

Magister en Gestión de Operaciones

UNIVERSIDAD DE TALCA
FACULTAD DE INGENIERÍA

OPTIMIZACIÓN DEL SISTEMA DE GESTIÓN DE CARGA DRIVE-IN EN ALMACENES FRIGORÍFICOS

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN GESTIÓN DE
OPERACIONES

por

David Revillot Narváez

COMISIÓN INTEGRADA POR LOS PROFESORES:

Eduardo Álvarez Miranda

Gonzalo Mejía Delgadillo

Alfredo Candia Véjar

Junio, 2017

CONSTANCIA

La Dirección del Sistema de Bibliotecas a través de su encargado Biblioteca Campus Curicó certifica que el autor del siguiente trabajo de titulación ha firmado su autorización para la reproducción en forma total o parcial e ilimitada del mismo.



Curicó, 2019

UNIVERSIDAD DE TALCA

FACULTAD DE INGENIERÍA

OPTIMIZACIÓN DEL SISTEMA DE GESTIÓN DE CARGA DRIVE-IN EN ALMACENES FRIGORÍFICOS

por

David Revillot Narváz

Tesis para optar al grado de
Magíster en Gestión de Operaciones

Prof. Supervisor Ph.D. Eduardo Álvarez Miranda

Prof. Co-Supervisor M.Sc. Francisco Pérez Galarce

Junio, 2017

Agradecimientos

Este trabajo no hubiera sido posible sin la colaboración que prestaron, de una u otra manera, Tomás Urzúa, Daniela Revillot y Constanza Gonzalez; pilares fundamentales de mi vida, y a los profesores Eduardo Álvarez Miranda y Francisco Pérez Galarce; por su compromiso, tiempo y dedicación.

A ellos, y a los muchos amigos que me alentaron en la tarea de estos últimos años, dedico el resultado, del que son, claro está, inocentes.

Resumen

Uno de los sistemas más comunes en almacenes y cámaras frigoríficas no automatizadas, es el sistema de gestión de carga *drive-in* con política de almacenamiento compartido basada en tiempos de estadía. Dicho esquema apunta a un uso eficiente del espacio de almacenamiento, ya que los costos operativos están directamente relacionados con el tamaño de la instalación. En este trabajo, se proponen dos modelos de programación matemática y un algoritmo heurístico goloso aleatorizado para encontrar una secuencia (casi) óptima de almacenamiento y recuperación en este tipo de sistema de almacenamiento. La efectividad computacional de los enfoques propuestos fue medida por medio de la consideración de dos conjuntos de instancias sintéticas. Los resultados obtenidos mostraron que la heurística propuesta no solo fue capaz de entregar soluciones de alta calidad (como se observó al ser comparada con las soluciones óptimas obtenidas por los modelos de programación matemática), sino que también fue capaz de proporcionar soluciones en tiempos de ejecución muy cortos, incluso para grandes instancias donde los modelos de programación matemática no lograron encontrar soluciones factibles. A la luz de estos resultados, la heurística también se probó utilizando una estrategia de planificación de horizonte rodante en un caso de estudio real, demostrando ser más efectiva que la política de almacenamiento utilizada actualmente por la empresa.

Palabras claves: gestión de almacenes; optimización de almacenamiento/recuperación; política de almacenamiento compartido.

Abstract

One of the most common systems in non-automated warehouses and cold stores, is drive-in pallet racking with a shared storage policy based on the duration-of-stay. Such scheme targets toward an efficient use of storage space, since its operation costs are directly related to the size of the installation. In this paper, two mathematical programming models and a greedy randomized heuristic algorithm are proposed for finding (nearly) optimal storage and retrieval operation sequences in this type of storage system. The computational effectiveness of the proposed approaches was measured by considering two sets of synthetic instances. The obtained results showed that the proposed heuristic was not only able to compute high-quality solutions (as observed when being compared with the optimal solutions attained by the mathematical programming models), but it was also capable of providing solutions in very short running times even for large instances for which the mathematical programming model failed to find feasible solutions. At the light of these results, the heuristic was also tested using a rolling-horizon planning strategy in a real-world case study, proving to be more effective than the currently used storage policy.

Keywords: warehouse management; storage/retrieval sequencing optimization; shared storage policy.

Índice

	Página
1. Introducción	1
1.1. Antecedentes y motivación	1
1.2. Descripción de la problemática	2
1.3. Objetivos	4
1.3.1. Objetivo general	4
1.3.2. Objetivos específicos	4
1.4. Contribución	5
1.5. Metodología	5
1.6. Estructura del informe	6
2. Optimización del sistema de gestión de carga drive-in en almacenes frigoríficos	7
2.1. Introducción	7
2.2. Revisión de literatura	11
2.3. Modelos de optimización y algoritmos para DIPR	13
2.3.1. Notación y definiciones básicas	13
2.3.2. Modelo de optimización para DIPR	14
2.3.3. Modelo generalizado para múltiples sistemas de almacenamientos	17
2.3.4. Algoritmo goloso aleatorizado	18
2.4. Resultados computacionales: instancias sintéticas	21
2.5. Caso de estudio	27
2.6. Conclusiones	30
2.7. Financiamiento	31

1. Introducción

1.1. Antecedentes y motivación

Debido a las condiciones climáticas y geográficas de Chile, la agricultura es una de sus principales fuentes de ingreso (Centro de Competitividad del Maule, 2015). Muchas de las frutas y vegetales cosechadas son de temporada. Como éstas son producidas en cierta época del año, se les debe almacenar para tenerlas a disposición durante períodos que vayan más allá de la vida útil del alimento. El almacenamiento de estos productos se realiza generalmente en cámaras a temperatura controlada, que tienen como principal objetivo la conservación de alimentos perecibles. La principal ventaja de este tipo de refrigeración, es que es la única forma de conservar los alimentos en su estado fresco original. Sin embargo, tiene desventajas, como que el alimento debe ser inmediatamente refrigerado una vez cosechado, lo que implica costos elevados de instalaciones, operaciones y mantenciones.

En Chile existe una gran cantidad de empresas que brindan servicios de frío y congelados, en donde la Región del Maule es un actor principal, concentrando gran parte de la capacidad frigorífica. En esta Región, en el año 2007 se determinó que existían 659 cámaras de frío con una capacidad de 1,235,754 m^3 , 94 cámaras de pre-frío con 50,331 m^3 de capacidad y 309 cámaras de atmósfera controlada con 811,741 m^3 de capacidad total (ODEPA, 2008).

Debido a la creciente demanda por servicios de almacenamiento en frío, la industria ha enfocado sus esfuerzos en la realización de fuertes inversiones, que apuntan a aumentar la capacidad de almacenamiento y mejorar la calidad de servicio. De esta manera, en el año 2013, se determinó que la capacidad instalada de cámaras de frío era de 717 con 1,473,815 m^3 , 170 cámaras de pre-frío con 50,926 m^3 y 365 de atmósfera controlada con 1,390,288 m^3 (CIREN, 2013), lo que representa un aumento significativo en la acumulación de capital físico.

Por otra parte, de las 45 plantas de congelados que existen en Chile, 18 están ubicadas en la Región del Maule, concentrando el 40% de las plantas existentes en el país. A esto se suma que el 29% de la capacidad de congelados de Chile está ubicada justamente en dicha Región (ODEPA, 2012). Estos datos presentados explican la relevancia de la Región para la industria.

El desarrollo de la industria se explica en primer lugar, por el aumento de la demanda externa de *berries* (provocando un aumento paulatino y en algunos casos explosivos del número de plantaciones en el país), y en segundo lugar, al aumento de la demanda interna de hortalizas, dado el creciente poder adquisitivo de la población. Este desarrollo ha significado que las exportaciones de productos congelados crecieran 6.8% en valor, llegando a USD 418.9 millones en el período enero-diciembre del 2015 (ODEPA, 2015).

Como se mencionó anteriormente, gran parte de las exportaciones de productos congelados corresponden a los *berries*. En este mercado, Chile se ha posicionado como uno de los líderes a nivel mundial, ocupando el 4 lugar, en valor, en el ranking de países exportadores de *berries*, además, posicionándose como primer país exportador de arándanos y segundo en frambuesas congeladas a nivel mundial. Los principales destinos de exportación para estos productos se muestran en la Figura 1 y corresponde a Estados

por su sigla en inglés). Dada esta situación, la recuperación de pallets no es un proceso sencillo, ya que típicamente se requieren reorganizaciones. La reorganización se define como el proceso de eliminación de unidades de carga que *bloquean* la salida de una unidad de carga que debe recuperarse (Pazour y Carlo, 2015). Este sistema es ampliamente utilizado en cámaras de refrigeración y congelación, donde existe la necesidad de hacer el mejor uso posible del espacio de almacenamiento a temperatura controlada.

En el proceso de almacenamiento, es necesario garantizar que no haya espacios vacíos entre pallets almacenados, con el objetivo de maximizar la utilización del espacio. En el proceso de recuperación, el operador buscará la cantidad mínima de reorganizaciones, donde debe considerar que un pallet deberá ser reorganizado cuando (i) está en la misma fila, (ii) en un nivel inferior o igual, y (iii) a mayor profundidad, con respecto al pallet a recuperar. De acuerdo con esta situación, el acceso a un pallet se ve obstaculizado no solo por los pallets que están en frente de la unidad de carga que debe recuperarse, sino que también por los pallets que se encuentran almacenados en los niveles inferiores de la misma fila. Esto sucede porque la grúa elevadora siempre debe ingresar a través del primer nivel y elevar la horquilla para ganar acceso hacia los niveles superiores. Este procedimiento es claramente diferente en comparación con sistemas compactos automatizados, donde los niveles inferiores no influyen en el proceso de recuperación, debido a la incorporación de un mecanismo de transporte para movimientos *de profundidad*. El problema de encontrar una secuencia de almacenamiento y recuperación con el número mínimo de reorganizaciones se denotará como un problema óptimo de gestión de carga *drive-in* (DIPR).

Evidentemente, los cuellos de botella son el principal problema causado por asignaciones de almacenamiento ineficientes, ya que el proceso de carga del camión se hace más lento por las recuperaciones. Los indicadores clave de rendimiento (KPI, por su sigla en inglés) más utilizados para medir y controlar estas ineficiencias se relacionan con la precisión en la preparación de pedidos, tasa de retorno, y tiempo de recuperación total. Es importante tener en cuenta que el último KPI es un indicador que relaciona todas las medidas de desempeño; por lo tanto, lograr tiempos de recuperación total bajos, garantiza un buen rendimiento general del sistema.

Cuando un camión llega a la empresa para recoger productos, una rápida recuperación de pedidos de los clientes reduce el tiempo de espera del camión. Esto significa que es más probable que el camión se cargue dentro del horario de llegada y salida previsto. Además, una posible reducción en el tiempo de espera de cada camión hace posible atender a más camiones durante un turno, lo que aumenta el rendimiento general y la utilización del sistema.

Otro aspecto relevante en la cadena de suministro de alimentos congelados es la eficiencia energética de las actividades de almacenamiento, y cómo afectan al analizar el rendimiento de sustentabilidad de toda la cadena (ver Yakovleva *et al.*, 2012). En este contexto, y complementando los argumentos presentados anteriormente, una rápida recuperación de pedidos minimiza los tiempos de apertura de puertas, permitiendo el control de la temperatura y minimizando los costos de energía. Además, también se reduce el riesgo de pérdida de calidad del alimento, ya que la cadena de frío es mejor conservada, lo que mejora la eficiencia de toda la cadena de producción y suministro.

La situación descrita anteriormente muestra que una operación eficiente en los procesos de almacenamiento es crucial para un costo efectivo de operación de la cadena de suministro y también para un adecuado control de los estándares de calidad. Por lo tanto, desarrollar herramientas para optimizar las operaciones de almacenamiento y recuperación aparecen como una tarea fundamental para mejorar la competitividad de la cadena de suministro. Dichas herramientas son particularmente relevantes para el caso de los sistemas DIPR, donde el factor humano juega un papel importante en su desempeño.

Como se describirá en detalle más adelante, el objetivo principal de este trabajo fue desarrollar una herramienta de apoyo a la toma de decisiones para mejorar el rendimiento de las operaciones de almacenamiento y recuperación en un almacén de alimentos a temperatura controlada. Para comprender el contexto en el que se desarrolló este trabajo, y las brechas de rendimiento, se deben tener en cuenta los siguientes datos recopilados en terreno desde una empresa asociada al rubro: (i) la reorganización de un pallet tarda, en promedio, un minuto; (ii) más del 50% de los camiones que se cargaron necesitaron reorganizaciones; (iii) en algunos casos, la recuperación de un pallet puede demorar hasta dos horas debido a ineficiencias en la asignación de almacenamiento; (iv) del tiempo total registrado, el 29% se gastó en la reorganización de pallets (aunque en una observación esta proporción se elevó hasta el 63,7%). Se debe tener en cuenta que el número de cargas y descargas depende del tamaño de la empresa y su modelo de negocio (almacenamiento o producción-almacenamiento). No obstante, las operaciones llevadas a cabo por la empresa bajo estudio son estándar para las empresas de la industria, por lo que los datos observados son una buena aproximación para el sector.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Secuenciar la asignación de ubicaciones de almacenamiento y recolección de órdenes para el sistema de gestión de carga *drive-in*, caracterizado por una política de almacenamiento compartido basada en tiempos de estadía, mediante un enfoque exacto y heurístico, de manera de minimizar el número total de reorganizaciones a través de un horizonte de planificación.

1.3.2. Objetivos específicos

- Levantar información de todas las decisiones y actividades relacionadas a la gestión de almacenes.
- Realizar una revisión de la literatura sobre métodos de solución y modelos de programación matemática vinculados a procesos de almacenamiento.
- Desarrollar modelos de programación lineal entera y algoritmos *ad-hoc* para el problema de almacenamiento y recuperación de pallets con sistema de gestión de carga *drive-in*.
- Medir la efectividad de los enfoques mediante experimentos computacionales con variadas instancias sintéticas.

- Probar el algoritmo heurístico en un caso de estudio real, utilizando una estrategia de planificación de horizonte rodante.

1.4. Contribución

La principal contribución de este documento es el desarrollo de una herramienta de optimización novedosa, basada en modelos matemáticos y algoritmos *ad-hoc* para optimizar las operaciones de secuenciación en el sistema de gestión de carga *drive-in*, caracterizados por una política de almacenamiento compartido basada en tiempos de estadía. La herramienta de optimización se basa en una representación matemática de las operaciones de almacenamiento y recuperación, que captura la interacción dinámica entre los procesos de almacenamiento y recuperación/reorganización. Hasta el momento, este es el primer intento de desarrollar un sistema computacional para ayudar en las operaciones de este tipo de sistemas de almacenamiento. De esta manera, los ejemplos más cercanos en la literatura corresponden a herramientas desarrolladas para sistemas de almacenamiento compactos con cierto nivel de automatización en los movimientos verticales, horizontales y ortogonales (ver, por ejemplo, Zaerpour *et al.*, 2015).

La herramienta de optimización propuesta está compuesta por dos nuevas formulaciones de programación lineal entera (ILP) y un algoritmo goloso aleatorizado (GR). La efectividad del enfoque GR, se mide mediante la comparación de las soluciones obtenidas a través del algoritmo GR con respecto a los obtenidos por los modelos ILP (para los cuales hay un certificado de calidad disponible, es decir, la brecha primal-dual). Los resultados computacionales muestran que el algoritmo GR es capaz de proporcionar excelentes soluciones dentro de tiempos de ejecución cortos en el caso de instancias aleatorias. Además, GR es capaz de ofrecer soluciones, utilizando un esquema de horizonte rodante, para instancias de la vida real, incluso en los casos donde los enfoques basados en ILP no logran entregar soluciones factibles dentro de una hora. Desde un punto de vista gerencial, los resultados obtenidos muestran que el algoritmo GR proporciona soluciones que superan la actual política de almacenamiento de la empresa.

1.5. Metodología

- Formalizar las problemáticas generadoras de ineficiencias operacionales asociadas a las actividades de almacenamiento en almacenes frigoríficos.
- Realizar una revisión de la literatura a través de la búsqueda de palabras claves en bases de datos como Web of Science o Scopus.
- Realizar un proceso de levantamiento de datos claves para construir instancias reales de las decisiones a modelar.
- Desarrollar modelos de programación lineal entera para abordar el problema de optimización combinatorial vinculado a la asignación de pallets en cámaras de congelado con sistema de gestión de carga *drive-in*, basándose en tiempos de estadía.

- Desarrollar algoritmos *ad-hoc* que permitan secuenciar las actividades en un tiempo computacional bajo.
- Medir la efectividad del enfoque heurístico, mediante la comparación de las soluciones obtenidas a través del algoritmo GR, con respecto a los obtenidos por los modelos ILP.
- Construir un caso de estudio real, con el objetivo de medir la efectividad del algoritmo en un contexto dinámico.

1.6. Estructura del informe

El resto del documento (Capítulo 2) está organizado de la siguiente manera. La Sección 2.1 contextualiza la problemática bajo estudio. En la Sección 2.2 se presenta una revisión de la literatura. Los modelos ILP propuestos, así como el algoritmo GR para DIPR se presentan en la Sección 2.3. En la Sección 2.4, se informan los resultados computacionales en instancias aleatorias. En la Sección 2.5, se presenta el caso de estudio y se discuten los resultados correspondientes. Por último, las conclusiones y caminos para trabajos futuros se exponen en la Sección 2.6.

2. Optimización del sistema de gestión de carga drive-in en almacenes frigoríficos

2.1. Introducción

Los almacenes desempeñan un papel central en muchas de las cadenas de suministro (ver, por ejemplo, Roodbergen *et al.*, 2015). En este ambiente, los procesos de almacenamiento tienen un impacto directo en los costos operativos, y requieren de sistemas de gestión eficientes para obtener ventajas en un entorno global altamente competitivo (ver Gu *et al.*, 2007). Además, la gestión de almacenamiento efectiva también mejora los tiempos de entrega y confiabilidad, la cual ha sido reconocida como un impulsor clave del rendimiento durante las últimas dos décadas (ver, por ejemplo, Gray *et al.*, 1992). Desde un punto de vista económico, los servicios de almacenamiento representan aproximadamente el 15% del costo total de la logística en países desarrollados, como Alemania (Handfield *et al.*, 2013).

En este sentido, asignar y recuperar pedidos de manera eficiente es una actividad fundamental para reducir los costos logísticos (Staudt *et al.*, 2015; van den Berg y Zijm, 1999). Estos procesos pueden ser mejorados utilizando diferentes herramientas para ayudar a la toma de decisiones (ver, por ejemplo, Cormier y Gunn, 1992; De Koster *et al.*, 2007; Gu *et al.*, 2007; Manzini *et al.*, 2015, y las referencias en él). Un aspecto clave que debe ser considerado, antes de aplicar una herramienta o metodología de optimización, es el diseño del sistema de almacenamiento. Actualmente los diseños se dividen en dos grupos principales: sistemas convencionales y compactos.

En un sistema automatizado convencional (conocido como bidimensional o 2D), las cargas unitarias se almacenan en estantes de profundidad única mediante una máquina automática de almacenamiento/recuperación (S/R) que funciona en los pasillos entre los estantes (ver Roodbergen y Vis, 2009, para más detalles sobre los sistemas S/R). Las ventajas de este tipo de sistemas incluyen ahorros de costos en mano de obra, mayor confiabilidad y reducción de tasas de error. Sus principales desventajas son la alta inversión inicial, dificultad para cambiar el diseño del sistema y la gran cantidad de espacio ocupado por los pasillos. Investigaciones recientes sobre los sistemas convencionales automatizados (AS/RS), han considerado las decisiones de diseño (Bortolini *et al.*, 2015), secuenciación de las ubicaciones de almacenamiento para diseños multi-pasillos (Gagliardi *et al.*, 2015; Yang *et al.*, 2015, 2016; Zou *et al.*, 2016b), modelos de tiempo de viaje (Lerher, 2016; Lerher *et al.*, 2010; Xu *et al.*, 2015) y ubicación del punto de detención (Hale *et al.*, 2015).

Una de las alternativas tecnológicas a los sistemas de almacenamiento convencionales es el denominado sistema de almacenamiento *compacto*, también conocido como tridimensional o 3D. Estos se han vuelto cada vez más populares para almacenar productos, ya que proporcionan una solución a los problemas de espacio y densidad de almacenamiento (Hu *et al.*, 2005). Tal beneficio es posible debido a la compactación de los estantes, que da como resultado diseños con menos pasillos. Hay dos formas de operar en este tipo de sistemas; manualmente con grúas elevadoras o usando una alternativa automatizada. La forma

más común de automatización es una máquina S/R, que maneja el movimiento horizontal y vertical en el estante, junto con un mecanismo de transporte ortogonal (máquina satelital y/o transportador de pallets) que maneja los movimientos de profundidad. En este sistema, el satélite conectado a la máquina S/R se mueve dentro de un carril para almacenar o recuperar las unidades de carga, mientras que la máquina S/R espera en la parte delantera del carril hasta que la máquina satélite regrese (se remite al lector Zaerpour *et al.*, 2015, para una descripción detallada del sistema). Tenga en cuenta que en el resto de este documento, las cargas unitarias también se denominarán *pallets*, ya que estas son las cargas unitarias más comunes en el contexto de la aplicación considerada en este documento. En la sección 2.2, se presenta una revisión completa de la literatura con respecto a los sistemas de almacenamiento compactos.

En relación con las ventajas y desventajas de cada método, y si es preferible usar sistemas automáticos en lugar de sistemas manuales, es posible afirmar lo siguiente: en grandes empresas manufactureras, es preferible usar sistemas automatizados convencionales o sistemas automatizados compactos, ya que el volumen diario de producción es más grande. Cuál de estos dos se elige, depende directamente de la importancia otorgada al espacio de almacenamiento. En empresas más pequeñas, donde el volumen diario de producción es menor, y el capital de inversión disponible es menor, el uso de sistemas manuales es común. El último caso es cierto, principalmente, en los centros de distribución logística, donde los grandes almacenes están siendo reemplazados por más almacenes pequeños. Esta estrategia tiene como objetivo mejorar la distribución geográfica de la red logística y lograr economías de escala (De Koster *et al.*, 2007). Algunas estimaciones actuales sugieren que hasta el 80 % de los almacenes realizan sus operaciones de preparación de pedidos manualmente (Grosse *et al.*, 2017).

Sistema de almacenamiento compacto *drive-in* Sistema compuesto por un conjunto de estantes que forman calles interiores de carga, con carriles de apoyo para las unidades de carga.

Para realizar los procesos de almacenamiento y recuperación, la grúa debe ingresar a los carriles por la cara frontal; este método se conoce como sistema de gestión de carga *drive-in* (DIPR, por su sigla en inglés) y se describe en la figura 2. Dada esta situación, la recuperación de pallets no es un proceso sencillo, ya que típicamente se requieren reorganizaciones. La reorganización se define como el proceso de eliminación de unidades de carga que *bloquean* la salida de una unidad de carga que debe recuperarse (Pazour y Carlo, 2015). Este sistema es ampliamente utilizado en cámaras de refrigeración y congelación, donde existe la necesidad de hacer el mejor uso posible del espacio de almacenamiento a temperatura controlada.

En el proceso de almacenamiento, es necesario garantizar que no haya espacios vacíos entre pallets almacenados, con el objetivo de maximizar la utilización del espacio. En el proceso de recuperación, el operador buscará la cantidad mínima de reorganizaciones, donde debe considerar que un pallet deberá ser reorganizado cuando (i) está en la misma fila, (ii) en un nivel inferior o igual, y (iii) a mayor profundidad, con respecto al pallet a recuperar. De acuerdo con esta situación, el acceso a un pallet se ve obstaculizado no solo por los pallets que están en frente de la unidad de carga que debe recuperarse, sino que también por

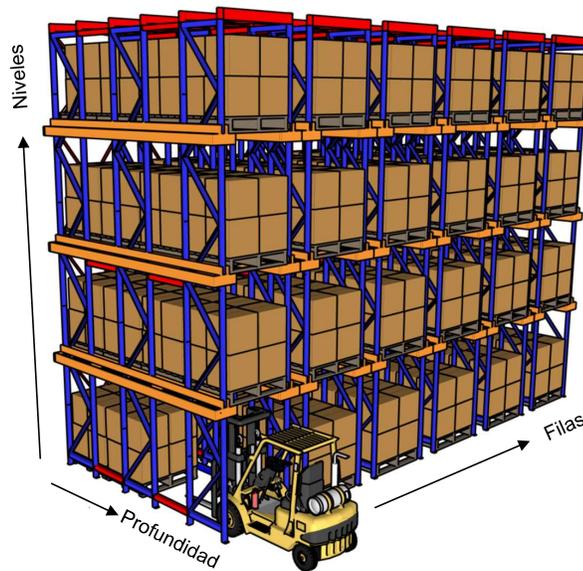


Figura 2: Sistema de gestión de carga *drive-in*.

los pallets que se encuentran almacenados en los niveles inferiores de la misma fila. Esto sucede porque la grúa elevadora siempre debe ingresar a través del primer nivel y elevar la horquilla para ganar acceso hacia los niveles superiores. Este procedimiento es claramente diferente en comparación con sistemas compactos automatizados, donde los niveles inferiores no influyen en el proceso de recuperación, debido a la incorporación de un mecanismo de transporte para movimientos *de profundidad*. El problema de encontrar una secuencia de almacenamiento y recuperación con el número mínimo de reorganizaciones se denotará como un problema óptimo de gestión de carga *drive-in* (DIPR).

Evidentemente, los cuellos de botella son el principal problema causado por asignaciones de almacenamiento ineficientes, ya que el proceso de carga del camión se hace más lento por las recuperaciones. Los indicadores clave de rendimiento (KPI, por su sigla en inglés) más utilizados para medir y controlar estas ineficiencias se relacionan con la precisión en la preparación de pedidos, tasa de retorno, y tiempo de recuperación total. Es importante tener en cuenta que el último KPI es un indicador que relaciona todas las medidas de desempeño; por lo tanto, lograr tiempos de recuperación total bajos, garantiza un buen rendimiento general del sistema.

Cuando un camión llega a la empresa para recoger productos, una rápida recuperación de pedidos de los clientes reduce el tiempo de espera del camión. Esto significa que es más probable que el camión se cargue dentro del horario de llegada y salida previsto. Además, una posible reducción en el tiempo de espera de cada camión hace posible atender a más camiones durante un turno, lo que aumenta el rendimiento general y la utilización del sistema.

Otro aspecto relevante en la cadena de suministro de alimentos congelados es la eficiencia energética de las actividades de almacenamiento, y cómo afectan al analizar el rendimiento de sustentabilidad de toda la cadena (ver Yakovleva *et al.*, 2012). En este contexto, y complementando los argumentos presentados anteriormente, una rápida recuperación de pedidos minimiza los tiempos de apertura de puertas, permi-

tiendo el control de la temperatura y minimizando los costos de energía. Además, también se reduce el riesgo de pérdida de calidad del alimento, ya que la cadena de frío es mejor conservada, lo que mejora la eficiencia de toda la cadena de producción y suministro.

La situación descrita anteriormente muestra que una operación eficiente en los procesos de almacenamiento es crucial para un costo efectivo de operación de la cadena de suministro y también para un adecuado control de los estándares de calidad. Por lo tanto, desarrollar herramientas para optimizar las operaciones de almacenamiento y recuperación aparecen como una tarea fundamental para mejorar la competitividad de la cadena de suministro. Dichas herramientas son particularmente relevantes para el caso de los sistemas DIPR, donde el factor humano juega un papel importante en su desempeño.

Como se describirá en detalle más adelante, el objetivo principal de este trabajo fue desarrollar una herramienta de apoyo a la toma de decisiones para mejorar el rendimiento de las operaciones de almacenamiento y recuperación en un almacén de alimentos a temperatura controlada. Para comprender el contexto en el que se desarrolló este trabajo, y las brechas de rendimiento, se deben tener en cuenta los siguientes datos recopilados en terreno desde una empresa asociada al rubro: (i) la reorganización de un pallet tarda, en promedio, un minuto; (ii) más del 50% de los camiones que se cargaron necesitaron reorganizaciones; (iii) en algunos casos, la recuperación de un pallet puede demorar hasta dos horas debido a ineficiencias en la asignación de almacenamiento; (iv) del tiempo total registrado, el 29% se gastó en la reorganización de pallets (aunque en una observación esta proporción se elevó hasta el 63,7%). Se debe tener en cuenta que el número de cargas y descargas depende del tamaño de la empresa y su modelo de negocio (almacenamiento o producción-almacenamiento). No obstante, las operaciones llevadas a cabo por la empresa bajo estudio son estándar para las empresas de la industria, por lo que los datos observados son una buena aproximación para el sector.

Contribución y estructura del trabajo La principal contribución de este documento es el desarrollo de una herramienta de optimización novedosa, basada en modelos matemáticos y algoritmos *ad-hoc* para optimizar las operaciones de secuenciación en el sistema de gestión de carga *drive-in*, caracterizados por una política de almacenamiento compartido basada en tiempos de estadía. La herramienta de optimización se basa en una representación matemática de las operaciones de almacenamiento y recuperación, que captura la interacción dinámica entre los procesos de almacenamiento y recuperación/reorganización. Hasta el momento, este es el primer intento de desarrollar un sistema computacional para ayudar en las operaciones de este tipo de sistemas de almacenamiento. De esta manera, los ejemplos más cercanos en la literatura corresponden a herramientas desarrolladas para sistemas de almacenamiento compactos con cierto nivel de automatización en los movimientos verticales, horizontales y ortogonales (ver, por ejemplo, Zaerpour *et al.*, 2015).

La herramienta de optimización propuesta está compuesta por dos nuevas formulaciones de programación lineal entera (ILP) y un algoritmo goloso aleatorizado (GR). La efectividad del enfoque GR, se mide mediante la comparación de las soluciones obtenidas a través del algoritmo GR con respecto a los ob-

tenidos por los modelos ILP (para los cuales hay un certificado de calidad disponible, es decir, la brecha primal-dual). Los resultados computacionales muestran que el algoritmo GR es capaz de proporcionar excelentes soluciones dentro de tiempos de ejecución cortos en el caso de instancias aleatorias. Además, GR es capaz de ofrecer soluciones, utilizando un esquema de horizonte rodante, para instancias de la vida real, incluso en los casos donde los enfoques basados en ILP no logran entregar soluciones factibles dentro de una hora. Desde un punto de vista gerencial, los resultados obtenidos muestran que el algoritmo GR proporciona soluciones que superan la actual política de almacenamiento de la empresa.

El resto del documento está organizado de la siguiente manera. En la Sección 2.2 se presenta una revisión de la literatura. Los modelos ILP propuestos, así como el algoritmo GR para DIPR se presentan en la Sección 2.3. En la Sección 2.4, se informan los resultados computacionales en instancias aleatorias. En la Sección 2.5, se presenta el caso de estudio y se discuten los resultados correspondientes. Por último, las conclusiones y caminos para trabajos futuros se exponen en la Sección 2.6.

2.2. Revisión de literatura

La recolección de órdenes en procesos de almacenamiento es actualmente un área de creciente estudio científico, debido al interés de los almacenes y centros de distribución en minimizar costos y mejorar la productividad. Este proceso de recuperación de productos desde áreas de almacenamiento es una de las operaciones más intensivas y costosas en mano de obra (Tompkins *et al.*, 2010). En este contexto, el sistema de almacenamiento convencional 2D es una alternativa valiosa para reducir los costos de recuperación, ya que el acceso a las unidades de carga es directo. Esto es posible, puesto que el sistema consiste en un conjunto de estantes de una o doble profundidad, separados por pasillos que ocupan un porcentaje significativo de la superficie.

Los modelos analíticos de tiempo de viaje se usan comúnmente en sistemas convencionales para asignar ubicaciones de almacenamiento. Los autores en Bozer y White (1984), desarrollan modelos de tiempo de viaje para sistemas AS/RS convencionales. En Hausman *et al.* (1976), los autores presentan un esquema de almacenamiento con el supuesto de que el área de almacenamiento asignada a un producto solo puede acomodar a su nivel de inventario promedio, mientras que hay espacios específicos reservados para almacenar el inventario máximo del producto. De acuerdo con los resultados reportados por los autores, el esquema propuesto supera a la política de almacenamiento basada en clases ABC. Del mismo modo, en Yu y de Koster (2013), los autores muestran que la política de almacenamiento dedicado basado en volumen es más práctica, superando a la política de almacenamiento basada en clases ABC. Debido a la naturaleza de las actividades de almacenamiento y la exposición de las cadenas de suministro a contextos dinámicos y competitivos, la incertidumbre se considera en el proceso de decisión. Como cuestión de hecho, la incertidumbre en la demanda de almacenamiento es considerada en Ang *et al.* (2012), donde se presenta un modelo de optimización robusto para sistemas de almacenamiento convencionales que manejan una oferta variada y demanda incierta en un entorno multi-períodos.

El aumento de la población, así como el aumento de los costos de bienes raíces cerca de zonas ur-

banizadas, han hecho que los sistemas de almacenamiento compacto sean cada vez más populares. En este tipo de sistema, hay dos niveles de toma de decisiones: diseño de almacén (táctico) y planificación (operativo). Las decisiones tácticas están estrechamente relacionadas con la selección y optimización del sistema de almacenamiento. El objetivo principal es maximizar el rendimiento y la capacidad de almacenamiento. Las decisiones operativas se centran en la planificación y control operacional. Algunos de los objetivos son minimizar los tiempos de espera, tiempos de respuesta y tiempo de inactividad de los recursos. La Tabla 1 muestra los estudios más importantes relacionados con los sistemas de almacenamiento compactos multi-profundos (para más detalles sobre las clasificaciones y características de los sistemas de almacenamiento, ver Azadeh *et al.*, 2017).

Referencia	Sistema	Op.	Problema de Investigación	Metodología
Stadtler (1996)	AS/RS basado en satélites	A	Reserva de recursos, gestionar el ocio	MILP; Heurística
Yu y De Koster (2009)	AS/RS basado en transportador (emparejado)	A	Límites óptimos de zona para dos clases de productos	MINLP
Alfieri <i>et al.</i> (2012)	GridFlow	A	Gridflow con número limitado de vehículos; distribución de AGVs	Heurística
Bessenouci <i>et al.</i> (2012)	Flow-Rack AS/RS	A	Secuenciación de procesos	Heurística
Cardin <i>et al.</i> (2012)	Flow-Rack AS/RS	A	Evaluación de políticas	Simulación
Yu y De Koster (2012)	AS/RS basado en transportador (emparejado)	A	Secuenciación de procesos	Heurística
Zaerpour <i>et al.</i> (2013)	AS/RS basado en transportador (individual)	A	Evaluación de políticas	MINLP; Heurística
Gue <i>et al.</i> (2014)	GridStore	A	Esquema de control descentralizado libre; efecto de WIP en tasas de rendimiento	Simulación de tiempo discreto
Zaerpour <i>et al.</i> (2015)	AS/RS	A	Almacenamiento compartido	ILP; Heurística
Chen <i>et al.</i> (2016)	Flow-Rack AS/RS	A	Secuenciación de procesos	Heurística
Zou <i>et al.</i> (2016a)	RCSRS	A	Evaluación de políticas de alm. compartido vs dedicado	Teoría de colas semi-abierta
Yu <i>et al.</i> (2017)	Basado en red	A	Efecto de movimientos simultáneos y en bloques	ILP
Mirzaei <i>et al.</i> (2017)	Basado en red	A	Recuperación simultánea multi-cargas	Simulación de Monte Carlo; Heurística
Boysen <i>et al.</i> (2017)	Rack móvil	A	Secuenciación de recuperación	Heurística
Este documento	Drive-in	M	Secuenciación de procesos	ILP; Heurística

Tabla 1: Descripción general de la literatura sobre sistemas compactos multi-profundos para operaciones, planificación y control ('A': Operación automatizada, 'M': Operación manual, ILP: Programación Lineal Entera, MILP: Programación Lineal Entera Mixta, MINLP: Programación No Lineal Entera Mixta).

Como muestra la Tabla 1, los documentos previos solo estudian sistemas compactos automatizados, ninguno considera sistemas operados manualmente, que son ampliamente utilizados en la práctica. Para fines de comparación, este documento puede ser visto en el final de la tabla, el cual aborda el sistema compacto de almacenamiento drive-in con un enfoque exacto y heurístico.

Desde un punto de vista operativo, las actividades llevadas a cabo en DIPR son similares a los modelos de manejo de contenedores. En este ambiente, cuando un buque de carga llega al puerto, los contenedores

deben descargarse y apilarse en un terminal marítimo con el objetivo de minimizar los movimientos durante su recuperación y posterior carga en el buque. En base a este problema, Yang y Kim (2006) desarrolló un algoritmo genético para minimizar la reorganización de contenedores. En Wan *et al.* (2009) se propone la primera formulación ILP que minimiza el número de reorganizaciones de contenedores de exportación para el problema estático de vaciamiento de una pila, en la que no se consideran nuevas llegadas. Los autores en Park *et al.* (2011) proponen una heurística simple con criterios de decisión ponderada para el apilamiento de contenedores en un terminal marítimo automatizado, mientras que los autores en Caserta *et al.* (2012) estudian el problema de reubicación utilizando un modelo ILP para un área de apilamiento bidimensional en un período múlti-período. Por último, en Gharehgozli *et al.* (2014) se desarrolló una heurística de árbol de decisión para una política de apilamiento compartido con el objetivo de minimizar el número de reorganizaciones.

2.3. Modelos de optimización y algoritmos para DIPR

Esta sección presenta un enfoque algorítmico y de modelado para resolver el problema práctico descrito anteriormente. La subsección 2.3.1 presenta una notación común y definiciones de las formulaciones propuestas. Las subsecciones 2.3.2 y 2.3.3 respectivamente, presentan los dos modelos ILP propuestos en este documento, que se conocen como ILP1 e ILP2, respectivamente. Por último, la subsección 2.3.4 presenta una heurística aleatorizada para resolver el problema bajo estudio.

2.3.1. Notación y definiciones básicas

Para ilustrar una solución factible, considere un pequeño estante compuesto por una fila de tres niveles y tres profundidades. Hay seis pallets, cada uno representado por un cuadrado. Los pallets se almacenaron utilizando la técnica de gestión FIFO, por lo tanto, su *etapa de recuperación* es en orden ascendente a sus números de clasificación (que se muestran en las etiquetas cuadradas); por ejemplo, el pallet con la etiqueta correspondiente a 5, significa que este es el quinto pallet que se recuperará. La Figura 3 muestra la secuencia de vaciado del rack. En la primera etapa, la recuperación del pallet 1 no genera ninguna reorganización. Sin embargo, para recuperar el pallet 2, es necesario reorganizar los pallets 3, 5 y 6. Después de la recuperación del pallet 2, se puede observar que no se necesitan más reorganizaciones para recuperar los pallets restantes en etapas posteriores.

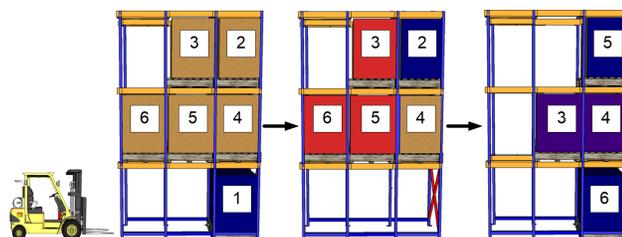


Figura 3: Ejemplo de solución factible.

Como se señaló anteriormente, el objetivo de este documento es diseñar una metodología para encontrar una secuencia de acciones para el almacenamiento y recuperación de un conjunto de pallets, por ejemplo, I , con el menor número posible de reorganizaciones, dada cualquier configuración de la estantería. Tal objetivo se logra si durante el proceso de recuperación, los pallets que bloquean la salida de otros se reorganizan hacia las *mejores* ubicaciones. El problema de optimización resultante es bastante complejo, debido a la gran cantidad de configuraciones y a la dependencia temporal entre ellos.

El lector debe saber que, hasta ahora, no se ha realizado ningún estudio de optimización explícito que capture la interacción dinámica de pallets en un sistema de almacenamiento compacto drive-in.

Los conjuntos y parámetros que se usan en la definición del problema son los siguientes:

S	Conjunto de etapas de almacenamiento y recuperación.
I	Conjunto de pallets.
B	Conjunto de filas.
T	Conjunto de niveles.
P	Conjunto de profundidades.
$A_{is} \in \{0, 1\}$	1, si el pallet $i \in I$ se almacena en la etapa $s \in S$, 0 de otra manera.
$D_{is} \in \{0, 1\}$	1, si el pallet $i \in I$ se recupera en la etapa $s \in S$, 0 de otra manera.
$X_{ibtp} \in \{0, 1\}$	ubicación (b, t, p) del pallet $i \in I$ en la configuración inicial, $b \in B, t \in T, p \in P$.
Φ_1	$\{(s, j, i) \mid s \in S, j \in I, i \in I : D_{js} = 1 \wedge A_{is} \leq s \leq D_{is} \wedge i \neq j\}$.
Φ_2	$\{(s, i, k) \mid s \in S, i \in I, k \in I : A_{is} \leq s \leq D_{is} \wedge A_{ks} \leq s \leq D_{ks} \wedge i \neq k\}$.
Ω	$\{(s, i, b, t, p) \mid s \in S - 1, i \in I, b \in B, t \in T, p \in P : A_{is} \leq s \leq D_{is}\}$.

Desde un punto de vista estructural, las siguientes variables de decisión son usadas:

$x_{ibtp}^s \in \{0, 1\}$	toma el valor de 1, si el pallet $i \in I$ está en la ubicación (b, t, p) en la etapa $s \in S$, 0 de otra manera, $b \in B, t \in T, p \in P$.
$y_{ji}^s \in \{0, 1\}$	toma el valor de 1, si el pallet i es reorganizado en la recuperación de j en la etapa s , 0 de otra manera, $\langle s, j, i \rangle \in \Phi_1$.

2.3.2. Modelo de optimización para DIPR

Siguiendo la notación presentada anteriormente, la formulación de ILP1 se presenta a continuación. Se debe tener en cuenta que ILP1 es una generalización de la formulación presentada en (Wan *et al.*, 2009). En esta formulación, las reorganizaciones están restringidas solo a aquellas cargas unitarias que están bloqueando la salida de una unidad de carga que necesita ser recuperada; esta es la razón por la cual este modelo también se conoce como modelo *restringido*.

Además de las variables de decisión presentadas en la subsección anterior, también se requieren las siguientes variables.

- $u_{ji}^s \in \{0, 1\}$ toma el valor de 1, si el índice de fila del pallet i no es menor que la del pallet j en la etapa s , 0 de otra manera, $\langle s, j, i \rangle \in \Phi_1$.
- $v_{ji}^s \in \{0, 1\}$ toma el valor de 1, si el índice de fila del pallet i no es mayor que la del pallet j en la etapa s , 0 de otra manera, $\langle s, j, i \rangle \in \Phi_1$.
- $z_{ji}^s \in \{0, 1\}$ toma el valor de 1, si los pallets i y j están en la misma fila en la etapa s , 0 de otra manera, $\langle s, j, i \rangle \in \Phi_1$.
- $w_{ji}^s \in \{0, 1\}$ toma el valor de 1, si el índice de nivel del pallet i no es mayor que el del pallet j en la etapa s , 0 de otra manera, $\langle s, j, i \rangle \in \Phi_1$.
- $l_{ji}^s \in \{0, 1\}$ toma el valor de 1, si el pallet i está en la misma fila y el índice de nivel no es mayor que el del pallet j en la etapa s , 0 de otra manera, $\langle s, j, i \rangle \in \Phi_1$.

La función objetivo de ILP1 busca la minimización del número de reorganizaciones través del horizonte de planificación y está codificada por

$$\text{mín } Z_1 = \sum_{\langle s, j, i \rangle \in \Phi_1} y_{ji}^s \quad (1)$$

El conjunto de restricciones presentado a continuación, (2)-(7), caracteriza las condiciones de almacenamiento. En este sentido, las restricciones (2)-(3) aseguran los tiempos de estadía. La restricción (4) asegura que como máximo un pallet sea almacenado en una ubicación, mientras que (5) asegura que no hayan ubicaciones vacías entre pallets almacenados. Debido a que la grúa elevadora ingresa al estante por el primer nivel, la restricción (6) garantiza que el almacenamiento en una ubicación está permitida por los niveles inferiores de una fila.

$$\sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} x_{ibtp}^s = 1, \forall i \in I, A_{is} \leq s \leq D_{is} \quad (2)$$

$$\sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} x_{ibtp}^s = 0, \forall i \in I, s \in [1, A_{is}) \cup s \in (D_{is}, S] \quad (3)$$

$$\sum_{i \in I} x_{ibtp}^s \leq 1, \forall s \in S, b \in B, t \in T, p \in P \quad (4)$$

$$\sum_{i \in I} x_{ibtp}^s \leq \sum_{i \in I} x_{ibt, p-1}^s, \forall s \in S, b \in B, t \in T, 2 \leq p \leq P \quad (5)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{p \in P} x_{ibtp}^s \leq \sum_{i \in I} \sum_{p \in P} x_{ibt'p}^s + 1, \forall s \in S, b \in B, (t, t') \in T, t < t' \quad (6)$$

De forma similar, el conjunto de restricciones presentadas a continuación codifica los requisitos de las

operaciones de recuperación y reorganización. Más precisamente, el conjunto de restricciones (7)-(11) determina si el palet i y el palet que se va a recuperar j están en la misma fila en la etapa s , mientras que el par (12)-(13) determina si el palet i está en un nivel no superior a j en la etapa s . Del mismo modo, las restricciones (14)-(16) explican la linealización de factores cuadráticos. Además, estas restricciones también aseguran que si i y j están en la misma fila, pero i está en un nivel no superior al nivel de j , en la etapa s , entonces $l_{ji}^s = 1$. Las reorganizaciones resultantes de la recuperación de j son modeladas por (17)-19. Si la profundidad de i es mayor que la de j , entonces (18) fuerza a $y_{ji}^s = 1$, y 19 es redundante. Por el contrario, si la profundidad de i es menor que la de j , entonces (19) fuerza a $y_{ji}^s = 0$, y (18) es redundante.

$$|B| u_{ji}^s \geq \sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} b x_{ibt}^s - \sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} b x_{jbt}^s + 1, \forall \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1 \quad (7)$$

$$|B| u_{ji}^s - |B| \leq \sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} b x_{ibt}^s - \sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} b x_{jbt}^s, \forall \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1 \quad (8)$$

$$|B| v_{ji}^s \geq \sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} b x_{jbt}^s - \sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} b x_{ibt}^s + 1, \forall \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1 \quad (9)$$

$$|B| v_{ji}^s - |B| \leq \sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} b x_{jbt}^s - \sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} b x_{ibt}^s, \forall \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1 \quad (10)$$

$$z_{ji}^s = u_{ji}^s + v_{ji}^s - 1, \forall \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1 \quad (11)$$

$$|T| w_{ji}^s \geq \sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} t x_{jbt}^s - \sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} t x_{ibt}^s + 1, \forall \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1 \quad (12)$$

$$|T| w_{ji}^s - |T| \leq \sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} t x_{jbt}^s - \sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} t x_{ibt}^s, \forall \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1 \quad (13)$$

$$l_{ji}^s - z_{ji}^s \leq 0, \forall \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1 \quad (14)$$

$$l_{ji}^s - w_{ji}^s \leq 0, \forall \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1 \quad (15)$$

$$l_{ji}^s - z_{ji}^s - w_{ji}^s \geq -1, \forall \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1 \quad (16)$$

$$y_{ji}^s \leq l_{ji}^s, \forall \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1 \quad (17)$$

$$y_{ji}^s \geq l_{ji}^s - 1 + \left(\sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} p x_{ibt}^s - \sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} p x_{jbt}^s \right) / |P|, \forall \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1 \quad (18)$$

$$\left(\sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} p x_{jbt}^s - \sum_{b \in B} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} p x_{ibt}^s + 1 \right) / |P| \leq 1 - y_{ji}^s, \forall \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1 \quad (19)$$

Las siguientes restricciones, (20)-(21) son las llamadas restricciones de precedencia, y aseguran que los pallets que no fueron reorganizados conserven sus posiciones en la siguiente etapa (de lo contrario, estas restricciones son redundantes).

$$x_{ibt p}^{s+1} - x_{ibt p}^s \geq \sum_{j \in J: i \neq j} -y_{ji}^s, \forall \langle s, i, b, t, p \rangle \in \Omega \quad (20)$$

$$x_{ibt p}^s - x_{ibt p}^{s+1} \geq \sum_{j \in J: i \neq j} -y_{ji}^s, \forall \langle s, i, b, t, p \rangle \in \Omega. \quad (21)$$

Adicionalmente, las restricciones

$$x_{ibt p}^0 = X_{ibt p}, \forall i \in I, b \in B, t \in T, p \in P, \quad (22)$$

corresponden a las asociadas con la configuración inicial del inventario en el almacén (cuando es un parámetro de entrada) con la correspondiente variable de decisión asociada. Finalmente, la naturaleza de las variables de decisión es denotada por

$$x_{ibt p}^s \in \{0, 1\}, \forall s \in S, i \in I, b \in B, t \in T, p \in P \quad (23)$$

$$w_{ji}^s, v_{ji}^s, z_{ji}^s, w_{ji}^s, l_{ji}^s, y_{ji}^s \in \{0, 1\}, \forall \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1. \quad (24)$$

La naturaleza computacional de DIPR es caracterizada por los siguientes resultados.

Proposición 1 *DIPR es NP-Hard*

La corrección del resultado se deriva del hecho de que el Problema de Apilamiento de Contenedores (CSP, por su sigla en inglés) es equivalente a DIPR cuando $T = 1$; dado que CSP es NP-hard, como se muestra en (Avriel *et al.*, 2000), luego DIPR también es NP-Hard.

2.3.3. Modelo generalizado para múltiples sistemas de almacenamientos

En esta subsección, se presenta un modelo ILP adicional que se denominará ILP2. Se establecen dos claras diferencias con respecto a ILP1. Primero, considerar $\mathfrak{R}_{t'p'}^{tp} \in \{0, 1\}$, un parámetro que toma el valor 1 cuando el acceso a la ubicación (t, p) es bloqueada por la ubicación (t', p') . Este nuevo parámetro proporciona flexibilidad para que el modelo se pueda adaptar a múltiples sistemas de almacenamiento. En segundo lugar, el problema se formula utilizando una estrategia de preparación previa. El problema de preparación previa (que se describe en Bortfeldt y Forster, 2012; Lee y Chao, 2009; Lee y Hsu, 2007; Wang *et al.*, 2015) es el problema asociado al reposicionamiento de las cargas unitarias de modo que ninguna o pocas reorganizaciones sean generadas al momento de carga de un camión. De esta manera, la nueva formulación propuesta significa que durante las etapas de recuperación las cargas unitarias almacenadas en cualquier ubicación de la estantería puedan ser reorganizadas (modelo no restringido).

Para la formulación ILP2, se requiere la siguiente variable de decisión;

$$\varphi_{ik}^s \in \{0, 1\} \quad \text{toma el valor de 1, si el pallet } k \text{ es reorganizado en la reorganización de } i \text{ en la etapa } s, 0 \text{ de otra manera, } \langle s, i, k \rangle \in \Phi_2.$$

Teniendo en cuenta las variables presentadas anteriormente, las restricciones requeridas para modelar las condiciones de recuperación y reorganización están dadas por,

$$y_{ji}^s - \mathfrak{R}_{t'p'}^{tp} \left(x_{jbt'p}^s + x_{ibt'p'}^s \right) \geq -1, \forall b \in B, \langle s, j, i \rangle \in \Phi_1, (t, t') \in T, (p, p') \in P \quad (25)$$

$$\varphi_{ik}^s - \mathfrak{R}_{t'p'}^{tp} \left(x_{ibt'p}^s + x_{kbt'p'}^s \right) \geq -2 + \sum_{\langle s, j, i \rangle \in \Phi_1} y_{ji}^s, \forall b \in B, \langle s, i, k \rangle \in \Phi_2, (t, t') \in T, (p, p') \in P \quad (26)$$

$$\varphi_{ik}^s \leq y_{jk}^s, \forall \langle s, j, i, k \rangle \in (\Phi_1 \cap \Phi_2). \quad (27)$$

Además, las restricciones

$$\varphi_{ik}^s \in \{0, 1\}, \forall \langle s, i, k \rangle \in \Phi_2 \quad (28)$$

son requeridas para modelar la naturaleza de la nueva variable. Consecuentemente, la formulación de ILP2 es dada por

$$Z_2 = \min \{(1) \mid (2)-(6), (20)-(23), (25)-(28)\}.$$

Notar que $\Phi_1 \cup A_{is} : A_{is} = 1$, también permite operaciones de reorganización en etapas de almacenamiento. La formulación de esta nueva variante viene dada por

$$Z'_2 = \min \{(1) \mid (2)-(5), (20)-(23), (25)-28\}.$$

El lector debe ser consciente de que la solución de esta variante está fuera del alcance de este documento, pero debe ser parte de una agenda de investigación adicional.

Las instancias de ambos, ILP1 e ILP2, se abordan por medio de una herramienta comercial; los resultados computacionales resultantes se informan y analizan en la subsección 2.4.

2.3.4. Algoritmo goloso aleatorizado

En esta subsección se presenta un algoritmo goloso aleatorizado (GR), ideado para encontrar soluciones aproximadas para DIPR. Los algoritmos GR se encuentran entre las estrategias más efectivas para resolver problemas de optimización compuestos por variables binarias (como el DIPR) y se han aplicado a una amplia gama de problemas (Resende y Ribeiro, 2014).

Inicialmente, la rutina descrita en el Algoritmo 1 comienza recorriendo todas las etapas pertenecientes al horizonte de planificación. En una etapa de almacenamiento, el Algoritmo 2 asegura que los pallets sean colocados en una ubicación factible, mientras que en una etapa de recuperación, el Algoritmo 3 identifica y reorganiza los pallets bloqueantes. De esta forma, los Algoritmos 2 y 3 construyen una solución paso a paso. Una vez que se construye una solución (codificada por la variable $x_{ibt'p}^{s*}$), las posiciones se rastrean para determinar el número total de reorganizaciones (representadas por Z_3). Los detalles de ambos algoritmos

se presentarán en el resto de esta subsección.

Algoritmo 1 Algoritmo greedy aleatorizado

```

1:  $M = IteracionesMax$ 
2: Para Todo  $m = 1, \dots, M$  Hacer
3:   Para Todo  $s \in S, i \in I$  Hacer
4:     Si  $A_{is} = 1$  Entonces
5:        $x_{ibt_p}^s \leftarrow AlgoritmoAlmacenamiento(i)$ 
6:     Fin Si
7:     Si  $D_{is} = 1$  Entonces
8:        $x_{ibt_p}^s \leftarrow AlgoritmoRecuperación(i)$ 
9:     Fin Si
10:   Fin Para Todo
11:    $Z_3 \leftarrow ContarReorganizaciones(x_{ibt_p}^s)$ 
12:   Si  $Z_3 < Z_3^*$  Entonces
13:      $Z_3^* \leftarrow Z_3$ 
14:      $x_{ibt_p}^{s^*} \leftarrow x_{ibt_p}^s$ 
15:   Fin Si
16: Fin Para Todo
17: Devolver  $Z_3^*, x_{ibt_p}^{s^*}$ 

```

Algoritmo almacenamiento El primer paso de la rutina descrita en el Algoritmo 2 consiste en identificar el conjunto de ubicaciones candidatas, denotado por C . El conjunto C está compuesto por todos los elementos (ubicaciones de almacenamiento) e que se pueden incorporar a la solución parcial en construcción sin destruir factibilidad. Una ubicación puede ser un candidato de almacenamiento, si cumple con todas las condiciones presentadas en la Sección 2.1. Una vez que la lista de candidatos ha sido finalizada, se calcula el costo parcial $c(e)$, de cada elemento. En este documento, los costos parciales están representados por la cantidad de reorganizaciones potenciales que estarían involucradas para almacenamiento en un candidato e .

El siguiente paso es la creación de una lista restringida de candidatos (RCL, por su sigla en inglés). Para lograr esto, se incluye un elemento e en la RCL si su costo parcial $c(e)$ cae dentro del intervalo $[S_{min}; S_{min} + \alpha(S_{max} - S_{min})]$, donde S_{min} y S_{max} son, respectivamente, el costo parcial más bajo y más alto obtenido, mientras que α es un escalar que varía entre 0 y 1. Si el valor de α es 0, no hay aleatoriedad en la elección, mientras que un valor de α igual a 1 significa que la elección es totalmente aleatoria. A continuación, el siguiente elemento de solución se elige aleatoriamente del conjunto RCL.

Algoritmo 2 Algoritmo almacenamiento

Input: i

- 1: $C \leftarrow \{\emptyset\}$ (Conjunto de candidatos)
- 2: $S \leftarrow \{\emptyset\}$ (Costo parcial de candidatos)
- 3: $RCL \leftarrow \{\emptyset\}$ (Lista restringida de candidatos)
- 4: Inicializar conjunto de candidatos : $C \leftarrow E$
- 5: **Para Todo** $e \in C$ **Hacer**
- 6: $S \leftarrow S \cup \{c(e)\}$
- 7: **Fin Para Todo**
- 8: **Para Todo** $e \in C$ **Hacer**
- 9: **Si** $S_{min} \leq c(e) \leq S_{min} + \alpha(S_{max} - S_{min})$ **Entonces**
- 10: $RCL \leftarrow RCL \cup \{e\}$
- 11: **Fin Si**
- 12: **Fin Para Todo**
- 13: $x_{ibt}^s \leftarrow Random(RCL)$
- 14: **Devolver** x_{ibt}^s

Algoritmo recuperación Al recuperar un pallet, el Algoritmo 3 identifica el conjunto de unidades de carga bloqueantes R . Cuando este conjunto no está vacío, los pallets se clasifican desde la etapa de recuperación más alta a la más baja, y luego se ingresan uno por uno como argumentos en el Algoritmo 2. El último paso corresponde a la recuperación del pallet j .

Algoritmo 3 Algoritmo recuperación

Input: j

- 1: $R \leftarrow \{\emptyset\}$ (Conjunto de pallets a reorganizar)
- 2: Inicializar: $R \leftarrow I$
- 3: **Si** $R \neq \emptyset$ **Entonces**
- 4: $R \leftarrow Sort(R)$
- 5: **Para Todo** $i \in R$ **Hacer**
- 6: $x_{ibt}^s \leftarrow AlgoritmoAlmacenamiento(i)$
- 7: **Fin Para Todo**
- 8: **Fin Si**
- 9: $x_{ibt}^s \leftarrow Recuperar(j)$
- 10: **Devolver** x_{ibt}^s

Calibración La calibración de los algoritmos presentados anteriormente constituye un proceso fundamental para obtener soluciones más precisas (cerca del óptimo) en tiempos computacionales razonablemente cortos. El principal (y único) elemento que se debe ajustar es el escalar α , responsable del mayor componente aleatorio del algoritmo.

La calibración se realiza con 4 diferentes instancias sintéticas que siguen el patrón de almacenamiento FIFO, que es explicado con mayor detalle en la siguiente subsección.

El procedimiento de calibración se basa en el presentado por los autores en Resende y Ribeiro (2014), el cual propone correr mil veces el método constructivo de soluciones para cada valor de α . Este parámetro toma valores entre 0 y 1, partiendo desde 0, e incrementándose en 0.1 luego de 1000 iteraciones. Los resultados de esta calibración pueden ser vistos en la Figura 4, donde los diferentes *boxplot* representan el número total de reorganizaciones realizadas para cada instancia ejecutada y para cada valor de α .

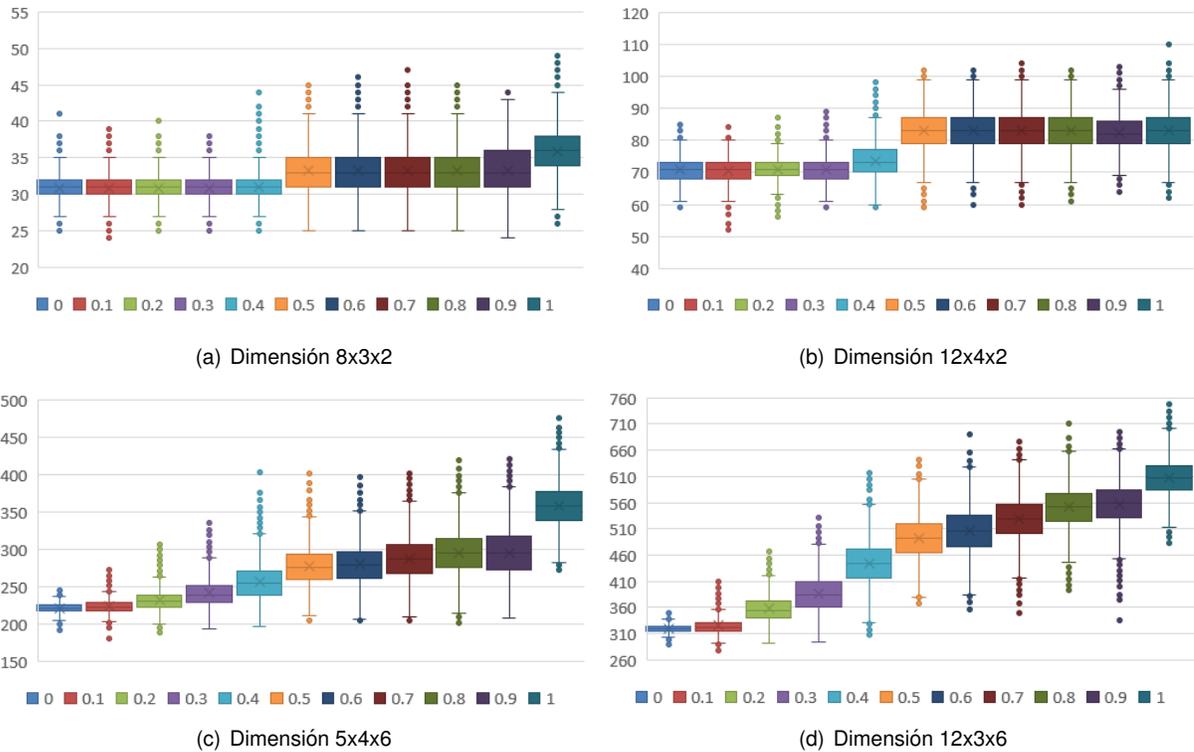


Figura 4: *Boxplot* calibración algoritmo goloso aleatorizado.

En la Figura 4 es posible observar que el mejor valor para α es 0.1, debido a que se obtienen mejores soluciones. A medida que el valor del escalar se incrementa, las soluciones en promedio empeoran su calidad, lo mismo ocurre para la mejor y peor solución encontrada.

2.4. Resultados computacionales: instancias sintéticas

En esta sección, se presentan los resultados computacionales obtenidos sobre la resolución de instancias sintéticas de referencia para DIPR.

Detalles de implementación Los modelos ILP, ILP1 y ILP2 se resolvieron utilizando CPLEX 12.6.3 (configuración predeterminada), mientras que el algoritmo GR se implementó en JAVA. Ambos enfoques se ejecutaron en una PC Intel Core i7-5820K con una CPU de 3.30GHz y 32 GB de RAM. Se estableció un tiempo límite de ejecución de 3600 segundos en todos los casos.

En la primera parte del análisis computacional, y principalmente para fines de comparación, se utilizaron dos tipos de instancias sintéticas, RANDOM y FIFO, que se describen a continuación.

Resultados en instancias RANDOM En este tipo de instancias, las etapas de almacenamiento A_{i_s} se generan a partir de una distribución uniforme $U(1, S - 1)$, mientras que las etapas de recuperación D_{i_s} se generan a partir de una distribución uniforme $U(A_{i_s} + 1, S)$. Considerar, $B \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$, $T \in \{2, 3, 4\}$ y

$P \in \{2, 4, 6\}$. Por lo tanto, hay un total de 45 tamaños de estantería, y para cada uno de ellos se generan 10 instancias para un total de $I = BTP$ pallets. Este proceso de generación sigue el procedimiento presentado en (Chen *et al.*, 2016).

La Tabla 2 informa las estadísticas sobre el número de reorganizaciones asociadas a las soluciones logradas por cada uno de los enfoques considerados. En esta tabla, cada fila está asociada con un tamaño de rack. Por lo tanto, para cada estrategia (ILP1, ILP2 y GR) se informa el valor de la función objetivo mínima, promedio y máxima alcanzada al resolver las 10 instancias aleatorias correspondientes. Por ejemplo, con un tamaño de rack dado por 2 filas ($B = 2$), 2 niveles ($T = 2$) y una profundidad de 6 pallets ($P = 6$), se tiene que $Z_1^{min} = 4$, lo que significa que al comparar la mejor solución encontrada de cada una de las 10 instancias, la que requiere la menor cantidad de reorganizaciones requiere 4 de ellas. Del mismo modo, el que requiere la mayor cantidad de reorganizaciones es de 18 (es decir, $Z_1^{max} = 18$), y el número promedio de reorganizaciones requeridas es 10 (es decir, $\bar{Z}_1 = 10$). Se puede realizar un análisis similar para ILP2 y GR.

La Tabla 3, similar a la Tabla 2, informa las estadísticas (valores mínimo, promedio y máximo) de la calidad de las soluciones calculadas por los diferentes enfoques. Para el caso de los enfoques ILP1 e ILP2, la tabla muestra las estadísticas de los gaps primal/dual (medidos como %) alcanzados, cuando sea posible, por CPLEX dentro del límite de tiempo. Para el caso del enfoque GR, la tabla informa el valor promedio de la diferencia relativa (medida como %) del número de reorganizaciones obtenidas por el algoritmo GR con respecto a las alcanzadas por el modelo ILP1 e ILP2 (cuando sea posible). Finalmente, la Tabla 4 informa, para diferentes tamaños de estantería, estadísticas (valores mínimo, promedio y máximo) de los tiempos de ejecución (en segundos), asociados a cada uno de los enfoques algorítmicos propuestos.

De los resultados reportados en Tablas 2, 3 y 4, es posible concluir que los enfoques basados en ILP (ILP1 y ILP2), no pueden ser computacionalmente efectivos incluso para instancias relativamente pequeñas. Por ejemplo, para $B = 2$, $T = 3$ y $P = 6$, ambos enfoques no pueden entregar soluciones, con una hora, para cualquiera de los 10 problemas asociados con ese tamaño de estantería. Por el contrario, el enfoque GR es capaz de encontrar soluciones para todas las instancias en tiempos de ejecución muy cortos (como se puede ver en Tabla 4). Lo que es más importante, el enfoque GR no solo es computacionalmente eficiente, sino que también es capaz de encontrar *muy* buenas soluciones, como se informa en las Tablas 2 y 3. A partir de estas tablas, se puede concluir que, cuando es posible una comparación, las soluciones calculadas por el algoritmo GR no son solo iguales que las encontradas por los enfoques ILP, sino que pueden ser mucho mejores (por ejemplo, $B = 2$, $T = 3$ y $P = 4$), y se encuentran en tiempos de ejecución más cortos.

Una de las deficiencias del análisis presentado para las instancias RANDOM es que, en muchos de estos casos, la solución óptima es trivial, es decir, no se necesita reorganizaciones. Tal inconveniente se aborda introduciendo otro conjunto de instancias sintéticas, y los resultados correspondientes se informan a continuación.

Esterería			ILP1			ILP2			Goloso Aleatorizado		
B	T	P	Z_1^{min}	Z_1	Z_1^{max}	Z_2^{min}	Z_2	Z_2^{max}	Z_3^{min}	Z_3	Z_3^{max}
1	2	2	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00	0
		4	0	1.90	4	0	1.90	4	0	1.90	4
		6	1	3.30	5	1	3.10	5	1	3.30	5
	3	2	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00	0
		4	0	0.60	5	0	0.60	5	0	0.60	5
		6	0	3.80	8	0	6.20	22	0	3.80	8
	4	2	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00	0
		4	0	1.10	3	0	1.10	3	0	1.10	3
		6	0	5.50	16	0	35.30	106	0	4.00	11
2	2	2	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00	0
		4	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00	0
		6	4	10.00	18	4	34.70	84	1	3.10	5
	3	2	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00	0
		4	0	0.60	4	0	4.10	36	0	0.20	1
		6	*	*	*	*	*	*	0	2.20	6
	4	2	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00	0
		4	*	*	*	7	60.00	122	0	0.50	4
		6	*	*	*	*	*	*	2	5.80	11
3	2	2	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00	0
		4	0	0.80	8	0	0.60	6	0	0.10	1
		6	*	*	*	*	*	*	0	2.20	6
	3	2	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00	0
		4	*	*	*	*	*	*	0	0.20	2
		6	*	*	*	*	*	*	0	3.10	11
	4	2	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00	0
		4	*	*	*	*	*	*	0	0.10	1
		6	*	*	*	*	*	*	0	6.00	13
4	2	2	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00	0
		4	*	*	*	0	3.50	26	0	0.00	0
		6	*	*	*	*	*	*	0	2.40	6
	3	2	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00	0
		4	*	*	*	*	*	*	0	0.00	0
		6	*	*	*	*	*	*	0	5.20	15
	4	2	*	*	*	0	0.00	0	0	0.00	0
		4	*	*	*	*	*	*	0	0.30	1
		6	*	*	*	*	*	*	4	8.60	18
5	2	2	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00	0
		4	*	*	*	*	*	*	0	0.00	0
		6	*	*	*	*	*	*	0	0.80	2
	3	2	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00	0
		4	*	*	*	*	*	*	0	0.00	0
		6	*	*	*	*	*	*	0	5.60	14
	4	2	*	*	*	*	*	*	0	0.00	0
		4	*	*	*	*	*	*	0	0.70	2
		6	*	*	*	*	*	*	4	11.00	24

Tabla 2: Valor objetivo (reorganizaciones) para ILP1, ILP2 y GR en instancias RANDOM. (*CPLEX no logra alcanzar una cota primal o presenta problemas de memoria).

Resultados en instancias FIFO En este tipo de instancias, el almacenamiento y recuperación sigue una política FIFO, es decir, el i -ésimo pallet almacenado es el i -ésimo pallet recuperado. Las instancias se generaron teniendo en cuenta $B \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$, $T \in \{2, 3, 4\}$ and $P \in \{2, 4, 6\}$. Por lo tanto, hay un total de 45 tamaños de estantería, y para cada uno de ellos, se generan $I = BTP$ pallets. De esta forma, se utiliza el 100 % de la capacidad de la estantería y luego se vacía por completo, lo que representa el peor caso y, por lo tanto, es la instancia más difícil de resolver.

La Tabla 5 informa los resultados resumidos para instancias FIFO. Las columnas asociadas al modelo ILP1 (respectivamente ILP2), informe la función objetivo calculada (columna Z_1 , resp. Z_2), el gap primal/dual alcanzado (columna GAP (%)) y el tiempo CPU (columna CPU(s)). Las columnas correspondientes al algoritmo GA, informan la función objetivo de las soluciones calculadas (columna Z_3), la diferencia relativa de tales soluciones con respecto a la alcanzada por ILP1 (columna $DIF_1(\%)$) y ILP2 (columna $DIF_2(\%)$)

Estantería			ILP1			ILP2			Goloso Aleatorizado		
B	T	P	<i>min</i> (%)	<i>av</i> (%)	<i>max</i> (%)	<i>min</i> (%)	<i>av</i> (%)	<i>max</i> (%)	<i>DIF</i> ₁ (%)	<i>DIF</i> ₂ (%)	
1	2	2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
		4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
		6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.06	
	3	2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
		4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
		6	0.00	0.00	0.00	0.00	49.26	100	0.00	-63.16	
	4	2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
		4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
		6	0.00	62.71	100	0.00	80.00	100	-37.50	-783	
	2	2	2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
			4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
			6	100	100	100	100	100	100	-223	-1019
3		2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
		4	0.00	20.00	100	0.00	20.00	100.0	-200	-1950	
		6	*	*	*	*	*	*	**	**	
4	2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00		
	4	*	*	*	100	100	100	**	-11900		
	6	*	*	*	*	*	*	**	**		
3	2	2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
		4	0.00	10.00	100	0.00	10.00	100	-700	-500	
		6	*	*	*	*	*	*	**	**	
	3	2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
		4	*	*	*	*	*	*	**	**	
		6	*	*	*	*	*	*	**	**	
4	2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00		
	4	*	*	*	*	*	*	**	**		
	6	*	*	*	*	*	*	**	**		
4	2	2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
		4	*	*	*	0.00	30.00	100	**	**	
		6	*	*	*	*	*	*	**	**	
	3	2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
		4	*	*	*	*	*	*	**	**	
		6	*	*	*	*	*	*	**	**	
4	2	*	*	*	0.00	0.00	0.00	**	0.00		
	4	*	*	*	*	*	*	**	**		
	6	*	*	*	*	*	*	**	**		
5	2	2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
		4	*	*	*	*	*	*	**	**	
		6	*	*	*	*	*	*	**	**	
	3	2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
		4	*	*	*	*	*	*	**	**	
		6	*	*	*	*	*	*	**	**	
4	2	*	*	*	*	*	*	**	**		
	4	*	*	*	*	*	*	**	**		
	6	*	*	*	*	*	*	**	**		

Tabla 3: Gaps obtenidos en la ejecución de ILP1, ILP2 y GR en instancias RANDOM (*CPLEX no logra alcanzar una cota primal o presenta problemas de memoria, ** la solución heurística no puede ser comparada con las soluciones de ILP1 y/o ILP2).

y el tiempo de ejecución (columna CPU(s)).

Al observar la tabla, se puede concluir que, al igual que para las instancias RANDOM, el enfoque ILP2 permite encontrar soluciones para un conjunto mayor de instancias en comparación con ILP1. Sin embargo, en ambos casos, la mayoría de las instancias no se pueden resolver dentro del tiempo límite. Del mismo modo, y siguiendo el patrón presentado para el conjunto de instancias RANDOM, el algoritmo GR es capaz de proporcionar soluciones bastante buenas en tiempos de ejecución bastante cortos, con la excepción de 5 de los 45 casos en los que el enfoque GR requiere más de 200 segundos para encontrar la solución correspondiente.

Esterantería			ILP1			ILP2			Goloso Aleatorizado		
B	T	P	min(s)	av (s)	max(s)	min(s)	av (s)	max(s)	min(s)	av (s)	max(s)
1	2	2	0.08	0.28	0.55	0.08	0.27	0.56	0.00	0.01	0.01
		4	0.34	0.97	0.77	0.38	0.98	2.02	0.00	0.01	0.02
		6	0.41	1.40	4.53	0.72	6.12	23.59	0.00	0.05	0.06
	3	2	0.19	0.38	0.63	0.16	0.36	0.53	0.00	0.01	0.02
		4	0.53	5.03	6.91	1.08	4.77	12.00	0.00	0.07	0.09
		6	1.55	566	1063	9.31	2329	TL	0.00	3.51	4.51
	4	2	0.13	0.47	0.63	0.24	0.45	1.08	0.00	0.02	0.10
		4	1.16	58.05	93.74	2.64	378	1444	0.01	0.56	1.76
		6	81.00	2591	TL	107.31	3248	TL	0.13	8.05	16.71
2	2	2	0.13	0.41	0.59	0.11	0.41	0.66	0.00	0.01	0.01
		4	0.70	1.24	1.84	0.66	2.23	4.92	0.01	0.08	0.22
		6	TL	TL	TL	TL	TL	TL	0.10	3.75	6.00
	3	2	0.38	0.74	0.97	0.52	1.20	1.97	0.00	0.04	0.10
		4	3.95	790	TL	8.33	845	TL	0.00	1.84	4.71
		6	TL	TL	TL	TL	TL	TL	0.63	12.24	16.84
	4	2	1.16	1.91	3.06	1.61	4.01	6.41	0.01	0.05	0.17
		4	TL	TL	TL	TL	TL	TL	0.01	4.80	12.12
		6	TL	TL	TL	TL	TL	TL	7.35	48.20	64.27
3	2	2	0.53	0.72	0.83	0.53	0.72	1.437	0.01	0.02	0.04
		4	5.70	457	TL	8.55	394	TL	0.01	0.70	3.20
		6	TL	TL	TL	TL	TL	TL	0.10	16.36	26.91
	3	2	1.72	2.88	4.45	1.44	2.02	2.84	0.01	0.04	0.08
		4	TL	TL	TL	TL	TL	TL	0.00	2.32	8.28
		6	TL	TL	TL	TL	TL	TL	2.01	29.19	42.58
	4	2	10.16	181	656	2.44	8.40	33.83	0.01	0.06	0.27
		4	TL	TL	TL	TL	TL	TL	0.10	10.83	19.33
		6	TL	TL	TL	TL	TL	TL	6.18	76.86	131.97
4	2	2	0.78	1.36	1.88	0.61	1.26	1.88	0.01	0.03	0.05
		4	TL	TL	TL	89.11	2185	TL	0.01	0.76	1.70
		6	TL	TL	TL	TL	TL	TL	0.17	30.77	50.55
	3	2	2.23	62.55	273	1.25	5.05	10.80	0.01	0.03	0.09
		4	TL	TL	TL	TL	TL	TL	0.03	6.17	11.15
		6	TL	TL	TL	TL	TL	TL	6.52	58.66	102
	4	2	TL	TL	TL	4.53	33.31	124.77	0.01	0.07	0.38
		4	TL	TL	TL	TL	TL	TL	1.14	18.37	32.58
		6	TL	TL	TL	TL	TL	TL	8.78	96.75	190
5	2	2	1.55	3.57	6.89	1.38	2.16	3.41	0.01	0.03	0.07
		4	TL	TL	TL	TL	TL	TL	0.01	1.59	5.89
		6	TL	TL	TL	TL	TL	TL	0.22	47.90	92.61
	3	2	33.11	563	1474	3.47	8.40	16.81	0.00	0.05	0.22
		4	TL	TL	TL	TL	TL	TL	0.03	5.18	13.73
		6	TL	TL	TL	TL	TL	TL	0.63	55.86	115
	4	2	TL	TL	TL	TL	TL	TL	0.01	0.10	0.34
		4	TL	TL	TL	TL	TL	TL	2.12	21.78	52.08
		6	TL	TL	TL	TL	TL	TL	7.24	146	233

Tabla 4: Tiempos de ejecución para ILP1, ILP2 y GR en instancias RANDOM.

Discusión adicional De los resultados obtenidos al resolver las dos instancias, RANDOM y FIFO, parece claro que tiempos de estadía más largos resultan en instancias mucho más difíciles. Este fenómeno puede explicarse por el hecho de que, cuanto más tiempo debe permanecer una unidad de carga en la estantería, es más probable que requiera reorganizaciones adicionales. Por el contrario, las instancias con menores tiempos de permanencia pueden resolverse en el nodo raíz (cuando se resuelven con ILP1 y/o ILP2).

La Figura 5 muestra un resumen de las soluciones logradas por los diferentes enfoques algorítmicos en las instancias consideradas. Cada gráfico muestra el valor de la función objetivo (“Reorganizaciones”, en el eje *y*) alcanzada por la estrategia correspondiente (ILP1, ILP2 o GR) para diferentes configuraciones de las

Esterantería			ILP1			ILP2			Goloso Aleatorizado			
B	T	P	Z ₁	GAP (%)	CPU(s)	Z ₂	GAP (%)	CPU(s)	Z ₃	DIF ₁ (%)	DIF ₂ (%)	CPU(s)
1	2	2	2	0.00	0.02	2	0.00	0.52	2	0.00	0.00	0.01
			4	6	0.00	0.42	6	0.00	1.81	6	0.00	0.02
			6	10	0.00	8.24	10	0.00	169	10	0.00	0.07
	3	2	3	0.00	0.19	3	0.00	0.31	3	0.00	0.00	0.02
			4	11	0.00	205	10	0.00	2113	11	0.00	0.09
			6	21	56.90	TL	71	98.31	TL	22	4.55	10.21
	4	2	4	0.00	2.00	4	0.00	2.48	4	0.00	0.00	0.02
			4	17	59.20	TL	13	92.61	TL	17	0.00	3.46
			6	*	*	TL	204	99.74	TL	30	**	20.87
2	2	2	4	0.00	3.44	4	0.00	2.30	4	0.00	0.00	0.01
			4	12	82.20	TL	13	88.46	TL	12	0.00	2.82
			6	*	*	TL	207	99.75	TL	20	**	7.23
	3	2	6	56.07	TL	6	64.57	TL	6	0.00	0.00	0.10
			4	*	*	TL	171	99.83	TL	22	**	12.55
			6	*	*	TL	*	*	TL	45	**	19.45
	4	2	9	87.79	TL	9	93.30	TL	8	-12.50	-12.50	0.49
			4	*	*	TL	*	*	TL	34	**	51.06
			6	*	*	TL	*	*	TL	63	**	78.21
3	2	2	6	58.87	TL	6	66.96	TL	6	0.00	0.00	0.06
			4	*	*	TL	160	99.82	TL	18	**	15.29
			6	*	*	TL	*	*	TL	31	**	30.10
	3	2	9	88.86	TL	14	97.71	TL	9	0.00	-55.56	0.90
			4	*	*	TL	*	*	TL	34	**	46.20
			6	*	*	TL	*	*	TL	70	**	47.88
	4	2	*	*	TL	135	99.80	TL	12	**	-1025	8.25
			4	*	*	TL	*	*	TL	53	**	72.24
			6	*	*	TL	*	*	TL	95	**	150
4	2	2	8	86.37	TL	8	87.49	TL	8	0.00	0.00	0.05
			4	*	*	TL	*	*	TL	24	**	52.67
			6	*	*	TL	*	*	TL	42	**	134
	3	2	*	*	TL	104	99.28	TL	12	**	-767	1.43
			4	*	*	TL	*	*	TL	45	**	174
			6	*	*	TL	*	*	TL	94	**	170
	4	2	*	*	TL	231	99.97	TL	16	**	-1344	15.17
			4	*	*	TL	*	*	TL	71	**	167
			6	*	*	TL	*	*	TL	129	**	479
5	2	2	10	92.50	TL	11	90.91	TL	10	0.00	-10.00	0.09
			4	*	*	TL	*	*	TL	30	**	93.35
			6	*	*	TL	*	*	TL	55	**	209
	3	2	*	*	TL	192	99.97	TL	15	**	-1180	8.20
			4	*	*	TL	*	*	TL	58	**	290
			6	*	*	TL	*	*	TL	116	**	332
	4	2	*	*	TL	*	*	TL	20	**	**	31.40
			4	*	*	TL	*	*	TL	90	**	313
			6	*	*	TL	*	*	TL	166	**	765

Tabla 5: Resultados de los experimentos computacionales en instancias FIFO (*CPLEX no logra alcanzar una cota primal o presenta problemas de memoria, ** la solución heurística no puede ser comparada con las soluciones de ILP1 y/o ILP2).

instancias generadas. Las instancias (tanto FIFO como RANDOM) se caracterizan por el “número de filas” (eje x), el número de niveles (indicado por “T”), y la profundidad de la estantería (indicada por “P”).

De la Figura 5 se puede identificar que para el caso de las instancias FIFO, la cantidad de reorganizaciones aumenta al aumentar el número de filas, número de niveles y la profundidad de la estantería. Esto resulta particularmente claro cuando se observan las diferentes curvas asociadas al enfoque GR. Por el contrario, para las instancias RANDOM, dado que los tiempos de estadía no siguen un patrón claro, no existe una relación directa entre el número de reorganizaciones y las características dimensionales de la estantería; esto también es claro al observar las curvas resultantes asociadas al enfoque GR.

Complementariamente, la Figura 5 también muestra cómo fallan los enfoques ILP1 e ILP2 al proporcionar soluciones factibles, dentro del tiempo límite, para varios casos en ambas clases de instancias. Sin embargo, esta situación es mucho más crítica para el caso de las instancias RANDOM. Como se puede ver, ILP1 es capaz de encontrar pocas soluciones para instancias con más de 1 fila y solamente para un par de instancias con dos niveles. Del mismo modo, ILP2 también tiene un rendimiento bajo al aumentar el tamaño de la estantería.

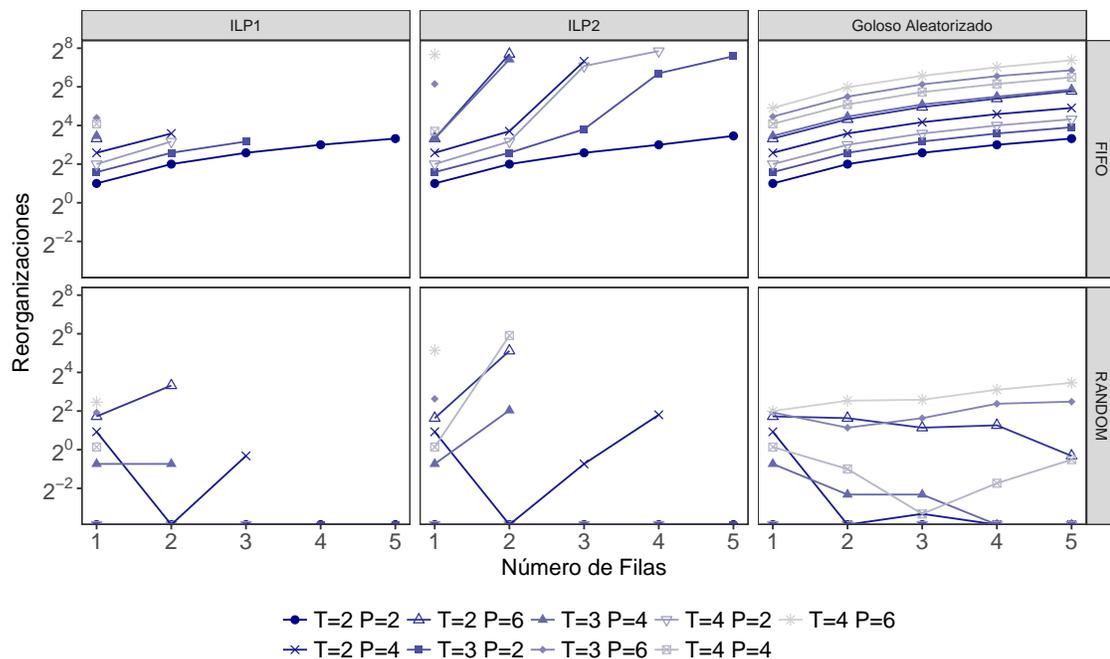


Figura 5: Comparación de soluciones obtenidas a través de los diferentes enfoques en instancias FIFO y RANDOM (“T” indica el número de niveles, y “P” indica la profundidad de la estantería).

2.5. Caso de estudio

En esta sección, se informa sobre una aplicación del enfoque algorítmico propuesto en las secciones anteriores. El contexto de aplicación corresponde a Frunar Ltda., una compañía de almacenamiento y distribución, ubicada en la región central de Chile. La capacidad de almacenamiento de la empresa está

compuesta por 14 cámaras de congelación, que pueden almacenar, en total, 6.000 pallets a -18C. La compañía actualmente emplea una política de clasificación llamada “ABC”. Esta política clasifica los productos en tres grupos; A, B y C. Para los productos de la categoría A, es preferible dedicar las capas frontales del estante, debido a su rápida rotación; mientras que, en el otro extremo, la rotación de los productos de la categoría C es más lenta, por lo que se almacenan a *mayor* profundidad en la estantería.

La dimensión de la cámara de almacenamiento en frío seleccionada para el caso estudio es de 10 metros de alto, 18 metros de largo, 12 metros de ancho y está equipada con estantes de almacenamiento compactos tipo *drive-in* (ver Figura 6). En un lado del pasillo, la capacidad de almacenamiento está dada por 12 filas, con 4 niveles de carga y 6 ubicaciones de profundidad, mientras que en el otro costado del pasillo tiene 12 filas, con 4 niveles de carga y 2 ubicaciones de profundidad. Por lo tanto, la cámara de almacenamiento tiene capacidad de almacenamiento para 384 pallets.

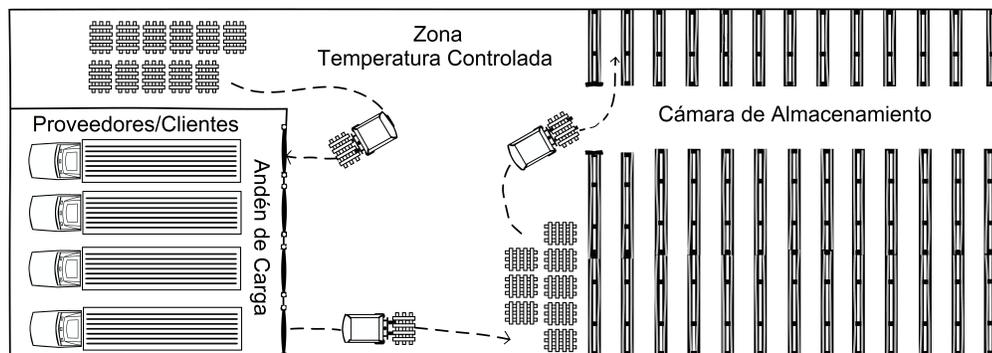


Figura 6: Cámara de almacenamiento en frío para el caso de estudio - Frunar Ltda.

En entornos de la vida real, como el de la empresa considerada, quienes toman las decisiones generalmente no tienen una certeza total, incluso en períodos cortos como semanas, con respecto al futuro *flujo de trabajo* hacia y desde las cámaras de almacenamiento, es decir, el volumen de carga/descarga de camiones. Para lidiar con tal dinámica, los tomadores de decisiones típicamente incorporan las llamadas estrategias de horizonte rodante (Bredström *et al.*, 2013; Sahin *et al.*, 2013), que permiten actualizar dinámicamente las decisiones a medida que los datos verdaderos se revelan a través del tiempo. Por lo general, se aplica un esquema de horizonte rodante como se muestra en la Figura 7, y funciona de acuerdo con un esquema iterativo, como el presentado en el Algoritmo 4, que se puede resumir de la siguiente manera. Una herramienta de toma de decisiones (por ejemplo, una basada en el algoritmo GR propuesto) se utiliza para diseñar las decisiones que se tomarán para un horizonte de, por ejemplo, p días (ver línea 1). No obstante, se supone que dichas decisiones se deben actualizar después de, por ejemplo, f días ($f < p$), ya que es probable que la decisión ya diseñada no funcione correctamente con los nuevos datos disponibles (ver línea 2). Dicho período de f días, es conocido como *intervalo congelado*, mientras que los $p - f$ días restantes son referidos como *intervalo de anticipación*. Al final del f -ésimo día (denotado como f'), los datos de entrada se actualizan (ver las líneas 5 y 6), y la herramienta de decisión se ejecuta nuevamente para un horizonte de p días (ciclo dentro de las líneas 4-12), suponiendo que después de f días, el proceso se

repetirá (ver línea 11), y las decisiones deberán ser reprogramadas. Tal esquema se aplica iterativamente a lo largo de todo el horizonte de planificación.

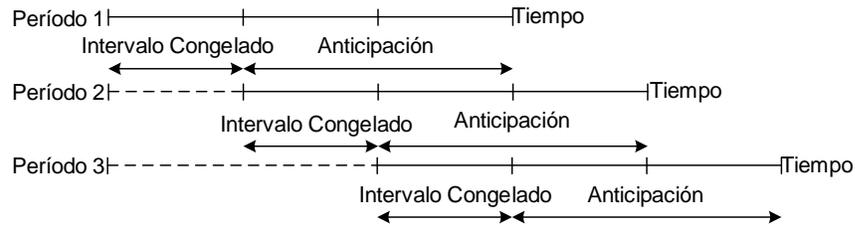


Figura 7: Esquema horizonte rodante.

Para el caso del problema estudiado en este documento, un esquema de horizonte rodante dependerá de la resolución iterativa de instancias del problema DIPR. Posteriormente, y a la luz de los resultados reportados en la sección anterior, está claro que una instancia de tamaño real del DIPR, como la de Frunar Ltda. descrito anteriormente, solo se puede abordar con eficacia mediante el algoritmo GR. Todos estos elementos se combinan en el algoritmo antes mencionado 4, que, como se explicó anteriormente, describe el funcionamiento del esquema de horizonte rodante para resolver el problema DIPR, con actualizaciones periódicas de los datos de entrada, utilizando el algoritmo GR.

Algoritmo 4 Algoritmo basado en esquema horizonte rodante

- 1: $p \leftarrow$ Inicializar longitud del horizonte de planificación
 - 2: $f \leftarrow$ Inicializar longitud del intervalo congelado
 - 3: $f' \leftarrow$ Corresponde a el f -ésimo intervalo congelado (días) de la planificación
 - 4: **Para Todo** $f' : 1 \dots p$ **Hacer**
 - 5: Actualizar nuevos datos disponibles
 - 6: Actualizar anticipación/pronósticos para los siguientes $p - f'$ días
 - 7: **Para Todo** Asignación de almacenamiento y recolección de órdenes **Hacer**
 - 8: Ejecutar algoritmo goloso aleatorizado
 - 9: Actualizar inventario
 - 10: **Fin Para Todo**
 - 11: $p = p + f$
 - 12: **Fin Para Todo**
-

Los datos recopilados de esta instancia real, consideran el inventario inicial, recepción y despacho pallets disponibles durante el período comprendido entre el 16 de enero de 2017 y el 21 de enero de 2017. El horizonte de planificación p se estableció en una semana laboral, ya que la información se vuelve cada vez más imprecisa a medida que se planifican horizontes más amplios. El intervalo congelado f se estableció en un día. Durante este período, se almacenaron 153 pallets, se despacharon 110 pallets, y el inventario inicial del día 16 de enero fue de 216 pallets. La Figura 8 muestra la tendencia de las actividades de almacenamiento y recuperación durante este período de tiempo.

El algoritmo basado en horizonte rodante obtiene un total de 16 reorganizaciones, que en comparación con las 36 reorganizaciones realizadas por la empresa, representa una disminución de 55,55%. Sin em-

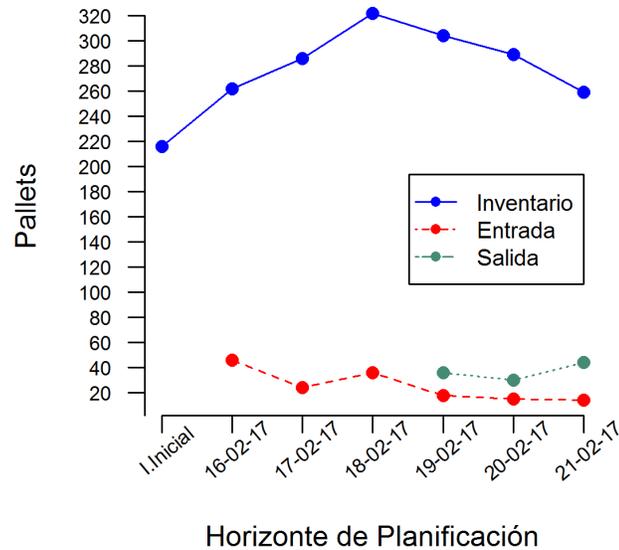


Figura 8: Actividad de almacenamiento y recuperación.

bargo, existe una gran cantidad de pallets que no se recuperan durante este horizonte de planificación, por lo que el número de reorganizaciones debería naturalmente aumentar durante períodos de prueba más largos.

La mejora significativa se explica porque los datos provienen de una cámara de almacenamiento en frío que se utiliza para almacenar una gran variedad de frutas pertenecientes a diferentes clientes. En estas situaciones, la empresa utiliza almacenamiento dedicado, almacenando solo un tipo de producto en una fila, mientras que el algoritmo asigna ubicaciones bajo la política de almacenamiento compartido, otorgando mayor flexibilidad a los tomadores de decisiones. Se debe tener en cuenta que la decisión de la empresa de utilizar almacenamiento dedicado no restringe el problema, ya que es totalmente permisible almacenar diferentes variedades de fruta en una misma fila. Sin embargo, alimentos como frutas y carnes no deben almacenarse en la misma cámara frigorífica, debido al riesgo de contaminación cruzada. Los resultados obtenidos contribuyen no solo a minimizar el tiempo total de recuperación, sino que también a mejorar la utilización del espacio.

2.6. Conclusiones

Los sistemas de almacenamiento compactos se han vuelto cada vez más populares en los centros de distribución. Requieren poco espacio, brindan flexibilidad en la gestión de la demanda y contribuyen a minimizar los costos operativos.

A pesar de su uso cada vez mayor, los sistemas compactos de accionamiento manual apenas han sido estudiados. Uno de los principales problemas que se ha identificado es la gran cantidad de reorganizaciones derivadas del proceso de recuperación de pedidos, debido a la asignación ineficiente de ubicaciones de almacenamiento, lo que aumenta la complejidad del proceso y genera cuellos de botella que aumentan el tiempo total de recuperación. En la práctica, las políticas de almacenamiento dedicado se utilizan para

evitar estas reorganizaciones. Esto da como resultado una mala utilización del espacio, debido a filas de almacenamiento parcialmente llenas, lo que conlleva a almacenes poco rentables.

En este estudio, se propuso un esquema para optimizar el sistema de almacenamiento compacto *drive-in*, que utiliza una política de almacenamiento compartido basada en tiempos de estadía. El objetivo es minimizar la cantidad total de reorganizaciones a través del horizonte de planificación, lo que implica una mejor utilización del espacio y una reducción de los costos operativos. Tal objetivo se logra proponiendo modelos de optimización y probándolos en instancias sintéticas que utilizan diferentes distribuciones de llegada y salida de las unidades de carga (incluyendo los peores casos). Sin embargo, los resultados muestran que es muy difícil lograr una solución óptima para problema planteado utilizando un enfoque de optimización tradicional, debido a la alta complejidad computacional. Por lo tanto, su aplicación solo se recomienda para instancias pequeñas y para evaluar la calidad de las soluciones heurísticas.

Con el fin de lidiar con este inconveniente, se propone un algoritmo goloso aleatorizado que logra encontrar buenas soluciones en tiempos de ejecución razonables. El algoritmo se probó utilizando una estrategia de planificación de horizonte rodante en un centro de distribución de alimentos congelados ubicado en la Región del Maule de Chile. Los resultados obtenidos en el caso de estudio, muestran que el número de reorganizaciones disminuye en más de un 50 % durante un horizonte de planificación de una semana laboral. La mejora se puede explicar por el hecho de que el algoritmo asigna ubicaciones basado en la política de almacenamiento compartido, mientras que la empresa utiliza una política de almacenamiento dedicado.

Las propuestas para futuras investigaciones incluyen considerar patrones inciertos en la demanda de las unidades de carga (Ang *et al.*, 2012) y la implementación de técnicas de descomposición y planos de corte para los modelos de optimización. Además, se recomienda integrar los algoritmos junto con un sistema de instrucciones de voz (*Pick to Voice*), permitiendo una comunicación directa entre los operadores y los sistemas de administración del almacén.

2.7. Financiamiento

El presente trabajo fue apoyado principalmente por el Centro de Estudios en Alimentos Procesados CEAP, Chile.

Referencias

- Alfieri, A., Cantamessa, M., Monchiero, A., y Montagna, F. (2012). Heuristics for puzzle-based storage systems driven by a limited set of automated guided vehicles. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 23(5):1695–1705.
- Ang, M., Lim, Y. F., y Sim, M. (2012). Robust storage assignment in unit-load warehouses. *Management Science*, 58(11):2114–2130.
- Avriel, M., Penn, M., y Shpirer, N. (2000). Container ship stowage problem: complexity and connection to the coloring of circle graphs. *Discrete Applied Mathematics*, 103(1):271–279.
- Azadeh, K., de Koster, M., y Roy, D. (2017). Robotized warehouse systems: Developments and research opportunities.
- Bessenouci, H. N., Sari, Z., y Ghomri, L. (2012). Metaheuristic based control of a flow rack automated storage retrieval system. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 23(4):1157–1166.
- Bortfeldt, A. y Forster, F. (2012). A tree search procedure for the container pre-marshalling problem. *European Journal of Operational Research*, 217(3):531–540.
- Bortolini, M., Accorsi, R., Gamberi, M., Manzini, R., y Regattieri, A. (2015). Optimal design of as/rs storage systems with three-class-based assignment strategy under single and dual command operations. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 79(9-12):1747–1759.
- Boysen, N., Briskorn, D., y Emde, S. (2017). Sequencing of picking orders in mobile rack warehouses. *European Journal of Operational Research*, 259(1):293–307.
- Bozer, Y. A. y White, J. A. (1984). Travel-time models for automated storage/retrieval systems. *IIE transactions*, 16(4):329–338.
- Bredström, D., Flisberg, P., y Rönnqvist, M. (2013). A new method for robustness in rolling horizon planning. *International Journal of Production Economics*, 143(1):41–52.
- Cardin, O., Castagna, P., Sari, Z., y Meghelli, N. (2012). Performance evaluation of in-deep class storage for flow-rack as/rs. *International Journal of Production Research*, 50(23):6775–6791.
- Caserta, M., Schwarze, S., y Voß, S. (2012). A mathematical formulation and complexity considerations for the blocks relocation problem. *European Journal of Operational Research*, 219(1):96–104.
- Centro de Competitividad del Maule (2015). Actividad empresarial de la región del maule. Technical report, Universidad de Talca.
- Chen, Z., Li, X., y Gupta, J. N. (2016). Sequencing the storages and retrievals for flow-rack automated storage and retrieval systems with duration-of-stay storage policy. *International Journal of Production Research*, 54(4):984–998.

- CIREN (2013). Catástro frutícola región del maule. Technical report, Centro de Información de Recursos Naturales.
- Cormier, G. y Gunn, E. A. (1992). A review of warehouse models. *European Journal of Operational Research*, 58(1):3–13.
- De Koster, R., Le-Duc, T., y Roodbergen, K. J. (2007). Design and control of warehouse order picking: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 182(2):481–501.
- Gagliardi, J.-P., Renaud, J., y Ruiz, A. (2015). Sequencing approaches for multiple-aisle automated storage and retrieval systems. *International Journal of Production Research*, 53(19):5873–5883.
- Gharehgozli, A. H., Yu, Y., de Koster, R., y Udding, J. T. (2014). A decision-tree stacking heuristic minimising the expected number of reshuffles at a container terminal. *International Journal of Production Research*, 52(9):2592–2611.
- Gray, A. E., Karmarkar, U. S., y Seidmann, A. (1992). Design and operation of an order-consolidation warehouse: Models and application. *European Journal of Operational Research*, 58(1):14–36.
- Grosse, E. H., Glock, C. H., y Neumann, W. P. (2017). Human factors in order picking: a content analysis of the literature. *International Journal of Production Research*, 55(5):1260–1276.
- Gu, J., Goetschalckx, M., y McGinnis, L. F. (2007). Research on warehouse operation: A comprehensive review. *European journal of operational research*, 177(1):1–21.
- Gue, K. R., Furmans, K., Seibold, Z., y Uludağ, O. (2014). Gridstore: a puzzle-based storage system with decentralized control. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 11(2):429–438.
- Hale, T. S., Hanna, M. E., Huq, F., y Gil, A. (2015). Closed form models for dwell point locations in a multi-aisle automated storage and retrieval system. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 19(3):364–388.
- Handfield, R., Straube, F., Pfohl, H.-C., y Wieland, A. (2013). *Trends and Strategies in Logistics and Supply Chain Management*. Hamburg: DVV Media Group GmbH.
- Hausman, W. H., Schwarz, L. B., y Graves, S. C. (1976). Optimal storage assignment in automatic warehousing systems. *Management science*, 22(6):629–638.
- Hu, Y.-H., Huang, S. Y., Chen, C., Hsu, W.-J., Toh, A. C., Loh, C. K., y Song, T. (2005). Travel time analysis of a new automated storage and retrieval system. *Computers & Operations Research*, 32(6):1515–1544.
- Lee, Y. y Chao, S.-L. (2009). A neighborhood search heuristic for pre-marshalling export containers. *European Journal of Operational Research*, 196(2):468–475.
- Lee, Y. y Hsu, N.-Y. (2007). An optimization model for the container pre-marshalling problem. *Computers & Operations Research*, 34(11):3295–3313.

- Lerher, T. (2016). Travel time model for double-deep shuttle-based storage and retrieval systems. *International Journal of Production Research*, 54(9):2519–2540.
- Lerher, T., Sraml, M., Potrc, I., y Tollazzi, T. (2010). Travel time models for double-deep automated storage and retrieval systems. *International Journal of Production Research*, 48(11):3151–3172.
- Manzini, R., Bozer, Y., y Heragu, S. (2015). Decision models for the design, optimization and management of warehousing and material handling systems. *International Journal of Production Economics*, (170):711–716.
- Mirzaei, M., De Koster, R. B., y Zaerpour, N. (2017). Modelling load retrievals in puzzle-based storage systems. *International Journal of Production Research*, pp. 1–13.
- ODEPA (2008). Estudio de frío región del maule. Technical report, Publicación de la oficina de estudios y políticas agrarias-ODEPA.
- ODEPA (2012). Actualización del catastro de la agroindustria hortofrutícola chilena. Technical report, Publicación de la oficina de estudios y políticas agrarias-ODEPA.
- ODEPA (2015). Boletín de frutas y hortalizas procesadas. Technical report, Publicación de la oficina de estudios y políticas agrarias-ODEPA.
- Park, T., Choe, R., Kim, Y. H., y Ryu, K. R. (2011). Dynamic adjustment of container stacking policy in an automated container terminal. *International Journal of Production Economics*, 133(1):385–392.
- Pazour, J. A. y Carlo, H. J. (2015). Warehouse reshuffling: Insights and optimization. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 73:207–226.
- Resende, M. G. y Ribeiro, C. C. (2014). Grasp: Greedy randomized adaptive search procedures. En *Search methodologies*, pp. 287–312. Springer.
- Roodbergen, K. J. y Vis, I. F. (2009). A survey of literature on automated storage and retrieval systems. *European journal of operational research*, 194(2):343–362.
- Roodbergen, K. J., Vis, I. F., y Taylor Jr, G. D. (2015). Simultaneous determination of warehouse layout and control policies. *International Journal of Production Research*, 53(11):3306–3326.
- Sahin, F., Narayanan, A., y Robinson, E. P. (2013). Rolling horizon planning in supply chains: review, implications and directions for future research. *International Journal of Production Research*, 51(18):5413–5436.
- Stadtler, H. (1996). An operational planning concept for deep lane storage systems. *production and Operations Management*, 5(3):266–282.
- Staudt, F. H., Alpan, G., Di Mascolo, M., y Rodriguez, C. M. T. (2015). Warehouse performance measurement: a literature review. *International Journal of Production Research*, 53(18):5524–5544.

- Tompkins, J. A., White, J. A., Bozer, Y. A., y Tanchoco, J. M. A. (2010). *Facilities planning*. John Wiley & Sons.
- van den Berg, J. P. y Zijm, W. (1999). Models for warehouse management: Classification and examples. *International Journal of Production Economics*, 59(1):519–528.
- Wan, Y.-w., Liu, J., y Tsai, P.-C. (2009). The assignment of storage locations to containers for a container stack. *Naval Research Logistics (NRL)*, 56(8):699–713.
- Wang, N., Jin, B., y Lim, A. (2015). Target-guided algorithms for the container pre-marshalling problem. *Omega*, 53:67–77.
- Xu, X., Shen, G., Yu, Y., y Huang, W. (2015). Travel time analysis for the double-deep dual-shuttle as/rs. *International Journal of Production Research*, 53(3):757–773.
- Yakovleva, N., Sarkis, J., y Sloan, T. (2012). Sustainable benchmarking of supply chains: the case of the food industry. *International Journal of Production Research*, 50(5):1297–1317.
- Yang, J. H. y Kim, K. H. (2006). A grouped storage method for minimizing relocations in block stacking systems. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 17(4):453–463.
- Yang, P., Miao, L., Xue, Z., y Ye, B. (2015). Variable neighborhood search heuristic for storage location assignment and storage/retrieval scheduling under shared storage in multi-shuttle automated storage/retrieval systems. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 79:164–177.
- Yang, P., Peng, Y., Ye, B., y Miao, L. (2016). Integrated optimization of location assignment and sequencing in multi-shuttle automated storage and retrieval systems under modified 2 n-command cycle pattern. *Engineering Optimization*, pp. 1–17.
- Yu, Y. y De Koster, R. B. (2009). Optimal zone boundaries for two-class-based compact three-dimensional automated storage and retrieval systems. *IIE Transactions*, 41(3):194–208.
- Yu, Y. y De Koster, R. B. (2012). Sequencing heuristics for storing and retrieving unit loads in 3d compact automated warehousing systems. *IIE Transactions*, 44(2):69–87.
- Yu, Y. y de Koster, R. B. (2013). On the suboptimality of full turnover-based storage. *International Journal of Production Research*, 51(6):1635–1647.
- Yu, Y., Yu, H., De Koster, R., y Zaerpour, N. (2017). Optimal algorithm for minimizing retrieval time in puzzle based storage system with multiple simultaneously movable empty cells. *Working Paper Erasmus University Rotterdam*.
- Zaerpour, N., de Koster, R. B., y Yu, Y. (2013). Storage policies and optimal shape of a storage system. *International Journal of Production Research*, 51(23-24):6891–6899.

- Zaerpour, N., Yu, Y., y Koster, R. (2015). Storing fresh produce for fast retrieval in an automated compact cross-dock system. *Production and Operations Management*, 24(8):1266–1284.
- Zou, B., de Koster, M., y Xu, X. (2016a). Evaluating dedicated and shared storage policies in robot-based compact storage and retrieval systems.
- Zou, B., Xu, X., y De Koster, R. (2016b). Modeling parallel movement of lifts and vehicles in tier-captive vehicle-based warehousing systems. *European Journal of Operational Research*, 254(1):51–67.