoma. Tal y como se muestra en la Figura 3-9, se seleccionan dos puntos aleatoriamente en un mismo cromosoma, y se invierte el orden de los genes entre los dos puntos mencionados.

Figura 3-9: Mutación de Región del AGOI

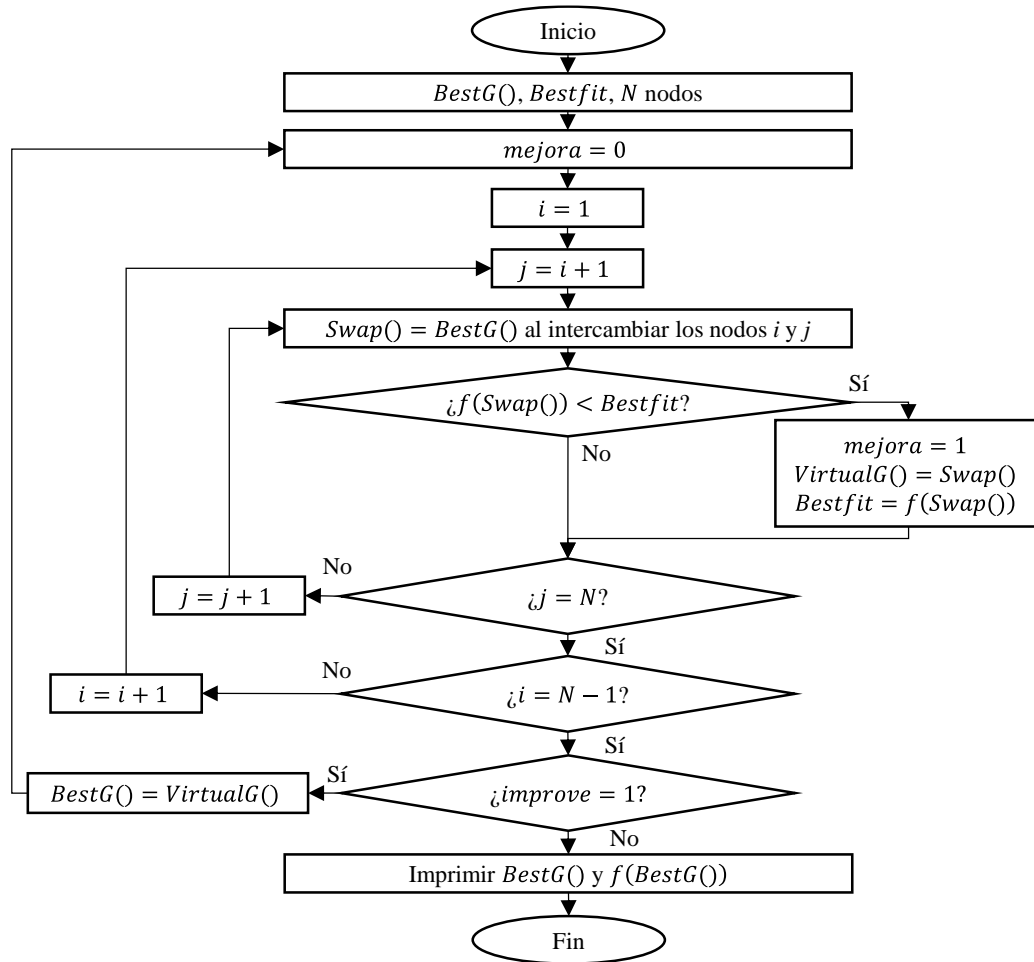


Fuente: Elaboración propia

- **Mutación de búsqueda local**

La mutación de búsqueda local aplica un procedimiento de búsqueda local que utiliza una estructura de vecindario basada en movimientos de intercambio (SWAP), con el fin de mejorar la solución actual intercambiando dos genes en un cromosoma (dos posiciones de almacenamiento en una ruta de *picking*). Como se muestra en la Figura 3-10, se realiza una secuencia de movimientos de intercambio entre cada par de genes en un cromosoma, y el movimiento de intercambio que proporciona los mayores ahorros en tiempo de recorrido se toma como la nueva solución (nuevo punto de partida) para realizar otros movimientos de intercambio. El procedimiento de búsqueda local se detiene cuando no se puede lograr una mejora en la función objetivo de la solución actual a través de movimientos de intercambio.

Figura 3-10: Diagrama de flujo para el procedimiento de búsqueda local en el PRP



Fuente: Elaboración propia

3.2.7 Creación de una nueva población y criterio de parada

Una vez se completa una nueva generación con PP individuos mediante operadores de cruzamiento, supervivencia, inmigración y mutación, se obtiene una nueva generación o iteración en el AGOI. El procedimiento descrito del AGOI se repite hasta que se alcanza el número de generaciones GG estipuladas, o hasta alcanzar un determinado número de generaciones consecutivas sin obtener mejoras en la mejor solución global del algoritmo del PRP (GBEST2).

3.2.8 Refinamiento de la mejor solución con búsqueda local

Una vez el AGOI para el PRP ha alcanzado el criterio de parada, se aplica el procedimiento de búsqueda local descrito en la sección 3.2.6 a la mejor solución encontrada para el PRP. De esta forma se agrega un enfoque de explotación alrededor de la mejor solución encontrada, garantizando que se obtenga la mejor solución posible dentro del vecindario de la solución arrojada por el AGOI.

3.3 Algoritmo en línea para el PMCLSARP (AGOG+AGOI)

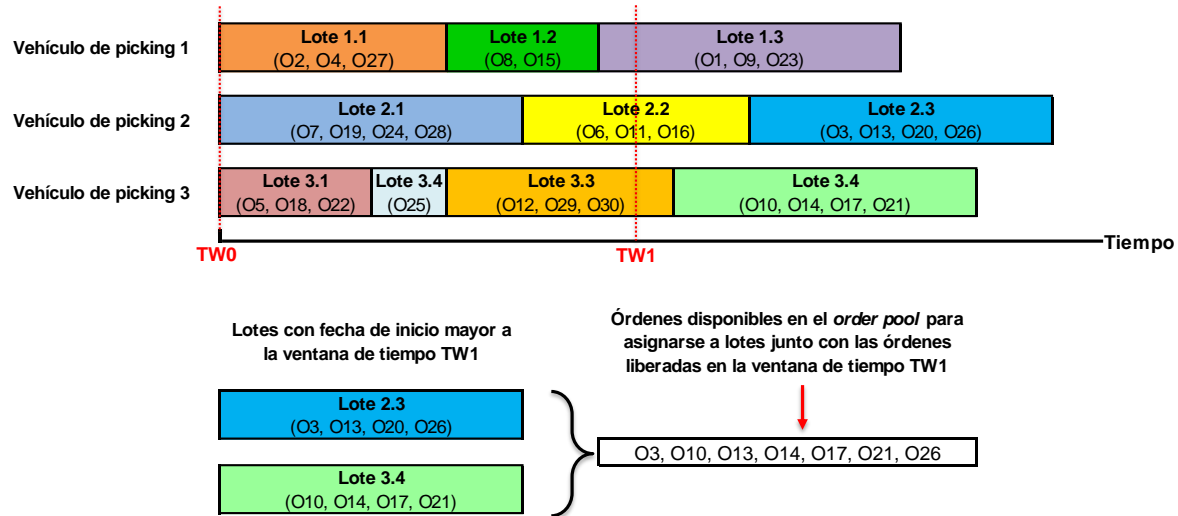
Para solucionar JOPP que incluyan la conformación de lotes, el método de ventanas de tiempo es el más utilizado para problemas en línea, y dichos problemas pueden dividirse en problemas de ventanas de tiempo fijas y en problemas de ventanas de tiempo variables. En el enfoque de ventanas de tiempo fijas, el sistema de *picking* se actualiza cuando transcurre un periodo de tiempo preestablecido, liberando al sistema de *picking* las órdenes de clientes que hayan ingresado en dicho periodo de tiempo o ventana de tiempo, de tal forma que al sistema de picking ingresará siempre en una misma periodicidad un número variables de órdenes de cliente. En el enfoque de ventanas de tiempo variables, las órdenes de cliente se liberan al sistema de *picking* cuando se alcanza un número preestablecido de órdenes de cliente, de tal forma que al sistema de *picking* ingresará siempre un mismo número de órdenes, en una periodicidad variable (J. Zhang, Wang, Chan, et al., 2017).

Para el modelo en línea del PMCLSARP se considerará el enfoque de ventanas de tiempo fijas debido a que brinda más estabilidad al sistema de *picking*, permitiendo que el sistema de *picking* se reconfigure en un periodo de tiempo fijo, y que el cálculo de los algoritmos de solución tengan tiempo suficiente de ejecutarse para brindar soluciones satisfactorias. Este enfoque incluso permite a nivel de simulación computacional utilizar un enfoque de ventanas de tiempo fijo y variable, al liberar al sistema de *picking* un número fijo de órdenes de clientes cada vez que transcurre un periodo de tiempo fijo. Por lo tanto, la estructura general del algoritmo en línea para el PMCLSARP se describe a continuación:

- Paso 1: Inicialización. Valor de la ventana de tiempo inicial $TW=0$.
- Paso 2: Si $TW < 0$, entonces ir al Paso 3, en caso contrario, ir al Paso 4.
- Paso 3: Preguntar para todos los lotes creados hasta el momento: Si $TW < t_{b,e}^{ini}$, entonces, ingresar al Grupo de Órdenes las órdenes de cliente del lote b del vehículo e y eliminar el lote b del vehículo e (ver Figura 3-11), y actualizar la función objetivo global restando el aporte de tiempo de recorrido, tardanza, prontitud de las órdenes de cliente del lote b del vehículo e .
- Paso 4: Ingresar al Grupo de Órdenes del AGOG las órdenes de cliente liberadas en la ventana de tiempo TW .
- Paso 5: Utilizar el AGOG para asignar órdenes del Grupo de Órdenes a lotes, y asignar y secuenciar lotes a vehículos de *picking*.
- Paso 6: Establecer tiempo de inicio del lote b del vehículo e $t_{b,e}^{ini}$. Si b es el primer lote asignado a un vehículo de *picking* e , entonces $t_{b,e}^{ini} = 0$, en caso contrario $t_{b+1,e}^{ini} = t_{b,e}^{fin}$.
- Paso 7: Calcular tiempo de procesamiento de cada lote b en cada vehículo de *picking* e $t_{b,e}$ utilizando el AGOI.
- Paso 8: Recuperar las órdenes del lote b del vehículo e entre $[t_{b,e}^{ini}, t_{b,e}^{fin}]$, siendo $t_{b,e}^{fin} = t_{b,e}^{ini} + t_{b,e}$.
- Paso 9: Actualizar la función objetivo global agregando el aporte de tiempo de recorrido, tardanza, prontitud de las órdenes de cliente atendidas en la ventana de tiempo TW .
- Paso 10: Actualizar la ventana de tiempo $TW = TW + T$. Si $TW =$ Tiempo de ejecución del algoritmo, entonces terminar la ejecución del algoritmo e imprimir resultados de salida (Mejor función objetivo, mejor solución), en caso contrario, volver al Paso 3.

Tal y como se muestra en la Figura 3-11, en el momento del tiempo en el que comienza la ventana de tiempo TW_1 , se analiza cuáles lotes aún no han comenzado a procesarse, y solo a los lotes que tienen fecha de inicio superior a TW_1 (lote 2.3, lote 3.4) se eliminarán para liberar las órdenes de cliente que los conforman (O3, O10, O13, O14, O17, O21, O26), y esas órdenes quedan disponibles en el Grupo de Órdenes junto con las nuevas órdenes de cliente que hayan ingresado al sistema de *picking* en la nueva ventana de tiempo. Se aclara que al eliminar lotes que estaban asignados y secuenciados en vehículo de *picking*, se debe actualizar la función objetivo del PMCLSARP, restando el aporte que realizaron los lotes y las órdenes de dichos lotes en cuanto a tiempo de *picking*, tardanza y prontitud.

Figura 3-11: Liberación de órdenes de cliente provenientes de lotes eliminados al comenzar una nueva ventana de tiempo



Fuente: Elaboración propia

Para el cálculo del valor de las ventanas de tiempo fijas para llegadas en línea de órdenes de cliente, a través de las cuales se irán ingresando nuevas órdenes de cliente al sistema de *picking*, primero se realiza un cálculo del tiempo de completación promedio de las órdenes de clientes liberadas en una ventana de tiempo (CT_{prom}), que se muestra en la Ecuación (28). El CT_{prom} se calcula como el producto entre el número de lotes simultáneos a recuperar en el sistema de *picking* (B_{simult}) y la suma del tiempo de recorrido máximo en el almacén por lote o *tour* ($t^{s-shape}$) y el tiempo de alistamiento por lote (t_s), y esto sumado al producto entre el promedio de ítems a recuperar por orden ($PIPO$) y la suma del tiempo de búsqueda y recuperación de ítems (t_p), y el tiempo de reconfiguración de la unidad de carga (t_r). Asimismo, de acuerdo con la Ecuación (29), B_{simult} es el resultado del cociente entre el número de lotes promedio a recuperar (B_{prom}) y el número de vehículos de *picking* disponibles E . Por último, según la Ecuación (30), B_{prom} resulta de la división entre el requerimiento de capacidad de las órdenes a recuperar y la capacidad promedio de los vehículos de *picking*.

$$CT_{prom} = B_{simult} * (t^{s-shape} + t_s) + PIPO * (t_p + t_r) \quad (28)$$

$$B_{simult} = \frac{B_{prom}}{E} \quad (29)$$

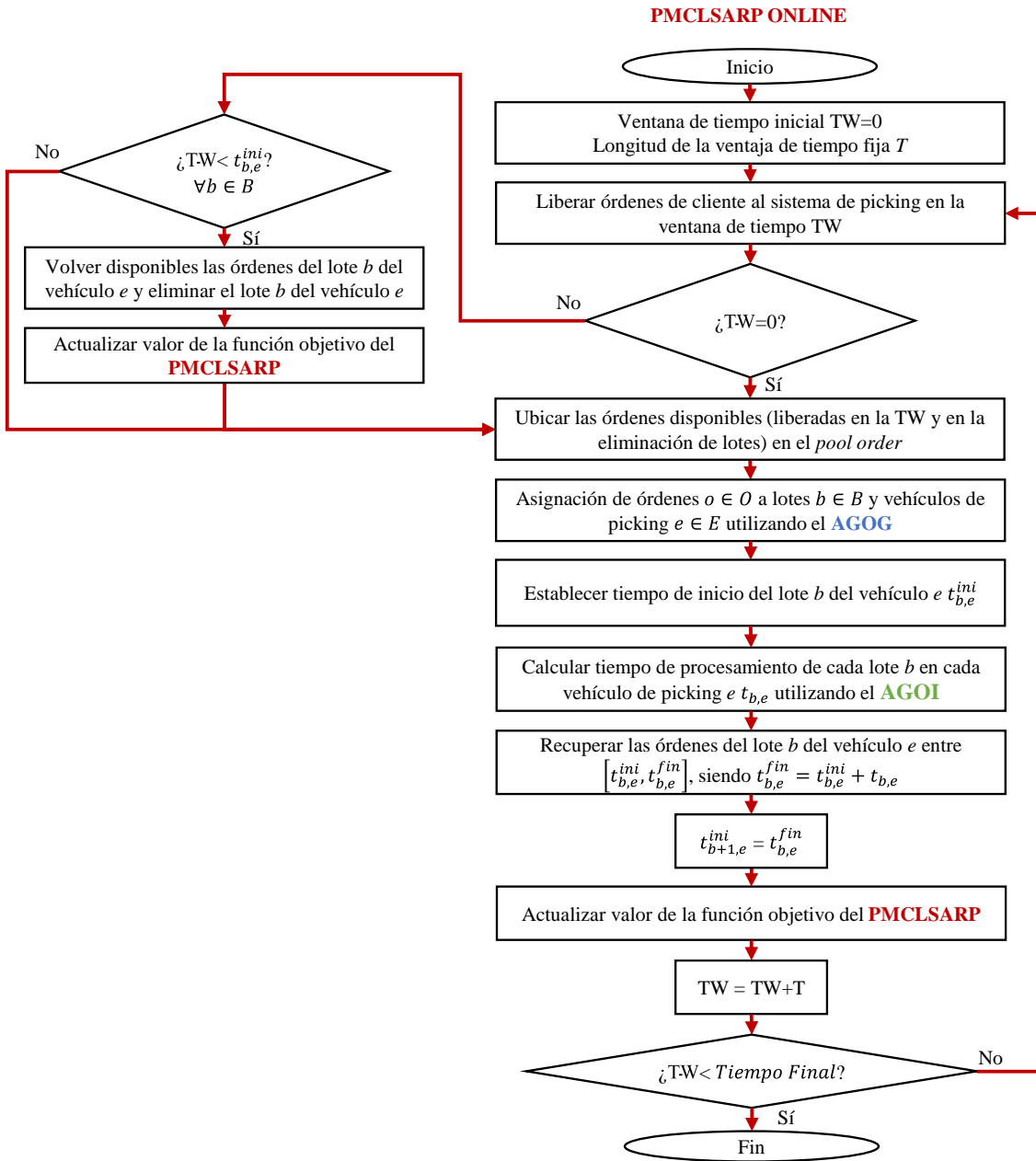
$$B_{prom} = \frac{\sum_{o=1}^O w_o}{\left(\frac{\sum_{e=1}^E c_e}{E}\right)} \quad (30)$$

Luego de tener el valor de CT_{prom} , dicho valor se multiplica por $\%_{TW}$, que representa un porcentaje a multiplicar por CT_{prom} para obtener así la longitud de la ventana de tiempo T , tal y como se muestra en la Ecuación (31), que permite la posibilidad de ingresar nuevas órdenes de cliente en una ventana de tiempo cuando aún no se han comenzado a procesar lotes previamente asignados a vehículos de *picking*. Por lo tanto, al transcurrir un periodo de tiempo igual a T en el horizonte de planificación del almacén, se ingresarán nuevas órdenes O al sistema de *picking*. En este sentido, la primera ventana de tiempo tomará el valor de $TW=0$, la segunda ventana de tiempo tomará el valor de $TW=T$, la tercera ventana de tiempo tomará el valor de $TW=2T$ y así sucesivamente.

$$T = CT_{prom} * \%_{TW}, \quad (31)$$

En la Figura 3-12, se presenta el diagrama de flujo para el algoritmo en línea del PMCLSARP que permite la integración del enfoque en línea propuesto, basado en ventanas de tiempo fijas, y los algoritmos para solucionar la conformación de lote, secuenciación y asignación de lotes (AGOG) y el ruteo del *picking* (AGOI). Este algoritmo se denomina AGOG+AGOI

Figura 3-12: Diagrama de flujo para el algoritmo AGOG+AGOI para el PMCLSARP en línea



Fuente: Elaboración propia

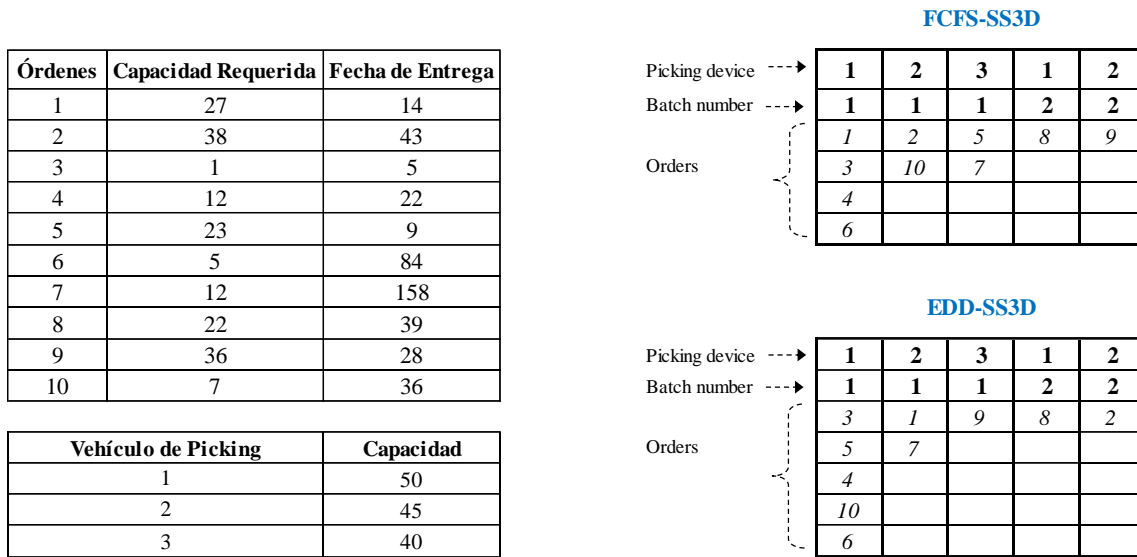
3.3.1 Heurísticas para la comparación del desempeño del AGOG+AGOI

Para determinar el desempeño del AGOG+AGOI, se comparan los resultados obtenidos en los experimentos planteados con dos métodos de solución del PMCLSARP basados en reglas heurísticas para la conformación, secuenciación y asignación de lotes, y para el ruteo del *picking*. Estos dos métodos se denominan FCFS-SS3D y EDD-SS3D.

El método FCFS-SS3D prioriza la asignación de órdenes a lotes según la regla FCFS, es decir, según su orden de llegada al sistema de pedidos en el almacén, y luego asigna los lotes a los vehículos de *picking* los cuales están ordenados de menor a mayor según su capacidad de carga. De esta forma, se asigna el primer lote se asigna al primer vehículo de *picking*, el segundo lote se asigna al segundo vehículo de *picking*, y así sucesivamente. Una vez cada vehículo de *picking* tiene asignado un lote, el siguiente lote comienza a asignarse de nuevo al primer vehículo de *picking*, el siguiente lote al segundo vehículo de *picking*, y así sucesivamente hasta asignar todos los lotes. Como se muestra en la Figura 3-13, una vez que se ha completado el primer lote del último vehículo de *picking* (vehículo 3), el siguiente lote se asigna al vehículo de *picking* 1, y así sucesivamente. Luego, el ruteo de cada lote se realiza siguiendo la heurística de ruteo *s-shape* adaptada para almacenes 3D (J.C.-H. Pan et al., 2014) y de múltiples bloques (Roodbergen & De Koster, 2001).

El método EDD-SS3D prioriza la asignación de órdenes a lotes según la regla EDD, es decir, según la fecha de entrega más cercana de cada orden, y luego asigna los lotes a los vehículos de *picking* los cuales están ordenados de menor a mayor según su capacidad de carga. De esta forma, se asignan los lotes a los vehículos de *picking* de la misma forma como se hace en el método FCFS-SS3D, y el ruteo de cada lote se realiza con la heurística *s-shape* adaptada para almacenes 3D de múltiples bloques. Tanto el método FCFS-SS3D como el método EDD-SS3D se describen con un ejemplo en la Figura 5-1.

Figura 3-13: Heurísticas FCFS-SS3D y EDD-SS3D



Fuente: Elaboración propia

En este capítulo, se logró diseñar y desarrollar metaheurísticos efectivos para solucionar el modelo que representa el PMCLSARP, considerando vehículos heterogéneos, almacenes 3D con múltiples bloques, pedidos con llegadas dinámicas y fechas de entrega con ventanas de tiempo (objetivo específico 3). Como consecuencia, se diseñaron y desarrollaron métodos metaheurísticos para la solución conjunta del OBP+BSP+BAP, y para la solución del PRP. Para la solución del OBP+BSP+BAP se propone por primera vez en la literatura un esquema de representación para algoritmos genéticos orientados a grupos, que considere múltiples vehículos de *picking*. Como respaldo de la creación de este algoritmo, se encuentra el artículo sometido a revisión del Anexo, y el artículo sometido a revisión del Anexo H. Igualmente, en este capítulo se propuso por primera vez un algoritmo genético orientado a ítems que integra un procedimiento de búsqueda local para solucionar el PRP en almacenes 3D de múltiples bloques, considerando restricciones de altura a nivel de piso para abandonar pasillos y garantizar la seguridad de operaciones con vehículos de *picking* en almacenes y centros de distribución. La primera aproximación al AGOI para solucionar al PRP generó como resultado el artículo publicado del Anexo I. El detalle del desarrollo del AGOI, y la justificación de su uso respecto a un algoritmo de colonia de hormigas (ACO) se encuentra en el artículo sometido a revisión del Anexo J.

Del mismo modo, se logra en este capítulo el diseño del algoritmo en línea basado en ventanas de tiempo fijas para el PMCLSARP, detallando el procedimiento de eliminación y reconfiguración de lotes en la medida en que aparecen nuevas ventanas de tiempo.

De esta forma, se han logrado anidar un algoritmo genético para el PRP dentro de un algoritmo genético para el OBP+BSP+BAP, y a su vez ambos algoritmos se desempeñan bajo un enfoque en línea, en donde cada vez que se actualiza la ventana de tiempo se debe volver a ejecutar el AGOG, y dentro del AGOG se ejecuta el AGOI múltiples veces. La validación de los parámetros del AGOG y AGOI propuestos se presenta en el próximo capítulo.

4. Validación de parámetros para los algoritmos de solución del PMCLSARP

En este capítulo se presentará la validación de los principales parámetros de los métodos de solución propuestos para el PMCLSARP. En este sentido, se abordará por separado la parametrización del AGOG propuesto, y por otro lado se abordará la parametrización del AGOI propuesto.

4.1 Ajuste de parámetros del AGOG

Una de las principales dificultades de los algoritmos genéticos se relaciona con la elección de parámetros adecuados, porque dichos parámetros influyen directamente en la convergencia del algoritmo, el tiempo de computación, y la posibilidad de estancamiento en óptimos locales. Se esperaría entonces que los parámetros a utilizar en un algoritmo genético ofrezcan un equilibrio adecuado entre explotación y exploración del espacio de solución. En la literatura existen varias propuestas de valores a asignar a los parámetros de un algoritmo genético orientado a ítems para el problema de conformación de lotes, tal y como se muestra en la Tabla 4-1, y propuestas de valores de parámetros de algoritmos genéticos basados en grupos tal y como se muestra en la Tabla 4-2.

Tabla 4-1: Parámetros en algoritmos genéticos orientados a ítems

Parámetros	Autores							
	(Hsu et al., 2005)	(Tsai et al., 2008)	(Öncan, 2013)	(Azadnia et al., 2013)	(Chirici & Wang, 2014)	(T. L. Chen et al., 2015)	(Koch & Wäscher, 2016)	(Cano et al., 2018c)
Tamaño de Población (P)	20	20	$20 + n/2$	200	$4 \times n$	50	$4 \times n$	$20 + n/2$
Tasa de cruzamiento (C_r)	60%	90%	60%	80%	50%	20%	50%	90%
Tasa de mutación (M_r)	5%	5%		20%	10%	10%	10%	10%
Tasa de elitismo (E_r)	-	-	20%		-	-	-	10%
Tasa de inmigración (I_r)	-	-	20%		-	-	-	

Iteraciones o generaciones (G)	500	15	40+ [n/3]	10.000	80	20%	80	40+ [n/3]
--------------------------------	-----	----	-----------	--------	----	-----	----	-----------

n: número de órdenes de cliente

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4-2: Parámetros utilizados en algoritmos genéticos basados en grupos

Parámetros	Autor			
	(Jason Chao-Hsien Pan, Shih, & Wu, 2012)	(Chirici & Wang, 2014)	(Koch & Wäscher, 2016)	(Mutingi & Mbohwa, 2017)
Tamaño de Población (P)	20	4 x n	4 x n	30
Tasa de cruzamiento (C_r)	60%	-	-	45%
Tasa de mutación (M_r)	5%	30%	30%	20%
Tasa de elitismo (E_r)	-	10%	10%	-
Tasa de inmigración (I_r)				8%
Iteraciones o generaciones (G)	-	-	-	-
Tamaño de Población (P)	50	80	80	200

n: número de órdenes de cliente

Fuente: Elaboración propia

La información de las Tabla 4-1 y Tabla 4-2, sugiere que no existen valores estándar a utilizar en los parámetros de un algoritmo genético, lo cual invita a realizar un ajuste de valores de parámetros para cada problema de conformación de lotes, teniendo en cuenta los operadores y condiciones específicas con las que se programe cada algoritmo genético. Por lo tanto, se deben validar los parámetros de un algoritmo genético para la conformación de lotes, secuenciación y asignación de lotes para identificar los parámetros que ofrezcan mejor desempeño en la calidad de las soluciones y recomendar estrategias para reducir el tiempo de computación del algoritmo.

Entre los algoritmos genéticos diseñados para solucionar el problema de conformación de lotes prevalece en los últimos años el uso de los algoritmos genéticos basados en grupos, debido a que la representación de las soluciones es más acorde con el problema, dado que cada gen representa un lote y no una orden de cliente. De esta forma, con una representación basada en grupos, el operador de cruzamiento intercambiará lotes (genes) entre cada par de individuos que sean seleccionados como padres, transmitiendo información genética a las próximas generaciones de una forma coherente con el tipo de problema a solucionar. En el caso del problema de conformación de lotes es más lógico

intercambiar directamente información de lotes conformados que información de prioridad de órdenes a asignar a un lote.

Para establecer los valores que ofrecen un mejor desempeño para un algoritmo genético basado en grupos para el problema de conformación de lotes, se tomó como base los parámetros y condiciones de operación utilizados en la literatura. En este sentido, con base en las propuestas de (Chirici & Wang, 2014), (Koch & Wäscher, 2016), (Mutingi & Mbohwa, 2017), y (Jason Chao-Hsien Pan et al., 2012), se establecen los valores experimentales para los parámetros, tal y como se muestra en la Tabla 4-3. Adicional a esto, se consideró un número de iteraciones igual a 50, y el valor de la tasa de inmigración (I_r) se calculó para cada instancia experimental como $1 - C_r - E_r$.

Tabla 4-3: Valores experimentales para los parámetros del algoritmo genético

Parámetros	Niveles	Valores
Tamaño de población (P)	3	10, 20, 30
Tasa de cruzamiento (C_r)	2	70%, 85%
Tasa de elitismo (E_r)	2	5%, 10%
Tasa de mutación (M_r)	2	5%, 15%

Fuente: Elaboración propia

De esta forma, se generaron 24 instancias, y en cada instancia se realizaron 10 réplicas, obteniendo 240 corridas experimentales para establecer cuál combinación de parámetros ofrece un mejor desempeño para el algoritmo genético basado en grupos. Adicional a esto, se estableció un ambiente operativo según el número de órdenes a recuperar, capacidad del vehículo de *picking*, requerimiento de capacidad por orden, y número de ítems por orden, tal y como se muestra en la Tabla 4-4.

Tabla 4-4: Valores experimentales para los parámetros del algoritmo genético

Parámetros	Niveles
Número de órdenes de cliente	40
Capacidad del vehículo de <i>picking</i>	50
Requerimiento de capacidad por orden	Uniforme [5, 25]
Número de ítems por orden de cliente	Uniforme [5, 15]

Fuente: Elaboración propia

Respecto al tamaño del almacén, se utilizó un almacén con 10 pasillos y 45 posiciones de almacenamiento por pasillo, para un total de 900 posiciones de almacenamiento, tal y como lo han utilizado autores como (Henn, 2015; Koch & Wäscher, 2016; Menéndez, Pardo, Alonso-Ayuso, Molina, & Duarte, 2017; Menéndez, Pardo, Sánchez-Oro, et al., 2017; Mutingi & Mbohwa, 2017). Con el fin de reducir la complejidad del experimento, se toma como medida de desempeño la distancia total recorrida para un almacén 2D, que igualmente permite medir la capacidad de búsqueda de solución del algoritmo genético en un ambiente de conformación de lotes. Del mismo modo, con el fin de determinar la mejor combinación de parámetros para el funcionamiento del algoritmo genético, se crean todos los individuos de la población inicial del AGOG utilizando el proceso de Grupo de Órdenes.

Según los resultados obtenidos con los experimentos, en la Tabla 4-5 se observa que se debería implementar un tamaño de población de 20 individuos, una tasa de cruzamiento de 85%, una tasa de elitismo de 10%, una tasa de mutación de 5%, y por ende, una tasa de inmigración del 5%.

Tabla 4-5: Resultado de desempeño de los parámetros del algoritmo genético

Parámetro	Valor	Promedio de distancia total recorrida	Prom. tiempo de computación (seg)
Tamaño de población (P)	10	4314	94**
	20	4191*	225
	30	4196	259
Tasa de cruzamiento (C_r)	70%	4277	178**
	85%	4141*	218
Tasa de elitismo (E_r)	5%	4277	192
	10%	4190*	188**
Tasa de mutación (M_r)	5%	4212*	193
	15%	4280	184**

* Resultados con mejor desempeño en distancia recorrida por parámetro evaluado

** Resultados con mejor desempeño en tiempo de computación por parámetro evaluado

Fuente: Elaboración propia

Respecto a los tiempos de computación, se observa un comportamiento contrario, donde por lo general los valores en cada parámetro que ofrecen peores resultados en distancia recorrida, corresponden a los valores que ofrecen menores tiempos de computación. Por lo tanto, según las necesidades de cada problema se debe decidir el balance deseado

entre la calidad de la solución y el costo computacional para obtener dicha solución, de tal forma que en problemas que demanden soluciones en un tiempo muy corto de computación, se opte por reducir el tamaño de la población (P), ya que este parámetro influye directamente en el tiempo de computación, tal y como se muestra en la Tabla 4-6, al ser un parámetro base para el cálculo de cromosomas a procesar en operadores de cruzamiento, mutación, elitismo e inmigración, e igualmente determina el número de tours a realizar.

Tabla 4-6: Tamaño del algoritmo genético según el tamaño de población

Tamaño de Población (TP)	Lotes a crear con el proceso Grupo de Órdenes	Número de tours a realizar	Creación de cromosomas con cruzamiento
10	9.320	500	425
20	18.640	1.000	850
30	27.960	1.500	1.275
40	37.280	2.000	1.700
50	46.600	2.500	2.125

Valores obtenidos cuando $C_r=85\%$, $E_r=10\%$, $M_r=5\%$, $I_r=10\%$, $G=50$

Fuente: Elaboración propia

Como segunda medida, podría reducirse el número de iteraciones (generaciones), lo cual reduce directamente el número de veces en que debe hacerse cada uno de los pasos del algoritmo genético, disminuyendo el tiempo de computación a medida en que se reducen los lotes a crear con el proceso Grupo de Órdenes, el número de tours a realizar y la creación de cromosomas con cruzamiento, tal y como se muestra en la Tabla 4-7.

Tabla 4-7: Tamaño del algoritmo genético según el número de iteraciones

Iteraciones	Lotes a crear con el proceso Grupo de Órdenes	Número de tours a realizar	Creación de cromosomas con cruzamiento
10	3.920	200	170
20	7.600	400	340
30	11.280	600	510
40	14.960	800	680
50	18.640	1.000	850

Valores obtenidos cuando $P=20$, $C_r=85\%$, $E_r=10\%$, $M_r=5\%$, $I_r=10\%$

Fuente: Elaboración propia

Igualmente, para reducir el tiempo de computación puede utilizarse un parámetro que sirva como criterio de parada del algoritmo genético, de tal forma que si se cumple cierto número de iteraciones sin obtener mejoras en el mejor valor de la función objetivo global, se decida terminar el algoritmo. Respecto a esto, autores como (Hsu et al., 2005) y (Cano et al., 2018c) han propuesto parar el algoritmo luego de 40 iteraciones sin mejoras en la función objetivo global, mientras que (Öncan, 2013) propone que este valor sea proporcional al número de órdenes de clientes a procesar, a través del cálculo $\lceil o/4 \rceil$, donde o representa el número de órdenes de cliente. En este caso, se implementará un número total de 40 generaciones.

Como tercera medida, tal y como se muestra en la Tabla 4-8, puede reducirse la tasa de cruzamiento (C_r), lo cual reduciría el número de veces que deben cruzarse cromosomas en cada generación, y que por lo general requieren de un mecanismo de corrección cuando dicho cruzamiento genera cromosomas no factibles.

Tabla 4-8: Tamaño del algoritmo genético según la tasa de cruzamiento (C_r)

Tasa de cruzamiento (C_r)	Lotes a crear con el proceso <i>Pool Order</i>	Número de tours a realizar	Creación de cromosomas con cruzamiento
40%	15.940	1.000	400
50%	16.540	1.000	500
60%	17.140	1.000	600
70%	17.740	1.000	700
80%	18.340	1.000	800

Valores obtenidos cuando $P=20$, $E_r=10\%$, $M_r=5\%$, $I_r=10\%$, $G=50$

Fuente: Elaboración propia

Finalmente, otras estrategias propuestas en el AGOG tales como insertar individuos con buen desempeño en la población inicial, basados en heurísticas básicas o reglas de prioridad, pueden ayudar a aumentar la calidad de las soluciones y reducir el número de iteraciones necesarias. En resumen, para el algoritmo genético basado en grupos abordado en este estudio, se recomienda utilizar como parámetros un tamaño de población de 20 individuos, una tasa de cruzamiento de 85%, una tasa de elitismo de 10%, una tasa de inmigración del 5% y una tasa de mutación de 5%, todo esto considerando 40 generaciones. En caso de requerir menores tiempos de computación es recomendable reducir principalmente el tamaño de la población y el número de iteraciones.

4.2 Ajuste de parámetros del AGOI

Para el ajuste de parámetros del AGOI propuesto, se tomaron como base los valores de los parámetros encontrados en varios estudios del PRP que se muestran en la Tabla 4-9.

Tabla 4-9: Parámetros de algoritmos genéticos para el PRP propuestos en la literatura

Parámetros	Autores									
	(Tsai et al., 2008)	(C. Fu et al., 2011)	(Ene & Öztürk, 2012)	(Azadnia et al., 2013)	(R. Wang et al., 2013)	(Schrote nboer et al., 2017)	(Damayanti et al., 2018)	(Cano, Correa-Espinal, Gómez-Montoya, et al., 2019)	(F. Chen et al., 2019a)	(Pinto & Nagano, 2019b)
Tamaño de la población (PP)	20	50	125	500	100	100	N/A	$20 + n/2$	Pasillos de picking	25, 35, 50
Tasa de cruzamiento (C_r^{PRP})	90%	90%	70%	80%	90%	6%	N/A	75%	75%	100%, 20%, 50%
Tasa de mutación (M_r^{PRP})	4%	2%	0.8%	20%	5%	50%	N/A	20%	10%	50%, 80%, 100%
Tasa de elitismo (E_r^{PRP})	-	-	4%	-	-	30%	-	15%	-	-
Tasa de inmigración (I_r^{PRP})	-	-	-	-	-	-	-	10%	-	-
Generaciones (GG)	10	1000	-	10000	200	1500	N/A	$40 + n/3$	100 x Pasillos de picking	50, 60, 60
Iteraciones consecutivas sin mejorar la solución global	-	-	-	-	-	$GG / 5$	-	$n/4$	100 x Pasillos de picking	-

n : número de posiciones de picking

Fuente: Elaboración propia

De estos valores de parámetros se consideraron $C_r^{PRP} = 70\%, 80\%, 90\%$; $M_r^{PRP} = 5\%, 10\%, 20\%$; $PP = 20, 40$; $GG = 20, 40$. En consecuencia, para el ajuste de parámetros se le da más importancia al operador de cruce y mutación porque representan los operadores más relevantes de un algoritmo genético, y los valores de PP y GG son relativamente pequeños para proporcionar soluciones en tiempos cortos de computación. La tasa de elitismo y la tasa de inmigración dependen directamente de la tasa de cruce y se calculan como $E_r^{PRP} = I_r^{PRP} = (1 - C_r^{PRP})/2$. Estos valores proporcionan $C_r^{PRP} \times M_r^{PRP} \times PP \times GG = 36$ escenarios ($3 \times 3 \times 2 \times 2$), y en cada escenario, se generan 10 réplicas para un total de 360 corridas experimentales. La configuración del almacén para los experimentos consta de 3 bloques, 10 pasillos, 15 ubicaciones de almacenamiento por pasillo y cinco niveles de altura para

un total de 4.500 ubicaciones de almacenamiento. El vehículo de *picking* utiliza una velocidad horizontal de 2.0 m/s y una velocidad vertical de 0,4 m/s, y se deben visitar 20 posiciones de almacenamiento en cada recorrido.

Como resultado, la Tabla 4-10 muestra que las combinaciones que proporcionan los mejores resultados en el tiempo de recorrido son C36: ($C_r^{PRP} = 0,9$, $M_r^{PRP} = 0,2$, $PP = 40$, $GG = 40$), C24: ($C_r^{PRP} = 0,8$, $M_r^{PRP} = 0,2$, $PP = 40$, $GG = 40$) y C12: ($C_r^{PRP} = 0,7$, $M_r^{PRP} = 0,2$, $PP = 40$, $GG = 40$) en los cuales la combinación de tasa de mutación, población y generaciones es la misma; mientras que las combinaciones que ofrecen el peor rendimiento en el tiempo de recorrido son C13: ($C_r^{PRP} = 0,8$, $M_r^{PRP} = 0,05$, $PP = 20$, $GG = 20$), C1: ($C_r^{PRP} = 0,7$, $M_r^{PRP} = 0,05$, $PP = 20$, $GG = 20$) y C5 : ($C_r^{PRP} = 0,7$, $M_r^{PRP} = 0,1$, $PP = 20$, $GG = 20$) compartiendo valores idénticos de tamaño de población y generaciones. Los experimentos muestran que la mayor diferencia en el tiempo de viaje depende del parámetro M_r^{PRP} , generando ahorros de 1.73% al comparar $M_r^{PRP} = 0,2$ con $M_r^{PRP} = 0,05$, mientras que el parámetro C_r^{PRP} no ofrece cambios significativos en el tiempo promedio de recorrido, pero el tiempo de computación aumenta en 12.6% cuando C_r^{PRP} aumenta de 0,7 a 0,9.

Tabla 4-10: Resultados de los parámetros del AGOI

C_r^{PRP}	M_r^{PRP}	PP	GG	Tiempo de Recorrido	Tiempo de Computación	Combinación
70%	5%	20	20	456,0	0,13	C1
			40	451,1	0,17	C2
		40	20	446,5	0,21	C3
			40	452,6	0,24	C4
	10%	20	20	455,1	0,15	C5
			40	450,5	0,19	C6
		40	20	445,9	0,22	C7
			40	444,3	0,30	C8
	20%	20	20	446,9	0,18	C9
			40	443,2	0,26	C10
		40	20	444,1	0,28	C11
			40	441,8	0,43	C12
80%	5%	20	20	456,4	0,14	C13
			40	454,3	0,16	C14
		40	20	449,8	0,19	C15
			40	451,5	0,25	C16
	10%	20	20	454,5	0,15	C17
			40	446,1	0,19	C18
		40	20	447,5	0,22	C19
			40	448,5	0,29	C20

	20%	20	20	450,8	0,17	C21
			40	443,2	0,26	C22
		40	20	443,1	0,28	C23
			40	441,3	0,42	C24
90%	5%	20	20	453,8	0,13	C25
			40	451,0	0,17	C26
		40	20	452,7	0,19	C27
			40	450,2	0,28	C28
	10%	20	20	452,3	0,14	C29
			40	445,9	0,19	C30
		40	20	448,3	0,21	C31
			40	444,2	0,30	C32
	20%	20	20	445,7	0,16	C33
			40	447,3	0,23	C34
		40	20	443,4	0,28	C35
			40	441,2	0,37	C36

Fuente: Elaboración propia

Respecto al tamaño de la población, considerar $PP = 20$ cromosomas genera un tiempo de recorrido promedio de 450,2 segundos y considerar $PP = 40$ genera un tiempo de recorrido de 446.5 segundos, lo que representa un ahorro de 0,83% y un aumento de 36% en el tiempo de computación. Del mismo modo, al aumentar el número de iteraciones de 20 a 40, el tiempo de recorrido se reduce en un 0,55%, y el tiempo de computación aumenta en un 37%. Por lo tanto, la combinación C24 se selecciona como la mejor porque ofrece una eficiencia similar a la eficiencia de la combinación C36 y produce valores mínimos más bajos que los de la combinación C36. En consecuencia, los valores de los parámetros para el AGOI propuesto son $C_r^{PRP} = 0,8$, $M_r^{PRP} = 0,2$, $PP = 40$, $GG = 40$ y, en consecuencia, $E_r^{PRP} = 0,1$ e $I_r^{PRP} = 0,1$, lo que garantiza un mejor rendimiento en el tiempo de recorrido a un costo de computación razonable. Luego, utilizando los valores de los parámetros seleccionados, se identifica que el número promedio de iteraciones requeridas para obtener el mejor valor global es $GG = 15$, por lo que, como criterio de detención, el AGOI finaliza cuando 15 iteraciones consecutivas no mejoran el mejor valor global.

Una vez se tienen los parámetros elegidos para el AGOI, se compara el desempeño de este con la solución óptima para validar así la eficiencia del algoritmo propuesto. El tiempo óptimo de recorrido se puede calcular enumerando todas las soluciones factibles cuando se consideran ocho o menos ubicaciones de almacenamiento para visitar en una ruta, incluido el *Depot* (Van Gils, Caris, Ramaekers, & Braekers, 2019). Sin embargo, en esta tesis de doctorado se enumeran todas las soluciones factibles en un tiempo de computación razonable considerando nueve posiciones a visitar, sin incluir el *Depot*, lo cual

aumenta el número de escenarios en los que la solución exacta se puede comparar con el AGOI.

De esta manera, se puede verificar la eficiencia del algoritmo propuesto para problemas pequeños, midiendo la precisión del tiempo de recorrido proporcionado por el AGOI en comparación con la solución óptima. Las configuraciones de almacén que se utilizaron para esta propuesta se muestran en la Tabla 4-11, probando rutas con varios tamaños que van desde tres hasta nueve posiciones de almacenamiento a visitar.

Tabla 4-11: Escenarios experimentales para comparar el AGOI con la solución óptima

Escenario	Bloques	Pasillos	Racks por lado	Niveles de altura	Posiciones de almacenamiento
1 – Pequeño	2	5	10	7	1.400
2 – Mediano	2	10	20	7	5.600
3 – Pequeño	3	5	10	7	2.100
4 – Mediano	3	10	15	5	4.500
5 – Largo	3	10	20	7	8.400

Fuente: Elaboración propia

Como resultado, la Tabla 4-12 muestra que el AGOI brinda una precisión promedio del 99.99%, debido a que solo en tres escenarios del total de las réplicas no se alcanza el valor de la solución óptima. Al obtener soluciones satisfactorias del AGOI respecto a la solución óptima, se deduce que el algoritmo propuesto es confiable para brindar soluciones de alta calidad para problemas pequeños, y dicha confiabilidad puede extrapolarse para soluciones de problemas medianos y grandes.

Tabla 4-12: Desempeño del AGOI comparado con la solución óptima

Posiciones a visitar	Posiciones de almacenamiento	Solución óptima (s)	Solución del AGOI (s)	Precisión del AGOI	Soluciones óptimas del AGOI
3	1.400	178,0	178,0	100,00%	10/10
	2.100	185,0	185,0	100,00%	10/10
	4.500	161	161,0	100,00%	10/10
	5.600	172,5	172,5	100,00%	10/10
	8.400	133,5	133,5	100,00%	10/10
4	1.400	77,0	77,0	100,00%	10/10
	2.100	148,0	148,0	100,00%	10/10
	4.500	125	125,0	100,00%	10/10
	5.600	151,0	151,0	100,00%	10/10
	8.400	199,0	199,0	100,00%	10/10
5	1.400	105,0	105,0	100,00%	10/10
	2.100	208,5	208,5	100,00%	10/10

	4.500	273	273,0	100,00%	10/10
	5.600	166,5	166,5	100,00%	10/10
	8.400	260,5	260,5	100,00%	10/10
6	1.400	163,5	163,5	100,00%	10/10
	2.100	222,0	222,0	100,00%	10/10
	4.500	261	261,0	100,00%	10/10
	5.600	206,5	206,5	100,00%	10/10
	8.400	337,5	337,5	100,00%	10/10
7	1.400	189,5	189,5	100,00%	10/10
	2.100	216,5	216,5	100,00%	10/10
	4.500	275	275,0	100,00%	10/10
	5.600	203,5	203,5	100,00%	10/10
8	8.400	337,5	337,5	100,00%	10/10
	1.400	248,0	248,0	100,00%	10/10
	2.100	294,0	294,0	100,00%	10/10
	4.500	250,5	250,5	100,00%	10/10
	5.600	279,0	279,3	99,89%	9/10
9	8.400	417,0	417,0	100,00%	10/10
	1.400	366,0	366,0	100,00%	10/10
	2.100	291,0	291,0	100,00%	10/10
	4.500	313	313,0	100,00%	10/10
	5.600	264,5	264,6	99,96%	8/10
	8.400	385,0	386,1	99,73%	9/10

Fuente: Elaboración propia

Como último análisis de los parámetros del AGOI, se identifica que el tiempo de computación del PRP se incrementa a medida que el tamaño del JOPP a solucionar incrementa, por lo cual se pueden implementar cambio en el tamaño de la población y en el número de generaciones para enfrentar esta situación. Con respecto al tamaño de la población, según los datos experimentales presentados en esta sección, reducir el tamaño de la población de 40 a 20 cromosomas reduce el tiempo de computación en un 26,3% y aumenta el tiempo de recorrido en un 0,84%. Del mismo modo, si el número de generaciones del AGOI se reduce de 40 a 20, el tiempo de computación se reduce en un 26,9% a cambio de un aumento del 0,55% en el tiempo de recorrido. Finalmente, estas estrategias generan una compensación satisfactoria entre la calidad de la solución y el tiempo de computación, permitiendo la integración del AGOI propuesto en el PMCLSARP.

Como resumen de este capítulo, los parámetros de control a utilizar para el AGOG y el AGOI propuestos para solucionar el PMCLSARP se ciñen a los valores obtenidos a través de los experimentos para el ajuste de parámetros de la Sección 4.1 y en la Sección 4.2. En este sentido, la Tabla 4-13 presenta los parámetros a utilizar en las metaheurísticas propuestas, con el fin de obtener los mejores resultados en cuando a eficiencia y tiempo de computación de los algoritmos.

Tabla 4-13: Parámetros de control para el AGOG y AGOI

Parámetros del AGOG	Valores	Parámetros del AGOI	Valores
Tamaño de población (P)	20	Tamaño de población (PP)	40
Población inicial	4 individuos basados en reglas y $P-4$ individuos basados en el procedimiento de agrupación de órdenes	Población inicial	9 individuos basados en reglas y $PP-9$ individuos basados en simulación Montecarlo
Tasa de cruzamiento (C_r^{OBP})	0,85	Tasa de cruzamiento (C_r^{PRP})	0,80
Tasa de mutación (M_r^{OBP})	0,05	Tasa de mutación (M_r^{PRP})	0,20
Tasa de elitismo (E_r^{OBP})	0,10	Tasa de elitismo (E_r^{PRP})	0,10
Tasa de inmigración (I_r^{OBP})	0,05	Tasa de inmigración (I_r^{PRP})	0,10
Generaciones (G)	40	Generaciones (GG)	40
Criterio de parada	Número de iteraciones o 15 iteraciones consecutivas sin mejorar el óptimo global	Criterio de parada	Número de iteraciones o 15 iteraciones consecutivas sin mejorar el óptimo global

Fuente: Elaboración propia

En este capítulo, se logró validar los parámetros a utilizar en las metaheurísticas desarrolladas para el PMCLSARP (primer componente del objetivo específico 4), y de esta forma se validaron los parámetros de los algoritmos propuestos para la conformación de lotes, secuenciación y asignación de lotes, y para el ruteo del *picking*. En este sentido, se realizaron experimentos independientes para el AGOG y el AGOI, obteniendo valores de parámetros que brindan resultados satisfactorios en cuanto a calidad de la solución y tiempos de computación. En consecuencia, los resultados de este capítulo permiten parametrizar las metaheurísticas para solucionar el PMSCLSARP en el siguiente capítulo. Como resultado de este capítulo, se generó la creación del artículo publicado del Anexo K, y la creación del artículo sometido a revisión del Anexo J.

5. Experimentos y resultados

En este capítulo se presentan los experimentos y los resultados para establecer el desempeño de los métodos de solución para el modelo en línea del PMCLSARP en términos de eficiencia y servicio al cliente, tal y como lo refleja su función objetivo.

5.1 Experimentos

Los experimentos que se llevan a cabo en esta sección tienen como objetivo determinar el desempeño de los métodos de solución propuestos para el modelo en línea del PMCLSARP, teniendo en cuenta parámetros operativos del almacén, los parámetros de las metaheurísticas propuestas, y los puntos de referencia a utilizar para comparar resultados obtenidos. Con estos elementos se logra la creación de instancias de experimentación para luego obtener un análisis de resultados. Para desarrollar la validación experimental se planean, implementan y analizan modelos de diseño de experimentos (*Design of Experiments* - DOE), que permiten estudiar el efecto de diferentes factores sobre la función objetivo que involucra tiempo de picking, tardanza y prontitud (variable de respuesta). En la Tabla 5-1, se presentan las etapas de la validación experimental a implementar.

Tabla 5-1: Etapas de la validación experimental para el PMCLSARP en línea

Etapas	Descripción
1. Preguntas de experimentación (PE)	Se formulan cuatro preguntas de experimentación que establecen el objetivo de la validación experimental y orientan el análisis comparativo de los algoritmos de solución al PMCLSARP en línea y los factores asociados. Sección 5.1.1.
2. Unidad experimental	Se describe la unidad experimental, sobre la cual se planean, ejecutan y estudian los experimentos estadísticos, que en este caso corresponde a almacenes 3D de múltiples bloques. Sección 5.1.2.
3. Factores, niveles, y variable respuesta en estudio	Se caracterizan los factores y niveles, que se analizan estadísticamente con modelos de DOE, estableciendo así el efecto significativo que puedan tener los factores sobre la

	variable respuesta de interés, que en este caso es la función objetivo que abarca el tiempo de picking, tardanza y prontitud.
4. Identificación del DOE, incluyendo plan de experimentación	Se selecciona el diseño de experimentos, incluyendo el diseño del plan de experimentación que permitan realizar los análisis estadísticos que generan la información para responder las PE formuladas. Sección 5.1.3 y Sección 5.1.4.
5. Respuestas de las PE basándose en el análisis estadístico	Se desarrolla el análisis estadístico del DOE para responder a las preguntas de experimentación, estableciendo la combinación de factores que genera la mejor solución en tiempo de picking, tardanza y prontitud. Sección 5.2.
6. Conclusiones y aporte al estado del arte	Se establecen las conclusiones de la validación y se declara el aporte al conocimiento.

Fuente: Elaboración propia basada en (Gómez, 2015)

5.1.1 Preguntas de experimentación (PE)

En esta sección se formulan las preguntas de experimentación (PE) para el problema en estudio, las cuales se presentan en la Tabla 5-2.

Tabla 5-2: Configuraciones de almacén para los experimentos de simulación

Etapa	Descripción
PE1: ¿Existen diferencias significativas en tiempo, tardanza y prontitud entre el AGOG+AGOI respecto a las heurísticas denominadas FCFS-SS3D y EDD-SS3D al solucionar el PMCLSARP en línea?	Esta PE1 permite estudiar estadísticamente las diferencias en el tiempo de picking, tardanza y prontitud total que genera el algoritmo anidado AGOG+AGOI con relación a dos heurísticas denominadas FCFS-SS3D y EDD-SS3D para solucionar el PMCLSARP en línea. De esta forma, se pretende cuantificar la reducción de la función objetivo generada por el algoritmo propuesto para el problema abordado, y justificar cuantitativamente el aporte de los metaheurísticos propuestos en el ámbito científico y empresarial.
PE2: ¿Cuáles combinaciones de factores tienen mayor influencia en el desempeño del algoritmo AGOG+AGOI respecto a la heurística FCFS-SS3D y la heurística EDD-SS3D para solucionar el PMCLSARP en línea?	Esta PE2 permite establecer la combinación de factores (escenarios) que más influyen en los ahorros del algoritmo AGOG+AGOI respecto a la heurística FCFS-SS3D y la heurística EDD-SS3D, e identificar las interacciones significativas entre dichos factores. Los factores para establecer el desempeño del algoritmo AGOG+AGOI respecto a las heurísticas son: Órdenes de clientes, Configuraciones de almacén, configuración de ventanas de tiempo, ponderaciones de la función objetivo.
PE3: ¿Cuáles escenarios influyen en el desempeño de los componentes de la FO (tiempo, tardanza, prontitud) del AGOG+AGOI al solucionar el PMCLSARP en línea?	Esta PE3 permite determinar el comportamiento de cada componente de la función objetivo según los niveles de los factores representados por el número de órdenes de clientes, configuraciones de almacén, y configuración de ventanas de tiempo, ponderaciones de la función objetivo.
PE4: ¿Cómo es el comportamiento de la reconfiguración de órdenes y	Este PE4 permite identificar la dinámica de reconfiguración de lotes y órdenes de cliente que afronta el AGOG+AGOI al abordar el PMCLSARP con llegadas de órdenes dinámicas en

lotes, y del tiempo de computación del AGOG+AGOI al solucionar el PMCLSARP on-line?	ventanas de tiempo fijas, y el tiempo de computación que toma el algoritmo para arrojar una solución al incluir información nueva.
---	--

Fuente: Elaboración propia

5.1.2 Unidad experimental

La unidad experimental es un almacén 3D con una configuración de múltiples bloques, donde cada bloque se conforma por múltiples pasillos paralelos de picking, un pasillo transversal superior e inferior para permitir el cambio de pasillo por parte de los operarios, y un punto denominado *Depot* donde inicia y termina cada ruta de recolección de productos en el almacén. En la Figura 2-1 se muestra la vista superior de un almacén, detallando los múltiples bloques, los pasillos dentro de un bloque, y el *Depot*. A su vez, en cada pasillo se encuentra un lado izquierdo y uno derecho, y en cada lado del pasillo se encuentra una estantería con múltiples niveles de altura, permitiendo un almacenamiento 3D, tal y como se muestra en la Figura 2-2.

En cada configuración de configuración de almacén, se consideran unas medidas de 2,5 m para el ancho de cada *rack* o estantería, 2,0 m para la altura de cada posición de almacenamiento, 1,0 m de profundidad para cada *rack* de estantería. De esta forma, cada configuración de almacén se determina según el número de bloques, número de pasillos por bloque, número de posiciones de almacenamiento por cada lado de un pasillo en un bloque, niveles de altura de la estantería; y a través de estos parámetros se calcula el número de posiciones de almacenamiento en el almacén 3D. Adicional a esto, se asume una política de almacenamiento aleatoria, en la cual cualquier ítem puede ubicarse en cualquier posición de almacenamiento, pero respetando que solo un único tipo de ítem puede ubicarse en una y solo una posición de almacenamiento.

Dentro del almacén opera un conjunto $e \in E$ de vehículos de picking heterogéneos en capacidad de carga (C_e), velocidad vertical (v_v^e), y velocidad horizontal (v_h^e), que deben respetar el nivel de altura del piso para abandonar o ingresar a un pasillo de picking. Otros parámetros que permiten caracterizar la dinámica del almacén 3D como unidad experimental se presentan en la Tabla 5-3, donde se muestran parámetros operativos que delimitan el alcance y tamaño de los problemas a abordar en los experimentos computacionales, destacando que el tamaño de las órdenes de clientes y los requisitos de

capacidad de cada una de estas se generan a partir de una distribución discreta uniforme. Igualmente, se destaca que los requerimientos de capacidad de cada orden no superan la capacidad del vehículo de *picking* con menor capacidad de carga.

Tabla 5-3: Parámetros experimentales para el ambiente de simulación

Parámetros	Valor
Órdenes de clientes (O)	10, 15
Número de ítems por orden	U[5, 15]
Requerimiento de capacidad por orden (w_o)	U[1, 30]
Número de vehículos de <i>picking</i> (E)	3
Capacidad del vehículo 1 (C_1)	30
Capacidad del vehículo 2 (C_2)	40
Capacidad del vehículo 3 (C_3)	50
Velocidad horizontal del vehículo 1 (v_h^1)	2.2 m/s
Velocidad vertical del vehículo 1 (v_v^1)	0,4 m/s
Velocidad horizontal del vehículo 2 (v_h^2)	1,65 m/s
Velocidad vertical del vehículo 2 (v_v^2)	0,3 m/s
Velocidad horizontal del vehículo 3 (v_h^3)	1,1 m/s
Velocidad vertical del vehículo 3 (v_v^3)	0,2 m/s

Fuente: Elaboración propia

En cuanto a las fechas de entrega de las órdenes de clientes, estas se generan utilizando una distribución uniforme, basada en un intervalo donde el límite inferior es el tiempo de recorrido máximo de una orden o multiplicado por 0,5, y el límite superior es el tiempo de recorrido máximo de una orden o multiplicado por 2, y de esta forma, se genera la probabilidad de que algunas órdenes se terminen tarde (tardanza) o a tiempo. El tiempo de recorrido máximo para las fechas de entrega es calculado como el tiempo incurrido por la estrategia de ruteo *s-shape*-3D para visitar todos los pasillos de la configuración del almacén ($t^{s-shape}$). Para el problema en línea, el valor del límite inferior y superior del intervalo de las fechas de entrega se afecta con el valor de la ventana de tiempo en la cual se libera originalmente la orden o al sistema de *picking* (TW_o). La distribución uniforme para la generación de fechas de entrega se presenta en la Ecuación (32).

$$dd_o \in U[(t^{s-shape} * 0,5) + TW_o; (t^{s-shape} * 2) + TW_o] \quad (32)$$

Luego, utilizando un porcentaje de flexibilidad de las fechas de entrega ($\%_{ad}$), se calcula el límite inferior de la ventana de entrega (dd_o^{inf}) y el límite superior de la ventana de entrega (dd_o^{sup}) a través de la Ecuación (33) y la Ecuación (32), respectivamente.

$$dd_o^{inf} = dd_o - (dd_o * \%_{ad}) \quad (33)$$

$$dd_o^{sup} = dd_o + (dd_o * \%_{ad}) \quad (34)$$

5.1.3 Factores y niveles para el PMCLSARP en línea

En esta sección, se presentan los factores y niveles que se analizarán estadísticamente para el PMCLSARP en línea, con el fin de identificar los factores y combinaciones de estos que afectan significativamente la función objetivo representada por la ponderación del tiempo de picking, tardanza y prontitud. Debido a que en la literatura no existe una librería de prueba estándar para un problema como el PMCLSARP, así como tampoco para su versión en línea, los factores y niveles seleccionados para los escenarios de prueba se crean de acuerdo con las condiciones y elementos considerados en los ambientes realistas de almacenes y centros de distribución, descritos previamente en el Capítulo 1 y Capítulo 2.

Factor 1: Número de órdenes de cliente. Este factor establece el tamaño del problema de preparación de pedidos al afectar directamente el número de posibles lotes a conformar y el número total de posiciones de almacenamiento a visitar en un lote o tour. Representa el número de órdenes de cliente a liberar al sistema de preparación de pedidos en cada ventana de tiempo. Los dos niveles seleccionados para este factor son:

Nivel 1: 10 órdenes de cliente a liberar en cada ventana de tiempo

Nivel 2: 20 órdenes de cliente a liberar en cada ventana de tiempo

Factor 2: Configuración de almacén. Este factor determina la configuración física del almacén en cuanto al número de posiciones de almacenamiento, que se determina según el número de bloques, número de pasillos por bloque, número de posiciones de almacenamiento por cada lado de un pasillo en un bloque, y niveles de altura de la

estantería. Este factor determina el tamaño del problema del ruteo del *picking* para determinar la ruta de recuperación de cada lote. Los dos niveles seleccionados para este factor son:

Nivel 1: Almacén 1 (Almacén mediano)

Nivel 2: Almacén 2 (Almacén grande)

La Tabla 5-4, muestra los dos niveles propuestos para el factor de configuración de almacén, que corresponden a un almacén 3D de tamaño mediano y un almacén 3D de tamaño grande.

Tabla 5-4: Configuraciones de almacén para los experimentos de simulación

Nivel	Bloques	Pasillos	Posiciones por lado por pasillo en un bloque	Niveles de altura	Posiciones de almacenamiento
Almacén 1	3	6	6	4	864
Almacén 2	3	10	10	6	3.600

Fuente: Elaboración propia

Factor 3: Longitud de ventana de tiempo ($\%_{TW}$). Este factor establece la longitud de la ventana de tiempo T como un porcentaje del tiempo esperado de completación de los lotes a procesar, permitiendo así la posibilidad de ingresar nuevas órdenes de cliente en una ventana de tiempo cuando aún no se han comenzado a procesar lotes previamente asignados a vehículos de *picking*, y de esta forma, generando la reconfiguración de lotes previamente conformados y asignados. Los dos niveles seleccionados para este factor son:

Nivel 1: $\%_{TW}=75\%$

Nivel 2: $\%_{TW}=90\%$

En el almacén 3D unidad experimental, el Nivel 1 de este factor da una mayor probabilidad de reconfiguración de lotes en cada ventana de tiempo respecto al Nivel 2, pues hace que la longitud de la ventana de tiempo T sea menor, y esto genera un mayor número total de órdenes a procesar dentro de un horizonte de planificación dado (turno de trabajo).

Factor 4: Ponderaciones de la función objetivo. Este factor se encarga de asignar las preferencias de toma de decisiones para priorizar en el PMCLSARP la eficiencia operativa (tiempo de *picking*) o el servicio al cliente (tardanza y prontitud) ajustando los parámetros ω_1 , ω_2 , y ω_3 establecidos en la Ecuación (8). Los dos niveles seleccionados para este factor son:

Nivel 1: Combinación 1 (Enfoque de eficiencia operativa)

Nivel 2: Combinación 2 (Enfoque de servicio al cliente)

La Tabla 5-5, muestra los dos niveles propuestos para el factor de ponderaciones de la función objetivo, resaltando que La combinación 1, asigna mayor ponderación a la eficiencia operativa; mientras que la combinación 2, asigna mayor ponderación al servicio al cliente. Dentro de los parámetros de servicio al cliente se asigna menor ponderación a la prontitud, ya que a pesar de que tiene influencia en las operaciones dentro de un almacén y de la cadena de suministro (congestión y ocupación excesiva en el área de despachos del almacén, entregas imprevistas a clientes que generan demoras en la entrega del producto o traumatismos en las operaciones de descargue del cliente), la tardanza genera mayores impactos respecto al cumplimiento con el cliente, reducción de sanciones impuestas por el cliente, y modificación de programación de corto y mediano plazo aguas abajo en la cadena de suministro.

Tabla 5-5: Combinación de parámetros de ponderación para los objetivos del PMCLSARP

Nivel	Tiempo de <i>picking</i> (ω_1)	Tardanza (ω_2)	Prontitud (ω_3)
Combinación 1	60%	30%	10%
Combinación 2	30%	60%	10%

Fuente: Elaboración propia

5.1.4 Variables respuesta para el PMCLSARP en línea

Las variables respuesta (VR) que se utilizan para estudiar los efectos de los diferentes factores en el PMCLSARP en línea, y que se apoyan de las heurísticas de la Sección 3.1.1, se presentan a continuación:

VR1: Ahorro del valor mínimo de la función objetivo del PMCLSARP en línea que genera el del AGOG+AGOI frente al algoritmo FCFS-SS3D.

VR2: Ahorro del valor mínimo de la función objetivo del PMCLSARP en línea que genera el del AGOG+AGOI frente al algoritmo EDD-SS3D.

La Ecuación (35) se utiliza para calcular el ahorro brindado por las metaheurísticas AGOG+AGOI respecto a los puntos de referencia propuestos (FCFS-SS3D y EDD-SS3D) en cuanto al valor de la función objetivo del PMCLSARP, donde $F.O_{Benchmark}$ representa el valor de la función objetivo obtenido con los puntos de referencia propuestos, y $F.O_{AGOG+AGOI}$ el valor de la función objetivo brindado por el método de solución AGOG+AGOI para el PMCLSARP.

$$\text{Ahorros en la } F.O \text{ (\%}\Delta\text{)} = \frac{F.O_{Benchmark} - F.O_{GGA}}{F.O_{Benchmark}} \times 100 \quad (35)$$

Los algoritmos propuestos (AGOG+AGOI, FCFS-SS3D, EDD-SS3D) se implementaron en *Visual Basic Applications*, y los experimentos se ejecutaron en un PC (CPU Intel Core i5-2300 2.8 GHz, 8 GB RAM).

5.1.5 Identificación del diseño de experimentos y diseño del plan experimental

Para dar respuesta a la pregunta de experimentación PE1, se genera un diseño de experimentos de un solo factor, representado por el algoritmo de solución para el PMCLSARP en línea, que en este caso consta de tres niveles (AGOG+AGOI, FCFS-SS3D, EDD-SS3D) y cuya variable respuesta es el valor de la función objetivo del PMCLSARP en línea. Para establecer si el algoritmo propuesto para el PMCLSARP en línea brinda diferencias significativas en el valor de la función objetivo respecto a los puntos de referencia propuestos en los 16 escenarios de simulación propuestos, se generaron hipótesis para probar las diferencias entre la media de la función objetivo de los algoritmos de solución del problema abordado. Las pruebas de hipótesis se proponen para cada par de métodos de solución del PMCLSARP en línea.

H_0 . No hay diferencia entre las medias del valor de la función objetivo para los algoritmos de solución del PMCLSARP en línea

H_1 . Las medias del valor de la función objetivo para los algoritmos de solución del PMCLSARP en línea son diferentes

Para dar respuesta a las preguntas de experimentación PE2 y PE3 se utiliza un diseño de experimentos factorial 2^k debido a que permite analizar la combinación de niveles de factores que inciden significativamente en el ahorro del valor de la función objetivo AGOG+AGOI cuando se compara con el FCFS-SS3D y el EDD-SS3D. Por lo tanto, se realizan dos diseños de experimentos (uno para cada variable respuesta) tal y como se muestra en la Tabla 5-6 y Tabla 5-7. Se destaca que los factores experimentales son independientes entre sí, y el número total de escenarios para los experimentos es igual a *Órdenes de clientes (O) X Configuración de almacén X %_{TW} X Combinación de ponderaciones* ($2 \times 2 \times 2 \times 2 = 16$ escenarios). Dentro de cada escenario o tratamiento se generan 10 réplicas, para un total de 160 instancias o corridas experimentales.

Tabla 5-6: Diseño de experimentos para el AGOG+AGOI vs FCFS-SS3D

Factor	Niveles	Descripción del nivel	Variables de respuesta
Órdenes	2	10 15	Ahorro de valor de la función objetivo del AGOG+AGOI frente al algoritmo FCFS-SS3D
Almacén	2	Almacén 1 Almacén 2	
%TW	2	75% 90%	
Ponderación	2	$\omega_1=60\%; \omega_2=30\%; \omega_3=10\%$ $\omega_1=30\%; \omega_2=60\%; \omega_3=10\%$	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 5-7: Diseño de experimentos para el AGOG+AGOI vs EDD-SS3D

Factor	Niveles	Descripción del nivel	Variables de salida
Órdenes	2	10 15	Ahorro de valor de la función objetivo del AGOG+AGOI frente al algoritmo EDD-SS3D
Almacén	2	Almacén 1 Almacén 2	
%TW	2	75% 90%	
Ponderación	2	$\omega_1=60\%; \omega_2=30\%; \omega_3=10\%$ $\omega_1=30\%; \omega_2=60\%; \omega_3=10\%$	

Fuente: Elaboración propia

Del mismo modo, en cada instancia experimental se ejecutarán 10 ventanas de tiempo, por lo cual, para los escenarios del 1 al 8 se liberarán un total de 100 órdenes de clientes, y para los escenarios del 9 al 16 se liberarán un total de 150 órdenes de clientes. De esta forma, se espera que los tiempos de simulación en cada instancia experimental se encuentren aproximadamente entre 4 y 12 horas de trabajo en un almacén o centro de distribución, y esto dependerá principalmente del número de órdenes a liberar por ventana de tiempo, el porcentaje que define la longitud de la ventana de tiempo ($\%_{TW}$) y el tamaño del almacén. Igualmente, con los escenarios experimentales se espera ejecutar el algoritmo AGOG+AGOI un total de 100 veces en cada escenario (10 réplicas x 10 ventanas de tiempo), para un total de 1.600 ejecuciones para las 160 instancias experimentales propuestas.

El diseño de los experimentos se realiza en Minitab 19[®], estableciendo como variable respuesta el valor de la función objetivo para el diseño de experimentos de un solo factor, obteniendo un ANOVA de un factor y comparaciones de Fisher por pares para identificar diferencias de medias estadísticamente significativas. Igualmente, se establecen como variables de respuesta el ahorro en la función objetivo del AGOG+AGOI frente al FCFS-SS3D y EDD-SS3D, obteniendo un ANOVA de cuatro factores.

5.2 Resultados y discusión

En esta sección se responden las preguntas de experimentación realizadas en la Sección 5.1.1 con relación al PMCLSARP en línea, con base en los resultados del análisis estadístico del diseño de experimentos elegido. Primero, se presentarán los resultados de las corridas experimentales, luego se procederá a dar respuesta a cada una de las preguntas experimentales. Al ejecutar las 160 instancias experimentales planteadas en la Sección 5.1, se obtienen los resultados que se presentan en la Tabla 5-8, resaltando para cada instancia y para cada algoritmo propuesto (AGOG+AGOI, FCFS-SS3D, EDD-SS3D) el valor de la función objetivo, tiempo de *picking*, tardanza, prontitud, tiempo de computación, número de lotes reconfigurados y número de órdenes reconfiguradas debido a la inclusión de nueva información en las ventanas de tiempo.

Tabla 5-8: Resultados de las instancias experimentales

Escenario	Órdenes	Almacén	%TW	Ponder.	Réplica	Función objetivo			Tiempo de <i>picking</i>			Tardanza			Prontitud			Tiempo de computación			Reconfiguración de lotes			Reconfiguración de órdenes		
						AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES
1	10	A1	75%	C1	1	45161	62909	59318	39228	45398	45368	71964	118900	106990	347	2	0	486	0	0	24	34	34	34	61	62
1	10	A1	75%	C1	2	51572	62747	65968	42417	47963	48092	86945	112882	123710	384	1039	0	868	0	0	37	42	45	49	66	71
1	10	A1	75%	C1	3	45480	66777	57136	40352	46786	45904	70647	128692	98581	752	978	192	1418	0	0	34	48	41	49	78	68
1	10	A1	75%	C1	4	55996	68280	65865	42114	47194	47845	102426	132961	123858	0	755	0	1535	0	0	37	45	52	59	72	80
1	10	A1	75%	C1	5	61232	82144	78051	43190	48905	48166	117665	175660	163772	186	1026	191	1869	0	0	54	54	49	70	97	87
1	10	A1	75%	C1	6	58900	70259	74169	43119	48707	48977	110037	136473	148903	170	929	1119	708	0	0	62	55	53	79	85	86
1	10	A1	75%	C1	7	60359	79571	79997	42022	48203	47893	117049	168645	170721	313	560	455	759	0	0	59	59	57	83	104	100
1	10	A1	75%	C1	8	59524	69234	78346	42548	48334	48197	113241	134047	164761	232	191	0	1372	0	0	48	54	55	81	85	101
1	10	A1	75%	C1	9	61587	77664	77637	43856	50185	49579	117539	158331	159580	121	530	157	568	0	0	49	61	57	81	95	95
1	10	A1	75%	C1	10	48762	62998	62253	40776	46532	46375	80847	116763	114652	429	506	324	1582	0	0	34	40	39	51	64	66
2	10	A1	75%	C2	1	64719	93821	97136	41798	47240	47677	86911	132673	138055	330	456	0	1572	0	0	45	47	54	59	79	91
2	10	A1	75%	C2	2	82511	109320	116823	42275	48447	48375	116381	157951	170517	0	152	0	1554	0	0	52	56	59	76	97	104
2	10	A1	75%	C2	3	74458	101239	92096	42024	47135	46056	103077	145157	130466	52	45	0	915	0	0	46	49	46	71	80	86
2	10	A1	75%	C2	4	64557	97195	85865	41442	47215	46323	86843	138255	119946	188	782	0	499	0	0	45	47	46	64	81	83
2	10	A1	75%	C2	5	93609	106380	107843	44889	49350	49568	133477	152544	154954	563	487	0	1142	0	0	62	56	62	96	94	105
2	10	A1	75%	C2	6	59278	79855	82792	39799	44812	45462	78897	110656	115242	0	179	77	519	0	0	32	35	35	43	59	61
2	10	A1	75%	C2	7	76523	92722	102032	42202	47811	47813	106437	130504	146147	0	764	0	568	0	0	54	52	48	77	83	87
2	10	A1	75%	C2	8	70835	90468	83365	40839	45053	44867	97639	128172	116508	0	486	0	1540	0	0	43	47	41	63	76	67
2	10	A1	75%	C2	9	70835	89493	88022	42169	47584	47073	96934	125288	123166	234	447	0	1408	0	0	50	48	48	70	74	85
2	10	A1	75%	C2	10	81117	118590	115947	42641	48800	47935	113871	173115	169278	22	803	0	2831	0	0	56	59	54	80	106	101
3	10	A1	90%	C1	1	28581	40196	38481	40685	47158	47469	13844	39150	33267	165	1558	194	949	0	0	2	15	11	2	18	15
3	10	A1	90%	C1	2	28229	39351	38508	41289	47525	47474	11518	35912	33345	0	625	198	844	0	0	2	11	11	2	15	12
3	10	A1	90%	C1	3	29096	39598	37415	40608	47009	47381	15764	37334	29887	22	1926	202	374	0	0	1	11	12	1	13	15
3	10	A1	90%	C1	4	30743	43716	37565	41428	48507	47525	19480	48522	29747	419	552	1259	2427	0	0	1	15	9	1	22	11

Problema multiobjetivo de conformación de lotes, secuenciación y ruteo del picking, considerando múltiples operarios, vehículos con capacidad heterogénea, almacenes 3D multibloques, pedidos con llegadas dinámicas y fechas de entrega con ventanas de tiempo

Escenario	Órdenes	Almacén	%TW	Ponder.	Répica	Función objetivo			Tiempo de picking			Tardanza			Prontitud			Tiempo de computación			Reconfiguración de lotes			Reconfiguración de órdenes		
						AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES
3	10	A1	90%	C1	5	31647	41309	39901	42735	47768	47936	19968	41783	37015	162	1134	349	255	0	0	11	12	16	11	16	20
3	10	A1	90%	C1	6	26860	38684	36025	39174	46980	46641	9890	33657	25575	3887	3987	3678	2146	0	0	1	7	5	2	9	6
3	10	A1	90%	C1	7	26532	36145	36332	39797	45612	45751	8569	29069	29001	832	573	1814	409	0	0	2	8	11	3	11	12
3	10	A1	90%	C1	8	29632	40674	38527	41289	47653	47390	15615	39516	33638	1740	2280	14	360	0	0	0	12	12	0	16	15
3	10	A1	90%	C1	9	32376	45503	41687	41211	47590	47452	25395	56401	44018	305	289	106	333	0	0	7	15	10	10	21	13
3	10	A1	90%	C1	10	29401	41762	40122	40124	46822	46469	17487	45497	40459	802	195	1028	347	0	0	2	13	16	3	18	21
4	10	A1	90%	C2	1	48562	63886	58084	44906	48514	48316	58441	82209	72648	256	70	0	747	0	0	23	28	30	27	42	46
4	10	A1	90%	C2	2	27026	43966	41603	43291	46813	46431	23194	49817	46105	1217	315	107	1113	0	0	10	15	14	11	22	21
4	10	A1	90%	C2	3	31331	50361	46237	43021	46825	46648	30707	60505	53737	0	101	0	338	0	0	12	23	26	15	31	38
4	10	A1	90%	C2	4	22421	37111	32614	42913	45967	45772	15792	38243	31211	718	3753	1553	307	0	0	4	9	10	4	12	11
4	10	A1	90%	C2	5	34940	47250	41327	43999	53032	52898	36232	52028	42429	14	1234	0	1885	0	0	19	16	14	20	23	16
4	10	A1	90%	C2	6	41774	55619	53055	45397	48021	48117	46878	68593	64366	280	570	0	156	0	0	23	29	24	29	43	36
4	10	A1	90%	C2	7	39976	47362	52498	44232	58185	58672	44464	49704	58090	277	841	420	2692	0	0	19	14	16	25	18	23
4	10	A1	90%	C2	8	41174	62337	54230	43370	48304	47837	46765	79744	66465	1034	0	0	1648	0	0	14	22	15	17	31	30
4	10	A1	90%	C2	9	20050	32936	28255	41612	47426	46369	12419	30962	23893	1146	1312	86	1129	0	0	3	9	5	3	10	8
4	10	A1	90%	C2	10	19687	34682	29241	41549	48156	47015	12022	33588	25063	95	821	982	183	0	0	2	9	8	2	13	9
5	10	A2	75%	C1	1	41445	58809	46779	53718	64100	63265	27914	65445	28004	8394	7153	4189	1337	0	0	26	36	31	46	60	49
5	10	A2	75%	C1	2	46345	68924	64461	54214	60442	60179	44621	107098	93552	4299	5290	2882	798	0	0	30	52	53	43	81	90
5	10	A2	75%	C1	3	33785	42859	39652	49727	57019	57678	8540	22280	11484	13868	19635	16000	193	0	0	15	16	15	25	24	26
5	10	A2	75%	C1	4	46148	64077	52447	54336	63899	63170	42217	81233	43320	8812	13671	15485	748	0	0	32	35	29	50	64	51
5	10	A2	75%	C1	5	43088	53438	49044	53019	60449	60451	33106	52704	38701	13451	13572	11627	418	0	0	29	33	38	50	55	66
5	10	A2	75%	C1	6	34832	50267	43916	51524	59520	60075	9063	44388	23579	11984	12382	7973	944	0	0	11	28	25	19	42	39
5	10	A2	75%	C1	7	35565	49819	45760	51661	59583	60011	11962	42546	31545	9795	13050	2904	856	0	0	15	21	28	18	34	40
5	10	A2	75%	C1	8	33764	44403	42116	50756	58038	58846	5347	24936	18449	17059	20989	12738	508	0	0	10	14	17	16	23	29
5	10	A2	75%	C1	9	44398	60138	52087	54732	62330	61687	36297	72781	48628	6701	9056	4862	299	0	0	28	34	36	45	58	61

Escenario	Órdenes	Almacén	%TW	Ponder.	Réplica	Función objetivo			Tiempo de picking			Tardanza			Prontitud			Tiempo de computación			Reconfiguración de lotes			Reconfiguración de órdenes		
						AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES
5	10	A2	75%	C1	10	40666	54618	50157	52750	60269	60784	24188	56034	40513	17598	16463	15322	307	0	0	25	34	33	40	59	49
6	10	A2	75%	C2	1	32519	51966	35250	52832	64247	65242	26545	51667	24061	7427	16914	12408	386	0	0	25	27	30	33	40	45
6	10	A2	75%	C2	2	23469	33712	27274	52060	57939	58294	12126	25584	15170	5756	9805	6838	868	0	0	16	13	21	19	19	25
6	10	A2	75%	C2	3	29408	46952	33740	51149	59366	59793	22549	46578	24924	5334	11948	8476	199	0	0	23	22	21	32	38	34
6	10	A2	75%	C2	4	42412	66468	46819	54198	73206	72703	42729	71715	40218	5150	14772	8768	206	0	0	30	32	30	44	55	47
6	10	A2	75%	C2	5	19948	32939	24174	50639	56673	56774	6246	24220	9797	10083	14047	12633	235	0	0	13	15	21	17	23	27
6	10	A2	75%	C2	6	21022	27587	23864	53511	63092	63409	2283	6301	2449	35994	48791	33719	149	0	0	5	0	0	8	0	0
6	10	A2	75%	C2	7	18785	28713	22535	54139	63662	62497	1720	11075	2473	15110	29691	23027	414	0	0	4	2	0	6	3	0
6	10	A2	75%	C2	8	22147	27591	24934	54682	60450	61218	1069	5091	4766	51009	64017	37086	467	0	0	5	2	0	5	3	0
6	10	A2	75%	C2	9	21133	27257	23849	54675	63440	63249	2633	7464	2870	31504	37465	31515	343	0	0	6	0	2	8	0	2
6	10	A2	75%	C2	10	22539	26519	25573	53759	67814	69189	2528	3563	1876	48949	40369	36911	136	0	0	4	2	0	6	2	0
7	10	A2	90%	C1	1	40894	47182	47943	51501	66276	67785	18918	3200	2644	43176	64562	64785	727	0	0	18	0	2	28	0	2
7	10	A2	90%	C1	2	38624	42893	44050	55356	63551	62589	6774	4347	3800	33787	34581	53559	203	0	0	14	1	3	20	1	4
7	10	A2	90%	C1	3	39428	44832	43879	57012	66326	66505	3495	5128	1884	41718	34974	34108	617	0	0	7	3	3	10	3	4
7	10	A2	90%	C1	4	38344	47565	46317	53915	69455	71508	9694	5896	2902	30866	41233	25416	130	0	0	8	0	1	12	0	1
7	10	A2	90%	C1	5	36696	43878	43968	53801	62499	63561	4992	8290	5805	29175	38916	40896	298	0	0	10	2	0	16	2	0
7	10	A2	90%	C1	6	37168	41970	41905	52641	62690	64553	7659	5763	4359	32861	26272	18657	1814	0	0	12	1	4	18	1	4
7	10	A2	90%	C1	7	43778	49912	49942	51857	67402	67553	22133	4342	5173	60235	81685	78585	1444	0	0	14	1	0	24	1	0
7	10	A2	90%	C1	8	41733	50348	49669	53868	70365	71368	11299	9444	8550	60224	52959	42828	1896	0	0	16	2	1	24	3	1
7	10	A2	90%	C1	9	36935	45497	42447	52856	61564	61519	5615	8050	5469	35372	61441	38950	4796	0	0	10	1	2	14	1	2
7	10	A2	90%	C1	10	43762	52275	48855	55267	74191	73961	10006	7133	1024	75997	56204	41708	257	0	0	14	2	5	24	3	6
8	10	A2	90%	C2	1	19601	29846	25854	54509	63384	61903	859	10491	4074	27334	45356	48394	147	0	0	1	3	2	2	3	3
8	10	A2	90%	C2	2	21022	27587	23864	53511	63092	63409	2283	6301	2449	35994	48791	33719	149	0	0	5	0	0	8	0	0
8	10	A2	90%	C2	3	18785	28713	22535	54139	63662	62497	1720	11075	2473	15110	29691	23027	835	0	0	4	2	0	6	3	0
8	10	A2	90%	C2	4	21133	27257	23849	54675	63440	63249	2633	7464	2870	31504	37465	31515	691	0	0	6	0	2	8	0	2
8	10	A2	90%	C2	5	22539	25256	24355	53759	64585	65894	2528	3393	1787	48949	38446	35153	136	0	0	4	2	0	6	2	0

Problema multiobjetivo de conformación de lotes, secuenciación y ruteo del picking, considerando múltiples operarios, vehículos con capacidad heterogénea, almacenes 3D multibloques, pedidos con llegadas dinámicas y fechas de entrega con ventanas de tiempo

Escenario	Órdenes	Almacén	%TW	Ponder.	Réplica	Función objetivo			Tiempo de <i>picking</i>			Tardanza			Prontitud			Tiempo de computación			Reconfiguración de lotes			Reconfiguración de órdenes		
						AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES
8	10	A2	90%	C2	6	19795	28663	23748	58558	67545	67723	1273	11629	4658	14637	14222	6356	1138	0	0	2	4	2	2	4	3
8	10	A2	90%	C2	7	21783	29810	27759	54829	62414	62320	2197	11116	8709	40159	44165	38380	447	0	0	5	3	4	7	3	4
8	10	A2	90%	C2	8	27301	30308	32120	52902	67815	66806	7003	2417	3696	72291	85133	98608	201	0	0	10	0	1	13	0	1
8	10	A2	90%	C2	9	21663	28955	23721	55028	65774	68346	2669	9474	2576	35534	35376	16719	278	0	0	4	2	2	5	2	2
8	10	A2	90%	C2	10	21423	28603	27258	53454	60860	60596	3705	12082	9370	31642	30954	34578	194	0	0	8	2	1	11	2	1
9	15	A1	75%	C1	1	115959	140235	140092	62408	69945	69991	261675	327271	326987	120	872	16	1310	0	0	78	75	81	125	144	139
9	15	A1	75%	C1	2	94523	118920	111069	59686	66816	66333	195632	262649	237566	221	363	0	1777	0	0	54	56	50	87	106	98
9	15	A1	75%	C1	3	113709	152784	149000	62045	70565	70131	254705	368150	356407	702	0	0	2788	0	0	78	80	80	116	154	154
9	15	A1	75%	C1	4	100795	131511	122341	61280	69636	68691	213268	299098	270422	466	0	0	515	0	0	71	74	66	99	129	124
9	15	A1	75%	C1	5	108338	140488	142228	61866	69210	69863	237392	329875	334328	8	0	113	2494	0	0	81	74	76	112	134	139
9	15	A1	75%	C1	6	109933	133352	134889	60858	68245	68105	244686	307948	313418	127	208	0	1936	0	0	68	67	72	110	125	134
9	15	A1	75%	C1	7	101309	124627	121709	59837	67767	67373	218015	279791	270950	17	296	0	1598	0	0	61	66	63	100	122	111
9	15	A1	75%	C1	8	116950	147494	144785	61670	69852	69910	266442	351917	342797	157	78	0	696	0	0	79	73	72	125	137	139
9	15	A1	75%	C1	9	124265	169186	159446	62960	71281	71134	288298	421255	389217	0	407	0	1902	0	0	88	92	88	136	178	166
9	15	A1	75%	C1	10	108519	145482	131900	61808	70732	69098	238033	343334	301470	246	424	0	1859	0	0	67	80	70	104	147	129
10	15	A1	75%	C2	1	164284	233477	215877	60678	73275	72292	243447	371870	341570	123	463	416	673	0	0	78	81	81	121	152	149
10	15	A1	75%	C2	2	148293	194948	183206	61468	73532	71678	216412	304377	284772	56	98	0	564	0	0	74	73	67	106	135	122
10	15	A1	75%	C2	3	175841	227153	211387	61763	73119	71508	262187	360958	334174	0	0	0	2080	0	0	76	75	66	116	137	137
10	15	A1	75%	C2	4	186947	269535	243627	65361	76874	76065	278812	433233	388316	514	96	0	2208	0	0	98	96	89	132	181	163
10	15	A1	75%	C2	5	149482	189393	189775	61030	68808	68440	218590	281127	282072	189	738	0	1660	0	0	74	75	72	109	124	132
10	15	A1	75%	C2	6	160290	221366	215593	61086	69081	69412	236574	334239	324575	195	987	249	2378	0	0	76	75	78	114	146	144
10	15	A1	75%	C2	7	151794	189707	192842	61246	68308	68497	222330	281956	287155	228	415	0	1185	0	0	69	66	67	105	123	132
10	15	A1	75%	C2	8	173707	232562	232639	62371	69878	70823	258326	352598	352321	0	398	0	1356	0	0	83	80	78	122	149	147
10	15	A1	75%	C2	9	181370	245445	248823	63131	71703	72026	270717	373163	378691	0	361	0	890	0	0	83	88	89	134	150	158
10	15	A1	75%	C2	10	152142	211538	198278	61727	69670	69472	222671	317641	295682	212	525	267	3946	0	0	69	72	67	102	131	127

Escenario	Órdenes	Almacén	%TW	Ponder.	Réplica	Función objetivo			Tiempo de picking			Tardanza			Prontitud			Tiempo de computación			Reconfiguración de lotes			Reconfiguración de órdenes		
						AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES
11	15	A1	90%	C1	1	57084	77565	66670	62405	72156	70949	65393	114078	80335	232	476	0	222	0	0	15	24	18	20	35	28
11	15	A1	90%	C1	2	56293	67932	65571	62497	70728	69677	62129	84732	79063	1563	750	460	446	0	0	13	18	16	15	23	22
11	15	A1	90%	C1	3	71213	84492	84283	64557	72788	72606	108162	135807	135733	296	772	0	404	0	0	25	32	34	33	46	47
11	15	A1	90%	C1	4	80201	94170	96358	63764	71250	71552	139809	171390	178045	0	25	134	716	0	0	39	35	40	49	57	63
11	15	A1	90%	C1	5	67671	84866	84700	63496	71800	72155	98578	139287	138018	0	0	16	561	0	0	27	31	33	39	49	55
11	15	A1	90%	C1	6	66659	88911	83190	64509	73032	72466	92893	150063	132369	857	725	0	2145	0	0	27	31	33	35	45	48
11	15	A1	90%	C1	7	62484	71796	71401	64882	71947	72074	78295	95067	93855	660	1080	0	754	0	0	24	26	27	32	38	43
11	15	A1	90%	C1	8	62760	79205	70543	63420	70701	69671	82299	122507	95766	188	326	103	806	0	0	23	26	22	29	47	33
11	15	A1	90%	C1	9	55199	68626	62188	62301	73357	72612	59395	81750	62068	0	862	0	372	0	0	11	15	15	18	24	23
11	15	A1	90%	C1	10	42841	58728	51308	58738	68133	68238	24739	59109	34514	1767	1157	105	1237	0	0	11	10	7	18	12	9
12	15	A1	90%	C2	1	86072	127726	112431	65423	74104	72628	110726	175825	151047	90	0	150	826	0	0	33	38	35	38	62	48
12	15	A1	90%	C2	2	52339	90981	80354	61599	68655	68405	56432	117249	99708	0	349	82	1440	0	0	14	20	16	15	34	24
12	15	A1	90%	C2	3	91895	124755	115932	64715	72915	72635	120765	171468	156902	220	0	0	1427	0	0	30	38	32	45	61	49
12	15	A1	90%	C2	4	34493	57766	54417	61945	68335	70462	26517	60539	55434	0	9421	179	2033	0	0	6	9	13	6	13	19
12	15	A1	90%	C2	5	86754	130946	103397	63854	72480	71126	112579	181981	136765	506	136	0	2122	0	0	26	33	35	31	54	50
12	15	A1	90%	C2	6	99314	142894	126604	63418	72293	71753	133814	201972	175129	0	231	0	4485	0	0	35	46	43	60	77	70
12	15	A1	90%	C2	7	67628	94285	84952	61767	69858	69538	81820	122178	106818	57	205	0	230	0	0	12	20	15	16	33	25
12	15	A1	90%	C2	8	55486	78550	77843	63387	69896	70680	60722	95839	94390	363	779	49	248	0	0	16	16	20	19	27	28
12	15	A1	90%	C2	9	61549	93370	99442	63512	72152	72775	70826	119444	129349	0	579	0	1621	0	0	23	28	33	27	40	49
12	15	A1	90%	C2	10	65916	98153	71787	62467	75084	73351	78626	126047	82969	0	0	0	1241	0	0	17	22	18	23	34	25
13	15	A2	75%	C1	1	64367	101974	86535	77574	90745	90260	56938	154540	106024	7418	11648	5718	830	0	0	32	47	45	45	77	75
13	15	A2	75%	C1	2	79063	99148	96416	78377	88069	89234	103570	150601	141369	9656	11264	4645	889	0	0	47	45	50	71	84	94
13	15	A2	75%	C1	3	88568	116888	112374	79854	90774	90601	133693	205174	192988	5472	8710	1167	1740	0	0	46	58	48	75	101	91
13	15	A2	75%	C1	4	87171	112284	102674	82438	92910	93281	124142	186132	154571	4649	6983	3338	2147	0	0	49	58	48	75	100	89
13	15	A2	75%	C1	5	87406	121224	110940	80500	92422	91962	127267	215445	183171	9255	11374	8121	1148	0	0	49	63	61	74	102	103
13	15	A2	75%	C1	6	88295	105700	108989	81094	90487	91876	130208	167724	177955	5763	10908	4775	2841	0	0	50	55	57	75	96	100

Problema multiobjetivo de conformación de lotes, secuenciación y ruteo del picking, considerando múltiples operarios, vehículos con capacidad heterogénea, almacenes 3D multibloques, pedidos con llegadas dinámicas y fechas de entrega con ventanas de tiempo

Escenario	Órdenes	Almacén	%TW	Ponder.	Réplica	Función objetivo			Tiempo de picking			Tardanza			Prontitud			Tiempo de computación			Reconfiguración de lotes			Reconfiguración de órdenes		
						AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES
13	15	A2	75%	C1	7	65161	104739	85028	76448	88943	87234	62375	167743	108260	5796	10496	2097	2817	0	0	28	46	35	43	81	66
13	15	A2	75%	C1	8	86946	112197	105784	78802	88905	89018	131052	193745	174017	3495	7309	1684	1470	0	0	50	55	52	83	95	95
13	15	A2	75%	C1	9	72805	88944	91579	79256	88517	90458	80971	116723	123876	9598	8165	1415	634	0	0	37	41	46	60	66	71
13	15	A2	75%	C1	10	89400	111033	112957	79575	89480	90963	137542	187439	192548	3924	11133	6143	1077	0	0	52	52	61	74	89	103
14	15	A2	75%	C2	1	83009	123828	95172	76823	98698	97873	98948	155104	108682	5937	11558	6012	559	0	0	40	40	38	69	71	69
14	15	A2	75%	C2	2	84364	124289	91221	79023	101468	100551	100358	154429	100607	4426	11909	6921	829	0	0	50	49	42	70	81	73
14	15	A2	75%	C2	3	75881	106983	86201	79104	99019	100576	85776	127012	92418	6848	10696	5771	1061	0	0	41	30	29	62	59	52
14	15	A2	75%	C2	4	161084	244619	218279	84399	108662	108957	225377	352429	309036	5377	5628	1698	2386	0	0	80	78	79	115	139	137
14	15	A2	75%	C2	5	86734	134686	102402	80057	102587	101659	104419	172173	119563	655	6060	1663	449	0	0	41	42	31	59	75	58
14	15	A2	75%	C2	6	73916	106563	87268	77985	85067	85033	82703	133505	102615	8987	9398	1890	312	0	0	38	44	46	52	69	71
14	15	A2	75%	C2	7	120911	163938	147180	81512	87804	87718	159356	227527	200804	8443	10804	3820	1464	0	0	63	67	60	91	115	104
14	15	A2	75%	C2	8	102034	138803	123002	78817	87972	88192	129014	185352	159701	9804	12002	7236	708	0	0	41	46	45	78	91	89
14	15	A2	75%	C2	9	95599	112520	104439	79578	87765	88365	118094	141378	129065	8692	13641	4903	360	0	0	52	46	45	69	80	81
14	15	A2	75%	C2	10	93869	156368	100144	76570	107437	104895	117161	204867	112919	6016	12166	9242	497	0	0	47	45	39	78	85	64
15	15	A2	90%	C1	1	56151	65017	67867	80250	92921	97712	10157	11760	19770	49543	57365	33083	806	0	0	6	1	0	10	1	0
15	15	A2	90%	C1	2	53959	62479	69267	80638	93371	99269	11835	13704	26160	20256	23454	18577	721	0	0	5	2	2	9	2	2
15	15	A2	90%	C1	3	55512	64277	65115	81741	94647	99880	6511	7539	8232	45140	52267	27169	477	0	0	6	1	0	9	2	0
15	15	A2	90%	C1	4	59711	69139	71433	76336	88389	92380	22515	26070	21261	71550	82848	96270	813	0	0	11	1	0	20	1	0
15	15	A2	90%	C1	5	58797	68081	63654	76738	88855	92085	31394	36351	17551	33361	38628	31382	1073	0	0	12	0	1	15	0	2
15	15	A2	90%	C1	6	53176	61573	67480	80375	93066	98135	11489	13303	23758	15046	17422	14717	1083	0	0	3	0	0	3	0	0
15	15	A2	90%	C1	7	52257	57758	67300	80404	88867	93263	9104	10063	26342	12837	14188	34396	948	0	0	1	2	3	1	2	5
15	15	A2	90%	C1	8	65783	72707	79978	78674	86956	95652	20967	23174	25492	122877	135812	149393	593	0	0	15	0	1	21	0	1
15	15	A2	90%	C1	9	60756	70349	68198	79962	92588	95054	16378	18964	14823	78648	91067	67182	524	0	0	13	0	0	19	0	0
15	15	A2	90%	C1	10	64482	74663	70462	78244	90598	92325	17351	20091	12530	123304	142773	113078	1099	0	0	13	0	0	18	0	0
16	15	A2	90%	C2	1	35656	53008	39500	80748	100400	102183	11456	30734	12806	45581	44470	11616	289	0	0	4	1	0	5	2	0

Escenario	Órdenes	Almacén	%TW	Ponder.	Réplica	Función objetivo			Tiempo de <i>picking</i>			Tardanza			Prontitud			Tiempo de computación			Reconfiguración de lotes			Reconfiguración de órdenes		
						AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES	AA	FS	ES
16	15	A2	90%	C2	2	32373	56430	36099	82331	106014	104131	7788	33046	6096	30013	47986	12027	334	0	0	1	3	0	2	3	0
16	15	A2	90%	C2	3	40711	47123	44672	78286	98286	99931	10633	15199	12920	108454	85184	69413	1337	0	0	4	0	0	7	0	0
16	15	A2	90%	C2	4	34812	50910	43618	82679	104798	105699	14681	28957	18796	11999	20964	6308	228	0	0	0	2	1	0	2	2
16	15	A2	90%	C2	5	29615	49576	43464	82640	114893	117629	4942	18057	10526	18577	42743	18604	1991	0	0	3	1	1	3	1	3
16	15	A2	90%	C2	6	33136	51850	35096	82666	105400	103653	11356	28616	5620	15227	30601	6285	303	0	0	5	1	0	11	1	0
16	15	A2	90%	C2	7	37037	55302	40705	80931	107310	108285	12717	31898	11724	51272	39704	11846	998	0	0	5	1	0	8	1	0
16	15	A2	90%	C2	8	36685	52109	39374	80375	102847	103295	15991	29416	11899	29779	36057	12462	1031	0	0	5	0	0	6	0	0
16	15	A2	90%	C2	9	36598	54288	40430	82984	109936	110614	16355	32196	10857	18904	19892	7322	1942	0	0	6	0	1	9	0	1
16	15	A2	90%	C2	10	30653	46586	34848	81939	101231	103006	4879	20731	4690	31440	37777	11325	365	0	0	5	0	0	7	0	0

A1: Almacén 1 (864 posiciones de almacenamiento)
A2: Almacén 2 (3.600 posiciones de almacenamiento)
C1: $\omega_1=60\%$; $\omega_2=30\%$; $\omega_3=10\%$
C2: $\omega_1=30\%$; $\omega_2=60\%$; $\omega_3=10\%$
AA: AGOG+AGOI
FS: FCFS-SS3D
ES: EDD-SS3D

Fuente: Elaboración propia

5.2.1 Desempeño de los algoritmos para solucionar el PMCLSARP en línea

En esta sección se procede a responder la primera pregunta de experimentación.

PE1: ¿Existen diferencias significativas en tiempo, tardanza y prontitud entre el AGOG+AGOI respecto a las heurísticas denominadas FCFS-SS3D y EDD-SS3D al solucionar el PMCLSARP en línea?

Para responder a la PE1, se presenta un resumen del ANOVA de un factor en la Tabla 5-9, que es resultado del diseño de experimentos para la función objetivo del PMCLSARP en línea que utilizó como insumo las 160 réplicas presentadas en la Tabla 5-8. El ANOVA establece que al cambiar el algoritmo de solución cambia la variable respuesta (valor de la función objetivo) con un nivel de confianza del 95%. Esta inferencia se hace con base en el valor p , el cual es inferior a 0,05.

Tabla 5-9: ANOVA para el factor “algoritmo de solución” del PMCLSARP en línea

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Factor	2	38192777532	19096388766	8,72	0,000
Error	477	1,04481E+12	2190367323		
Total	479	1,08300E+12			

Fuente: Elaboración propia

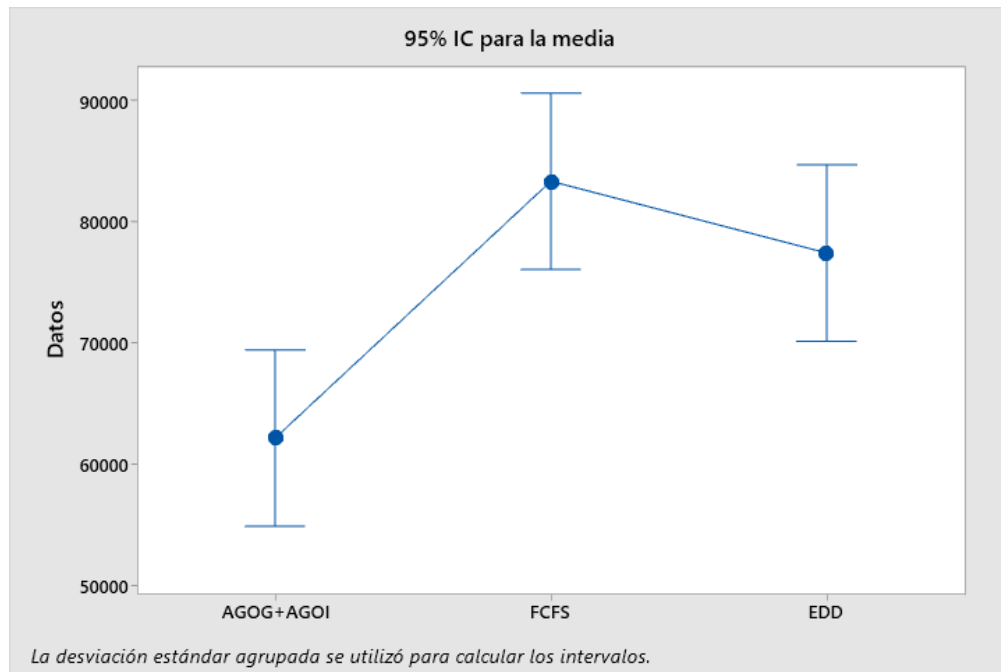
La diferencia de los resultados del valor de la función objetivo se valida en la Tabla 5-10 utilizando las comparaciones de Fisher por pares, donde los factores que no comparten una letra en la última columna presentan medias significativamente diferentes. Por lo tanto, el algoritmo AGOG+AGOI proporciona una media del valor de la función objetivo significativamente menor que la que proporciona el algoritmo FCFS-SS3D y EDD-SS3D a un nivel de confianza del 95%. Igualmente, se infiere que la diferencia de las medias del valor de la función objetivo entre el método FCFS-SS3D y EDD-SS3D no es significativa. La Figura 5-1 muestra también los intervalos de confianza del 95% para las medias del valor de la función objetivo, demostrando que los intervalos que no se traslapan corresponden a medias del valor de la función objetivo que presentan diferencias significativas entre sí.

Tabla 5-10: Comparaciones de Fisher por pares

Factor	N	Media	Agrupación	
FCFS	160	83359	A	
EDD	160	77443	A	
AGOG+AGOI	160	62185		B

Fuente: Elaboración propia

Figura 5-1: Intervalos de las medias del valor de la función objetivo para los métodos de solución propuestos

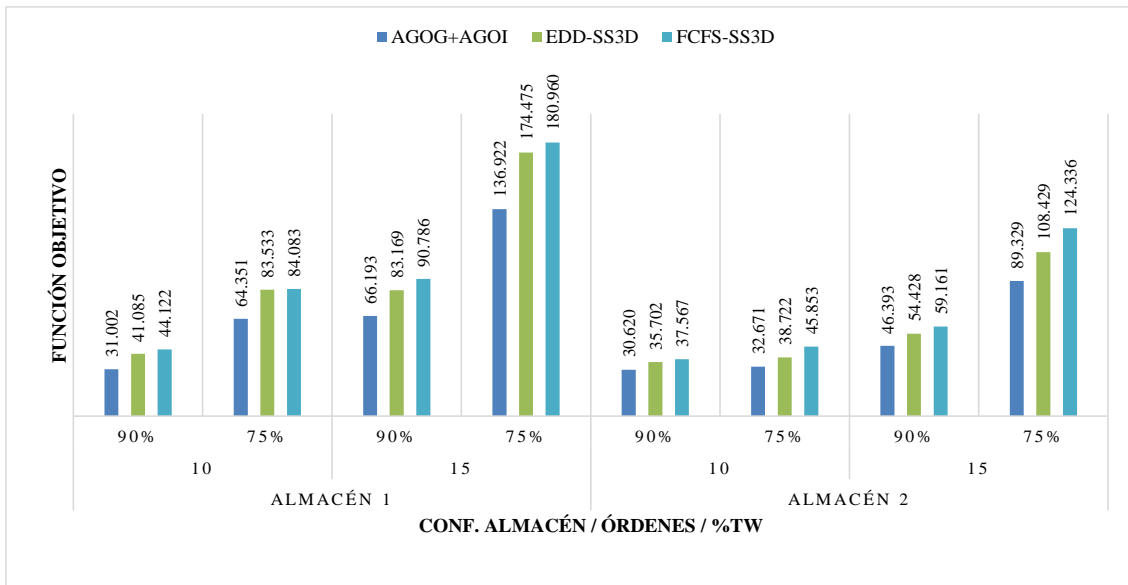


Fuente: Elaboración propia

Para profundizar en el efecto de diferentes factores sobre los valores de la función objetivo de los algoritmos analizados, se observa en la Figura 5-2 que para una determinada configuración de almacén, a medida en que se aumenta el número de órdenes a liberar por ventana de tiempo, y a medida en que se acorta la duración de la ventana de tiempo respecto al tiempo de completación esperado de todos los lotes (%TW) se incrementa el valor de la función objetivo, afectando así la eficiencia operativa y el servicio al cliente del almacén o centro de distribución. La Figura 5-2 también muestra que en almacenes de menor tamaño (Almacén 1) se presentan mayores valores de la función objetivo que en almacenes de tamaño grande (Almacén 2), lo cual puede explicarse al componente de tardanza que se explica a continuación: a medida en que reduce el tamaño del almacén, reduce el valor CT_{prom} calculado en la Ecuación (28) solo en el primer componente $B_{simult} *$

$(t^{s-shape} + t_s)$, mientras que disminuye para ambos límites de la Ecuación (32) con los que se calculan las fechas de entrega, generando así mayor posibilidad de tardanza en las órdenes para almacenes pequeños que para almacenes grandes.

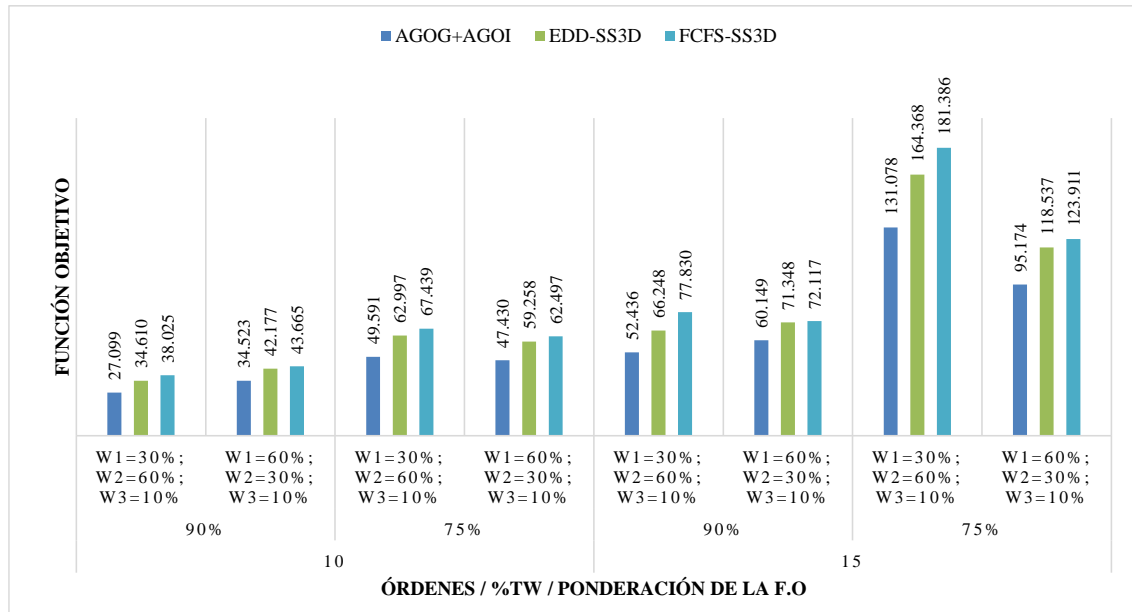
Figura 5-2: Desempeño de los algoritmos según configuración de almacén, número de órdenes y porcentaje de la longitud de ventana de tiempo



Fuente: Elaboración propia

Por otro lado, la Figura 5-3 muestra que dado un número de órdenes de clientes a liberar en una ventana de tiempo y a medida en que se acorta la duración de la ventana de tiempo respecto al tiempo de completación esperado de todos los lotes (%TW) se incrementa el valor de la función objetivo de los algoritmos propuestos, afectando así la eficiencia operativa y el servicio al cliente del almacén o centro de distribución. En cuanto a las ponderaciones de la función objetivo, el valor de la función objetivo presenta cambios importantes en escenarios con 15 órdenes por ventana de tiempo y un valor de %TW=75% cuando se prioriza el servicio al cliente respecto a la eficiencia operativa, siendo el componente de tardanza el que más aporta al valor total de la función objetivo en dichos escenarios.

Figura 5-3: Desempeño de los algoritmos según número de órdenes, porcentaje de la longitud de ventana de tiempo, y ponderación de la función objetivo



Fuente: Elaboración propia

Una vez se han obtenido diferencias significativas en el valor de la función objetivo entre el algoritmo AGOG+AGOI y los puntos de referencia propuestos, y se ha comparado el valor de la función objetivo bajo diferentes escenarios, se obtienen en la Tabla 5-11 los ahorros que brinda el AGOG+AGOI frente al algoritmo FCFS-SS3D y el algoritmo EDD-SS3D con base al promedio de la función objetivo para cada uno de los 16 escenarios planteados en los experimentos.

Tabla 5-11: Resultados computacionales por escenario para el PMCLSARP en línea

Esc.	O	Almacén	%TW	Ponder.	AA (F.O)	FS (F.O)	ES (F.O)	Ahorro AA vs FS	Ahorro AA vs ES
1	10	A1	75%	C1	54.857	70.258	69.874	22%	21%
2	10	A1	75%	C2	73.844	97.908	97.192	24%	24%
3	10	A1	90%	C1	29.310	40.694	38.456	28%	24%
4	10	A1	90%	C2	32.694	47.551	43.714	32%	26%
5	10	A2	75%	C1	40.003	54.735	48.642	27%	17%
6	10	A2	75%	C2	25.338	36.970	28.801	30%	12%
7	10	A2	90%	C1	39.736	46.635	45.897	15%	13%
8	10	A2	90%	C2	21.505	28.500	25.506	24%	15%
9	15	A1	75%	C1	109.430	140.408	135.746	22%	19%
10	15	A1	75%	C2	164.415	221.512	213.205	25%	23%
11	15	A1	90%	C1	62.241	77.629	73.621	20%	15%
12	15	A1	90%	C2	70.145	103.943	92.716	33%	25%
13	15	A2	75%	C1	80.918	107.413	101.328	25%	20%

14	15	A2	75%	C2	97.740	141.260	115.531	30%	14%
15	15	A2	90%	C1	58.058	66.604	69.075	13%	16%
16	15	A2	90%	C2	34.728	51.718	39.781	33%	12%

C1: $\omega_1=60\%$; $\omega_2=30\%$; $\omega_3=10\%$

C2: $\omega_1=30\%$; $\omega_2=60\%$; $\omega_3=10\%$

A1: Almacén 1 (864 posiciones de almacenamiento)

A2: Almacén 2 (3.600 posiciones de almacenamiento)

AA: AGOG+AGOI

FS: FCFS-SS3D

ES: EDD-SS3D

Fuente: Elaboración propia

Con los valores de la Tabla 5-12, se deduce que el AGOG+AGOI propuesto proporciona un mejor rendimiento que las heurísticas FCFS-SS3D y EDD-SS3D, superando a la heurística FCFS-SS3D al generar un ahorro promedio de 25,2% en la función objetivo, tal y como se resalta en la Tabla 5-12, mostrando ahorros significativos (hasta 33,1%) en escenarios considerando el ingreso de 15 órdenes de clientes en cada ventana de tiempo, ponderando principalmente el servicio al cliente al considerar que $\omega_1=30\%$; $\omega_2=60\%$; $\omega_3=10\%$, y en ambientes que requieren menor reconfiguración de lotes en cada ventana de tiempo teniendo a $\%TW=90\%$. Del mismo modo, el AGOG+AGOI propuesto supera a la heurística EDD-SS3D brindando un ahorro promedio de 18,6% en la función objetivo, mostrando ahorros significativos (hasta 26,1%) en escenarios considerando un almacén de 864 posiciones de almacenamiento, ponderando principalmente el servicio al cliente al considerar que $\omega_1=30\%$; $\omega_2=60\%$; $\omega_3=10\%$, y en ambientes que requieren menor reconfiguración de lotes en cada ventana de tiempo teniendo a $\%TW=90\%$.

Tabla 5-12: Ahorros del AGOG+AGOI para los experimentos computacionales

Medida de ahorro	AGOG+AGOI vs FCFS-SS3D	AGOG+AGOI vs EDD-SS3D
Promedio	25,2%	18,6%
Máximo	33,1%	26,1%
Mínimo	12,8%	12,4%

Fuente: Elaboración propia

Por otro lado, el menor desempeño del AGOG+AGOI frente a la heurística FCFS-SS3D (hasta 12,8%) se presenta en escenarios con un almacén de 3.600 posiciones de almacenamiento, donde se pondera principalmente la eficiencia operativa al considerar que $\omega_1=60\%$; $\omega_2=30\%$; $\omega_3=10\%$, y en ambientes que requieren menor reconfiguración de lotes en cada ventana de tiempo teniendo a $\%TW=90\%$. Al comparar el AGOG+AGOI

frente a la heurística EDD-SS3D, se observa que los menores ahorros (hasta 12,4%) se obtienen en escenarios con un almacén de 3.600 posiciones de almacenamiento y que ponderan principalmente el servicio al cliente al considerar que $\omega_1=30\%$; $\omega_2=60\%$; $\omega_3=10\%$.

5.2.2 Factores que influyen en el desempeño del AGOG+AGOI para solucionar el PMCLSARP en línea

En esta sección se procede a responder la segunda pregunta de experimentación.

PE2: ¿Cuáles combinaciones de factores tienen mayor influencia en el desempeño del algoritmo AGOG+AGOI respecto a la heurística FCFS-SS3D y la heurística EDD-SS3D para solucionar el solucionar el PMCLSARP en línea?

En cuanto a los factores que más influyen en los ahorros del algoritmo AGOG+AGOI respecto a la heurística FCFS-SS3D, la Tabla 5-13 resume el ANOVA del modelo factorial 2^k , identificando que las interacciones significativas con un α de 0,005 (valor $p < 0,005$) son: *Órdenes*Ponderación*, *Almacén*%TW*, y *%TW*Ponderación*.

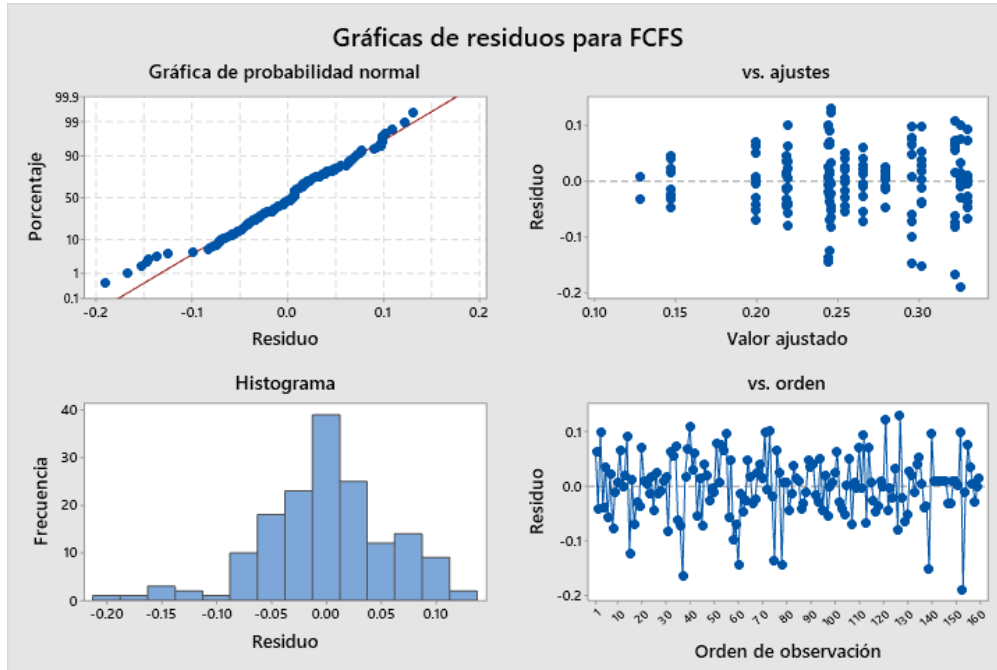
Tabla 5-13: ANOVA para el ahorro del AGOG+AGOI respecto al FCFS-SS3D

	Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Efectos principales	Órdenes	1	0,00010	0,000103	0,03	0,866
	Almacén	1	0,00811	0,008115	2,24	0,136
	%TW	1	0,00306	0,003059	0,85	0,359
	Ponderación	1	0,23901	0,239012	66,06	0,000*
Interacciones de 2 términos	Órdenes*Almacén	1	0,00784	0,007845	2,17	0,143
	Órdenes*%TW	1	0,00001	0,000011	0,00	0,956
	Órdenes*Ponderación	1	0,03161	0,031611	8,74	0,004*
	Almacén*%TW	1	0,13223	0,132231	36,55	0,000*
	Almacén*Ponderación	1	0,01326	0,013265	3,67	0,058
	%TW*Ponderación	1	0,06401	0,064010	17,69	0,000*

Fuente: Elaboración propia

Para resaltar la validez del ANOVA obtenido con el diseño de experimentos, la Figura 5-4 presenta los gráficos de residuos para los ahorros del AGOG+AGOI respecto al FCFS-SS3D, de donde se puede concluir que los datos son normales y que se cumplen los supuestos de validación de residuos.

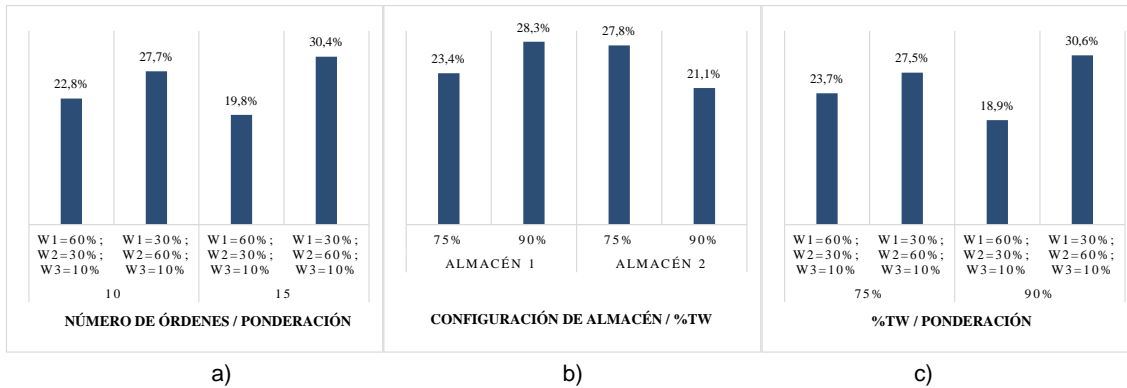
Figura 5-4: Gráficos de residuos del ahorro del AGOG+AGOI frente al FCFS-SS3D



Fuente: Elaboración propia

En la Figura 5-5, se presentan los gráficos de las interacciones significativas entre los factores experimentales que más influyen en los ahorros del algoritmo AGOG+AGOI respecto a la heurística FCFS-SS3D, destacando de la Figura 5-5(a) que la combinación de 15 órdenes por ventana de tiempo y ponderaciones de $\omega_1=60\%$; $\omega_2=30\%$; $\omega_3=10\%$ generan ahorros promedio del 30,4%, que la Figura 5-5(b) muestra que la combinación del almacén 1 (864 posiciones de almacenamiento) y $\%TW=90\%$ generan ahorros promedio del 28,3%, y que la Figura 5-5(c) muestra que la combinación de $\%TW=90\%$ y ponderaciones de $\omega_1=60\%$; $\omega_2=30\%$; $\omega_3=10\%$ generan ahorros promedio del 30,6%.

Figura 5-5: Interacción de factores *Órdenes*Ponderación* (a), *Almacén*%TW* (b), y *%TW*Ponderación* (c) para el ahorro del AGOG+AGOI frente al FCFS-SS3D



Fuente: Elaboración propia

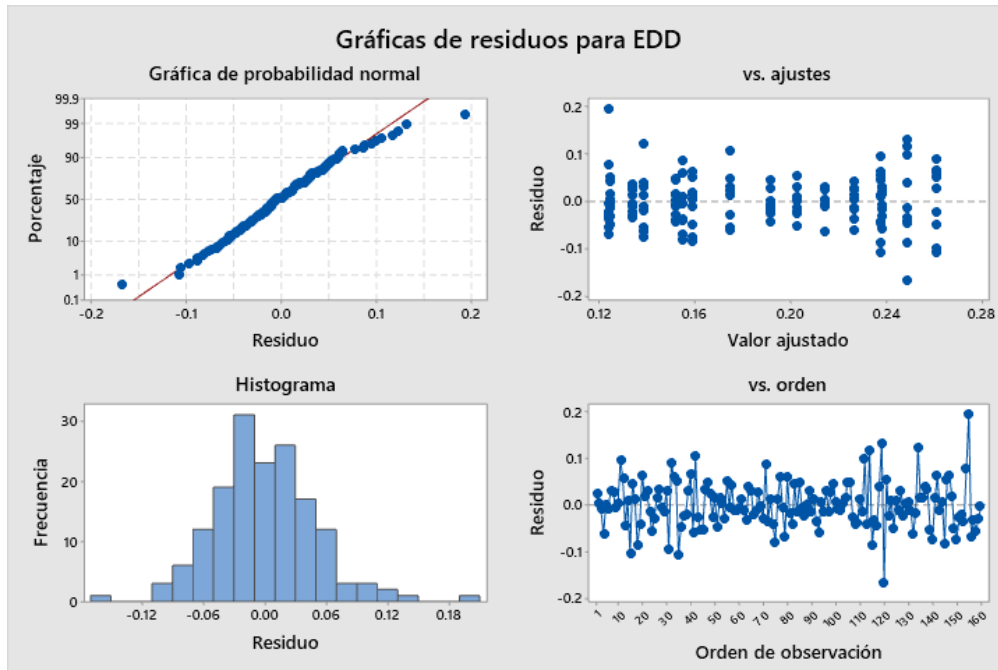
Respecto a los factores que más influyen en los ahorros del algoritmo AGOG+AGOI frente a la heurística EED-SS3D, la Tabla 5-14 resume el ANOVA del modelo factorial 2^k, identificando que las interacciones significativas con un α de 0,05 (valor $p < 0,05$) son: *Almacén*Ponderación*.

Tabla 5-14: ANOVA para el ahorro del AGOG+AGOI respecto al EDD-SS3D

Fuente		GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Efectos principales	Órdenes	1	0,005789	0,005789	2,08	0,151
	Almacén	1	0,194830	0,194830	70,01	0,000*
	%TW	1	0,000976	0,000976	0,35	0,555
	Ponderación	1	0,001598	0,001598	0,57	0,450
Interacciones de 2 términos	Órdenes*Almacén	1	0,017667	0,017667	6,35	0,013
	Órdenes*%TW	1	0,007981	0,007981	2,87	0,093
	Órdenes*Ponderación	1	0,000156	0,000156	0,06	0,813
	Almacén*%TW	1	0,006093	0,006093	2,19	0,141
	Almacén*Ponderación	1	0,059121	0,059121	21,24	0,000*
	%TW*Ponderación	1	0,016228	0,016228	5,83	0,017

Fuente: Elaboración propia

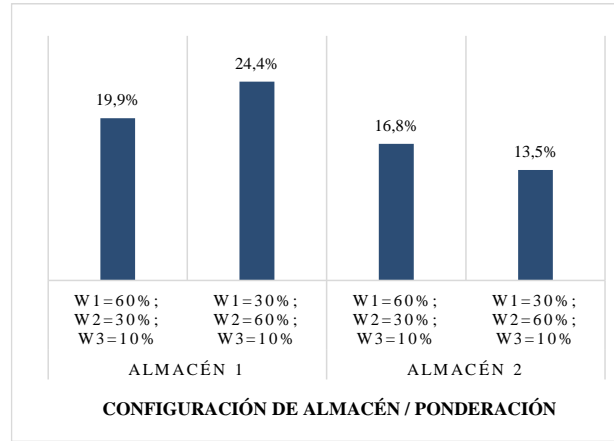
Para resaltar la validez del ANOVA obtenido con el diseño de experimentos, la Figura 5-6 presenta los gráficos de residuos para los ahorros del AGOG+AGOI frente al EDD-SS3D, de donde se puede concluir que los datos son normales y que se cumplen los supuestos de validación de residuos.

Figura 5-6: Gráficos de residuos del ahorro del AGOG+AGOI frente al FCFS-SS3D

Fuente: Elaboración propia

En la Figura 5-7 se presentan los gráficos de las interacciones significativas entre los factores experimentales que más influyen en los ahorros del algoritmo AGOG+AGOI respecto a la heurística EDD-SS3D, destacando que la combinación del Almacén 1 (864 posiciones de almacenamiento) y ponderaciones de $\omega_1=30\%$; $\omega_2=60\%$; $\omega_3=10\%$ generan ahorros promedio del 24,4%.

Figura 5-7: Interacción de factores *Almacén*Ponderación* para el ahorro del AGOG+AGOI frente al EDD-SS3D



Fuente: Elaboración propia

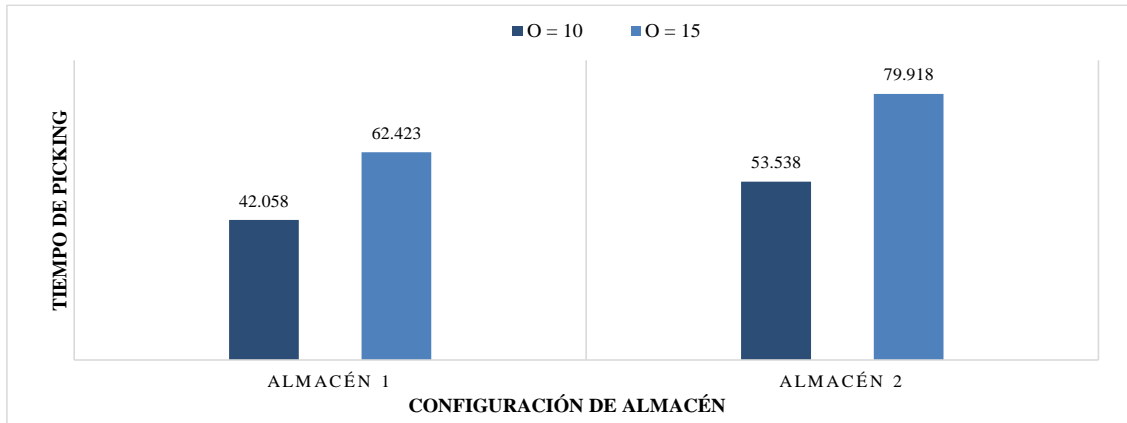
5.2.3 Componentes de la función objetivo

En esta sección se procede a responder la tercera pregunta de experimentación.

PE3: ¿Cuáles escenarios influyen en el desempeño de los componentes de la FO (tiempo, tardanza, prontitud) del AGOG+AGOI al solucionar el PMCLSARP en línea?

Al analizar los componentes de la función objetivo para el método propuesto AGOG+AGOI, se identifica en la Figura 5-8 que el tiempo de *picking* promedio de los experimentos aumenta a medida en que se incrementa el tamaño del almacén y el número de órdenes. Este comportamiento es de esperarse debido a que un aumento de número de órdenes incrementa el número de ítems a recolectar, y por lo tanto, el número de posiciones de *picking* a visitar y los tiempos invertidos por cada ítem (tiempo de búsqueda y recuperación de productos, tiempo de reconfiguración de la unidad de carga), así como también aumenta el número de lotes y el tiempo de preparación que implicada cada uno de estos. Del mismo modo, el aumento del tamaño del almacén implica un aumento de distancias y tiempos de recorrido entre las diferentes posiciones de almacenamiento, por lo cual, a un mismo número de ítems a recuperar, se incurrirá en mayores tiempos de recorrido en un almacén de mayor dimensión que un almacén de menores dimensiones.

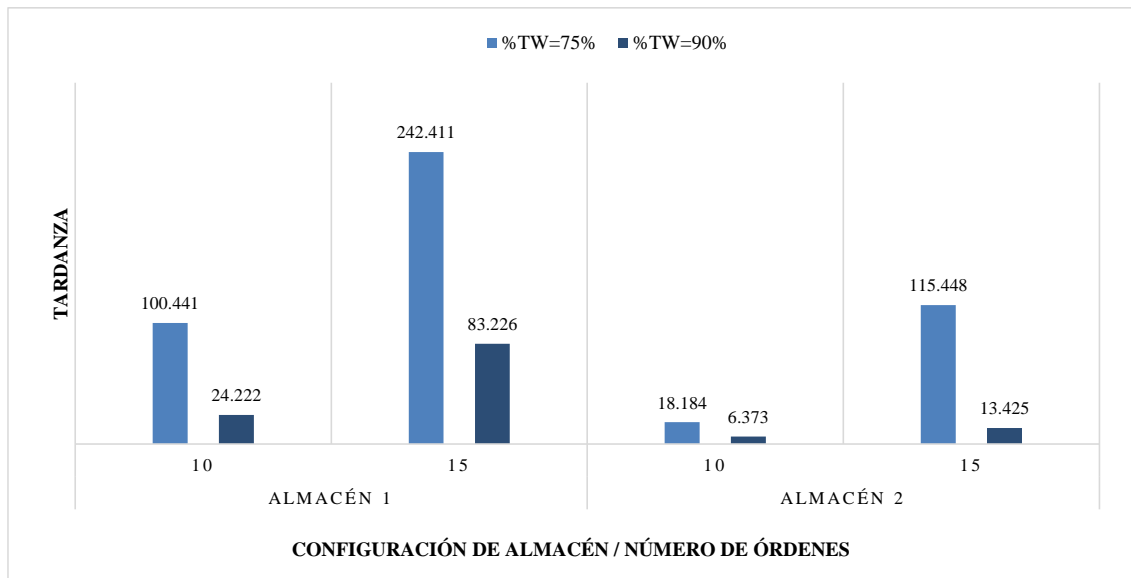
Figura 5-8: Tiempo de *picking* promedio por configuración de almacén y número de órdenes



Fuente: Elaboración propia

Respecto a la tardanza promedio obtenida en las corridas experimentales con el AGOG+AGOI, la Figura 5-9 muestra que para un determinado tamaño de almacén, la tardanza aumenta a medida en que lo crece el número de órdenes, debido a que esto impacta directamente el tiempo de completación total, y mientras mayor sea el tiempo de completación total, mayor será la posibilidad de terminar los lotes en un tiempo mayor a la fecha de entrega de las órdenes de cliente. La Figura 5-9 muestra también que para un determinado tamaño de almacén y número de órdenes, la tardanza se incrementa a medida en que disminuye la duración de la ventana de tiempo respecto al tiempo de completación esperado de los lotes (%TW), ya que las fechas de entrega de las órdenes están calculadas según el valor del tiempo de las ventanas de tiempo en las cuales se liberan dichas órdenes, tal y como se muestra en las Ecuaciones (31-34). En cuanto al tamaño del almacén, la Figura 5-9 muestra que la tardanza promedio es mayor para el Almacén 1, que es de menor tamaño que el Almacén 2 en cuanto a número de pasillos, bloques, posiciones por pasillo, y niveles de altura. Esto implica que a medida en que reduce el tamaño del almacén, reduce el valor CT_{prom} calculado en la Ecuación (28) solo en el primer componente $B_{simult} * (t^{s-shape} + t_s)$, mientras que disminuye para ambos límites de la Ecuación (32) con los que se calculan las fechas de entrega, generando así mayor posibilidad de tardanza en las órdenes para almacenes pequeños que para almacenes grandes.

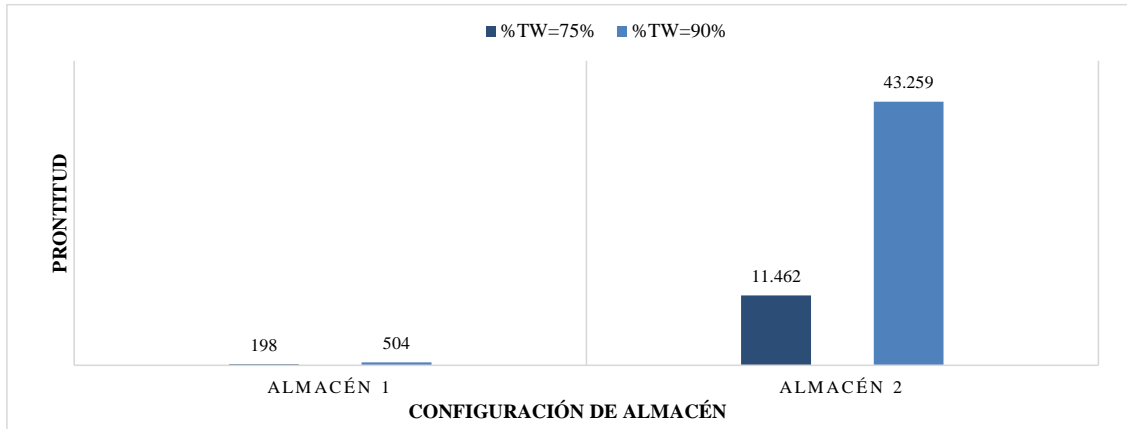
Figura 5-9: Tardanza promedio por configuración de almacén, número de órdenes y %TW



Fuente: Elaboración propia

En cuanto a la prontitud, la Figura 5-10 muestra que para el método AGOG+AGOI se genera un fenómeno contrario a la tardanza respecto a la configuración del almacén, y la duración de la ventana de tiempo respecto al tiempo de completación esperado de los lotes (%TW). De esta forma, la prontitud es menor a medida en que disminuye el tamaño del almacén, y a medida en que disminuye %TW.

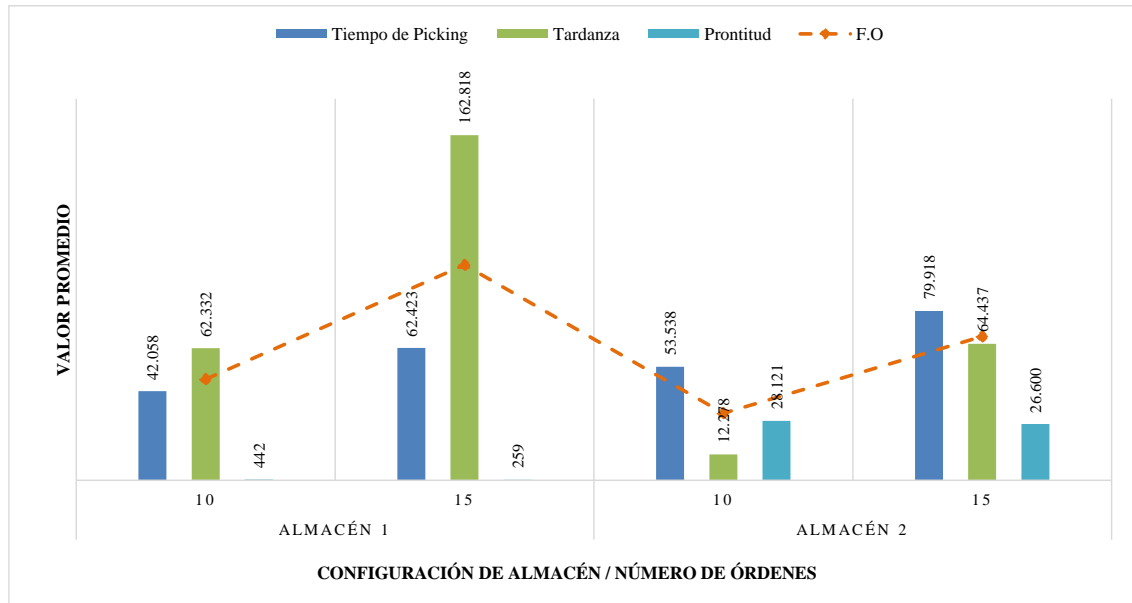
Figura 5-10: Prontitud promedio por configuración de almacén y número de órdenes



Fuente: Elaboración propia

Analizando de forma conjunta los componentes de la función objetivo para el algoritmo AGOG+AGOI, la Figura 5-11 muestra que en escenarios de almacenes de menor tamaño se genera un valor más alto de la función objetivo, debido especialmente por el valor de la tardanza, mientras que en escenarios con almacenes de mayor tamaño el tiempo de *picking* es el componente que más aporta al valor total de la función objetivo, debido al aumento de las distancias y tiempos de recorrido que se incurren. Igualmente, se identifica que al aumentar el número de órdenes por ventana de tiempo, se incrementa representativamente los valores de tiempo de *picking* y tardanza tanto en almacenes medianos (Almacén 1 con 864 posiciones de almacenamiento) como en almacenes grandes (Almacén 2 con 3.600 posiciones de almacenamiento).

Figura 5-11: Promedio de componentes de la función objetivo según configuración de almacén y número de órdenes



Fuente: Elaboración propia

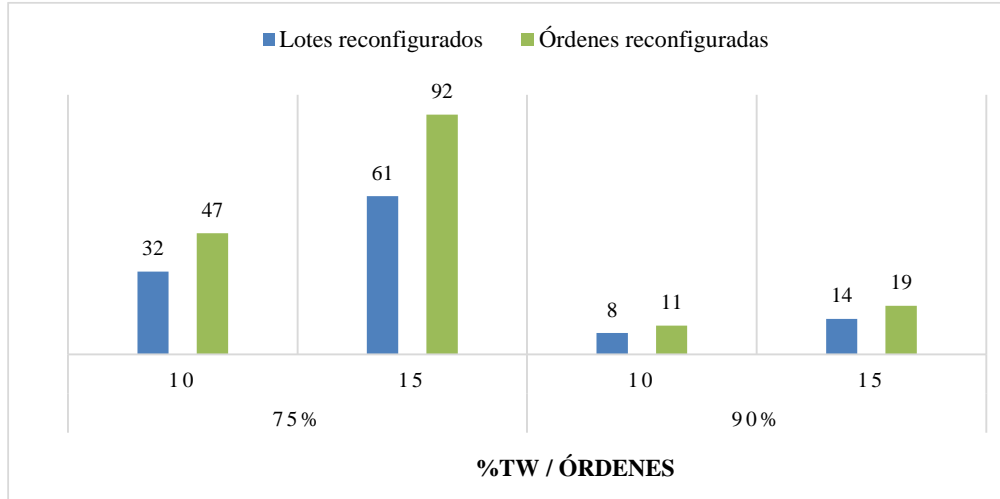
5.2.4 Reconfiguración de órdenes y lotes, y tiempo de computación

En esta sección se procede a responder la cuarta pregunta de experimentación.

PE4: ¿Cómo es el comportamiento de la reconfiguración de órdenes y lotes, y del tiempo de computación del AGOG+AGOI al solucionar el PMCLSARP on-line?

En adición a los resultados relacionados con la función objetivo y los ahorros del algoritmo AGOG+AGOI frente a los puntos de referencia propuestos, en la Figura 5-12 se analiza el promedio de lotes y órdenes reconfigurados a causa del ingreso de nuevas órdenes en las ventanas de tiempo. En este sentido, se identifica que cuando en la ventana de tiempo se ingresan nuevas órdenes de cliente al sistema de *picking* al 75% del tiempo estimado de completación (%TW), y cuando se liberan 15 órdenes en cada ventana de tiempo se genera mayor número de lotes y órdenes reconfigurados.

Figura 5-12: Reconfiguración de lotes y órdenes según $\%TW$ y número de órdenes



Fuente: Elaboración propia

De esta forma, a medida en que la amplitud de las ventanas de tiempo para ingresar nuevas órdenes de clientes al sistema de *picking* disminuye respecto al tiempo de completación promedio de dichas órdenes, y aumenta el número de órdenes que se liberan en cada ventana de tiempo se aumenta la posibilidad de reconfiguración de lotes previamente asignados y secuenciados en vehículos de *picking*, exigiendo un mayor esfuerzo computacional para la solución del PMCLSARP en cada ventana de tiempo debido al aumento del número total de órdenes de cliente a procesar.

En este sentido, la Figura 5-13 refleja los tiempos de cómputo del algoritmo AGOG+AGOI, donde se evidencia que a medida en que disminuye $\%TW$ aumenta el tiempo de computación, y a medida en que aumenta el número de órdenes de cliente liberadas en cada ventana de tiempo aumenta el tiempo de computación. Es así como para instancias considerando $\%TW$ se genera en promedio un tiempo de computación de 1.144 segundos (19,1 minutos), y un tiempo promedio por ejecución del algoritmo en cada ventana de tiempo de 1,91 minutos. Para instancias considerando 15 órdenes de cliente se genera en promedio un tiempo de computación de 1.299 segundos (21,6 minutos), y un tiempo promedio por ejecución del algoritmo en cada ventana de tiempo de 2,16 minutos.

Figura 5-13: Tiempo de computación (segundos) según el número de órdenes y %TW



Fuente: Elaboración propia

De forma general, para todos los escenarios experimentales se obtuvo un tiempo de computación promedio de 1.043 segundos (17,4 minutos) y un tiempo promedio por ejecución del algoritmo en cada ventana de tiempo de 1,74 minutos. El escenario que presentó mayor tiempo de computación es aquel que corresponde a 15 órdenes de clientes por ventana de tiempo, %TW=75%, configuración de almacén 1 de 864 posiciones de almacenamiento y ponderaciones de $\omega_1=30\%$; $\omega_2=60\%$; $\omega_3=10\%$, generando 1.694 segundos (28,2 minutos) y un tiempo promedio por ejecución del algoritmo en cada ventana de tiempo de 2,8 minutos. Por otro lado, el escenario que presentó menor tiempo de computación es aquel que corresponde a 10 órdenes de clientes por ventana de tiempo, %TW=75%, configuración de almacén 2 de 3.600 posiciones de almacenamiento y ponderaciones de $\omega_1=30\%$; $\omega_2=60\%$; $\omega_3=10\%$, generando 340 segundos (5,7 minutos) y un tiempo promedio por ejecución del algoritmo en cada ventana de tiempo de 0,57 minutos (34 segundos).

Estos resultados permiten deducir que la ejecución del algoritmo AGOG+AGOI es viable en ambientes operativos de almacenes y centros de distribución, al permitir en tiempos razonables de computación generar tanto aumentos en la eficiencia operativa como en el servicio al cliente, exigiendo entre 34 segundos y 2,8 minutos de tiempo de cómputo para planificar las operaciones conjuntas de preparación de pedidos una vez se liberan órdenes de cliente al sistema de *picking* en una determinada ventana de tiempo.

En este capítulo, se diseñaron y se llevaron a cabo los experimentos para validar el desempeño de las metaheurísticas desarrolladas en diferentes escenarios de operación

de almacenes y CEDIS (segundo componente del objetivo específico 4). De esta forma, se diseñaron experimentos por primera vez en la literatura para un problema como el PMCLSAR en línea, declarando los parámetros operativos del almacén, configuraciones de almacén, cálculos de ventanas de tiempo fijas para liberación de órdenes de clientes, ponderaciones para la función objetivo. Igualmente, se genera un aporte a la literatura al crear por primera vez dos heurísticas basadas en la regla FCFS y EDD para solucionar el PMCLSAR en línea, los cuales se utilizaron como puntos de referencia para comprobar la eficiencia del algoritmo AGOG+AGOI propuesto.

Como resultado, este capítulo demostró la eficiencia del AGOG+AGOI frente a los puntos de referencia al brindar ahorros promedio del 25,2% y 18,6% frente a las heurísticas FCFS-3DSS y EDD-3SDD, respectivamente, comprobando con un ANOVA de un factor que la media del valor de la función objetivo del AGOG+AGOI es significativamente menor que la brindada por los puntos de referencia, y estableciendo con diseños de experimentos 2^k las interacciones significativas entre factores experimentales que generan mayores ahorros del AGOG+AGOI frente a los puntos de referencia. De esta forma se determina que el AGOG+AGOI es un algoritmo que brinda soluciones satisfactorias en cuanto a eficiencia operativa (tiempo de *picking*) y servicio al cliente (tardanza y prontitud), y todo ello en tiempos de computación razonables para ambientes operativos de almacén, que pueden variar entre 34 segundos y 2,8 minutos para cada vez que se ejecute el AGOG+AGOI.

.

6. Conclusiones y recomendaciones

6.1 Conclusiones

A través de una revisión sistemática de la literatura, se caracterizaron los componentes principales que permiten hacer una aproximación a la complejidad y la realidad de la preparación de pedidos (*picking*) en almacenes y centros de distribución, cumpliendo con el logro del objetivo específico 1. De esta forma en el Capítulo 1, se identificaron las brechas del conocimiento relacionadas con los JOPP que consideran condiciones reales de trabajo de almacenes y centros de distribución, permitiendo delimitar el alcance del PMCLSARP. Estas brechas incluyen la integración del OBP, BSP, BAP, y PRP, así como también la consideración simultánea de componentes tales como múltiples operarios, vehículos de *picking* heterogéneos, almacenes 3D de múltiples bloques, fechas de entrega con ventanas de tiempo, llegadas en línea de órdenes de clientes, y solución de múltiples objetivos para la eficiencia operativa y el servicio al cliente. De esta forma, al abordar un problema que cumpla con todas estas condiciones, se está generando un aporte al conocimiento al modelar y solucionar un problema que integra y considera diversas condiciones de ambientes realistas, brindando una solución que representa tradicionalmente la unión de múltiples decisiones operativas.

Dentro de los trabajos de la literatura más cercanos al PMCLSARP, esta tesis de doctorado supera el aporte de (Van Gils, Caris, Ramaekers, & Braekers, 2019) al abordar un problema multiobjetivo que aborda simultáneamente la eficiencia operativa y el servicio al cliente, considerando un entorno en línea para la llegada de órdenes, ventanas de entrega, vehículos heterogéneos en capacidad de carga y en velocidad vertical y horizontal, un número de instancias más amplias y completas para corroborar el desempeño de algoritmos para almacenes 3D, y solucionar el problema con metaheurísticas anidadas de búsqueda global. Igualmente, esta tesis de doctorado supera el aporte de (Scholz et al., 2017) al considerar almacenes 3D, llegada de órdenes en línea, ventanas de entrega,

vehículos heterogéneos en capacidad de carga y en velocidad vertical y horizontal, y múltiples objetivos que se alinean con los objetivos de la SCM. En cuanto a los trabajos de (J. Zhang, Wang, Chan, et al., 2017) y (J. Zhang, Wang, & Huang, 2017), esta tesis de doctorado logra superarlos al enfocarse en los problemas operativos dentro de los almacenes, considerando así la secuenciación de lotes, almacenamiento de productos en altura, almacenes de múltiples bloques, vehículos de picking heterogéneos en capacidad de carga y velocidades, y al implementar metaheurísticas que superan el alcance y eficiencia de heurísticas y reglas de solución, ya que estas no logran explorar de forma adecuada el espacio de solución. Por lo tanto, a través del desarrollo de esta tesis de doctorado, se logra superar el alcance de los problemas planteados hasta el momento en la literatura para problemas conjuntos de la preparación de pedidos que consideran ambientes reales de almacenes. De allí se destaca la consideración simultánea de condiciones tales como múltiples operarios, vehículos heterogéneos en carga y velocidad, almacenes 3D de múltiples bloques, ventanas de entregas, y múltiples objetivos alineados con la gestión de la cadena de suministro.

Como consecuencia, en el Capítulo 2 se logra formular un modelo matemático para representar adecuadamente el PMCLSARP, considerando vehículos heterogéneos, almacenes 3D con múltiples bloques, pedidos con llegadas dinámicas y fechas de entrega con ventanas de tiempo, cumpliendo con el logro del objetivo específico 2. Para esto, se formuló por primera vez en la literatura un modelo matemático para el PMCLSARP, que minimiza el tiempo total de *picking*, tardanza y prontitud, considerando múltiples operarios, vehículos de *picking* heterogéneos en capacidad y velocidad, fechas de entrega con ventanas de tiempo, y almacenes 3D de múltiples bloques. Del mismo modo, en esta tesis de doctorado se formuló por primera vez en la literatura los tiempos de recorrido en almacenes 3D de múltiples bloques para vehículos con velocidades heterogéneas y considerando restricciones de operación de altura para abandonar pasillos de *picking*, garantizando así una operación segura de los montacargas y acercándose a la realidad operativa en almacenes y CEDIS. Del mismo modo, esta tesis de doctorado demuestra que las formulaciones de tiempos de recorrido en almacenes 3D planteadas, generan diferencias significativas respecto a los tiempos de recorrido empleados en los estudios

existentes en la literatura que abordan el ruteo del picking en almacenes 3D, denotando así un precedente para reevaluar la validez de dichos estudios.

Para solucionar el problema *NP-Hard* que representa el PMCLSARP en línea, en el Capítulo 3, se diseñaron y desarrollaron dos algoritmos genéticos (AGOG y AGOI), cumpliendo con el logro del objetivo específico 3. Por lo tanto, en esta tesis de doctorado se crea por primera vez un algoritmo genético orientado a grupos que en su esquema de codificación permite representar las órdenes asignadas a cada lote, la asignación de lotes a vehículos de *picking*, y la secuenciación o programación de lotes en cada vehículo de *picking*, y del mismo modo propone la adecuación de los operadores de cruzamiento y mutación al esquema de codificación propuesto. Igualmente, en esta tesis de doctorado se crea por primera vez un algoritmo genético orientado a ítems para solucionar el PRP en almacenes 3D de múltiples bloques, integrando un procedimiento de búsqueda local para refinar la solución global y utilizarse como método alternativo en el operador de mutación.

Tal y como se evidencia en el Anexo G, Anexo H y Anexo J, se demostró también en esta tesis de doctorado que el AGOG y el AGOI son algoritmos eficientes para solucionar respectivamente el problema conjunto de conformación, secuenciación y asignación de lotes, y el problema del ruteo del *picking*, brindando soluciones satisfactorias frente a la solución óptima para instancias pequeñas. Del mismo modo, se desarrolla por primera vez en la literatura un algoritmo en línea basado en ventanas de tiempo fijas para el PMCLSARP, detallando el procedimiento de eliminación y reconfiguración de lotes en la medida en que aparece nueva información de órdenes de cliente a través de ventanas de tiempo. Este algoritmo propuesto se destaca por anidar el AGOG y el AGOI, siendo este último el encargado de calcular el componente de tiempo de *picking* de la función objetivo del PMCLSARP en línea.

Asimismo, se aporta a la literatura dos heurísticas alternativas para solucionar el PMCLSARP en línea, denominadas FCFS-SS3D y EDD-SS3D, las cuales brindan soluciones rápidas basadas en reglas de conformación y asignación de lotes bajo las reglas FCFS y EDD, y en estrategias de ruteo para almacenes 3D. Estas heurísticas además de representar métodos de solución fáciles de implementar e interpretar para solucionar el PMCLSARP en línea, sirven como puntos de referencia para comprobar la eficiencia del algoritmo AGOG+AGOI, y del mismo modo, dichas heurísticas sirven como

puntos de referencia para evaluar el desempeño de futuros trabajos que aborden variaciones del PMCLSARP.

Con el fin de obtener el mejor rendimiento de los algoritmos propuestos para el PMCLSARP, en el Capítulo 4, se validaron los parámetros del AGOG y del AGOI, cumpliendo así con el primer componente del objetivo específico 4). A través de experimentos independientes para cada algoritmo, se logró establecer combinaciones de parámetros tales como tamaño de población, tasa de cruzamiento, tasa de mutación, tasa de elitismo, tasa de inmigración, número de generaciones y criterio de parada, de tal forma que se brindaran resultados satisfactorios en cuanto a calidad de la solución y tiempos de computación.

En el Capítulo 5, se diseñaron y aplicaron experimentos para validar el desempeño del AGOG+AGOI para solucionar el PMCLSARP en línea en diferentes escenarios de operación de almacenes y CEDIS, cumpliendo así con el segundo componente del objetivo específico 4. Es así como esta tesis de doctorado genera por primera vez en la literatura instancias experimentales para el PMCLSAR en línea, declarando los parámetros operativos del almacén, configuraciones de almacén, cálculos de ventanas de tiempo fijas para liberación de órdenes de clientes, cálculo de las fechas de entrega, ponderaciones para la función objetivo, entre otros. Estas instancias experimentales permiten la réplica de experimentos utilizando otros métodos de solución, enriqueciendo así la investigación y futuros trabajos relacionados con problemas conjuntos de preparación de pedidos en almacenes.

El algoritmo propuesto AGOG+AGOI demostró un desempeño satisfactorio al brindar ahorros del promedio del 25,2% y 18,6% frente a las heurísticas FCFS-3DSS y EDD-3SDD respectivamente, todo esto, en tiempos de computación razonables que varían entre 34 segundos y 2,8 minutos para cada ejecución del AGOG+AGOI en cada ventana de tiempo. Dichos resultados se soportan estadísticamente con un ANOVA de un factor que prueba que la media del valor de la función objetivo del AGOG+AGOI es significativamente menor que la media de los puntos de referencia. Adicionalmente, dos diseños de experimentos 2^k

establecieron las interacciones significativas entre factores experimentales que generan mayores ahorros del AGOG+AGOI frente a los puntos de referencia. De esta forma, esta tesis de doctorado genera un aporte significativo al conocimiento, al diseñar y validar un método de solución que brinda soluciones satisfactorias al problema abordado, en tiempos de computación que se ajustan a los requerimientos de los ambientes reales de almacenes y CEDIS.

Por lo tanto, a través del logro de los objetivos específicos de esta tesis de doctorado se solucionó de forma eficiente y eficaz el problema multiobjetivo de conformación de lotes, secuenciación, asignación y ruteo del *picking* (PMCLSARP), considerando vehículos heterogéneos en velocidades y capacidad de carga, almacenes 3D con múltiples bloques, pedidos con llegadas dinámicas y fechas de entrega con ventanas de tiempo, cumpliendo así con el objetivo general planteado. En consecuencia, esta tesis de doctorado permitió el diseño y desarrollo del algoritmo AGOG+AGOI para brindar soluciones satisfactorias en cuanto a eficiencia operativa (tiempo de *picking*) y servicio al cliente (tardanza y prontitud) en ambientes de operación reales para almacenes y CEDIS, y todo ello en tiempos de computación razonables que hacen factible su implementación en sistemas de gestión de almacenes (*Warehouse Management Systems – WMS*). De esta forma, a través de la mejora en eficiencia y eficacia de las principales operaciones de la preparación de pedidos en almacenes y CEDIS se logra mejorar el logro de objetivos en las cadenas de suministro, acercándose cada vez más a enfoques de condiciones de operación que se ajustan a la realidad de las empresas.

Como resultado del desarrollo de esta tesis de doctorado se destacan los siguientes logros:

- Publicación en revistas científicas e indexación en Scopus de los artículos mencionados en el Anexo B , Anexo C, Anexo D, Anexo E, Anexo F, Anexo I, Anexo K, Anexo L, Anexo M, Anexo N.
 - Anexo B: A review of research trends in order batching, sequencing and picker routing problems
 - *Revista Espacios – Scopus Q3*
 - Anexo C: Order picking optimization based on a picker routing heuristic: minimizing total traveled distance in warehouses

- *Handbook of Research on the Applications of International Transportation and Logistics for World Trade – Libro a indexar en Scopus*
- Anexo D: Distance and travel time modeling in high-level picker-to-part systems (3-D warehouses)
 - *Journal of Southwest Jiaotong University – Scopus Q3*
- Anexo E: Mathematical programming modeling for joint order batching, sequencing and picker routing problems in manual order picking systems
 - *Journal of King Saud University - Engineering Sciences – Scopus Q1*
- Anexo F: Formulations for joint order picking problems in low-level picker-to-part systems
 - *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics – Scopus Q2*
- Anexo I: Genetic algorithms for the picker routing problem in multi-block warehouses
 - *Lecture Notes in Business Information Processing – Scopus Q3*
- Anexo K: Parameters for a genetic algorithm: an application for the order batching problem
 - *IBIMA Business Review – Scopus (Por definir cuartil)*
- Anexo L: An evaluation of picking routing policies to improve warehouse efficiency
 - *International Journal of Industrial Engineering and Management – Scopus Q3*
- Anexo M: Solución del problema de conformación de lotes en almacenes utilizando algoritmos genéticos
 - *Información Tecnológica – Scopus Q3*
- Anexo N: Routing policies in multi-parallel warehouses: an analysis of computing times
 - *Espacios – Scopus Q3*
- Aceptación para publicación en revista científicas indexadas en Scopus del artículo mencionado en el Anexo O.
 - Anexo O: Using genetic algorithms for order batching in multi-parallel-aisle picker-to-parts

- *Journal of Applied Decision Sciences – Scopus Q3*
- Sometimiento a revisión en revistas científicas indexadas en Scopus de los artículos mencionados en el Anexo A, Anexo G, Anexo H, Anexo J.
 - Anexo A: Order batching, sequencing and routing problem in manual order picking systems: a systematic literature review
 - *IIE Transactions – Scopus Q1*
 - Anexo G: Multi-objective grouped genetic algorithm for the joint order batching, batch assignment and sequencing problem
 - *Operational Research – Scopus Q2*
 - Anexo H: Solving the order batching and sequencing problem with multiple pickers: a grouped genetic algorithm
 - *Central European Journal of Operations Research – Scopus Q3*
 - Anexo J: Solving the picker routing problem in 3D multi-block warehouses using metaheuristics
 - *Transactions in Operational Research – Scopus Q1*
- Desarrollo y registro de software ante la Dirección Nacional de Derechos de Autor:
 - PEPS-TRANSVERSAL: Libro 13, Tomo 72, Partida 323 de 19 de Marzo de 2019
 - FCFS-TRAVERSAL: Libro 13, Tomo 72, Partida 324 de 19 de Marzo de 2019
 - AG-TRANSVERSAL: Libro 13, Tomo 72, Partida 325 de 19 de Marzo de 2019
 - GA-TRAVERSAL: Libro 13, Tomo 72, Partida 326 de 19 de Marzo de 2019
 - SAG-TRANSVERSAL: Libro 13, Tomo 72, Partida 327 de 19 de Marzo de 2019
 - SGA-TRAVERSAL: Libro 13, Tomo 72, Partida 328 de 19 de Marzo de 2019
- Presentación de ponencias internacionales:
 - Solving the Order Batching and Sequencing Problem with Multiple Pickers: A Grouped Genetic Algorithm. 13th International Conference on Industrial Engineering and Industrial Management (CIO2019), Julio 11-12, 2019, Gijón, España.
 - Genetic Algorithms for the Picker Routing Problem in Multi-block Warehouses. 22nd International Conference On Business Information Systems BIS (BIS 2019), Junio 26-28, 2019, Sevilla, España.
 - Multi-Objective Grouped Genetic Algorithm for the Joint Order Batching, Batch Assignment and Sequencing Problems. 25th International Conference on

- Multiple Criteria Decision Making (MCDM 2019), Junio 16-21, 2019, Estambul, Turquía.
- Using genetic algorithms for order batching in multi-parallel-aisle picker-to-parts systems. 10th Innovation, Entrepreneurship and Knowledge Academy (formerly GIKA) Conference (INEKA 2019), Junio 11-13, 2019, Verona, Italia.
 - Realización de pasantía internacional en la Universidad de Sevilla, entre el 05 de junio y 23 de julio de 2019 bajo la supervisión del profesor Pablo Cortés Achedad.
 - Formulación, ejecución y cierre satisfactorio del proyecto de investigación “Desarrollo de métodos aproximados para el mejoramiento de la eficiencia del *picking* para gestión de almacenes y centros de distribución” cofinanciado entre la Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín y la Universidad de Medellín, entre Agosto 2017 – Julio 2019.
 - Formulación y ejecución actual del proyecto de investigación “Solución del problema integrado de conformación de lotes, secuenciación y ruteo del *picking* en almacenes y centros de distribución con metaheurísticas” cofinanciado entre la Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín y la Universidad de Medellín, entre Enero 2020 – Fecha actual.

6.2 Recomendaciones y trabajos futuros

Para la implementación adecuada del modelo PMCLSARP en operaciones reales de almacenes, se recomienda ajustar las ponderaciones de la función objetivo de acuerdo con las necesidades específicas de cada almacén, que deben estar en línea con las estrategias de cadena de suministro, y reflejar así las prioridades a asignar a la eficiencia y costos operativos, y al servicio al cliente.

Para futuras líneas de investigación, se recomienda integrar al PMCLSARP en línea condiciones de congestión y bloqueo en pasillos angostos, las cuales pueden basarse en los estudios de Hong et al (2012), Hong (2015), Chen et al (2013), Chen et al (2016), y Chen et al (2019a).

Igualmente, se recomienda realizar un estudio comparado del PMCLSARP en línea con una versión del mismo considerando división de lotes y órdenes para asignar un mismo

lote o una misma orden de cliente a varios vehículos de *picking*, determinando las condiciones operativas que favorecen a cada enfoque.

Del mismo modo, se invita a extender el alcance del PMCLSARP en línea al integrar otras operaciones del almacén tales como el acomodo, el problema de carga de pallets, el problema de carga de contenedores, operaciones de despacho, el problema de ruteo de vehículos, entre otros. Con esto se busca brindar una optimización global a las operaciones de los almacenes, teniendo en cuenta las compensaciones que puedan presentarse entre cada operación individual, y que pueda beneficiar finalmente al desempeño general del almacén y de la cadena de suministro a la cual pertenezca dicho almacén.

Anexos

A. Problema de conformación de lotes, secuenciación y ruteo en sistemas manuales de preparación de pedidos: revisión sistemática de la literatura

Artículo científico sometido a revisión en la revista *IIE Transactions*. Este artículo presenta una revisión de la literatura sobre los sistemas de *picking* con el fin de proporcionar una agenda de investigación para los problemas de conformación de lotes, secuenciación y ruteo del *picking*. Además, esta revisión de la literatura tiene como objetivo identificar los principales enfoques, características y componentes para JOPP en entornos reales de almacenes, así como las funciones objetivo y los métodos de solución implementados en la literatura. A través de una revisión sistemática de la literatura, se propone un marco de referencia para los sistemas de *picking* manuales, destacando la necesidad de abordar simultáneamente varias características y aspectos tales como la llegada de pedidos en línea, las fechas de entrega expresadas como ventanas de tiempo, múltiples operarios, vehículos de *picking* heterogéneos, congestión (bloqueo), diseños de múltiples bloques, almacenamiento vertical (3D), múltiples objetivos, división de lotes y órdenes, métodos de solución rápidos y de buena calidad, y estandarización de bibliotecas de pruebas.

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.

B. A review of research trends in order batching, sequencing and picker routing problems

Artículo científico publicado en la revista *Espacios*. Este artículo brinda una discusión sobre la conformación de lotes, secuenciación y ruteo del *picking* para identificar tendencias de investigación y brechas para cumplir con las condiciones reales de las operaciones de los almacenes. Se exponen los principales enfoques para las operaciones de preparación de pedidos, la configuración de problemas, las funciones objetivo y los métodos de solución implementados en la literatura. Las tendencias de investigación se centran en la importancia de considerar las fechas de entrega, los enfoques de múltiples objetivos, las llegadas dinámicas de órdenes de clientes, múltiples operarios, la congestión y el bloqueo de operarios, y los diseños de almacenes 3D con múltiples bloques (Cano et al., 2018a).

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.
- Artículo disponible en: <https://www.revistaespacios.com/a18v39n04/18390403.html>
- Cano, J. A., Correa-Espinal, A. A., & Gómez-Montoya, R. A. (2018). A review of research trends in order batching, sequencing and picker routing problems. *Espacios*, 39(4), 3.

C. Order picking optimization based on a picker routing heuristic: minimizing total traveled distance in warehouses

Capítulo de libro publicado en *Handbook of Research on the Applications of International Transportation and Logistics for World Trade*. Este capítulo detalla la evaluación del desempeño de las políticas de ruteo del *picking* y propone una heurística de ruteo para determinar la distancia mínima recorrida para diferentes configuraciones de almacén y tamaños de listas de *picking*. Se realizan experimentos numéricos teniendo en cuenta las configuraciones de almacén utilizadas en la literatura y los tamaños de lista se eligen proporcionalmente al número de posiciones de almacenamiento de cada almacén. Se demostró que el método heurístico propuesto reduce la distancia recorrida en un 7% para las instancias evaluadas. Además, se encontraron reducciones de la distancia de recorrido de hasta el 30% en casos que involucran grandes almacenes y tamaños grandes de listas de *picking*. Se concluye que la heurística propuesta brinda una solución más eficiente que las políticas de ruteo individuales para el problema de ruteo del *picking* (Cano, 2020b).

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.
- Artículo disponible en: <https://www.igi-global.com/chapter/order-picking-optimization-based-on-a-picker-routing-heuristic/245384>
- Cano, J. A. (2020). Order Picking Optimization Based on a Picker Routing Heuristic: Minimizing Total Traveled Distance in Warehouses. In G. Ç. Ceyhun (Ed.), *Handbook of Research on the Applications of International Transportation and Logistics for World Trade* (pp. 74–96). PA, USA: IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-1397-2.ch005>

D. Distance and travel time modeling in high-level picker-to-part systems (3-D warehouses)

Artículo científico publicado en *Journal of Southwest Jiaotong University*. Este artículo describe nuevas formulaciones de tiempo mínimo de recorrido para el problema de ruteo del *picking* en almacenes 3D basados en condiciones operativas reales, tales como niveles de referencia de altura para abandonar pasillos, y vehículos de *picking* con movimientos simultáneos y secuenciales. Este estudio validó las formulaciones propuestas a través de un diseño de experimentos, un análisis estadístico basado en ANOVA y una comparación de medias. Esta propuesta de investigación permite mejorar los modelos de preparación de pedidos para almacenes 3D al incluir formulaciones de tiempo de recorrido apropiadas relacionadas con movimientos verticales y horizontales, y niveles de referencia de altura para abandonar pasillos, que afectan las funciones objetivo que involucran el tiempo de recorrido (Cano, Correa-espinal, Gómez, & Cortés, 2019).

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.
- Artículo disponible en: <http://www.jsju.org/index.php/journal/article/view/382/378>
- Cano, J. A., Correa-espinal, A., Gómez, R. A., & Cortés, P. (2019). Distance and travel time modeling in high-level picker-to-part systems (3-D warehouses). *Journal of Southwest Jiaotong University*, 54(6).<https://doi.org/https://doi.org/10.35741/issn.0258-2724.54.6.1>

E. Mathematical programming modeling for joint order batching, sequencing and picker routing problems in manual order picking systems

Artículo científico publicado en *Journal of King Saud University - Engineering Sciences*. Este artículo tiene como objetivo presentar modelos de programación matemática para el problema conjunto de conformación de lotes y ruteo del *picking*, y el problema conjunto de conformación de lotes, secuenciación y ruteo del *picking*. Para esto, se presentan formulaciones para la distancia recorrida y el tiempo de recorrido entre las posiciones de *picking* en sistemas de *picking* 2D y 3D, y almacenes de un bloque y múltiples bloques. Del mismo modo, se formulan formulamos modelos *Steiner Travelling Salesman Problem* (STSP) considerando múltiples operarios, vehículos de *picking* heterogéneos, múltiples objetivos y ventanas de tiempo. Se calcula el número de variables binarias, variables continuas y restricciones para los modelos propuestos con el fin de mostrar la complejidad de resolver estos problemas con métodos de solución exactos. Como resultado, se presentan varios modelos matemáticos para los sistemas de *picking* manual, que sirven como referencia para los investigadores interesados en encontrar soluciones óptimas o de alta calidad en problemas conjuntos de *picking* considerando entornos realistas de almacenes y centros de distribución (Cano, Correa-Espinal, & Gómez-Montoya, 2019).

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.
- Artículo disponible en:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1018363918304616>
- Cano, J. A., Correa-Espinal, A. A., & Gómez-Montoya, R. A. (2019). Mathematical programming modeling for joint order batching, sequencing and picker routing problems in manual order picking systems. *Journal of King Saud University - Engineering Sciences*. <https://doi.org/10.1016/J.JKSUES.2019.02.004>

F. Formulations for joint order picking problems in low-level picker-to-part systems

Artículo científico publicado en *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*. Este artículo presenta varias formulaciones matemáticas para JOPP en sistemas de almacenamiento 2D. Para representar entornos de almacenamiento reales, los modelos propuestos minimizan distancia recorrida, el tiempo de recorrido y la tardanza, considerando almacenes de múltiples bloques, fechas de entrega y múltiples operarios. Se calcula el número de restricciones y variables de decisión requeridas para cada modelo, lo que demuestra la complejidad de resolver problemas de tamaño mediano y grande en un tiempo de computación razonable utilizando métodos exactos, por lo que aún es recomendable resolver estos JOPP utilizando metaheurísticas. Los modelos propuestos pueden utilizarse como referencia para nuevos métodos de solución que produzcan soluciones eficientes y rápidas (Cano, 2020a).

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.
- Artículo disponible en: <http://beei.org/index.php/EEI/article/view/2110>
- Cano, J. A. (2020). Formulations for joint order picking problems in low-level picker-to-part systems. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9(2), 836–844. <https://doi.org/10.11591/eei.v9i2.2110>

G. Algoritmo genéticos orientados a grupos para el problema multiobjetivo de conformación, asignación y secuenciación de lotes.

Artículo científico sometido a revisión en la revista *Operational Research*. Este artículo tiene como objetivo proporcionar una solución simultánea al problema de conformación de lotes, asignación y secuenciación (JOBASP), considerando múltiples objetivos y vehículos de *picking* heterogéneos en almacenes de múltiples pasillos paralelos. Se desarrolla un algoritmo genético orientado en grupos multiobjetivo para minimizar el tiempo total de recorrido y la tardanza total utilizando un esquema de codificación donde cada gen representa un lote asignado a un vehículo de *picking*. Las simulaciones basadas en parámetros tales como órdenes de clientes, configuraciones de almacén y ponderaciones de la función objetivo muestran que el algoritmo propuesto proporciona un desempeño 25,4% mejor que una heurística basada en la regla FCFS, y un desempeño 10,2% mejor que una heurística basada en la regla EDD. El algoritmo genético propuesto proporciona importantes ahorros en tiempo de recorrido y tardanza, y la implementación del algoritmo es factible en entornos reales de almacenes debido a los tiempos de cómputo obtenidos en los experimentos. Este artículo presenta por primera vez un algoritmo genético orientado a grupos para resolver el JOBASP, que se conoce como un problema *NP-Hard*, considerando múltiples objetivos y múltiples vehículos de *picking* con capacidad de carga heterogénea.

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.

H. Solución del problema de conformación y secuenciación de lotes con múltiples operarios: algoritmo genético por grupos

Artículo científico sometido a revisión en la revista *Central European Journal of Operations Research*. Este artículo presenta un algoritmo genético orientado a grupos para resolver con éxito el problema de conformación y secuenciación de lotes con múltiples operarios con el fin de minimizar el tiempo total de completación. Hasta donde sabemos, es la primera vez que se resuelve este problema mediante un algoritmo genético orientado a grupos considerando vehículos de *picking* con capacidad de carga heterogénea. Los experimentos computacionales muestran que el algoritmo propuesto funciona mucho mejor que seis heurísticas de conformación y secuenciación de lotes, lo que lleva a un ahorro promedio del 18,3% en la función objetivo. Como conclusión, el algoritmo propuesto proporciona soluciones factibles para la planificación de operaciones en almacenes y centros de distribución, mejorando la productividad en almacenes al reducir las horas de trabajo regulares de los operarios y mejorando el servicio al cliente al reducir los tiempos de servicio del *picking*.

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.

I. Genetic algorithms for the picker routing problem in multi-block warehouses

Artículo científico publicado en *Lecture Notes in Business Information Processing*. Este artículo presenta un algoritmo genético para resolver el problema de ruteo del picking en almacenes de múltiples bloques para minimizar la distancia recorrida. El algoritmo genético utiliza operadores de supervivencia, cruzamiento, inmigración y mutación, y se complementa con una heurística de búsqueda local. El algoritmo genético proporciona ahorros de distancia promedio de 13,9% en comparación con la estrategia transversal, y ahorros de distancia de 23,3% en comparación con la política de pasillo-por-pasillo. Llegamos a la conclusión de que el algoritmo funciona mejor a medida que aumenta el número de bloques y disminuye el porcentaje de posiciones de *picking* para visitar (Cano, Correa-Espinal, Gómez-Montoya, et al., 2019).

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.
- Artículo disponible en: https://link.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-030-20485-3_24
- Cano, J. A., Correa-Espinal, A. A., Gómez-Montoya, R. A., & Cortés, P. (2019). Genetic Algorithms for the Picker Routing Problem in Multi-block Warehouses. In W. Abramowicz & R. Corchuelo (Eds.), *Lecture Notes in Business Information Processing* (Vol. 353, pp. 313–322). Cham, Switzerland: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-20485-3_24

J. Solución con metaheurísticas del problema de ruteo de la preparación de pedidos en almacenes 3D multibloque

Artículo científico sometido a revisión en la revista *International Transactions in Operational Research*. Este estudio tiene como objetivo minimizar el tiempo de recorrido en almacenes 3D de múltiples bloques considerando restricciones de nivel de altura para abandonar pasillos. Teniendo en cuenta estos entornos operativos, se propone la formulación de tiempos de recorrido mínimos entre cada par de posiciones de almacenamiento, y el problema de ruteo del *picking* (PRP.) se resuelve mediante algoritmos genéticos (GA) y optimización de colonias de hormigas (ACO). Se realiza un ajuste de parámetros para ambas metaheurísticas, y el rendimiento de GA y ACO se compara con la solución óptima para problemas de tamaño pequeño, demostrando la fiabilidad de los algoritmos que solucionan el PRP. El rendimiento del GA y ACO se prueba bajo varias configuraciones de almacén y tamaños de listas de picking, obteniendo que ambas metaheurísticas brinden soluciones de alta calidad en tiempos cortos de cómputo. Se concluye que el GA supera al ACO tanto en eficiencia como en tiempo de cómputo, por lo que se recomienda implementar el GA en entornos de almacenamiento reales para resolver el PRP.

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.

K. Parameters for a genetic algorithm: an application for the order batching problem

Artículo científico publicado en *IBIMA Business Review*. Este artículo tiene como objetivo validar los parámetros de un algoritmo genético para la conformación de lotes, para identificar los valores que ofrezcan mejor desempeño en la calidad de las soluciones. Para esto, se realiza una descripción del problema de conformación de lotes en almacenes y centros de distribución, así como también los enfoques de algoritmos genéticos orientados a ítems y grupos para solucionar este problema. Luego, se presentan las características de un algoritmo genético orientado a grupos, y se realizan experimentos para establecer los valores de los parámetros relacionados con el tamaño de población, tasa de cruzamiento, tasa de elitismo, y tasa de mutación. Como resultado se obtienen los valores de los parámetros del algoritmo genético que ofrecen resultados de mejor calidad en cuanto a distancia total recorrida, e igualmente se presentan recomendaciones para reducir el tiempo de computación del algoritmo (Cano, 2019).

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.
- Artículo disponible en: <https://ibimapublishing.com/articles/IBIMABR/2019/802597/>
- Cano, J. A. (2019). Parameters for a Genetic Algorithm: An Application for the Order Batching Problem. *IBIMA Business Review*, 2019(2019), Article ID 802597. <https://doi.org/10.5171/2019.802597>

L. An evaluation of picking routing policies to improve warehouse efficiency

Artículo científico publicado en *International Journal of Industrial Engineering and Management*. Este documento evalúa varias políticas de ruteo (transversal, brecha más larga, retorno, y compuesta) e introduce una nueva heurística llamada MinH para resolver el problema de ruteo del *picking*. El desempeño de las políticas de ruteo y la heurística MinH se valida mediante un diseño de experimentos. Los resultados experimentales muestran el ahorro en distancia recorrida de la heurística MinH respecto a las políticas de ruteo, destacando que para todas las instancias la heurística de MinH funciona un 14,3% mejor que las políticas de ruteo existentes (Cano, Correa-Espinal, et al., 2017).

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.
- Artículo disponible en: <http://ijiemjournal.uns.ac.rs/previousissues/80-volume-8-2017/volume-8-issue-4/351-an-evaluation-of-picking-routing-policies-to-improve-warehouse-efficiency>
- Cano, J. A., Correa-Espinal, A. A., & Gómez-Montoya, R. A. (2017). An evaluation of picking routing policies to improve warehouse efficiency. *International Journal of Industrial Engineering and Management*, 8(4), 229–238.

M. Solución del problema de conformación de lotes en almacenes utilizando algoritmos genéticos

Artículo científico publicado en *Información Tecnológica*. Este artículo tiene como objetivo desarrollar un algoritmo genético para minimizar la distancia recorrida en almacenes y

centros de distribución donde se aplica el problema de conformación de lotes para la preparación de pedidos. Para esto, se propone una nueva representación de soluciones, en la cual cada gen de un cromosoma representa una orden de cliente a recuperar, facilitando la aplicación de operadores de cruzamiento y mutación. A través de experimentos computacionales se establece que el algoritmo genético genera ahorros significativos en distancia recorrida y número de lotes respecto a una regla básica de conformación de lotes, especialmente en escenarios donde se exige conformar un mayor número de lotes. Se concluye que el algoritmo genético brinda soluciones eficientes en un tiempo computacional razonable, por lo cual se recomienda su implementación en ambientes operativos de almacenes y centros de distribución (Cano, Correa-Espinal, & Gómez-Montoya, 2018b).

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.
- Artículo disponible en:
https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0718-07642018000600235&lng=es&nrm=iso&tlng=es
- Cano, J. A., Correa-Espinal, A., & Gómez-Montoya, R. A. (2018). Solución del problema de conformación de lotes en almacenes utilizando algoritmos genéticos. *Información Tecnológica*, 29(6), 235–244. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642018000600235>

N. Routing policies in multi-parallel warehouses: an analysis of computing times

Artículo científico publicado en *Espacios*. En este documento se estudia el tiempo de computación de las políticas de ruteo para el problema de ruteo del *picking* con el fin de determinar la viabilidad del uso simultáneo de estas políticas en los problemas de *picking*. Para esto, se muestran los detalles de programación de las políticas de ruteo y se realizan simulaciones considerando diferentes tamaños de almacén y tamaños de lista de *picking*.

Teniendo en cuenta los diferentes tamaños de población y el número de iteraciones, se estima el tiempo de cálculo de las políticas de ruteo en metaheurísticas basadas en la población para el problema de conformación de lotes (Cano, Gomez, & Salazar, 2017).

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.
- Artículo disponible en: www.revistaespacios.com/a17v38n51/a17v38n51p23.pdf
- Cano, J. A., Gomez, R. A., & Salazar, F. (2017). Routing policies in multi-parallel warehouses: an analysis of computing times. *Espacios*, 38(51), 23.

O. Using genetic algorithms for order batching in multi-parallel-aisle picker-to-parts

Artículo científico aceptado para publicación en *International Journal of Applied Decision Sciences*. Este artículo tiene como objetivo presentar una metaheurística para resolver el problema de conformación de lotes para minimizar la distancia recorrida. El metaheurístico propuesto se basa en un algoritmo genético GA orientado a items que utiliza una nueva representación de cromosoma en la que un gen representa una orden de cliente para garantizar la viabilidad del operador de mutación, disminuyendo la corrección de los cromosomas generados por el operador de cruzamiento y evitando el cálculo del número mínimo de lotes factibles. Al comparar el rendimiento del algoritmo propuesto con la regla FCFS en 360 instancias, encontramos ahorros promedio de 11% (hasta 24%) en la distancia recorrida y 2% (hasta 17%) en el número de lotes. El algoritmo propuesto se puede integrar fácilmente en un sistema de gestión de almacenes (WMS) para

proporcionar ahorros significativos en las distancias recorridas, aumentar la eficiencia de las operaciones de preparación de pedidos y reducir el consumo de fuentes de energía requeridas por los dispositivos de *picking* (Cano, Correa-Espinal, & Gómez-Montoya, 2020).

- Ver el contenido del artículo en los archivos anexos a esta tesis de doctorado.

Bibliografía

- Albareda-Sambola, M., Alonso-Ayuso, A., Molina, E., & De Blas, C. S. (2009). Variable neighborhood search for order batching in a warehouse. *Asia-Pacific Journal of Operational Research*, 26(5), 655–683. <https://doi.org/10.1142/S0217595909002390>
- Ardjmand, E., Sanei, O., & Youssef, E. (2019). Using list-based simulated annealing and genetic algorithm for order batching and picker routing in put wall based picking systems. *Applied Soft Computing Journal*, 75, 106–119. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.11.019>
- Ardjmand, E., Shakeri, H., Singh, M., & Sanei, O. (2018). Minimizing order picking makespan with multiple pickers in a wave picking warehouse. *International Journal of Production Economics*, 206, 169–183. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.10.001>
- Azadnia, A. H., Taheri, S., Ghadimi, P., Mat Saman, M. Z., & Wong, K. Y. (2013). Order batching in warehouses by minimizing total tardiness: A hybrid approach of weighted association rule mining and genetic algorithms. *The Scientific World Journal*, 2013(2013), 1–13. <https://doi.org/10.1155/2013/246578>
- Ballestín, F., Pérez, Á., Lino, P., Quintanilla, S., & Valls, V. (2013). Static and dynamic policies with RFID for the scheduling of retrieval and storage warehouse operations. *Computers and Industrial Engineering*, 66(4), 696–709. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2013.09.020>
- Bartholdi, J. J., & Hackman, S. T. (2014). *Warehouse & Distribution Science Release 0.96* (0.96). Atlanta: Georgia Institute of Technology, School of Industrial and Systems Engineering, The Supply Chain and Logistics Institute. Retrieved from <http://www2.isye.gatech.edu/~jjb/wh/book/editions/wh-sci-0.96.pdf>
- Bódis, T., & Botzheim, J. (2018). Bacterial Memetic Algorithms for Order Picking Routing Problem with Loading Constraints. *Expert Systems with Applications*, 105(1), 196–220. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.03.043>
- Bozer, Y. A., & Kile, J. W. (2008). Order batching in walk-and-pick order picking systems.

International Journal of Production Research, 46(7), 1887–1909.

<https://doi.org/10.1080/00207540600920850>

Briant, O., Cambazard, H., Cattaruzza, D., Catusse, N., Ladier, A. L., & Ogier, M. (2020).

An efficient and general approach for the joint order batching and picker routing problem. *European Journal of Operational Research*.

<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.01.059>

Bustillo, M., Menéndez, B., Pardo, E. G., & Duarte, A. (2015). An algorithm for batching, sequencing and picking operations in a warehouse. In F. J.M., P. G. P., & A. A.

(Eds.), *International Conference on Industrial Engineering and Systems*

Management, IEEE IESM 2015 (pp. 842–849). Seville, Spain: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. <https://doi.org/10.1109/IESM.2015.7380254>

Cano, J. A. (2019). Parameters for a Genetic Algorithm: An Application for the Order Batching Problem. *IBIMA Business Review*, 2019(2019), Article ID 802597.

<https://doi.org/10.5171/2019.802597>

Cano, J. A. (2020a). Formulations for joint order picking problems in low-level picker-to-part systems. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9(2), 836–844.

<https://doi.org/10.11591/eei.v9i2.2110>

Cano, J. A. (2020b). Order Picking Optimization Based on a Picker Routing Heuristic:

Minimizing Total Traveled Distance in Warehouses. In G. Ç. Ceyhun (Ed.),

Handbook of Research on the Applications of International Transportation and Logistics for World Trade (pp. 74–96). PA, USA: IGI Global.

<https://doi.org/10.4018/978-1-7998-1397-2.ch005>

Cano, J. A., Correa-Espinal, A. A., & Gómez-Montoya, R. A. (2017). An evaluation of picking routing policies to improve warehouse efficiency. *International Journal of*

Industrial Engineering and Management, 8(4), 229–238.

Cano, J. A., Correa-Espinal, A. A., & Gómez-Montoya, R. A. (2018a). A review of research trends in order batching, sequencing and picker routing problems.

Espacios, 39(4), 3.

Cano, J. A., Correa-Espinal, A. A., & Gómez-Montoya, R. A. (2019). Mathematical programming modeling for joint order batching, sequencing and picker routing problems in manual order picking systems. *Journal of King Saud University -*

Engineering Sciences, 32(3), 219–228. <https://doi.org/10.1016/j.jksues.2019.02.004>

- Cano, J. A., Correa-Espinal, A. A., Gómez-Montoya, R. A., & Cortés, P. (2019). Genetic Algorithms for the Picker Routing Problem in Multi-block Warehouses. In W. Abramowicz & R. Corchuelo (Eds.), *Lecture Notes in Business Information Processing* (Vol. 353, pp. 313–322). Cham, Switzerland: Springer.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-20485-3_24
- Cano, J. A., Correa-Espinal, A., & Gómez-Montoya, R. (2020). Using genetic algorithms for order batching in multi-parallel-aisle picker-to-parts systems. *International Journal of Applied Decision Sciences*, *In press*.
<https://doi.org/10.1504/IJADS.2020.10028086>
- Cano, J. A., Correa-Espinal, A., & Gómez-Montoya, R. A. (2018b). Solución del problema de conformación de lotes en almacenes utilizando algoritmos genéticos. *Información Tecnológica*, *29*(6), 235–244. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642018000600235>
- Cano, J. A., Correa-Espinal, A., & Gómez-Montoya, R. A. (2018c). Solving the Order Batching Problem in Warehouses using Genetic Algorithms. *Información Tecnológica*, *29*(6), 235–244. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642018000600235>
- Cano, J. A., Correa-espinal, A., Gómez, R. A., & Cortés, P. (2019). Distance and travel time modeling in high-level picker-to-part systems (3-D warehouses). *Journal of Southwest Jiaotong University*, *54*(6).
<https://doi.org/https://doi.org/10.35741/issn.0258-2724.54.6.1>
- Cano, J. A., Gomez, R. A., & Salazar, F. (2017). Routing policies in multi-parallel warehouses: an analysis of computing times. *Espacios*, *38*(51), 23.
- Cergibozan, Ç., & Tasan, A. S. (2019). Order batching operations: an overview of classification, solution techniques, and future research. *Journal of Intelligent Manufacturing*, *30*(1), 335–349. <https://doi.org/10.1007/s10845-016-1248-4>
- Chen, F., Wang, H., Qi, C., & Xie, Y. (2013). An ant colony optimization routing algorithm for two order pickers with congestion consideration. *Computers and Industrial Engineering*, *66*(1), 77–85. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2013.06.013>
- Chen, F., Wang, H., Xie, Y., & Qi, C. (2016). An ACO-based online routing method for multiple order pickers with congestion consideration in warehouse. *Journal of Intelligent Manufacturing*, *27*(2), 389–408. <https://doi.org/10.1007/s10845-014-0871-1>
- Chen, F., Wei, Y., & Wang, H. (2017). A heuristic based batching and assigning method for online customer orders. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 1–46.

<https://doi.org/10.1007/s10696-017-9277-7>

- Chen, F., Xu, G., & Wei, Y. (2019a). An Integrated Metaheuristic Routing Method for Multiple-Block Warehouses with Ultranarrow Aisles and Access Restriction. *Complexity*, 2019, 1–14. <https://doi.org/10.1155/2019/1280285>
- Chen, F., Xu, G., & Wei, Y. (2019b). Heuristic routing methods in multiple-block warehouses with ultra-narrow aisles and access restriction. *International Journal of Production Research*, 57(1), 228–249. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1473657>
- Chen, T. L., Cheng, C. Y., Chen, Y. Y., & Chan, L. K. (2015). An efficient hybrid algorithm for integrated order batching, sequencing and routing problem. *International Journal of Production Economics*, 159, 158–167. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.09.029>
- Cheng, C.-Y., Chen, Y.-Y., Chen, T.-L., & Yoo, J. J.-W. (2015). Using a hybrid approach based on the particle swarm optimization and ant colony optimization to solve a joint order batching and picker routing problem. *International Journal of Production Economics*, 170, 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.03.021>
- Chirici, L., & Wang, K. S. (2014). Tackling the storage problem through genetic algorithms. *Advances in Manufacturing*, 2(3), 203–211. <https://doi.org/10.1007/s40436-014-0074-1>
- Cortés, P., Gómez-Montoya, R. A., Muñuzuri, J., & Correa-Espinal, A. (2017). A tabu search approach to solving the picking routing problem for large- and medium-size distribution centres considering the availability of inventory and K heterogeneous material handling equipment. *Applied Soft Computing*, 53, 61–73. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.12.026>
- Damayanti, D. D., Setyawan, E. B., Andrawina, L., & Santosa, B. (2018). Warehouse picking model for single picker routing problem in multi dimensional warehouse layout using genetic algorithm approach to minimize delay. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 700(1), 124–134. https://doi.org/10.1007/978-3-319-72550-5_13
- Davarzani, H., & Norrman, A. (2015). Toward a relevant agenda for warehousing research: literature review and practitioners' input. *Logistics Research*, 8(1), 1–18. <https://doi.org/10.1007/s12159-014-0120-1>
- De Koster, R., Le-Duc, T., & Roodbergen, K. J. (2007). Design and control of warehouse

- order picking: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 182(2), 481–501. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.07.009>
- De Santis, R., Montanari, R., Vignali, G., & Bottani, E. (2018). An adapted ant colony optimization algorithm for the minimization of the travel distance of pickers in manual warehouses. *European Journal of Operational Research*, 267(1), 120–137. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.11.017>
- Dunke, F., & Nickel, S. (2016). Evaluating the quality of online optimization algorithms by discrete event simulation. *Central European Journal of Operations Research*, 1–28. <https://doi.org/10.1007/s10100-016-0455-6>
- Ene, S., & Öztürk, N. (2012). Storage location assignment and order picking optimization in the automotive industry. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 60(5–8), 787–797. <https://doi.org/10.1007/s00170-011-3593-y>
- Fu, C., Wang, Y., Gu, Y., Ma, M., & Xue, T. (2011). Routing optimization of high-level orderpickers in a rectangular warehouse. In *2011 International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks, CECNet 2011 - Proceedings* (pp. 4388–4391). XianNing. <https://doi.org/10.1109/CECNET.2011.5768920>
- Fu, M., Xia, W., & Wang, L. (2017). Optimization of Parcels Picking and Delivery in a Large E-Commerce Company using Target-guided Ant Colony Algorithm. *Boletín Técnico*, 55(7), 16–25.
- Gademann, N., & van de Velde, S. (2005). Order batching to minimize total travel time in a parallel-aisle warehouse. *IIE Transactions*, 37(1), 63–75. <https://doi.org/10.1080/07408170590516917>
- Gerstl, E., & Mosheiov, G. (2013). Minmax due-date assignment with a time window for acceptable lead-times. *Annals of Operations Research*, 211(1), 167–177. <https://doi.org/10.1007/s10479-013-1458-5>
- Giannikas, V., Lu, W., Robertson, B., & McFarlane, D. (2017). An interventionist strategy for warehouse order picking: Evidence from two case studies. *International Journal of Production Economics*, 189(April 2016), 63–76. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2017.04.002>
- Gómez, R. A. (2015). *Problemas de conformación de lotes con ruteo en el acomodo y la preparación de pedidos considerando K equipos heterogéneos*. Universidad Nacional de Colombia. Retrieved from <http://www.bdigital.unal.edu.co/50619/1/1017126155.2015.pdf>

- Gómez, R. A., Correa, A., Muñuzuri, J., & Cortes, P. (2016). Análisis comparativo del problema de conformación de lotes con ruteo en la preparación de pedidos respecto al HVRP (Heterogeneous Vehicle Routing Problem). *Dirección y Organización*, 59, 49–60. Retrieved from <http://www.revistadyo.com/index.php/dyo/article/view/493>
- Grosse, E. H., Glock, C. H., & Ballester-Ripoll, R. (2014). A simulated annealing approach for the joint order batching and order picker routing problem with weight restrictions. *International Journal of Operations and Quantitative Management*, 20(2), 65–83.
- Grosse, E. H., Glock, C. H., & Neumann, W. P. (2017). Human factors in order picking: a content analysis of the literature. *International Journal of Production Research*, 55(5), 1260–1276. <https://doi.org/10.1080/00207543.2016.1186296>
- Henn, S. (2012). Algorithms for on-line order batching in an order picking warehouse. *Computers and Operations Research*, 39(11), 2549–2563. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2011.12.019>
- Henn, S. (2015). Order batching and sequencing for the minimization of the total tardiness in picker-to-part warehouses. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 27(1), 86–114. <https://doi.org/10.1007/s10696-012-9164-1>
- Henn, S., & Schmid, V. (2013). Metaheuristics for order batching and sequencing in manual order picking systems. *Computers and Industrial Engineering*, 66(2), 338–351. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2013.07.003>
- Ho, Y.-C., & Tseng, Y.-Y. (2006). A study on order-batching methods of order-picking in a distribution centre with two cross-aisles. *International Journal of Production Research*, 44(17), 3391–3417. <https://doi.org/10.1080/00207540600558015>
- Ho, Y. C., Su, T. S., & Shi, Z. Bin. (2008). Order-batching methods for an order-picking warehouse with two cross aisles. *Computers and Industrial Engineering*, 55(2), 321–347. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2007.12.018>
- Hong, S. (2015). Order Batch Formations for Less Picker Blocking in a Narrow-Aisle Picking System. *INDUSTRIAL ENGINEERING AND MANAGEMENT SYSTEMS*, 14(3), 289–298. <https://doi.org/10.7232/iems.2015.14.3.289>
- Hong, S., Johnson, A. L., & Peters, B. A. (2012). Batch picking in narrow-aisle order picking systems with consideration for picker blocking. *European Journal of Operational Research*, 221(3), 557–570. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.03.045>
- Hsieh, L.-F., & Huang, Y.-C. (2011). New batch construction heuristics to optimise the

- performance of order picking systems. *International Journal of Production Economics*, 131(2), 618–630. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2011.02.006>
- Hsu, C.-M., Chen, K.-Y., & Chen, M.-C. (2005). Batching orders in warehouses by minimizing travel distance with genetic algorithms. *Computers in Industry*, 56(2), 169–178. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2004.06.001>
- Jin, H., Wang, W., Cai, M., Wang, G., & Yun, C. (2017). Ant colony optimization model with characterization-based speed and multi-driver for the refilling system in hospital. *Advances in Mechanical Engineering*, 9(8), 1–18. <https://doi.org/10.1177/1687814017713700>
- Kitchenham, B. (2004). *Procedures for performing systematic reviews*. Joint Technical Report (Vol. 33). Australia: Department of Computer Science. <https://doi.org/10.1.1.122.3308>
- Koch, S., & Wäscher, G. (2016). A Grouping Genetic Algorithm for the Order Batching Problem in Distribution Warehouses. *Journal of Business Economics*, 86(1), 131–153. <https://doi.org/10.1007/s11573-015-0789-x>
- Kulak, O., Sahin, Y., & Taner, M. E. (2012). Joint order batching and picker routing in single and multiple-cross-aisle warehouses using cluster-based tabu search algorithms. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 24(1), 52–80. <https://doi.org/10.1007/s10696-011-9101-8>
- Kuo, R. J., Shieh, M. C., Zhang, J. W., & Chen, K. Y. (2013). The application of an artificial immune system-based back-propagation neural network with feature selection to an RFID positioning system. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 29(6), 431–438. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2013.04.002>
- Lee, J. A., Chang, Y. S., Shim, H.-J., & Cho, S.-J. (2015). A Study on the Picking Process Time. In *6th International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics (AHFE 2015) and the Affiliated Conferences, AHFE 2015* (Vol. 3, pp. 731–738). Las Vegas, United States: Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.07.316>
- Li, J., Huang, R., & Dai, J. B. (2017). Joint optimisation of order batching and picker routing in the online retailer's warehouse in China. *International Journal of Production Research*, 55(2), 447–461. <https://doi.org/10.1080/00207543.2016.1187313>
- Lin, C.-C., Kang, J.-R., Hou, C.-C., & Cheng, C.-Y. (2016). Joint order batching and picker Manhattan routing problem. *Computers and Industrial Engineering*, 95, 164–174.

<https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.03.009>

- Lu, W., McFarlane, D., Giannikas, V., & Zhang, Q. (2016). An algorithm for dynamic order-picking in warehouse operations. *European Journal of Operational Research*, 248(1), 107–122. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.06.074>
- Ma, T., & Zhao, P. (2014). A Review of Algorithms for Order Batching Problem in Distribution Center. In *International Conference on Logistics Engineering, Management and Computer Science (LEMCS 2014)* (pp. 172–175). Shenyang, China.
- Matusiak, M. (2014). *Optimizing Warehouse Order Batching when Routing Is Precedence Constrained and Pickers Have Varying Skills*. Retrieved from <https://aaltodoc.aalto.fi/handle/123456789/13043>
- Matusiak, M., De Koster, R., Kroon, L., & Saarinen, J. (2014). A fast simulated annealing method for batching precedence-constrained customer orders in a warehouse. *European Journal of Operational Research*, 236(3), 968–977. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.06.001>
- Matusiak, M., De Koster, R., & Saarinen, J. (2017). Utilizing individual picker skills to improve order batching in a warehouse. *European Journal of Operational Research*, 263(3), 888–899. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.05.002>
- Menéndez, B., Pardo, E. G., Alonso-Ayuso, A., Molina, E., & Duarte, A. (2017). Variable Neighborhood Search strategies for the Order Batching Problem. *Computers and Operations Research*, 78(1), 500–512. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2016.01.020>
- Menéndez, B., Pardo, E. G., Sánchez-Oro, J., & Duarte, A. (2017). Parallel variable neighborhood search for the min-max order batching problem. *International Transactions in Operational Research*, 24(3), 635–662. <https://doi.org/10.1111/itor.12309>
- Moons, S., Ramaekers, K., Caris, A., & Arda, Y. (2017). Integration of order picking and vehicle routing in a B2C e-commerce context. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 1–31. <https://doi.org/10.1007/s10696-017-9287-5>
- Muter, I., & Öncan, T. (2015). An exact solution approach for the order batching problem. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 47(7), 728–738. <https://doi.org/10.1080/0740817X.2014.991478>
- Mutingi, M., & Mbohwa, C. (2017). Optimizing Order Batching in Order Picking Systems:

- Hybrid Grouping Genetic Algorithm. In M. Mutingi & C. Mbohwa (Eds.), *Grouping Genetic Algorithms: Advances and Applications* (Studies In, Vol. 666, pp. 121–140). Cham, Switzerland: Springer International Publishing Switzerland.
<https://doi.org/10.1007/978-3-319-44394-2>
- Öncan, T. (2013). A Genetic Algorithm for the Order Batching Problem in low-level picker-to-part warehouse systems. In *Lecture Notes in Engineering and Computer Science* (Vol. 2202, pp. 19–24). Kowloon: Newswood Limited.
- Ong, J. O., & Joseph, D. T. (2014). A Review of Order Picking Improvement Methods. *J@TI Undip (Jurnal Teknik Industri)*, 9(3), 135–138.
<https://doi.org/10.12777/jati.9.3.135-138>
- Pan, J. C.-H., Shih, P.-H., & Wu, M.-H. (2012). Storage assignment problem with travel distance and blocking considerations for a picker-to-part order picking system. *COMPUTERS & INDUSTRIAL ENGINEERING*, 62(2), 527–535.
<https://doi.org/10.1016/j.cie.2011.11.001>
- Pan, J. C.-H., Shih, P.-H., & Wu, M.-H. (2015). Order batching in a pick-and-pass warehousing system with group genetic algorithm. *Omega*, 57(B), 238–248.
<https://doi.org/10.1016/j.omega.2015.05.004>
- Pan, J. C.-H., Wu, M.-H., & Chang, W.-L. (2014). A travel time estimation model for a high-level picker-to-part system with class-based storage policies. *European Journal of Operational Research*, 237(3), 1054–1066.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.02.037>
- Pan, Q. K., Ruiz, R., & Alfaro-Fernández, P. (2017). Iterated search methods for earliness and tardiness minimization in hybrid flowshops with due windows. *Computers and Operations Research*, 80(1), 50–60. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2016.11.022>
- Pferschy, U., & Schauer, J. (2018). Order Batching and Routing in a Non-Standard Warehouse. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 69, 125–132.
<https://doi.org/10.1016/j.endm.2018.07.017>
- Pinto, A. R. F., & Nagano, M. S. (2019a). An approach for the solution to order batching and sequencing in picking systems. *Production Engineering*, 13(3–4), 325–341.
<https://doi.org/10.1007/s11740-019-00904-4>
- Pinto, A. R. F., & Nagano, M. S. (2019b). Genetic algorithms applied to integration and optimization of billing and picking processes. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 1–19. <https://doi.org/10.1007/s10845-019-01470-3>

- Roodbergen, K. J., & De Koster, R. (2001). Routing methods for warehouses with multiple cross aisles. *International Journal of Production Research*, 39(9), 1865–1883.
<https://doi.org/10.1080/00207540110028128>
- Rubrico, J. I. U., Ota, J., Tamura, H., Akiyoshi, M., & Higashi, T. (2004). Route generation for warehouse management using fast heuristics. In *IEEE/RSJ international conference proceedings on intelligent robots and systems* (pp. 2093–2098). Sendai, Japan. <https://doi.org/10.1109/IROS.2004.1389706>
- Scholz, A., Henn, S., Stuhlmann, M., & Wäscher, G. (2016). A new mathematical programming formulation for the Single-Picker Routing Problem. *European Journal of Operational Research*, 253(1), 68–84. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.02.018>
- Scholz, A., Schubert, D., & Wäscher, G. (2017). Order picking with multiple pickers and due dates –Simultaneous solution of order batching, batch assignment and sequencing, and picker routing problems. *European Journal of Operational Research*, 263(2), 461–478. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.04.038>
- Scholz, A., & Wäscher, G. (2017). Order Batching and Picker Routing in manual order picking systems: the benefits of integrated routing. *Central European Journal of Operations Research*, 25(2), 491–520. <https://doi.org/10.1007/s10100-017-0467-x>
- Schrotenboer, A. H., Wruck, S., Roodbergen, K. J., Veenstra, M., & Dijkstra, A. S. (2017). Order picker routing with product returns and interaction delays. *International Journal of Production Research*, 55(21), 6394–6406.
<https://doi.org/10.1080/00207543.2016.1206982>
- Theys, C., Bräysy, O., Dullaert, W., & Raa, B. (2010). Using a TSP heuristic for routing order pickers in warehouses. *European Journal of Operational Research*, 200(3), 755–763. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2009.01.036>
- Tsai, C.-Y., Liou, J. J. H., & Huang, T.-M. (2008). Using a multiple-GA method to solve the batch picking problem: considering travel distance and order due time. *International Journal of Production Research*, 46(22), 6533–6555.
<https://doi.org/10.1080/00207540701441947>
- Valle, C. A., Beasley, J. E., & da Cunha, A. S. (2017). Optimally solving the joint order batching and picker routing problem. *European Journal of Operational Research*, 262(3), 817–834. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.03.069>
- Valle, C. A., Beasley, J. E., & Salles da Cunha, A. (2016). Modelling and Solving the Joint

- Order Batching and Picker Routing Problem in Inventories. In *International Symposium on Combinatorial Optimization* (Vol. 9849, pp. 81–97). Salerno, Italy: Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-45587-7>
- Van Gils, T., Caris, A., Ramaekers, K., & Braekers, K. (2019). Formulating and Solving the Integrated Batching, Routing, and Picker Scheduling Problem in a Real-life Spare Parts Warehouse. *European Journal of Operational Research*, 277(3), 814–830. <https://doi.org/10.1016/J.EJOR.2019.03.012>
- Van Gils, T., Caris, A., Ramaekers, K., Braekers, K., & Koster, R. B. M. De. (2019). Designing efficient order picking systems: The effect of real-life features on the relationship among planning problems. *Transportation Research Part E*, 125, 47–73. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2019.02.010>
- Van Gils, T., Ramaekers, K., Braekers, K., Depaire, B., & Caris, A. (2018). Increasing order picking efficiency by integrating storage, batching, zone picking, and routing policy decisions. *International Journal of Production Economics*, 197(1), Pp.243–261. Available at: [Http://Linkinghub](http://Linkinghub), 197(1), 243–261. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2017.11.021>
- Van Gils, T., Ramaekers, K., Caris, A., & de Koster, R. B. M. (2018). Designing Efficient Order Picking Systems by Combining Planning Problems: State-of-the-art Classification and Review. *European Journal of Operational Research*, 267(1), 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.09.002>
- Van Nieuwenhuysse, I., & de Koster, R. B. M. (2009). Evaluating order throughput time in 2-block warehouses with time window batching. *International Journal of Production Economics*, 121(2), 654–664. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2009.01.013>
- Wang, R., Zang, L., & Tan, X. (2013). An optimal routing model of high-level picker-to-part system. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 185 LNEE, 371–383. https://doi.org/10.1007/978-1-4471-4600-1_32
- Wang, Y., Fu, C., Ma, M., & Wang, L. (2012). Routing optimization of high-level order picking truck based on swarm intelligent algorithm. *Applied Mechanics and Materials*, 101–102, 414–417. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.101-102.414>
- Won, J., & Olafsson, S. (2005). Joint order batching and order picking in warehouse operations. *International Journal of Production Research*, 43(7), 1427–1442.

<https://doi.org/10.1080/00207540410001733896>

- Wruck, S., Vis, I. F. A., & Boter, J. (2013). Time-restricted batching models and solution approaches for integrated forward and return product flow handling in warehouses. *Journal of the Operational Research Society*, *64*(10), 1505–1516.
<https://doi.org/10.1057/jors.2012.137>
- Xu, W., Shi, C. Y., Song, H. T., & Chen, Y. X. (2014). Applied technology on improving the order picking efficiency in the area of EC of china post logistics based on ACO. *Advanced Materials Research*, *859*, 486–491.
<https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.859.486>
- Zhang, J., Wang, X., Chan, F. T. S., & Ruan, J. (2017). On-line order batching and sequencing problem with multiple pickers: A hybrid rule-based algorithm. *Applied Mathematical Modelling*, *45*(1), 271–284. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2016.12.012>
- Zhang, J., Wang, X., & Huang, K. (2016). Integrated on-line scheduling of order batching and delivery under B2C e-commerce. *Computers and Industrial Engineering*, *94*(1), 280–289. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.02.001>
- Zhang, J., Wang, X., & Huang, K. (2017). On-line scheduling of order picking and delivery with multiple zones and limited vehicle capacity. *Omega*, *79*, 104–115.
<https://doi.org/10.1016/j.omega.2017.08.004>
- Zhang, R., Wang, M., & Pan, X. (2019). New model of the storage location assignment problem considering demand correlation pattern. *Computers & Industrial Engineering*, *129*, 210–219. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.01.027>
- Zhao, Z., & Yang, P. (2017). Improving order-picking performance by optimizing order batching in multiple-cross-aisle warehouse systems: A case study from e-commerce in China. In *2017 4th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA)* (pp. 158–162). Nagoya, Japan: IEEE.
<https://doi.org/10.1109/IEA.2017.7939198>