

**UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA
DIRECCIÓN DE POSTGRADO
MAGÍSTER EN INGENIERÍA INDUSTRIAL**



**MODELO DE PLANIFICACIÓN PARA LA
ASIGNACIÓN MULTIPERÍODO Y
MULTIPRODUCTO EN TRENES DE CARGA CON
RESTRICCIONES DE INVENTARIO**

Por: Fernanda Cartes Verdejo

Tesis presentada a Dirección de Postgrado de la Universidad de Concepción para optar al grado académico de Magíster en Ingeniería Industrial

Profesor Guía: Dr. Sebastián Astroza Tagle
Profesor Co-Guía: Dr. Eduardo Salazar Hornig

Resumen

El transporte ferroviario de carga constituye un componente estratégico en la logística de industrias intensivas en volumen, donde las decisiones de planificación influyen directamente en los costos operativos, la utilización de recursos y el nivel de servicio. En estos contextos, la coordinación entre producción, inventario y transporte adquiere una relevancia central, especialmente cuando las operaciones se desarrollan en horizontes multiperíodo y con múltiples productos. No obstante, la mayoría de los enfoques tradicionales aborda estos elementos de forma fragmentada, lo que limita su aplicabilidad en entornos reales.

Esta tesis propone un modelo integrado de planificación ferroviaria multiperíodo y multiproducto, que incorpora explícitamente la dinámica de inventarios en origen y destino, las tasas de producción, las capacidades operativas de los trenes y el cumplimiento de la demanda. El modelo se formula como un problema de optimización matemática de gran escala y se implementa utilizando un solver exacto. Dado el carácter NP-hard del problema y las limitaciones prácticas de los métodos exactos en instancias de tamaño realista, se desarrolla además una metaheurística basada en Multi-Start Iterated Local Search (MS-ILS), diseñada para generar soluciones factibles y de alta calidad en tiempos computacionales razonables.

La metodología considera la evaluación del enfoque propuesto mediante instancias reales proporcionadas por la industria y un conjunto amplio de instancias generadas de forma controlada. Los resultados computacionales muestran que, mientras el modelo exacto es efectivo en instancias de menor escala, la metaheurística MS-ILS logra mantener la viabilidad y una calidad competitiva de las soluciones en escenarios de mayor complejidad, superando las restricciones de tiempo de los métodos exactos. En conjunto, la investigación aporta un marco metodológico robusto y adaptable para la planificación ferroviaria, integrando rigor analítico y aplicabilidad práctica en contextos industriales reales.

Índice

1.	Introducción.....	1
2.	Revisión de la literatura.....	5
2.1.	Planificación logística ferroviaria multiperíodo	5
2.2.	Modelos de planificación integrada: producción, inventario y transporte	8
2.3.	Consolidación de carga y uso eficiente de capacidad	11
2.4.	Balance dinámico de inventarios en origen y destino.....	13
2.5.	Restricciones temporales: ventanas de envío y programación multiperíodo	15
2.6.	Multimodalidad y diseño de redes multi-producto y multi-origen	16
2.7.	Métodos de resolución: enfoques, tendencias y pertinencia metodológica....	18
3.	El problema de la planificación de carga ferroviaria	24
3.1.	Pregunta de investigación, hipótesis y objetivos	¡Error! Marcador no definido.
4.	Modelo de planificación para la asignación de trenes de carga	26
4.1.	Estructura del sistema logístico.....	26
4.2.	Decisiones de planificación	28
4.3.	Dinámica operativa del sistema.....	28
4.4.	Restricciones de modelación	31
5.	Modelo metaheurístico: Multi-Start Iterated Local Search (MS-ILS)	46
5.1.	Fundamentos del enfoque MS-ILS	¡Error! Marcador no definido.
5.2.	Función objetivo y criterios de evaluación.....	51
5.2.1.	Criterios de evaluación	52
5.2.2.	Justificación del diseño	¡Error! Marcador no definido.
5.3.	Representación estructural de la solución.....	52
5.4.	Asignación de la demanda	54
5.5.	Generación de soluciones iniciales	57
5.6.	Operadores temporales	59
5.7.	Criterio de aceptación y actualización de la mejor solución	62
5.8.	Estructura global del MS-ILS	¡Error! Marcador no definido.
5.9.	Complejidad computacional y eficiencia del algoritmo ..	¡Error! Marcador no definido.
6.	Resultados	65
6.1.	Diseño del experimento computacional	65
6.2.	Análisis de sensibilidad y calibración de parámetros	75

6.3. Dinámica de Búsqueda y Estabilidad Algorítmica	79
6.4. Evaluación comparativa: CPLEX vs MS-ILS	84
6.5. Análisis operativo de soluciones	92
7. Conclusión	101
Referencias	104
Anexo 1: Detalle de los resultados de 50 instancias	109
Anexo 2: Detalle solución C28	111

1. Introducción

El presente capítulo introduce el contexto general de la investigación y permite situar el problema abordado dentro del ámbito de la planificación logística ferroviaria. En este sentido, se revisa el rol que cumple el transporte ferroviario en sistemas productivos complejos y las principales dificultades asociadas a su planificación. A partir de este contexto, se plantea el problema de investigación, junto con los objetivos y la hipótesis que guían el desarrollo del trabajo, cerrando con una breve descripción de la organización del documento.

1.1. Motivación

En los últimos años, el transporte ferroviario de carga ha ido adquiriendo un rol cada vez más relevante en la logística de industrias intensivas en volumen, particularmente en aquellos sectores donde el movimiento eficiente de grandes cantidades de material es crítico para la operación. Su capacidad para movilizar carga a menores costos por tonelada, junto con sus ventajas en términos de sostenibilidad, lo posicionan como una alternativa especialmente atractiva frente a otros modos de transporte (Agamez-Arias & Moyano-Fuentes, 2017; K P & Panicker, 2022).

Sin embargo, estas ventajas no eliminan la complejidad que implica su planificación. En la práctica, organizar las operaciones ferroviarias exige coordinar múltiples elementos que se encuentran fuertemente interrelacionados: la disponibilidad de trenes, las capacidades de infraestructura, los tiempos de circulación y diversas restricciones operativas propias del sistema (Arsalani et al., 2023). A esto se suma un factor que, en muchos casos, resulta aún más desafiante: la variabilidad tanto en la disponibilidad de carga como en la demanda a lo largo del tiempo (Stadieseifi et al., 2014).

En entornos industriales reales, la carga que debe ser transportada no está simplemente disponible cuando se necesita. Por el contrario, depende de procesos productivos, de niveles de inventario y de decisiones previas que van configurando el estado del sistema (Azab et al., 2023; Azzamouri & Azzamouri, 2024). Bajo esta perspectiva, la planificación ferroviaria deja de ser un problema aislado de transporte y pasa a formar parte de un sistema más amplio, en el que producción, inventario y distribución se encuentran estrechamente vinculados.

1.2. Pregunta de investigación, hipótesis y objetivos

A pesar de los avances en la literatura, gran parte de los modelos de planificación ferroviaria aborda estos elementos de manera separada. Es habitual encontrar enfoques donde el transporte se optimiza bajo el supuesto de que la carga ya está disponible, o bien modelos donde la producción y los inventarios se analizan sin considerar las restricciones propias del sistema de transporte. Si bien estas simplificaciones permiten trabajar con modelos más tratables desde el punto de vista computacional, limitan su capacidad de representar lo que ocurre en la práctica.

En sistemas reales, la disponibilidad de producto en origen depende directamente de las tasas de producción y de los niveles de inventario, mientras que las decisiones de transporte condicionan el abastecimiento en destino. Esta interdependencia da lugar a un sistema dinámico, en el cual las decisiones adoptadas en un período influyen en las condiciones del siguiente. En consecuencia, la planificación debe abordarse considerando múltiples períodos, distintos productos y una coordinación permanente entre los distintos componentes del sistema.

A partir de lo anterior, se identifica una brecha relevante en la literatura: la ausencia de modelos que integren explícitamente la planificación ferroviaria con la gestión de inventarios y la producción en un contexto multiperíodo y multiproducto, manteniendo al mismo tiempo un nivel de detalle que permita su aplicación en escenarios operacionales reales.

En este contexto, surge la siguiente pregunta de investigación:

¿Cómo diseñar y validar una metaheurística que permita planificar dinámicamente la asignación de productos industriales en trenes de carga, integrando simultáneamente producción, inventarios y transporte en un entorno multiperíodo, y que además entregue soluciones eficientes tanto desde el punto de vista logístico como computacional?

Para dar respuesta a esta pregunta, se plantea el siguiente objetivo general:

Diseñar e implementar una metaheurística para la planificación dinámica de la asignación multiperíodo y multiproducto en trenes de carga, integrando restricciones de producción,

inventarios y transporte, con el fin de mejorar la eficiencia logística y validar su desempeño en escenarios representativos.

A partir de este objetivo general, se derivan los siguientes objetivos específicos:

- Formular un modelo matemático que represente de manera integrada la producción, el inventario y el transporte ferroviario en un horizonte multiperíodo.
- Incorporar restricciones operativas relevantes, tales como capacidades de trenes, niveles de inventario y cumplimiento de la demanda.
- Diseñar una metaheurística basada en Multi-Start Iterated Local Search (MS-ILS) que permita resolver instancias de mayor tamaño y complejidad.
- Evaluar el desempeño del modelo y del enfoque de solución mediante experimentación computacional.
- Analizar el comportamiento del sistema bajo distintos escenarios operacionales.

En términos generales, el problema abordado en esta investigación consiste en planificar la asignación de productos a trenes de carga a lo largo de un horizonte multiperíodo, considerando múltiples orígenes, destinos y tipos de producto. Esta planificación debe equilibrar, de manera simultánea, la disponibilidad de inventario en origen, las tasas de producción, las capacidades operativas de los trenes y el cumplimiento de la demanda en destino.

A diferencia de enfoques más simplificados, donde la carga a transportar se asume disponible, en este caso las decisiones de transporte se encuentran condicionadas por la evolución del sistema en el tiempo. Esto implica que cada decisión no solo afecta el estado actual, sino también las condiciones futuras del sistema, generando una fuerte interdependencia entre períodos. Como resultado, el problema presenta una estructura altamente acoplada y de elevada complejidad, lo que justifica el uso de enfoques de optimización avanzados y técnicas metaheurísticas para su resolución. En coherencia con lo anterior, se plantea la siguiente hipótesis de trabajo:

La integración de decisiones de producción, inventario y transporte en un modelo multiperíodo permite obtener soluciones más eficientes y representativas de la operación real que aquellas derivadas de enfoques fragmentados, manteniendo su aplicabilidad en problemas de gran escala mediante el uso de metaheurísticas.

A partir de esta hipótesis, el desarrollo de la investigación se organiza en una secuencia de capítulos que abordan progresivamente los distintos elementos necesarios para su validación. En primer lugar, se presenta una revisión de la literatura relevante, donde se analizan los principales enfoques utilizados en problemas de planificación logística integrada. Posteriormente, se describe el problema de planificación ferroviaria considerado, seguido de la formulación del modelo matemático propuesto. A continuación, se introduce la metaheurística diseñada para su resolución y se presentan los resultados obtenidos a partir de la experimentación computacional. Finalmente, se exponen las conclusiones del estudio y posibles líneas de trabajo futuro.

2. Revisión de la literatura

En este capítulo se presenta una revisión de la literatura relevante asociada al problema de planificación ferroviaria de carga y, en términos más generales, a la planificación logística integrada multiperíodo y multiproducto. Se analizan los principales enfoques metodológicos utilizados para abordar este tipo de problemas, incluyendo modelos de optimización exacta, técnicas heurísticas y metaheurísticas, así como estrategias híbridas que combinan ambos paradigmas. El objetivo de esta revisión es contextualizar el problema estudiado, identificar las limitaciones de los enfoques existentes frente a escenarios de gran escala y dinámica temporal, y establecer el marco conceptual que sustenta el desarrollo del modelo y la metaheurística propuesta en los capítulos posteriores.

2.1. Planificación logística ferroviaria multiperíodo

La planificación logística del transporte ferroviario de carga sigue siendo una cuestión compleja, aunque esencial, si se busca mejorar la eficiencia en las cadenas de suministro modernas. Varios estudios coinciden en señalar el rol estratégico que tiene este medio para mover volúmenes grandes de mercancías, usualmente con costos más bajos que otras alternativas (Chen et al., 2023; Hrušovský et al., 2024). Pero al mismo tiempo, estos mismos estudios advierten sobre limitaciones propias del sistema ferroviario; entre las cuales se encuentran la capacidad fija de las vías, los horarios inflexibles y la complejidad que implica coordinar múltiples decisiones operativas de forma simultánea.

Para que este tipo de sistema funcione de manera eficiente, no alcanza con tomar decisiones a largo plazo, como dónde ubicar la red o cómo asignar la flota, sino que también se requiere gestionar cuestiones más inmediatas, como por ejemplo definir cómo se arman los trenes, en qué orden salen o qué rutas deben seguir cada día. Todo esto tiene que considerarse bajo reglas técnicas bastante estrictas y, además, en un contexto donde la demanda no siempre es estable. En ese marco, Fernández et al. (2004) propusieron uno de los primeros modelos que abordaban de forma integral la operación ferroviaria. Su propuesta trató de optimizar el flujo de carga dentro de la red, teniendo en cuenta las limitaciones tanto de las vías como de las terminales. Los autores mostraron que decisiones vinculadas a la infraestructura y a la prestación de servicios tienen un efecto directo sobre los costos y el nivel de servicio

logístico. A pesar de eso, como el modelo trabajaba con datos agregados y una demanda que se consideraba fija, su utilidad en contextos más dinámicos es algo limitada.

En los últimos años, la literatura ha ido incorporando modelos más detallados, que abordan distintos niveles de decisión y plazos de planificación. Por ejemplo, Lan et al. (2021) analizaron cómo planificar redes ferroviarias considerando frecuencias, rutas y horarios. Como el problema es bastante complejo, aplicaron una técnica de descomposición tipo Benders, junto con generación de columnas, lo que les permitió resolver instancias de tamaño medio. De forma similar, Yu & Jiang (2024) trabajaron en el diseño de una red combinada aire-ferrocarril, destacando la importancia de integrar distintos modos de transporte para reducir los costos logísticos.

Este tipo de estudios va en línea con una tendencia cada vez más fuerte hacia la integración del ferrocarril en sistemas multimodales, ya que en la práctica este medio no suele operar de forma aislada. Sin embargo, muchos de los modelos actuales todavía no toman en cuenta decisiones relacionadas con inventarios o producción. De hecho, se asume que la carga ya está lista en el nodo de origen, lo cual simplifica demasiado la realidad (Reichhart et al., 2008; Soysal et al., 2019; Zhuang et al., 2024). En contextos reales, la disponibilidad de carga está directamente relacionada con procesos productivos y niveles de inventario, un aspecto que se retomará más adelante.

En el plano táctico-operativo, gran parte de los estudios se han enfocado en mejorar aspectos puntuales de la operación ferroviaria de carga, sobre todo en horizontes de corto plazo. Por ejemplo, Ruf et al. (2022) analizaron la planificación de carga y la secuenciación de contenedores en trenes de doble estiba, un problema que implica asignar contenedores a plataformas y organizar los vagones según sus destinos. A través de modelos de programación entera (MILP¹), lograron optimizar el uso de la capacidad disponible, reduciendo movimientos innecesarios en terminales y minimizando los retrasos en las entregas.

¹ Mixed-Integer Linear Programming (MILP) corresponde a un tipo de modelo de optimización matemática en el cual algunas variables de decisión son enteras y otras continuas, y tanto la función objetivo como las restricciones son lineales.

En una línea similar, Arsalani et al. (2023) propusieron modelos integrados que combinan la formación de trenes con el ruteo de los embarques. En sus formulaciones, se decide tanto qué vagones forman parte de cada tren como las rutas que debe seguir cada carga. Comparados con enfoques que tratan estas decisiones por separado, sus modelos mostraron mejoras en costos operativos. Sin embargo, también presentaron altos tiempos de cómputo en instancias grandes, lo que deja en evidencia la dificultad de escalar este tipo de soluciones exactas en problemas ferroviarios detallados.

Por otro lado, se ha empezado a explorar el uso del ferrocarril en contextos emergentes donde la logística requiere tiempos de entrega mucho más exigentes. Esto es especialmente relevante en entornos donde los productos transportados tienen alta rotación o están sujetos a restricciones temporales estrictas. Algunos estudios han analizado escenarios de envíos sincronizados en intervalos cortos, lo que plantea la necesidad de diseñar redes ferroviarias más ágiles, con esquemas de consolidación más dinámicos y ventanas de entrega mucho más ajustadas (Broda et al., 2024; Chen et al., 2023; Song et al., 2023). Este tipo de planificación exige modelos que puedan integrar decisiones tácticas y operativas al mismo tiempo, lo cual ha llevado al desarrollo de enfoques híbridos que buscan resolver problemas de sincronización y mejorar la capacidad de respuesta frente a la variabilidad de la demanda.

De manera relacionada, se han desarrollado propuestas para permitir la operación conjunta de trenes de carga y de pasajeros en redes urbanas. Ye et al. (2022) y Yao et al. (2024) evaluaron esquemas operativos que permiten compartir infraestructura entre ambos tipos de servicio. A través de modelos bi-objetivo, lograron encontrar soluciones que equilibran la puntualidad de los pasajeros con la eficiencia en el movimiento de mercancías.

En conjunto, estos trabajos muestran cómo la logística ferroviaria está evolucionando para responder a nuevas exigencias, como tiempos de entrega más cortos o una mayor integración modal. Pero también dejan claro que esta evolución trae consigo un aumento en la complejidad técnica y operativa.

En síntesis, los modelos avanzados aplicados al ferrocarril tienen el potencial de reducir costos logísticos y aumentar la confiabilidad del sistema (Arsalani et al., 2023; K P & Panicker, 2022). No obstante, la revisión de esta literatura deja ver tres limitaciones importantes en la mayoría de los enfoques actuales.

Primero, casi todos suponen que la demanda de transporte es exógena, es decir, que el flujo de carga ya está definido por decisiones de producción o por pedidos previos, sin que la planificación ferroviaria influya sobre él. En la práctica, la logística ferroviaria se optimiza tomando ese flujo como dato, en lugar de integrarlo con decisiones de producción o manejo de inventario (Reichhart et al., 2008; Soysal et al., 2019).

Segundo, muchos modelos trabajan con horizontes temporales cortos, o incluso de manera estática, sin capturar cómo evoluciona el sistema de un día a otro. Por ejemplo, una solución óptima para un día específico puede no ser viable ni eficiente si se considera una semana completa con variaciones en inventario o en la producción (Soysal et al., 2019; Zhang et al., 2024).

Tercero, pocas investigaciones consideran de forma explícita la incertidumbre o la variabilidad en la demanda. La mayoría asume escenarios deterministas o trabaja con promedios, lo que limita la robustez de los modelos frente a condiciones reales, que suelen ser mucho más dinámicas (Komijani & Sheikh Sajadieh, 2024; Song et al., 2023).

Estas limitaciones muestran la necesidad de enfoques más integrales, que no solo aborden la operación ferroviaria, sino que la articulen con otros elementos clave de la cadena de suministro, como la producción o los inventarios. También apuntan a la importancia de trabajar con modelos multiperíodo que capturen la dinámica temporal del sistema, temas que se desarrollan en las secciones siguientes (Reichhart et al., 2008; Zhang et al., 2024).

2.2. Modelos de planificación integrada: producción, inventario y transporte

La gestión conjunta de la producción, los inventarios y el transporte ha sido ampliamente estudiada, motivada por la idea de que coordinar estas actividades puede mejorar significativamente el desempeño general de la cadena de suministro (Chopra et al., 2013; Zhuang et al., 2024). Tradicionalmente, estas decisiones se tomaban por separado: las plantas optimizaban su producción, las bodegas gestionaban sus niveles de inventario y los equipos logísticos se encargaban de la distribución. Sin embargo, esta separación podía llevar a soluciones subóptimas. Por ejemplo, un plan de producción eficiente desde el punto de vista económico podía generar excedentes innecesarios, o un esquema de transporte de bajo costo podía provocar faltantes de inventario en los puntos de venta.

A partir de los años 2000, comenzaron a desarrollarse modelos matemáticos integrados que abordan estas decisiones de forma conjunta. En la literatura destacan problemas como el Problema de Ruteo de Inventario (IRP) y el Problema de Producción–Ruteo (PRP), que combinan decisiones de inventario y transporte, o de producción y distribución, respectivamente, bajo horizontes multiperíodo. Estos enfoques han demostrado que la integración puede generar ahorros relevantes frente a modelos que optimizan cada componente por separado. No obstante, estos modelos también plantean desafíos importantes desde el punto de vista computacional, debido a su complejidad combinatoria y a la necesidad de gestionar decisiones en distintas escalas temporales (diarias, semanales, etc.) (Zhuang et al., 2024).

Más allá de la integración clásica entre producción, inventario y transporte, algunos estudios han incorporado dimensiones adicionales que amplían el enfoque tradicional. En esta línea, Broda et al. (2024) presentan un enfoque adaptativo para el control integrado de inventario, producción y mantenimiento, aplicando técnicas basadas en datos (data-driven) en sistemas de manufactura. Su estudio refuerza la importancia de alinear la gestión de inventarios con la programación de producción y las intervenciones de mantenimiento, especialmente para prevenir interrupciones inesperadas en las operaciones y reaccionar en tiempo real a los cambios del sistema

Por su parte, Komijani & Sheikh Sajadieh (2024) extienden aún más la integración al incluir también la selección de rutas. En su propuesta, desarrollan un modelo que combina decisiones de producción, inventario y ruteo para una cadena de suministro de productos perecederos, considerando una vida útil estocástica. Cada ciclo productivo se conecta con decisiones sobre cuánto enviar, a qué clientes y qué ruta utilizar, El modelo añade un nivel de realismo relevante para gestionar cadenas de suministro con tiempos de vida útiles limitados. Los resultados de su estudio indican que integrar estas tres áreas (producción, inventario y ruteo de transporte) permite reducir los costos totales del sistema y gestionar eficientemente la cadena de suministro ante la caducidad de los bienes.

En el ámbito de la logística de distribución, Potoczki et al. (2024) abordan un problema integrado de diseño de red y selección del modo de suministro en el sector minorista. Su modelo decide, de forma simultánea, la ubicación de centros de cross-docking y el modo de

transporte más conveniente (camión, ferrocarril, entre otros) para abastecer tiendas a lo largo de un horizonte multiperíodo. Al tratar de forma conjunta las decisiones estratégicas de localización y las tácticas de envío, logran reducir los costos totales de operación, poniendo en evidencia las sinergias que se generan al integrar distintos niveles de decisión.

A pesar de las diferencias en los contextos y los enfoques, los estudios integrados revisados coinciden en algunas conclusiones clave. Primero, la planificación conjunta de producción, inventario y transporte en contextos multiperíodo tiende a generar beneficios significativos, tanto en reducción de costos como en mejoras del nivel de servicio, en comparación con modelos que tratan cada componente por separado. Autores como Azab et al. (2023) y Potoczki et al. (2024) reportan que sus enfoques integrados no solo logran menores costos, sino que también ofrecen un servicio más confiable.

Segundo, esta integración conlleva un aumento considerable en la complejidad computacional. Incluso con algoritmos exactos avanzados, resolver instancias realistas puede volverse inabordable cuando se consideran todos los elementos simultáneamente. Neves-Moreira et al. (2022), por ejemplo, reportan que, al aplicar un algoritmo exacto tipo branch-and-cut complementado con heurísticas para un problema de ruteo de inventario (IRP) multi-producto, se logran resolver las instancias, pero destacando la alta dificultad computacional de integrar decisiones de inventario y ruteo bajo demanda dinámica.

Frente a esta dificultad, muchos trabajos han optado por introducir heurísticas o simplificaciones metodológicas que permitan obtener soluciones viables en contextos dinámicos y realistas. Por su parte, Komijani & Sheikh Sajadieh (2024) utilizaron un enfoque basado en escenarios y una metaheurística híbrida (PSOSA) para gestionar la incertidumbre en la demanda y la vida útil de los productos, priorizando soluciones eficientes en tiempos razonables frente a la intratabilidad de los óptimos teóricos. Estas estrategias evidencian la necesidad de métodos de solución más flexibles y potentes, tema que será retomado más adelante.

Un punto crítico al revisar la literatura de planificación integrada es evaluar su aplicabilidad al transporte ferroviario con inventarios y producción. Como se mencionó, la mayoría de los modelos integrados en la literatura suponen un sistema de transporte relativamente simple (por lo general camiones con capacidad y costos proporcionales a la carga y la distancia), sin

las complicaciones operativas particulares del ferrocarril (Azab et al., 2023; Komijani & Sheikh Sajadieh, 2024). Aspectos como los horarios discretos de trenes, la necesidad de acumular cierta carga antes de despachar un tren completo, las limitaciones simultáneas de recursos (locomotoras, vagones, vías) o las restricciones de flujo en la red ferroviaria suelen quedar fuera de los modelos estándar de distribución.

Además, muchos trabajos integrados simplifican alguno de los componentes: por ejemplo, suponen tasas de producción fijas sin variabilidad o inventarios con capacidad ilimitada y costo lineal de almacenamiento, para facilitar la resolución (Soysal et al., 2019; Zhuang et al., 2024). En la problemática real que nos ocupa, tales supuestos no son válidos: las tasas de producción pueden fluctuar, los inventarios tienen límites físicos estrictos, y existe variabilidad en la demanda de los destinos que impacta tanto la producción como el transporte.

Por ende, el modelo requerido debe ser más detallado que la mayoría de los presentados en la literatura, integrando producción, inventario y transporte con un mayor nivel de detalle operativo, especialmente en la parte de transporte ferroviario (Coyle et al., 2012; Komijani & Sheikh Sajadieh, 2024).

El transporte ferroviario enfrenta múltiples desafíos que dificultan su gestión eficiente. Entre los más relevantes se encuentran la administración de inventarios, la conformación de trenes, la optimización de rutas y la maximización de la capacidad de carga. A estos factores se suma la variabilidad tanto del stock disponible como de las tasas de producción en los puntos de origen, lo que introduce un nivel adicional de complejidad en la planificación y coordinación de las operaciones.

2.3. Consolidación de carga y uso eficiente de capacidad

Un tema clave identificado en la operación ferroviaria es la utilización de la capacidad de los trenes. El factor de carga (porcentaje de capacidad utilizada en cada viaje) es un indicador crítico de eficiencia operativa en ferrocarriles. Un menor aprovechamiento de la capacidad no solo implica ineficiencias, sino también posibles pérdidas económicas para las empresas ferroviarias al costear viajes de tren semi-vacíos (Chen et al., 2023; Ruf et al., 2022). Por ello, la literatura reciente ha comenzado a incorporar explícitamente decisiones sobre cuánta

carga llevar en cada tren dentro de los modelos de planificación, en lugar de asumir simplemente que los trenes siempre viajan llenos o fijar arbitrariamente la carga enviada. Tradicionalmente los modelos incluían únicamente una restricción superior de capacidad (asegurando que la carga total no exceda el máximo de cada tren); sin embargo, investigaciones recientes proponen además restricciones de carga mínima por tren para evitar despachar trenes subutilizados. Por ejemplo, Jiang et al. (2024) introducen en su planificador de trenes de carga de alta velocidad la condición de que un tren no opere a menos que alcance cierta carga mínima (e.g., al menos 7 vagones cargados para trenes unitarios). De forma similar, en escenarios de transporte mixto pasajero–carga se han impuesto cotas tanto inferiores como superiores al factor de ocupación de los trenes, garantizando que la carga trasladada no esté por debajo de un porcentaje mínimo ni por encima de la capacidad disponible, buscando así un balance entre eficiencia y seguridad operacional. Estas restricciones operativas reflejan en la práctica la aplicación de políticas de consolidación de carga, donde se agrupan envíos hasta utilizar plenamente cada salida ferroviaria antes de programar trenes adicionales (Chen et al., 2023).

En esta línea, K P & Panicker (2022) desarrollaron un modelo MILP para la consolidación de carga ferroviaria que asigna la demanda de múltiples destinos a un mismo viaje de tren, con el fin de maximizar el volumen utilizado por tren y reducir viajes vacíos. Este tipo de modelo permite decidir de forma óptima qué pedidos de distintas ciudades agrupar en un mismo tren, en contraste con planificaciones que enviarían trenes separados con cargas parciales. En síntesis, la planificación ferroviaria moderna tiende a incorporar el nivel de llenado de los trenes como una variable de decisión, reconociendo que un mayor aprovechamiento de la capacidad en cada viaje puede disminuir el número de trenes requeridos y los costos asociados. Empíricamente, consolidar carga aumenta la eficiencia, por ejemplo, en el caso estudiado por Ruf et al. (2022), la asignación óptima de contenedores a plataformas y trenes resultó en menos movimientos de patio y entregas más puntuales gracias a trenes mejor aprovechados.

No obstante, añadir este componente al modelo matemático integrado conlleva un incremento en la complejidad computacional, ya que ahora el modelo debe decidir simultáneamente cuándo enviar un tren, qué ruta seguirá y cuánta carga llevará cada vez,

respetando a la vez las cotas mínimas y máximas de carga por tren. Esto transforma el problema en uno de combinación de decisiones discrecionales (número de trenes y asignación de envíos) con decisiones de flujo (cuánto carga cada tren), aumentando drásticamente el espacio de soluciones. Hrušovský et al. (2024) abordan el problema relacionado del dimensionamiento y gestión de la flota de vagones, determinando cuántos carros son requeridos y cómo asignarlos a distintos tráficos de carga bajo variaciones de demanda. Su enfoque integrado sugiere que gestionar adecuadamente la disponibilidad de vagones y consolidar envíos mejora la capacidad de respuesta ante fluctuaciones, pero exige modelos de planificación más complejos que combinen decisiones estratégicas (tamaño de flota) y operativas (programación de trenes). En términos generales, las investigaciones coinciden en que las políticas de consolidación de carga bien diseñadas pueden aumentar significativamente la eficiencia del ferrocarril, siempre que el modelo de optimización logre manejar la complejidad añadida (Chen et al., 2023; Ruf et al., 2022).

2.4. Balance dinámico de inventarios en origen y destino

Un aspecto fundamental en los modelos logísticos multiperíodo es el balance dinámico de inventarios tanto en los puntos de origen (plantas, centros de distribución) como en los destinos (sucursales, clientes finales). En un contexto ferroviario integrado, esto implica coordinar la producción y los envíos de manera que los niveles de inventario se mantengan dentro de límites aceptables: evitar quiebres de stock en destino y a la vez prevenir acumulaciones excesivas de producto en origen (Potoczki et al., 2024; Soysal et al., 2019).

Muchos modelos tradicionales de planificación ferroviaria ignoraban esta dinámica, al tratar la demanda a transportar como fija y disponible instantáneamente. Como se señaló, una limitación típica es suponer que la carga a mover "ya está" lista en origen, determinada por decisiones fuera del modelo. En la práctica, esa desconexión puede conducir a soluciones subóptimas: por ejemplo, una red ferroviaria podría quedar infrautilizada en ciertos periodos debido a una producción no coordinada (inventarios vacíos que impiden enviar trenes), o al contrario, podría haber producción acumulada esperando transporte porque el plan ferroviario no se ajustó oportunamente (Soysal et al., 2019). Ninguno de los estudios ferroviarios revisados incorpora explícitamente variables de inventario ni tasas de producción variables dentro del modelo de decisión, evidenciando un importante vacío en la literatura.

En cambio, en la literatura de transporte por carretera sí se han desarrollado ampliamente modelos que integran consideraciones de inventario. El Inventory Routing Problem (IRP), por ejemplo, busca determinar simultáneamente las rutas de reparto y las cantidades a entregar a clientes a lo largo del tiempo, de modo de mantener sus inventarios entre niveles mínimo y máximo. De forma análoga, los modelos de producción–distribución integrados deciden cuánto producir, almacenar y transportar en cada período. Estos enfoques aseguran un balance dinámico: evitan tanto la falta de producto (ventas perdidas) como costos por sobrealmacenamiento. Potoczki et al. (2024) y Mirzapour Al-e-Hashem & Rekik (2014) muestran en sus respectivos contextos que coordinar las decisiones de inventario con el transporte reduce significativamente los costos totales y mejora el servicio. Sin embargo, en contextos ferroviarios estos elementos rara vez se han modelado conjuntamente. Agamez-Arias & Moyano-Fuentes (2017), en su revisión sobre transporte intermodal, ya sugerían la necesidad de enlazar las decisiones de transporte con la gestión de inventarios en las cadenas multimodales, algo aún poco explorado específicamente para ferrocarril.

Un caso particular que ilustra la importancia de este balance es presentado por Azzamouri & Azzamouri (2024). Estos autores investigaron la dinámica conjunta de producción e inventario en una cadena de suministro minera, analizando cómo distintas políticas de ruteo de extracción (transporte de mineral desde la mina) afectan los niveles de inventario intermedios y la producción aguas arriba. Su trabajo, enmarcado en un estudio de automatización industrial, refuerza la noción de que las decisiones de transporte (en este caso, cómo y cuándo extraer y mover material) deben alinearse con la gestión de inventarios para optimizar toda la cadena productiva. Aunque el contexto difiere (minería vs. ferrocarril), la lección es general: en problemas multiperíodo, las decisiones de hoy condicionan las de mañana a través de los inventarios remanentes.

En consecuencia, cualquier planificación logística óptima debe considerar explícitamente la evolución de inventarios en origen y destino a lo largo del horizonte temporal, para evitar tanto interrupciones por falta de stock como ineficiencias por acumulación excesiva. Este principio será central en el modelo propuesto de la tesis, integrando inventarios de planta y de destino con las decisiones de transporte ferroviario, algo ausente en los estudios previos identificados.

2.5. Restricciones temporales: ventanas de envío y programación multiperíodo

En la operación logística real, las restricciones temporales desempeñan un papel crucial. En el caso ferroviario, existen horarios fijos de salida de trenes, tiempos de tránsito determinados y frecuencias de servicio establecidas que generan efectivamente ventanas de envío: si una carga no alcanza a ser despachada en el tren de cierto día o cierta hora, deberá esperar al siguiente servicio disponible (Jiang et al., 2024; K P & Panicker, 2022). Adicionalmente, muchos contratos logísticos incluyen ventanas de entrega en destino (p. ej., una tienda que solo recibe mercancía en ciertos días o franjas horarias) (Komijani & Sheikh Sajadieh, 2024). Incorporar estas restricciones de ventana de tiempo en los modelos multiperíodo añade otro nivel de complejidad, al ligar decisiones de diferentes periodos.

El transporte ferroviario tiene particularidades en este ámbito. La capacidad de vía y los horarios rígidos de los trenes (especialmente de pasajeros, que pueden compartir infraestructura con carga) imponen limitaciones temporales estrictas que no existen en el transporte por carretera en la misma forma. Por ejemplo, las franjas horarias en que pueden circular trenes de carga están acotadas por los horarios de pasajeros en muchas redes, o por acuerdos de ventana de mantenimiento. Además, existen normativas externas que generan ventanas: como Song et al. (2023) que investigaron el transporte de materiales peligrosos en una red combinada carretera–ferrocarril bajo restricciones de tráfico vial, donde los camiones solo podían circular en ciertos horarios debido a regulaciones de seguridad. Al optimizar conjuntamente rutas camioneras, mostraron que el uso adecuado del ferrocarril puede reducir riesgos y congestión, pero también que incorporar estas restricciones adicionales (ventanas de tiempo para la circulación de camiones) incrementa notablemente la complejidad del problema. En esencia, cada nueva condición temporal (ya sea una ventana de envío, un deadline de entrega o un horario fijo) agrega dimensiones al espacio de búsqueda del plan óptimo, requiriendo técnicas más sofisticadas para su resolución.

Varios estudios recientes han abordado explícitamente consideraciones temporales en contextos logísticos similares. En el caso mencionado de trenes de alta velocidad para carga, Lu et al. (2023) incorporaron distintos requerimientos de tiempo de entrega por tipo de producto, lo que implicó asignar ciertos productos urgentes a los trenes más rápidos o a las primeras salidas disponibles, mientras que otros menos urgentes podían esperar salidas

posteriores. Esto introduce de facto ventanas de entrega diferenciadas para cada flujo de producto. Por otra parte, los estudios de Ye et al. (2022) y Yao et al. (2024) sobre operación mixta carga–pasajeros implicaron programar los trenes de carga en horarios intercalados entre los trenes de pasajeros, respetando ventanas en las que la vía queda libre para la carga. Sus modelos bi-objetivo evaluaron explícitamente la puntualidad de los trenes de pasajeros (que tiene tolerancias de minutos) junto con la eficiencia en la entrega de carga, mostrando las compensaciones necesarias cuando se comparte infraestructura.

En síntesis, las ventanas temporales, ya sean impuestas por la infraestructura, por la demanda o por regulaciones, son un elemento crucial por incluir en la planificación multiperíodo. La literatura demuestra que ignorar estas restricciones puede conducir a planes inviables o subóptimos, mientras que considerarlas aumenta el tamaño y dificultad del problema.

2.6. Multimodalidad y diseño de redes multi-producto y multi-origen

Las cadenas de suministro modernas suelen aprovechar múltiples modos de transporte, carretera, ferrocarril, marítimo, aéreo, según conveniencia de costos, tiempos y características de la carga. El concepto de planificación multimodal implica diseñar redes logísticas donde los envíos pueden transferirse entre modos para beneficiarse de las ventajas de cada uno (por ejemplo, la flexibilidad del camión en tramos cortos y la economía del ferrocarril en tramos largos). Varios trabajos han incorporado la multimodalidad en la planificación, incluyendo el ferrocarril como componente de redes logísticas más amplias (Fotuhi & Huynh, 2018; Steadieseifi et al., 2014).

Ya a nivel estratégico, Yu & Jiang (2024) optimizaron una red integrada aire–ferrocarril para distribuir carga, evidenciando que la coordinación entre ambos modos podía reducir sustancialmente los costos totales. En esa misma línea, Agamez-Arias & Moyano-Fuentes (2017) concluyen en su revisión que integrar el ferrocarril dentro de esquemas multimodales expande las opciones logísticas y puede mejorar la sostenibilidad del sistema de transporte.

En términos de diseño de red, el trabajo de Potoczki et al. (2024) es ilustrativo. Ellos consideran simultáneamente decisiones de localización de instalaciones y de selección de modo de transporte para cada flujo de abastecimiento minorista. En su caso, el ferrocarril compite o se combina con camiones (y potencialmente otros modos) para mover productos desde centros de distribución hacia tiendas, dependiendo de las distancias, volúmenes y

costos. Sus resultados muestran que permitir combinaciones de modos (por ejemplo, emplear tren para ciertos tramos principales y camión en tramos finales) reduce los costos en comparación con restringirse a un solo modo (Steadieseifi et al., 2014).

Asimismo, se destaca la importancia de considerar múltiples orígenes y destinos. En redes complejas puede haber varios centros abastecedores (multi-origen) y numerosos puntos de entrega (multi-destino). Los modelos deben decidir qué origen abastece a cada destino y por qué ruta, un problema de asignación que crece exponencialmente con el número de productos (multi-producto) y de periodos (multi-período). Por ejemplo, Arsalani et al. (2023) en su modelo de formación de trenes y ruteo ya manejan implícitamente múltiples orígenes y destinos de carga (diversas terminales y clientes a conectar mediante trenes), mostrando la factibilidad de integrar esas decisiones en ferrocarril. Song et al. (2023), por su parte, plantean un modelo de ruteo intermodal carretera–ferrocarril para materiales peligrosos, donde determinados tramos se cubren por camión y otros por tren. Su estudio en China demostró que incluir opciones ferroviarias en las rutas de materiales peligrosos puede disminuir el riesgo general y las emisiones, siempre que se diseñen adecuadamente las transferencias intermodales.

Esto evidencia otro beneficio de la multimodalidad: no solo costos, sino también criterios de sostenibilidad y seguridad pueden mejorar al diversificar modos (Song et al., 2023).

Un elemento especialmente relevante para esta tesis es la consideración simultánea de múltiples productos y múltiples orígenes. La mayoría de los trabajos integrados y multimodales manejan al menos un par de productos o tipos de carga, pero raramente tantos como en escenarios industriales reales. Por ejemplo, Komijani & Sheikh Sajadieh (2024) incluyen varios tipos de producto perecedero en su cadena y contemplan múltiples orígenes (plantas) y destinos (mercados) en su planificación, lo que se acerca más a un caso real de suministro con variedad de bienes.

No obstante, como ya se indicó, ningún estudio previo ha logrado integrar simultáneamente la multiplicidad de productos, de orígenes/destinos y las particularidades del ferrocarril (modos, ventanas, consolidación, etc.) en un solo modelo. Esa integración holística es precisamente uno de los objetivos centrales de la presente investigación. Para ello, se aprovecharán las lecciones de la literatura multimodal: por un lado, incorporar la opción

ferroviaria junto con la carretera y otros modos permite encontrar soluciones de costo más bajo o mayor confiabilidad (Fotuhi & Huynh, 2018; Potoczki et al., 2024; Yu & Jiang, 2024). Por otro lado, la gestión de múltiples flujos de producto a través de múltiples redes demanda métodos computacionales robustos, motivando el uso de metaheurísticas para explorar la gran cantidad de combinaciones posibles, tal como se discute a continuación.

2.7. Métodos de resolución: enfoques, tendencias y pertinencia metodológica

La literatura especializada ha mostrado una diversidad considerable en los métodos de resolución aplicados a problemas logísticos de alta complejidad, particularmente aquellos que involucran decisiones integradas en producción, inventario y transporte bajo restricciones reales (Soysal et al., 2019). Este tipo de problema presenta una estructura combinatoria que lo hace intrínsecamente difícil (NP-hard), limitando la capacidad de los enfoques exactos tradicionales para encontrar soluciones en tiempos computacionales aceptables al enfrentarse a instancias de tamaño real (Büyükdeveci et al., 2024; Potoczki et al., 2024; Qin et al., 2014). Esta intratabilidad matemática ha motivado una creciente exploración de algoritmos metaheurísticos (Zhuang et al., 2024), técnicas híbridas y estrategias de descomposición (Lan et al., 2021; Potoczki et al., 2024), en reemplazo o complemento a los métodos exactos.

Tendencias en metaheurísticas y sus aplicaciones logísticas

Las técnicas más frecuentemente aplicadas en este contexto incluyen algoritmos genéticos (GA²), recocido simulado (SA³), búsqueda tabú (TS⁴) y búsqueda local iterada (ILS⁵), tanto en su forma pura como combinadas en esquemas híbridos.

A nivel de consolidación y despacho de envíos, Büyükdeveci et al. (2024) propusieron un modelo de optimización multiobjetivo, resolviéndolo mediante un enfoque metaheurístico

² **GA (Genetic Algorithm):** Algoritmo metaheurístico inspirado en los procesos de selección natural, que utiliza operadores como selección, cruce y mutación para explorar el espacio de soluciones.

³ **SA (Simulated Annealing):** Metaheurística basada en el proceso de enfriamiento simulado, que permite aceptar soluciones peores de manera controlada para evitar óptimos locales.

⁴ **TS (Tabu Search):** Método de búsqueda local que incorpora memoria para evitar visitar soluciones previamente exploradas y mejorar la exploración del espacio de soluciones.

⁵ **ILS (Iterated Local Search):** Metaheurística que alterna entre búsqueda local y perturbaciones sobre la solución para explorar distintas regiones del espacio de soluciones.

basado en la Búsqueda de Vecindario Variable (VNS⁶). Su estudio evidenció que explorar sistemáticamente diferentes estructuras de vecindario permite generar soluciones eficientes en tiempos razonables frente a la alta complejidad computacional

Descomposición y combinación de técnicas

Otra línea destacada consiste en esquemas de descomposición por etapas o por niveles de decisión, a menudo usados en combinación con metaheurísticas para resolver subproblemas. Lespay & Suchan (2022) abordaron el problema de diseño de territorios para el ruteo de vehículos multiperíodo con ventanas de tiempo en la logística de distribución de última milla. Para resolverlo, formularon un modelo MILP y desarrollaron heurísticas propias de eliminación y fusión de territorios, logrando adaptar la asignación táctica a la realidad operativa diaria. Aunque su aplicación se centra en flotas de camiones, su enfoque para manejar restricciones temporales a lo largo de múltiples períodos resulta metodológicamente valioso para coordinar la dinámica temporal en sistemas de transporte complejos.

En contextos de planificación por lotes en la producción de acero, Zhang et al. (2024) desarrollaron una heurística de fijar y optimizar (Fix-and-Optimize) en combinación con el solver CPLEX⁷ para minimizar el costo total de producción bajo múltiples productos y etapas, mostrando la importancia de los enfoques iterativos para ajustar cargas en entornos industriales.

Enfoques híbridos personalizados

Los trabajos más recientes apuntan hacia la adaptación de métodos exactos y enfoques de dos etapas según las particularidades del problema. Potoczki et al. (2024) formularon un modelo MILP (resuelto con Gurobi) para coordinar de forma simultánea la ubicación de centros cross-docking y la selección del modo de transporte, evidenciando que los esquemas de descomposición son necesarios para resolver redes a gran escala.

⁶ **VNS (Variable Neighborhood Search):** Metaheurística que explora sistemáticamente distintas estructuras de vecindario para escapar de óptimos locales y mejorar la calidad de las soluciones.

⁷ **CPLEX:** Solver de optimización desarrollado por IBM, ampliamente utilizado para resolver problemas de programación lineal y entera mixta.

Asimismo, Jiang et al. (2024) propusieron un algoritmo heurístico de dos etapas enfocado en la planificación dinámica operativa de trenes de carga expresos, logrando refinar planes de asignación de manera eficaz en entornos ferroviarios

En el diseño de redes agroalimentarias sostenibles, Azab et al. (2023) aplicaron modelos MILP exactos para integrar decisiones de producción, almacenamiento y ruteo. Su estudio demuestra que la integración de decisiones mejora la eficiencia del sistema logístico, pero la intratabilidad computacional limita su escalabilidad ante grandes instancias

Métodos avanzados y casos particulares

En el dominio de la logística de consolidación y contenerización marítima, Qin et al. (2014) desarrollaron un Algoritmo Memético de alto rendimiento para asignar envíos y agrupar artículos en contenedores, buscando minimizar los costos de transporte.

En el contexto de IRP⁸ (Inventory Routing Problem), Neves-Moreira et al. (2022) estudiaron el problema de ruteo de inventario multiproducto incorporando recogidas y entregas simultáneas para mitigar las fluctuaciones de la demanda. En lugar de recurrir a la programación puramente estocástica, propusieron un algoritmo exacto branch-and-cut⁹ complementado con heurísticas de horizonte rodante. Este enfoque demuestra cómo el uso de estrategias heurísticas y de horizontes rodantes permite manejar la incertidumbre y el balance dinámico de los inventarios de forma eficiente.

Los estudios analizados coinciden en destacar tres patrones clave:

- Preferencia por metaheurísticas híbridas para problemas de planificación integrada con restricciones múltiples.
- Uso creciente de estructuras multiperíodo y modelos dinámicos, que requieren enfoques iterativos y adaptativos.
- Necesidad de personalización algorítmica: no existe un único método dominante; la combinación de técnicas ajustadas al dominio es la vía más eficaz.

⁸ **IRP (Inventory Routing Problem):** Problema que combina la planificación de rutas de transporte con el control de inventarios, buscando coordinar ambas decisiones en un horizonte multiperíodo.

⁹ **Branch-and-Cut:** Método exacto para resolver problemas de optimización entera que combina técnicas de ramificación (branch-and-bound) con la incorporación de restricciones adicionales (cutting planes) para mejorar la eficiencia.

En particular, se ha observado que en problemas multimodales o multiorigen–multiproducto, como los abordados por Arsalani et al. (2022) o Song et al. (2023), las soluciones metaheurísticas deben ser cuidadosamente calibradas para no generar soluciones inviables. Por ello, se enfatiza la importancia de desarrollar procedimientos de reparación o validación de soluciones dentro del algoritmo.

Dado el carácter fuertemente acoplado del problema planteado en esta investigación, que combina decisiones tácticas (consolidación, asignación de carga), operativas (programación de trenes) y estratégicas (elección de rutas, balance de inventarios) se propone como núcleo de resolución una estrategia basada en búsqueda local iterada multi-arranque (Multi-ILS¹⁰). Este enfoque ha sido menos utilizado explícitamente en la literatura revisada, pero sus principios están presentes en múltiples esquemas híbridos efectivos (Büyükdeveci et al., 2024; Zhuang et al., 2024).

El Multi-ILS permite explorar múltiples soluciones iniciales desde diferentes regiones del espacio de búsqueda, aplicar perturbaciones controladas para escapar de óptimos locales, y refinar soluciones a través de operadores especializados. Su diseño modular es ideal para problemas complejos como el abordado en esta tesis, ya que permite agregar operadores dedicados a restricciones específicas del ferrocarril, como ventanas de tiempo o consolidación mínima, sin reconfigurar completamente la estructura del algoritmo.

Discusión crítica de la literatura y vacíos identificados

La revisión de la literatura, organizada en los bloques temáticos anteriores, permite contextualizar el problema de esta tesis dentro del estado del arte e identificar las brechas de conocimiento más relevantes. A continuación, se resumen tres vacíos principales detectados y se discute cómo la propuesta de tesis pretende abordarlos:

- **Integración producción–inventario–transporte en ferrocarril:** Existe una falta de modelos que integren explícitamente las decisiones de producción e inventario con la planificación logística ferroviaria de carga multiproducto. Como se analizó en la sección

¹⁰ **Multi-ILS (Multi-Start Iterated Local Search):** Variante de la búsqueda local iterada que incorpora múltiples puntos de partida, permitiendo diversificar la exploración del espacio de soluciones.

ferroviaria, numerosos trabajos optimizan distintos aspectos del transporte en tren (redes, secuenciación, asignación de vagones, intermodalidad), pero casi todos asumen que la carga a transportar está determinada externamente (demanda fija) y no incorporan las variables de producción ni de inventario que generan o absorben ese flujo. Esta desconexión puede llevar a soluciones subóptimas en la práctica (por ejemplo, capacidad ferroviaria ociosa en ciertos periodos por falta de coordinación con producción, o producto acumulado esperando envío por falta de trenes oportunos). Ningún estudio ferroviario revisado modela conjuntamente la producción, el inventario y el transporte en un esquema multiperíodo. La tesis aborda este vacío formulando un modelo matemático integrado que combine, por primera vez, las decisiones de producción (cuánto y cuándo producir), de inventario (cuánto almacenar en origen y destino) y de operación ferroviaria (cuándo y cómo enviar trenes) en un contexto multiproducto y multi-origen. De esta forma, se pretende lograr un plan logístico globalmente óptimo, evitando las ineficiencias de la planificación fragmentada identificadas en la literatura.

- **Metodologías de solución para problemas integrados de gran escala:** Se observa una ausencia de métodos de solución capaces de enfrentar la elevada complejidad de un modelo integrado tan rico como el que se necesita. Los trabajos previos que más se aproximan a integrar varios componentes tienden a simplificar algunos aspectos o a resolver instancias muy pequeñas con algoritmos exactos.
- **Necesidad de un enfoque flexible y adaptable:** Se identificó la necesidad de flexibilidad en el enfoque de solución para ajustarse a distintas condiciones y refinar el modelo conforme avanza la investigación. Los problemas logísticos complejos suelen requerir iteración y refinamiento: muchas investigaciones comienzan con supuestos simplificadores y luego añaden realismo (nuevas restricciones, parámetros actualizados) sobre la marcha. En nuestro caso, la literatura sugiere no usar una metaheurística rígida desde el inicio, sino diseñar un esquema adaptable que pueda incorporar mejoras o cambios fácilmente. Este vacío no está explicitado en un solo artículo, pero se deduce de la experiencia reportada en múltiples fuentes. Esta de tesis atiende esto concibiendo un algoritmo metaheurístico modular, donde se puedan ajustar componentes (operadores genéticos, criterios de selección, estructuras de vecindad en búsquedas locales, etc.) a

medida que se comprendan mejor las características del problema. Por ejemplo, si durante la validación con datos reales se descubre la relevancia de cierta restricción (p. ej., límite de tiempo de espera en inventario, prioridad a cierto producto estratégico, etc.), el algoritmo podrá incorporar dicha consideración mediante un cambio relativamente menor (añadir una penalización al fitness, crear un operador especializado), en lugar de requerir reformular todo el modelo matemático. Esta versatilidad metodológica está respaldada por el éxito que han tenido los enfoques híbridos y adaptativos en la literatura reciente (Broda et al., 2024; Komijani & Sheikh Sajadieh, 2024; Zhuang et al., 2024).

En conclusión, la presente investigación se posiciona en la intersección de dos áreas que hasta ahora han permanecido en gran medida separadas: la planificación operativa ferroviaria y la gestión integrada de la cadena de suministro. Al proponer un modelo integrado multiperíodo de producción–inventario–transporte específico para ferrocarril y desarrollar una metaheurística híbrida y adaptable para resolverlo, la tesis busca superar las limitaciones detectadas en la literatura. La elección de una metaheurística versátil está fundamentada tanto en las limitaciones de los enfoques exactos identificadas (falta de escalabilidad, suposiciones simplificadas) como en el desempeño exitoso de las metaheurísticas en problemas análogos reportado por diversos autores. De esta forma, se espera contribuir con un avance metodológico y práctico que integre por primera vez todos los componentes relevantes de la planificación logística ferroviaria multiproducto, aportando una solución novedosa que responde a los vacíos teóricos y ofrece un camino aplicable a escenarios reales de la industria.

3. El problema de la planificación de carga ferroviaria

La planificación del transporte ferroviario en entornos industriales va mucho más allá de mover productos de un punto a otro. Se trata de un proceso complejo y profundamente interdependiente, donde entran en juego decisiones de producción, almacenamiento, asignación de rutas y utilización de trenes. Todo esto ocurre en un escenario dinámico, condicionado por capacidades físicas limitadas y por una interacción constante entre los distintos elementos del sistema. La dificultad aumenta cuando el análisis se traslada a un horizonte multiperíodo: en ese caso, cada decisión tomada en un día repercute directamente en las posibilidades y restricciones de los días siguientes.

Un desafío central de esta planificación es la naturaleza cambiante del inventario, tanto en las plantas de origen como en los destinos. A diferencia de un modelo estático, aquí los niveles de stock se transforman a diario según tres factores interrelacionados: la producción que ingresa al sistema, los envíos que lo vacían y la demanda que se debe atender en cada jornada. El equilibrio es frágil: debe garantizarse la disponibilidad suficiente para cubrir los pedidos, pero sin sobrepasar las capacidades de almacenamiento. Un error de cálculo puede traducirse en saturación de bodegas, pérdidas por acumulación excesiva o quiebres de stock que interrumpen toda la cadena logística.

A esto se suma la variabilidad temporal de la demanda. En lugar de consolidarse en una cifra mensual, la necesidad de producto se expresa en volúmenes diarios que deben cumplirse sin margen para retrasos o anticipaciones. Esta característica obliga a una planificación mucho más detallada y adaptable, pues la entrega debe coincidir con el periodo exacto en que la demanda se presenta.

Otro aspecto clave es la asignación de cargas y rutas. Si bien la demanda se asocia a un producto y a su origen, no necesariamente se encuentra definida hacia un destino único. Por lo tanto, el modelo debe decidir de manera estratégica qué puerto recibe cada unidad, considerando no solo las rutas disponibles, sino también los niveles de inventario en los destinos y los costos de transporte y embarque involucrados. El problema se convierte así en un flujo dinámico de asignaciones, en el que cada día deben evaluarse múltiples combinaciones posibles para minimizar el costo total sin violar las restricciones logísticas.

La operación ferroviaria, además, impone limitaciones técnicas que condicionan las decisiones. El número mínimo y máximo de carros por tren, junto con la cantidad de trenes que pueden circular simultáneamente, restringe las configuraciones viables de carga y ruta. Esto reduce la flexibilidad del sistema frente a la variabilidad de la demanda y obliga a que las decisiones se tomen bajo un marco operativo mucho más rígido.

En conjunto, todos estos elementos configuran un sistema altamente acoplado, donde el presente está condicionado por el pasado y cada componente depende del estado de los demás. No se trata de una secuencia de decisiones aisladas, sino de un proceso integral que exige anticipación, coherencia y coordinación en cada periodo. Por ello, el problema requiere un modelo capaz de capturar la lógica dinámica del sistema y de generar soluciones eficientes, robustas y consistentes en el tiempo.

Estas características explican por qué la planificación ferroviaria multiperíodo con integración de producción e inventarios es un problema intrínsecamente complejo. Al mismo tiempo, justifican la necesidad de emplear modelos de optimización avanzados que combinen la rigurosidad estructural con la eficiencia computacional, como los enfoques metaheurísticos híbridos desarrollados en esta investigación.

4. Modelo de planificación para la asignación de trenes de carga

Este capítulo describe, con foco operativo, el sistema a planificar: plantas que producen múltiples productos, inventarios en origen y destino, y trenes que trasladan dichos flujos bajo restricciones técnicas y de capacidad. El objetivo no es solo mover producto, sino coordinar decisiones que se encadenan día a día en un horizonte multiperíodo, donde cada decisión condiciona la siguiente. Esta integración explícita entre producción, inventario y transporte constituye el núcleo del problema y la principal contribución de esta tesis frente a vacíos detectados en la literatura, especialmente en contextos ferroviarios multiproducto y multi-origen.

4.1. Estructura del sistema logístico

El sistema puede representarse como una red con cuatro componentes principales: orígenes (plantas), rutas ferroviarias, destinos (puertos o terminales) y tiempo. En los orígenes se genera producción diaria por producto, la cual alimenta inventarios con capacidad limitada. Desde allí, los trenes, cada uno con su configuración de carros, trasladan carga hacia los destinos, donde también existen inventarios finitos y procesos de embarque. Todo esto ocurre en múltiples periodos y para diversos productos, lo que justifica el uso de un modelo multiperíodo y multiproducto capaz de capturar la evolución temporal y la interacción de los flujos.

La Figura 4.1 presenta una representación conceptual del sistema logístico descrito, ilustrando la interacción entre producción, inventario, transporte ferroviario y demanda a lo largo del horizonte temporal.

El sistema logístico se compone de los siguientes elementos fundamentales:

- **Orígenes (plantas):** Corresponden a las instalaciones industriales donde se realiza la producción diaria de productos terminados. Cada planta tiene una tasa de producción fija por día y una capacidad máxima de almacenamiento de inventario. Los productos no despachados al finalizar el día permanecen almacenados en planta, afectando la disponibilidad de espacio para días siguientes.
- **Destinos (puertos):** Representan los puntos de salida del sistema logístico, donde se consolidan los productos para su embarque. Cada destino tiene una capacidad limitada para almacenar productos recibidos y está asociado a un costo de embarque unitario, dependiente del producto y del puerto.

- **Productos:** Se modela un sistema con múltiples productos, cada uno con características de transporte particulares y comportamiento de demanda independiente. La planificación debe considerar simultáneamente el flujo de todos los productos a lo largo del horizonte temporal.
- **Trenes:** El transporte entre plantas y puertos se realiza exclusivamente mediante trenes. Cada tren tiene un número mínimo y máximo de carros permitidos por viaje, y cada carro posee una capacidad específica según el tipo de producto transportado. Además, existe un número máximo de trenes que pueden operar por día, debido a restricciones de capacidad de la red ferroviaria.
- **Horizonte temporal multiperiodo:** La planificación se desarrolla en un marco temporal compuesto por varios periodos discretos (por ejemplo, días), durante los cuales se deben tomar decisiones de producción, despacho, transporte y almacenamiento. La duración del horizonte es de carácter finito y conocido.

El énfasis en la integración no es accesorio. En la práctica, separar la dimensión productiva de la logística genera planes que funcionan localmente, pero fallan a nivel global: trenes ociosos, saturación de inventarios, demanda insatisfecha o costos de transporte innecesariamente altos. Por ello, esta tesis asume la integración como un requisito, y no como una característica deseable.

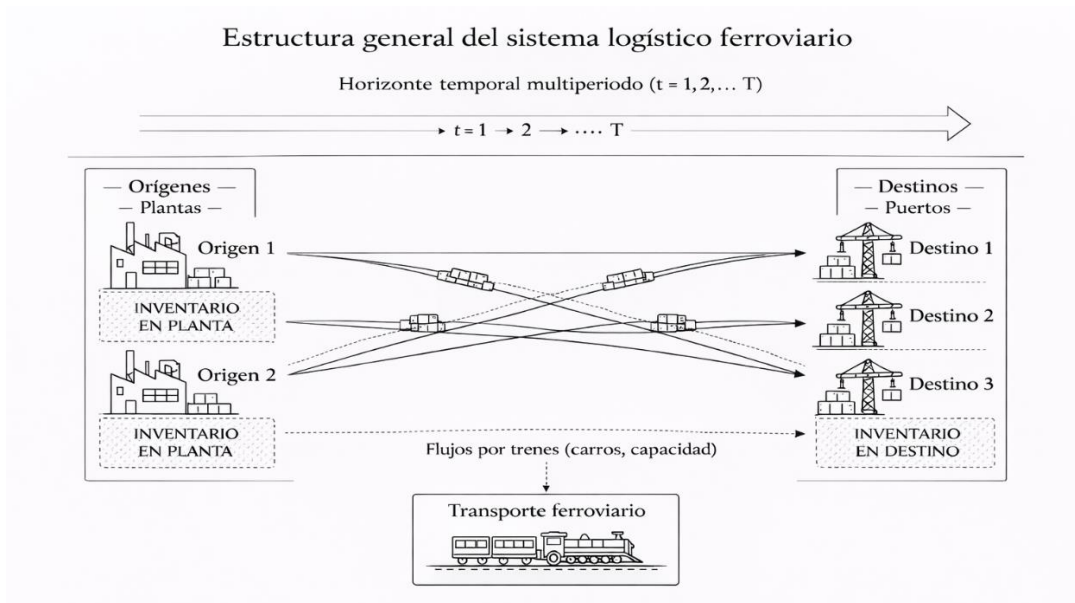


Figura 4.1: Estructura general del sistema logístico

4.2. Decisiones de planificación

El problema por modelar involucra la toma coordinada de múltiples decisiones en cada periodo del horizonte temporal. En particular, el modelo debe modelar:

- **Asignación de la demanda a destinos:** La demanda está asociada al producto, pero no necesariamente fija un único destino a priori; el modelo decide a qué puerto enviar cada unidad, sopesando inventarios, costos de transporte/embarque e itinerarios/ventanas de servicio.
- **Cantidad a transportar:** Decidir qué cantidad de cada producto se transporta desde cada planta a cada destino en cada periodo, respetando tanto la disponibilidad de stock como las capacidades máximas de transporte.
- **Despachos ferroviarios:** Decidir cuántos trenes, con qué tamaño efectivo (número de carros) y en qué días operar.
- **Gestión dinámica de inventario:** Controlar los niveles de inventario en plantas y puertos a lo largo del tiempo, considerando entradas (producción o recepción) y salidas (despacho o embarque), evitando sobrecargas o quiebres de stock.
- **Satisfacción de la demanda diaria:** Garantizar que la demanda diaria asociada a cada producto en cada planta sea satisfecha completamente, mediante despachos adecuados y oportunos hacia uno o varios destinos.

Estas decisiones deben tomarse simultáneamente, bajo un enfoque global que minimice el costo total de operación, incluyendo transporte y embarque, y que mantenga la consistencia temporal del sistema.

4.3. Dinámica operativa del sistema

El comportamiento del sistema logístico es esencialmente dinámico, dado que las decisiones tomadas en un periodo condicionan el estado del sistema en los periodos siguientes. Este aspecto es particularmente relevante en:

- **El inventario:** El stock disponible en cada planta y puerto depende de los flujos del periodo anterior, así como de la producción diaria y la demanda específica del día. El sistema debe asegurar que el balance de inventario sea coherente en todo momento.
- **La demanda multiperiodo:** La demanda se presenta de forma diaria, variando entre periodos. Esta característica impide soluciones simplificadas por agregación y exige una planificación precisa para cada día del horizonte.

- **La anticipación y coordinación:** El modelo debe tomar decisiones considerando no solo las condiciones actuales del sistema, sino también la evolución esperada del mismo. Por ejemplo, un exceso de producto almacenado hoy puede provocar saturación en planta mañana, o una subutilización de trenes puede comprometer el cumplimiento de la demanda futura.

Este carácter dinámico requiere que el modelo sea capaz de evaluar múltiples escenarios de asignación de carga, proyección de inventarios y utilización de recursos, bajo un marco temporal coherente y optimizado.

Con el fin de ilustrar de manera clara el funcionamiento del sistema propuesto, se presenta a continuación un ejemplo simplificado basado en una solución obtenida por el modelo. Dado que el problema integra decisiones de producción, inventario y transporte a lo largo del tiempo, el ejemplo se organiza en tres niveles complementarios: el balance de inventario en origen, los movimientos de carga asignados y el balance de inventario en destino.

Para facilitar la comprensión, se considera un subconjunto del problema compuesto por dos orígenes (O1 y O4), dos destinos (D1 y D2), un único producto y un horizonte de cinco períodos consecutivos. Este recorte permite observar la dinámica del sistema sin perder las características esenciales del modelo.

Tabla 4.1: Balance de inventario en origen

Período	Origen	Stock inicial	Producción	Enviado	Stock final
t1	O1	4000	3800	0	7800
t2	O1	7800	3800	1400	10200
t3	O1	10200	3800	2800	11200
t1	O2	2000	2000	0	4000
t2	O2	4000	2000	1400	4600
t3	O2	4600	2000	1400	5200

En la Tabla 4.1 se observa que la producción ocurre en todos los períodos, mientras que los envíos se realizan solo en momentos específicos. En el período $t1$, no se realizan despachos, lo que genera una acumulación de inventario en ambos orígenes. Posteriormente, en los períodos $t2$ y $t3$, el modelo utiliza este inventario acumulado para realizar envíos, reduciendo parcialmente el stock disponible.

Este comportamiento refleja que el sistema permite desacoplar producción y transporte en el tiempo.

Tabla 4.2: Movimientos de carga asignados

Período	Origen	Destino	Toneladas	Tren
t2	O1	D2	1400	1
t2	O2	D2	1400	2
t3	O1	D1	2800	2
t3	O2	D2	1400	1

A partir de la disponibilidad de inventario en origen, el modelo decide concentrar los envíos en los períodos $t2$ y $t3$. En particular, se observa que en $t2$ ambos orígenes abastecen al destino D2, mientras que en $t3$ el origen O1 destina una mayor cantidad de carga hacia D1, utilizando dos trenes, esto queda evidenciado en la Tabla 4.2.

Esto muestra que la asignación de carga depende de la combinación entre inventario disponible, demanda y capacidad de transporte.

Tabla 4.3: Balance de inventario en destino

Período	Destino	Stock inicial	Recibido	Demanda	Stock final
t2	D2	0	2800	2500	300
t3	D1	0	2800	2600	200
t3	D2	300	1400	1300	400

Los envíos realizados impactan directamente el estado de los destinos, tal cual se muestra en la Tabla 4.3. En el período $t2$, el destino D2 recibe carga desde ambos orígenes, permitiendo cubrir su demanda y generar un pequeño excedente. En el período $t3$, el destino D1 es abastecido principalmente desde O1, mientras que D2 continúa recibiendo carga desde O4.

Esto evidencia que los destinos pueden recibir desde múltiples orígenes y en distintos momentos, reforzando la naturaleza distribuida del sistema.

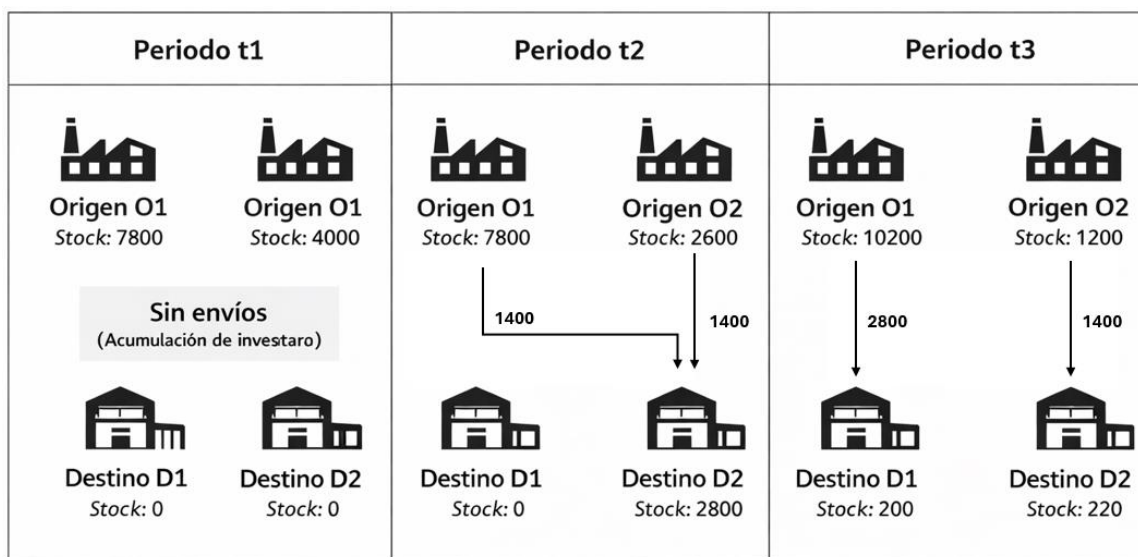


Figura 4.2: Representación simplificada de la solución

La Figura 4.2 complementa las tablas presentadas anteriormente, proporcionando una representación visual integrada de la solución considerada. En ella se ilustra, para cada período, la disposición de los orígenes y destinos, junto con la estructura espacial del sistema, permitiendo interpretar de manera más intuitiva los movimientos de carga descritos en la Tabla 4.2.

En conjunto, las tres tablas y la figura permiten comprender la lógica del sistema de manera integrada. En primer lugar, la producción genera una acumulación progresiva de inventario en los orígenes. A partir de esta disponibilidad, el modelo decide cuándo realizar los despachos, concentrando los envíos en ciertos períodos en función de la demanda y las capacidades de transporte. Finalmente, estos movimientos determinan la evolución del inventario en los destinos, permitiendo satisfacer la demanda y mantener niveles de stock.

De esta forma, el problema no se limita a decidir cantidades de transporte, sino que requiere coordinar simultáneamente producción, almacenamiento y despacho a lo largo del tiempo, lo que explica su carácter dinámico e interdependiente.

4.4. Restricciones de modelación

Para representar adecuadamente el sistema logístico y garantizar que el modelo sea factible de implementar desde el punto de vista computacional y operativo, se establecen a continuación las principales restricciones que estructuran la modelación del problema. Estas restricciones reflejan las

condiciones físicas, operacionales y logísticas del sistema real y deben cumplirse en todo momento durante el horizonte de planificación.

En esta sección se presenta la formulación matemática utilizada en el modelo de programación ferroviaria y embarque. La versión actual incorpora trenes explícitos, tipos de embarque, penalización simultánea del incumplimiento de demanda, del sobre-servicio y de las violaciones de capacidad e inventario. Todo se expresa usando notación consistente con la implementación en el solver usado en esta tesis.

Conjuntos e índices

- I : conjunto de orígenes. Cada elemento $i \in I$ representa un origen específico (por ejemplo, una planta o centro de acopio).
- J : conjunto de destinos. Cada elemento $j \in J$ representa un destino específico (por ejemplo, un puerto).
- P : conjunto de productos. Cada elemento $p \in P$ corresponde a un tipo de producto transportado.
- K : conjunto de tipos de embarque. Cada elemento $k \in K$ representa una modalidad de embarque (por ejemplo, contenedor, break bulk, etc.).
- T : conjunto de períodos de tiempo (días). Cada elemento $t \in T$ corresponde a un día del horizonte de planificación.
- R : conjunto de trenes explícitos. Cada elemento $r \in R$ representa un tren individual disponible para operar en los distintos días.

Además, se utilizan dos elementos auxiliares sobre el conjunto de períodos T :

- $firstT \in T$: primer período del horizonte.
- $Prev(t)$: período inmediato anterior a t , para cada $t \in T$ tal que $t \neq firstT$.

En todas las expresiones, cuando se dice “para todo producto p ”, “para todo origen i ”, “para todo destino j ”, “para todo día t ” o “para todo tren r ”, se hace referencia explícita a los índices $p \in P$, $i \in I$, $j \in J$, $t \in T$ y $r \in R$, respectivamente.

Parámetros

- $TrenesDia_t$: número máximo de trenes que pueden operar en el día t , para cada día $t \in T$.

- $QmaxOrigen_{ip}$: capacidad máxima de inventario del producto p en el origen i , para cada origen $i \in I$ y cada producto $p \in P$.
- $QmaxDestino_{jp}$: capacidad máxima de inventario del producto p en el destino j , para cada destino $j \in J$ y cada producto $p \in P$.
- S_{ip}^{ini} : inventario inicial del producto p en el origen i , para cada origen $i \in I$ y cada producto $p \in P$.
- R_{ijp}^{ini} : inventario inicial del producto p en el destino j , con origen físico i , para cada origen $i \in I$, destino $j \in J$ y producto $p \in P$. Es decir, R_{ijp}^{ini} representa el stock inicial del producto p en el destino j que proviene del origen i .
- $Prod_{ip}$: producción diaria del producto p en el origen i , asumida constante por día, para cada origen $i \in I$ y producto $p \in P$.
- κ_{pij} : toneladas por carro del producto p en el tramo desde el origen i al destino j , para cada producto $p \in P$, origen $i \in I$ y destino $j \in J$. Este parámetro refleja la capacidad efectiva (en toneladas) de un carro, considerando el producto p y el par origen–destino (i, j) .
- $MinCarros_p$: número mínimo de carros del producto p que debe llevar un tren que transporte dicho producto, para cada producto $p \in P$.
- $MaxCarros_p$: número máximo de carros del producto p que puede transportar un tren, para cada producto $p \in P$.
- $CTrans_{ijp}$: costo de transporte por tonelada del producto p desde el origen i al destino j , para cada triple (i, j, p) con $i \in I, j \in J, p \in P$.
- $CEmb_{jpk}$: costo de embarque por tonelada del producto p en el destino j bajo el tipo de embarque k , para cada destino $j \in J$, tipo de embarque $k \in K$ y producto $p \in P$.
- E_{max}_{jk} : máximo total de toneladas que pueden embarcarse en el destino j bajo el tipo de embarque k en todo el horizonte, para cada destino $j \in J$ y tipo de embarque $k \in K$.
- E_{min}_{jk} : mínimo total de toneladas que se desea embarcar en el destino j bajo el tipo de embarque k en todo el horizonte, para cada destino $j \in J$ y tipo de embarque $k \in K$.
- Dem_{pitk} : demanda de embarque del producto p correspondiente al origen i , en el día t , para el tipo de embarque k ; definida para cada producto $p \in P$, origen $i \in I$, día $t \in T$ y tipo de embarque $k \in K$.

- λ : parámetro de penalización global. Este parámetro $\lambda = \text{lambdaPenalty}$ controla el peso relativo de el faltante de demanda, el sobre-servicio, y las violaciones de capacidad e inventario, frente a los costos de transporte y embarque.

Siempre que se escriba una fórmula con estos parámetros, los índices se interpretan de la siguiente manera: i recorre todos los orígenes $i \in I$, j recorre todos los destinos $j \in J$, p recorre todos los productos $p \in P$, k recorre todos los tipos de embarque $k \in K$, t recorre todos los días $t \in T$ y r recorre todos los trenes $r \in R$.

Variables de decisión

- $xCars_{pijtr} \in \mathbb{Z}_+$: número de carros del producto p que el tren r transporta desde el origen i al destino j en el día t , para todo producto $p \in P$, origen $i \in I$, destino $j \in J$, día $t \in T$ y tren $r \in R$.
- $yTons_{pijtr} \geq 0$: toneladas del producto p que el tren r transporta desde el origen i al destino j en el día t , para todo producto $p \in P$, origen $i \in I$, destino $j \in J$, día $t \in T$ y tren $r \in R$.
- $a_{pijtk} \geq 0$: toneladas del producto p embarcadas en el destino j , provenientes del origen i , en el día t , utilizando el tipo de embarque k ; definida para todo producto $p \in P$, origen $i \in I$, destino $j \in J$, día $t \in T$ y tipo de embarque $k \in K$.
- $u_{pitk} \geq 0$: faltante de demanda (demanda no servida) del producto p , asociado al origen i , en el día t , para el tipo de embarque k ; para todo producto $p \in P$, origen $i \in I$, día $t \in T$ y tipo de embarque $k \in K$.
- $o_{pitk} \geq 0$: sobre-servicio (exceso respecto a la demanda) del producto p , asociado al origen i , en el día t , para el tipo de embarque k ; para todo producto $p \in P$, origen $i \in I$, día $t \in T$ y tipo de embarque $k \in K$.
- $S_{ipt} \geq 0$: inventario del producto p en el origen i al final del día t ; definida para todo origen $i \in I$, producto $p \in P$ y día $t \in T$.
- $Rdst_{ijpt} \geq 0$: inventario del producto p en el destino j al final del día t , manteniendo la trazabilidad del origen i ; definida para todo origen $i \in I$, destino $j \in J$, producto $p \in P$ y día $t \in T$.
- $capOverO_{ipt} \geq 0$: violación positiva de capacidad en el origen i para el producto p y el día t (exceso sobre la capacidad máxima), para todo origen $i \in I$, producto $p \in P$ y día $t \in T$.

- $capUnderO_{ipt} \geq 0$: violación negativa de inventario en el origen i para el producto p y el día t (stock negativo), para todo origen $i \in I$, producto $p \in P$ y día $t \in T$.
- $capOverD_{jpt} \geq 0$: violación positiva de capacidad en el destino j , para el producto p y el día t , medida de forma agregada sobre todos los orígenes $i \in I$; definida para todo destino $j \in J$, producto $p \in P$ y día $t \in T$.
- $capUnderD_{jpt} \geq 0$: violación negativa de inventario agregado en el destino j , para el producto p y el día t , medida como stock negativo agregado sobre los orígenes; definida para todo destino $j \in J$, producto $p \in P$ y día $t \in T$.
- $w_{ptr} \in \{0,1\}$: variable binaria que indica si el tren r , en el día t , transporta el producto p ; definida para todo producto $p \in P$, día $t \in T$ y tren $r \in R$.
- $v_{jtr} \in \{0,1\}$: variable binaria que indica si el tren r , en el día t , tiene como destino al puerto j ; definida para todo destino $j \in J$, día $t \in T$ y tren $r \in R$.
- $q_{itr} \in \{0,1\}$: variable binaria que indica si el tren r , en el día t , sale desde el origen i ; definida para todo origen $i \in I$, día $t \in T$ y tren $r \in R$.

Función objetivo

El propósito central del modelo es diseñar un plan de transporte ferroviario que, a lo largo de todo el horizonte de planificación, logre articular de manera coherente las distintas dimensiones del sistema logístico. En primer lugar, el modelo busca garantizar que la demanda diaria de cada producto sea satisfecha en el periodo exacto en que se presenta, evitando atrasos o adelantos que comprometan el flujo de la cadena de suministro. Al mismo tiempo, procura que los recursos de transporte y almacenamiento se utilicen de manera eficiente, evitando tanto la subutilización de trenes como la saturación de inventarios en plantas o puertos.

A este equilibrio operativo se suma la necesidad de minimizar el costo total del sistema, lo que incluye los gastos de transporte ferroviario y los costos asociados al embarque en los puertos. La minimización no se entiende aquí únicamente como una reducción monetaria, sino como la búsqueda de un plan en el que la eficiencia económica esté directamente vinculada con la eficiencia operativa.

La función objetivo minimiza el costo total de transporte y embarque, más las penalizaciones por incumplimiento y sobre-cumplimiento de demanda, y las violaciones de capacidad e inventario:

$$\begin{aligned}
\min Z = & \sum_{p \in P} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{t \in T} \sum_{r \in R} CTrans_{ijp} yTons_{pijtr} + \sum_{p \in P} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} CEmb_{jkp} a_{pijtk} \\
& + \lambda \left(\sum_{p \in P} \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} u_{pitk} + \sum_{p \in P} \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} o_{pitk} + \sum_{i \in I} \sum_{p \in P} \sum_{t \in T} capOverO_{ipt} \right. \\
& + \sum_{i \in I} \sum_{p \in P} \sum_{t \in T} capUnderO_{ipt} + \sum_{j \in J} \sum_{p \in P} \sum_{t \in T} capOverD_{jpt} \\
& \left. + \sum_{j \in J} \sum_{p \in P} \sum_{t \in T} capUnderD_{jpt} \right)
\end{aligned}$$

4.1

En esta expresión:

- La primera suma recorre todos los productos $p \in P$, orígenes $i \in I$, destinos $j \in J$, días $t \in T$ y trenes $r \in R$, y multiplica el costo unitario $CTrans_{ijp}$ por las toneladas transportadas $yTons_{pijtr}$ del producto p desde el origen i hacia el destino j en el día t por el tren r .
- La segunda suma recorre todos los productos $p \in P$, orígenes $i \in I$, destinos $j \in J$, días $t \in T$ y tipos de embarque $k \in K$, y multiplica el costo de embarque $CEmb_{jkp}$ por las toneladas embarcadas a_{pijtk} del producto p , en el destino j , provenientes del origen i , en el día t bajo el tipo de embarque k .
- El tercer bloque de la función objetivo recorre todos los productos $p \in P$, orígenes $i \in I$, días $t \in T$ y tipos de embarque $k \in K$, sumando el faltante u_{pitk} y el sobre-servicio o_{pitk} de la demanda del producto p en el origen i para el día t y tipo k , ponderado por el parámetro de penalización λ .
- El cuarto bloque recorre todos los orígenes $i \in I$, destinos $j \in J$, productos $p \in P$ y días $t \in T$, sumando las violaciones de capacidad $capOverO_{ipt}$, $capUnderO_{ipt}$, $capOverD_{jpt}$ y $capUnderD_{jpt}$, todas ponderadas por el mismo parámetro λ .

En esta formulación, las capacidades máximas de inventario en origen y destino se modelan como restricciones duras que no pueden ser violadas por las variables de decisión. No obstante, se incorporan variables auxiliares de exceso y déficit de capacidad ($capOverO_{ipt}$, $capUnderO_{ipt}$, $capOverD_{jpt}$ y $capUnderD_{jpt}$), cuyo valor queda determinado por la diferencia entre el inventario calculado y los límites físicos del sistema. Estas variables no relajan las restricciones de capacidad,

las cuales deben cumplirse estrictamente, sino que permiten cuantificar la presión ejercida sobre los niveles de inventario y mantener simetría con el esquema de penalizaciones utilizado en la metaheurística. En soluciones factibles, su valor es cero, pero su presencia en la función objetivo facilita el análisis comparativo y la interpretación operativa del comportamiento del sistema.

Restricciones

Enlace entre carros y toneladas

$$yTons_{pijtr} = \kappa_{pij} \cdot xCars_{pijtr}, \forall p \in P, \forall i \in I, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall r \in R \quad 4.2$$

Esta restricción se define para cada producto p , cada origen i , cada destino j , cada día t y cada tren explícito r , y garantiza que las toneladas transportadas $yTons_{pijtr}$ equivalen a la cantidad de carros $xCars_{pijtr}$ multiplicada por la capacidad en toneladas por carro κ_{pij} en el tramo desde el origen i hasta el destino j para el producto p .

Pureza y uso de trenes

A lo más un producto por tren

$$\sum_{p \in P} w_{ptr} \leq 1, \forall t \in T, \forall r \in R. \quad 4.3$$

Para cada día t y para cada tren r , la suma sobre todos los productos $p \in P$ de la variable binaria w_{ptr} es a lo más uno, de manera que el tren r en el día t sólo puede transportar un producto p .

A lo más un destino por tren

$$\sum_{j \in J} v_{jtr} \leq 1, \forall t \in T, \forall r \in R. \quad 4.4$$

Para cada día t y tren r , la suma sobre todos los destinos $j \in J$ de v_{jtr} es a lo más uno, lo que asegura que el tren r en el día t tiene un único destino j .

A lo más un origen por tren

$$\sum_{i \in I} q_{itr} \leq 1, \forall t \in T, \forall r \in R.$$

4.5

Para cada día t y tren r , la suma sobre todos los orígenes $i \in I$ de q_{itr} es a lo más uno, garantizando que el tren r en el día t sale desde un único origen i . Con esto se asegura que ningún tren mezcle cargas provenientes de plantas distintas en una misma jornada.

Enlace carros–destino

$$xCars_{pijtr} \leq MaxCarros_p v_{jtr}, \forall p \in P, \forall i \in I, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall r \in R.$$

4.6

Para cada producto p , origen i , destino j , día t y tren r , el número de carros $xCars_{pijtr}$ sólo puede ser positivo si $v_{jtr} = 1$, es decir, si el tren r en el día t efectivamente va al destino j . El número de carros se acota por $MaxCarros_p$.

Enlace carros–origen

$$xCars_{pijtr} \leq MaxCarros_p q_{itr}, \forall p \in P, \forall i \in I, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall r \in R.$$

4.7

Para cada combinación de producto p , origen i , destino j , día t y tren r , esta restricción asegura que sólo hay carros $xCars_{pijtr}$ si el tren r en el día t sale del origen i ($q_{itr} = 1$), nuevamente acotando por $MaxCarros_p$.

Mínimo y máximo de carros por tren y producto

$$\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} xCars_{pijtr} \leq MaxCarros_p w_{ptr}, \forall p \in P, \forall t \in T, \forall r \in R,$$

4.8

$$\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} xCars_{pijtr} \geq MinCarros_p w_{ptr}, \forall p \in P, \forall t \in T, \forall r \in R.$$

4.9

Para cada producto p , día t y tren r , la suma de carros $xCars_{pijtr}$ sobre todos los orígenes i y destinos j se restringe a estar entre $MinCarros_p$ y $MaxCarros_p$, siempre que $w_{ptr} = 1$ (es decir, cuando el tren r transporta el producto p en el día t).

Consistencia entre producto, origen y destino por tren

$$\sum_{p \in P} w_{ptr} = \sum_{j \in J} v_{jtr}, \forall t \in T, \forall r \in R.$$

4.10

$$\sum_{p \in P} w_{ptr} = \sum_{i \in I} q_{itr}, \forall t \in T, \forall r \in R.$$

4.11

Para cada día t y tren r , esta igualdad asegura que la elección del producto (w_{ptr}), del destino (v_{jtr}) y del origen (q_{itr}) es coherente: si el tren r tiene asignado un producto p en el día t , entonces debe tener exactamente un destino j y un origen i , y viceversa.

La primera ecuación asegura la consistencia entre la carga total transportada por cada tren y la cantidad asignada a los distintos destinos. Es decir, la suma de la carga transportada debe coincidir con la distribución hacia los destinos considerados. Por su parte, la segunda ecuación establece la consistencia entre la carga total del tren y la cantidad proveniente de los distintos orígenes, garantizando que el total transportado corresponde efectivamente a lo despachado desde los orígenes.

Trenes disponibles por día

$$\sum_{p \in P} \sum_{r \in R} w_{ptr} \leq \text{TrenesDia}_t, \forall t \in T.$$

4.12

Para cada día t , la suma de w_{ptr} sobre todos los productos $p \in P$ y trenes $r \in R$ representa el número de trenes utilizados en el día t ; esta suma no puede superar el número máximo de trenes disponibles TrenesDia_t .

Balance de demanda con faltante y sobre-servicio

$$\sum_{j \in J} a_{pijtk} + u_{pitk} - o_{pitk} = \text{Dem}_{pitk}, \forall p \in P, \forall i \in I, \forall t \in T, \forall k \in K.$$

4.13

Para cada producto p , origen i , día t y tipo de embarque k , la suma sobre todos los destinos $j \in J$ de las toneladas embarcadas a_{pijtk} , más el faltante u_{pitk} menos el sobre-servicio o_{pitk} , debe igualar la demanda Dem_{pitk} . El índice j recorre los posibles destinos para el producto p que proviene del origen i en el día t y para el tipo de embarque k .

Ecuaciones de inventario en origen

Día inicial

$$S_{ip, firstT} = S_{ip}^{ini} + Prod_{ip} - \sum_{j \in J} \sum_{r \in R} yTons_{pij, firstT, r}, \forall i \in I, \forall p \in P.$$

4.14

Para cada origen i y producto p en el primer día $t = firstT$, el inventario $S_{ip, firstT}$ resulta del inventario inicial S_{ip}^{ini} más la producción diaria $Prod_{ip}$, menos las toneladas enviadas a todos los destinos j por todos los trenes r en ese primer día.

Días posteriores

$$S_{ipt} = S_{ip, Prev(t)} + Prod_{ip} - \sum_{j \in J} \sum_{r \in R} yTons_{pijtr}, \forall i \in I, \forall p \in P, \forall t \in T: t \neq firstT.$$

4.15

Para cada origen i , producto p y día t distinto de $firstT$, el inventario S_{ipt} se obtiene del inventario del día anterior $S_{ip, Prev(t)}$ más la producción $Prod_{ip}$ y menos las toneladas enviadas a todos los destinos j mediante todos los trenes r en el día t . El índice t recorre todos los días distintos del primero, y asegura la relación temporal entre el día t y su día previo.

Ecuaciones de inventario en destino con rastro de origen

Día inicial

$$Rdst_{ijp, firstT} = R_{ijp}^{ini} + \sum_{r \in R} yTons_{pij, firstT, r} - \sum_{k \in K} a_{pij, firstT, k}, \forall i \in I, \forall j \in J, \forall p \in P. \quad 4.16$$

Para cada combinación origen–destino (i, j) y producto p en el día inicial, el inventario $Rdst_{ijp, firstT}$ es el inventario inicial R_{ijp}^{ini} más las toneladas recibidas desde el origen i hacia el destino j (suma sobre todos los trenes $r \in R$) en el primer día, menos las toneladas embarcadas $a_{pij, firstT, k}$ para todos los tipos de embarque $k \in K$.

Días posteriores

$$Rdst_{ijpt} = Rdst_{ijp, Prev(t)} + \sum_{r \in R} yTons_{pijtr} - \sum_{k \in K} a_{pijtk}, \forall i \in I, \forall j \in J, \forall p \in P, \forall t \in T: t \neq firstT. \quad 4.17$$

Para cada origen i , destino j , producto p y día t distinto de $firstT$, el inventario $Rdst_{ijpt}$ se actualiza a partir del inventario del día anterior $Rdst_{ijp, Prev(t)}$, sumando las toneladas recibidas desde el origen i hacia el destino j en el día t (suma sobre todos los trenes r) y restando las toneladas embarcadas hacia el exterior en el destino j en ese mismo día (suma sobre todos los tipos de embarque k).

Capacidades de inventario en origen y destino (restricciones duras)

Capacidad en origen

$$S_{ipt} \leq QmaxOrigen_{ip}, \forall i \in I, \forall p \in P, \forall t \in T. \quad 4.18$$

Para cada origen i , producto p y día t , el inventario S_{ipt} no puede superar la capacidad máxima $QmaxOrigen_{ip}$ del producto p en el origen i .

Capacidad agregada en destino

$$\sum_{i \in I} Rdst_{ijpt} \leq QmaxDestino_{jp}, \forall j \in J, \forall p \in P, \forall t \in T.$$

4.19

Para cada destino j , producto p y día t , la suma del inventario $Rdst_{ijpt}$ sobre todos los orígenes $i \in I$ no puede superar la capacidad máxima $QmaxDestino_{jp}$ del producto p en el destino j . El índice i recorre todos los orígenes que pueden enviar el producto p al destino j .

8. Límites de embarque en el horizonte

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} a_{pijtk} \geq Emin_{jk}, \forall j \in J, \forall k \in K,$$

4.20

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} a_{pijtk} \leq Emax_{jk}, \forall j \in J, \forall k \in K.$$

4.21

Para cada destino j y tipo de embarque k , la suma de las toneladas embarcadas a_{pijtk} sobre todos los productos $p \in P$, orígenes $i \in I$ y días $t \in T$ debe estar dentro del intervalo $[Emin_{jk}, Emax_{jk}]$. Esto modela el mínimo y máximo de uso permitido de cada tipo de embarque k en cada destino j .

Consistencia física en destino

$$\sum_{k \in K} a_{pijtk} \leq R_{ijp}^{ini} + \sum_{r \in R} yTons_{pij, firstT, r}, \text{ si } t = firstT \forall p \in P, \forall i \in I, \forall j \in J, \forall t \in T.$$

4.22

$$\sum_{k \in K} a_{pijtk} \leq Rdst_{ijp, Prev(t)} + \sum_{r \in R} yTons_{pijtr}, \text{ si } t \neq firstT \forall p \in P, \forall i \in I, \forall j \in J, \forall t \in T.$$

4.23

Para cada producto p , origen i , destino j y día t , la suma de toneladas embarcadas $\sum_{k \in K} a_{pijtk}$ no puede superar el stock disponible antes del embarque. Si t es el primer día, este stock disponible es el inventario inicial R_{ijp}^{ini} más las toneladas recibidas en el día $firstT$. Si t es un día posterior, el stock disponible es el inventario del día anterior $Rdst_{ijp, Prev(t)}$ más las toneladas recibidas en el día t . El

índice k recorre todos los tipos de embarque que pueden utilizarse en el destino j para el producto p que proviene del origen i .

Definición de variables de violación de capacidad e inventario

Violaciones en origen

$$capOverO_{ipt} \geq S_{ipt} - QmaxOrigen_{ip}, \forall i \in I, \forall p \in P, \forall t \in T, \quad 4.24$$

$$capUnderO_{ipt} \geq -S_{ipt}, \forall i \in I, \forall p \in P, \forall t \in T. \quad 4.25$$

Para cada origen i , producto p y día t , la variable $capOverO_{ipt}$ mide cuánto se excede el inventario S_{ipt} por sobre la capacidad máxima $QmaxOrigen_{ip}$ (si no hay exceso, la variable puede ser cero). La variable $capUnderO_{ipt}$ mide el déficit de inventario cuando S_{ipt} se vuelve negativo (stock negativo).

Violaciones agregadas en destino

$$capOverD_{jpt} \geq \left(\sum_{i \in I} Rdst_{ijpt} \right) - QmaxDestino_{jp}, \forall j \in J, \forall p \in P, \forall t \in T, \quad 4.26$$

$$capUnderD_{jpt} \geq -Rdst_{ijpt}, \forall j \in J, \forall p \in P, \forall t \in T. \quad 4.27$$

Para cada destino j , producto p y día t , la variable $capOverD_{jpt}$ mide cuánto se excede la suma de inventarios $\sum_{i \in I} Rdst_{ijpt}$ por sobre la capacidad máxima $QmaxDestino_{jp}$. La variable $capUnderD_{jpt}$ mide el déficit cuando la suma de inventarios se vuelve negativa (lo que, en la práctica, corresponde a inconsistencias o quiebres de stock agregados).

Aunque las capacidades de inventario en origen y destino se modelan como restricciones duras, se incorporan variables auxiliares que miden la magnitud potencial de violaciones de capacidad, las cuales se incluyen en la función objetivo. En la práctica, estas variables permanecen en cero en soluciones factibles, pero permiten cuantificar cuán cerca se encuentra el sistema de sus límites de capacidad y facilitan la coherencia con el esquema de penalizaciones utilizado en la metaheurística.

El bloque de penalización, gobernado por el parámetro λ , introduce flexibilidad controlada en el cumplimiento de la demanda y en el uso de capacidades. Este parámetro actúa como un factor de ponderación que permite equilibrar el peso relativo entre los costos logísticos (transporte y embarque)

y las penalizaciones asociadas a incumplimientos operativos. En particular, λ multiplica los términos asociados al faltante de demanda, al sobre-servicio y a las desviaciones respecto a las capacidades de inventario en origen y destino, representadas mediante las variables $capOverO_{ipt}$, $capUnderO_{ipt}$, $capOverD_{jpt}$ y $capUnderD_{jpt}$.

Desde el punto de vista de escala y unidades de medida, el parámetro λ cumple el rol de normalizar el impacto de estas penalizaciones respecto de los costos económicos del sistema. En la práctica, su valor se calibra de modo que el incumplimiento de demanda tenga un impacto suficientemente alto como para evitar soluciones que reduzcan costos a expensas del nivel de servicio. De esta manera, el modelo refleja el compromiso operativo entre eficiencia económica y cumplimiento de la demanda, permitiendo que el plan logístico resultante priorice la continuidad del servicio sin ignorar los costos de transporte y embarque.

En formulaciones alternativas, este esquema podría descomponerse en múltiples parámetros de ponderación, por ejemplo λ_1, λ_2 , asociados separadamente a las penalizaciones por incumplimiento de demanda y a las desviaciones de capacidad o inventario. Sin embargo, en esta investigación se adopta un único parámetro λ para mantener la parsimonia del modelo y facilitar su interpretación operativa durante la calibración experimental.

Las variables de decisión del modelo se definen sobre distintos dominios según su naturaleza, distinguiendo entre variables enteras, continuas y binarias. A continuación, se presentan agrupadas por tipo.

Variables de movimiento y asignación

Las variables asociadas al movimiento de carga y asignación representan tanto el número de carros como las cantidades transportadas entre orígenes y destinos.

$$xCars_{pijtr} \in \mathbb{Z}_+, \forall p \in P, i \in I, j \in J, t \in T, r \in R$$

4.28

$$yTons_{pijtr}, a_{pijtk} \geq 0, \forall p \in P, i \in I, j \in J, t \in T, r \in R, k \in K$$

4.29

Variables de demanda, inventario y violaciones

Las variables continuas modelan niveles de inventario, cumplimiento de demanda y desviaciones respecto a las restricciones del sistema.

$$u_{pitk}, o_{pitk} \geq 0, \forall p \in P, i \in I, t \in T, k \in K \quad 4.30$$

$$S_{ipt}, Rdst_{ijpt} \in \mathbb{R}, \forall i \in I, j \in J, p \in P, t \in T \quad 4.31$$

$$capOverO_{ipt}, capUnderO_{ipt}, capOverD_{jpt}, capUnderD_{jpt} \geq 0 \quad 4.32$$

Variables binarias de selección

Las variables binarias modelan decisiones discretas asociadas a la activación de trenes y su asignación a orígenes y destinos.

$$w_{ptr}, v_{jtr}, q_{itr} \in \{0,1\}, \forall p \in P, i \in I, j \in J, t \in T, r \in R \quad 4.33$$

Las variables $xCarsse$ definen como enteras no negativas, dado que representan unidades discretas de transporte. Las variables $yTons$, a , u , o y las variables de violación se modelan como continuas no negativas, ya que representan cantidades de flujo o desviaciones. Las variables de inventario se consideran continuas, permitiendo capturar tanto niveles positivos como eventuales déficits penalizados. Finalmente, las variables binarias representan decisiones discretas de selección dentro del sistema.

Esta estructura permite que el modelo matemático no solo entregue un plan ferroviario y de embarque coherente con las restricciones físicas, sino que también incorpore, de forma transparente, los compromisos operacionales entre eficiencia económica y nivel de servicio. Además, la misma estructura de penalización es utilizada posteriormente en la función de evaluación de la metaheurística MS-ILS, lo que asegura coherencia entre el modelo de optimización y el procedimiento heurístico empleado para resolver instancias de mayor tamaño. En los capítulos siguientes, la metaheurística MS-ILS utiliza una función de evaluación alineada con esta formulación, reproduciendo el mismo equilibrio entre costo, cumplimiento de demanda y respeto de capacidades definido en el modelo de optimización.

5. Algoritmo metaheurístico: Multi-Start Iterated Local Search (MS-ILS)

El problema tratado en esta investigación consiste en planificar la asignación multiperíodo y multiproducto de cargas ferroviarias, desde múltiples orígenes hacia distintos destinos, bajo un conjunto de condiciones operacionales altamente restrictivas. Entre estas destacan la evolución dinámica de los inventarios, las tasas de producción limitadas, las capacidades de los trenes y la necesidad de cumplir con la demanda en cada período. En este contexto, las decisiones no son independientes en el tiempo: lo que se planifica en un día condiciona directamente las opciones disponibles en los días siguientes, generando un sistema secuencial e interdependiente.

Desde un punto de vista computacional, este tipo de problemas pertenece a la clase NP-hard, lo que significa que encontrar su solución óptima con métodos exactos se vuelve inviable cuando las instancias son de tamaño realista (Qin et al., 2014). Esta dificultad se incrementa cuando se consideran múltiples productos, varios orígenes y destinos, configuraciones de trenes con mínimos y máximos de carros, y estructuras multiperíodo que deben mantener la coherencia dinámica a lo largo del horizonte de planificación (Arsalani et al., 2023). En consecuencia, el espacio de soluciones crece de forma exponencial y aparecen numerosos óptimos locales que dificultan la búsqueda exhaustiva.

Frente a estas limitaciones, resulta natural adoptar una estrategia de resolución basada en metaheurísticas, las cuales se han consolidado como herramientas eficaces para enfrentar la planificación logística a gran escala (Steadieseifi et al., 2014). Específicamente, aunque el algoritmo MS-ILS es una adaptación propia para este estudio, sus principios operativos están sólidamente respaldados por la literatura. Su atractivo radica en que permite explorar el espacio de soluciones combinando mecanismos de intensificación (búsqueda local para refinar soluciones prometedoras) con mecanismos de diversificación (perturbaciones y reinicios) para explorar nuevas regiones y evitar el estancamiento en óptimos locales, una estructura validada como altamente efectiva en problemas logísticos integrados (Büyükdeveci et al., 2024; Zhuang et al., 2024).

Dentro de este marco, la tesis opta por un enfoque de Iterated Local Search con reinicio múltiple (Multi-Start Iterated Local Search, MS-ILS). La elección no es casual y se justifica en tres aspectos esenciales. En primer lugar, a diferencia de un ILS estándar, que opera a partir de una única solución inicial y cuya exploración puede verse fuertemente condicionada por dicha elección, el enfoque multi-arranque permite generar múltiples trayectorias de búsqueda independientes. Esto resulta

particularmente relevante en problemas de alta complejidad y naturaleza no convexa, donde la calidad de la solución final depende en gran medida del punto de partida.

En segundo lugar, el MS-ILS tiene la capacidad de escapar de óptimos locales mediante perturbaciones controladas y reinicios múltiples, evitando quedar atrapado en soluciones que parecen adecuadas en el corto plazo, pero que resultan subóptimas en el horizonte completo. Finalmente, el enfoque ofrece flexibilidad para adaptarse al dominio ferroviario, ya que el algoritmo puede incorporar operadores diseñados específicamente para este sistema, tales como la reasignación de trenes, la redistribución de carga o la reprogramación de rutas, respetando en todo momento las restricciones físicas y operativas del problema. (Azab et al., 2023; Lespay & Suchan, 2022). En este contexto, el uso de un único proceso de búsqueda, como en ILS, podría limitar la diversidad de soluciones exploradas, afectando la robustez del método frente a distintas instancias del problema.

El MS-ILS diseñado en esta tesis permite enfrentar directamente la dinámica temporal del sistema, manteniendo la trazabilidad de las decisiones y evaluando escenarios alternativos de planificación con eficiencia. Su estructura modular combina tres componentes principales: generación de soluciones iniciales factibles, búsqueda local intensiva y mecanismos de diversificación controlada. Con ello se busca no solo minimizar el costo total de operación, sino también garantizar el cumplimiento de la demanda y un uso eficiente de los recursos ferroviarios.

En síntesis, la elección del MS-ILS trasciende la conveniencia práctica de acelerar los cálculos. Responde a su idoneidad conceptual para abordar un problema logístico que es, al mismo tiempo, dinámico, estructurado y de gran escala. De esta manera, la metaheurística se convierte en la herramienta metodológica más adecuada para capturar la complejidad del sistema ferroviario y entregar soluciones robustas y aplicables en la realidad industrial.

5.1. Estructura general del algoritmo

La planificación multiperíodo y multiproducto en sistemas ferroviarios, caracterizada por múltiples restricciones acopladas, da lugar a un espacio de soluciones que no solo es de gran tamaño, sino también altamente irregular, con numerosos óptimos locales distribuidos en distintas regiones. En este contexto, un método puramente exacto se ve rápidamente sobrepasado por la complejidad del problema, mientras que una heurística rígida carece de la flexibilidad necesaria para adaptarse a la dinámica diaria de inventarios, trenes y demanda. Bajo estas condiciones, el diseño de un algoritmo

de resolución debe responder a dos exigencias fundamentales y, en cierto sentido, contrapuestas: explorar de manera amplia el espacio de búsqueda y, al mismo tiempo, explotar con detalle aquellas regiones donde se identifican soluciones prometedoras.

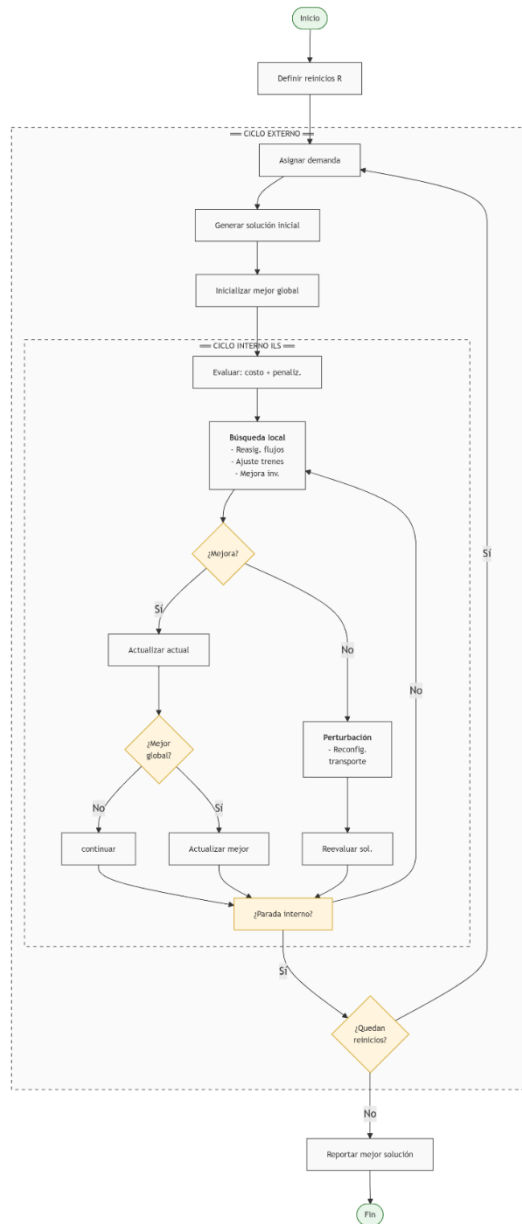


Figura 5.1: Diagrama de flujo general del algoritmo MS-ILS propuesto

El enfoque MS-ILS surge como una respuesta natural a esta dualidad. Se trata de un marco metaheurístico flexible que combina múltiples puntos de partida con una lógica iterativa de mejora y

diversificación. En términos generales, en lugar de depender de una única solución inicial, el algoritmo genera distintos planes de transporte, los mejora mediante búsqueda local y, cuando el proceso se estanca, introduce modificaciones estructurales que permiten continuar explorando nuevas configuraciones. De este modo, cada corrida del algoritmo puede interpretarse como una exploración independiente del espacio de soluciones, contribuyendo a una búsqueda más robusta y menos dependiente de las condiciones iniciales.

Desde el punto de vista operacional, el MS-ILS implementado en esta investigación se estructura en dos niveles. En un nivel externo, se ejecutan múltiples corridas independientes del algoritmo, cada una iniciada con una semilla distinta, lo que permite generar diversidad en los puntos de partida. En un nivel interno, cada corrida sigue una lógica iterativa basada en búsqueda local, perturbación y criterio de aceptación, configurando así un esquema clásico de Iterated Local Search.

La lógica global del algoritmo se presenta en la Figura 5.2, donde se muestra la interacción entre las distintas etapas del proceso. A su vez, la secuencia de pasos que componen el procedimiento se formaliza en el Algoritmo 1, el cual describe el flujo completo de ejecución.

Algorithm 1 Estructura global del MS-ILS con asignación de demanda

Require: Número de reinicios $n_{restarts}$, número de iteraciones por reinicio n_{iter} , umbral de tolerancia

δ

- 1: $S^* \leftarrow \infty$ {mejor solución global}
- 2: **for** cada reinicio $r = 1$ hasta $n_{restarts}$ **do**
- 3: $S \leftarrow$ generar_solucion_inicial_factible()
- 4: $S \leftarrow$ asignacion_demanda(S)
- 5: $S_{best} \leftarrow S$
- 6: **for** iteración = 1 hasta n_{iter} **do**
- 7: $S' \leftarrow$ busqueda_local(S)
- 8: $S'' \leftarrow$ perturbacion(S')
- 9: $S \leftarrow$ criterio_aceptacion(S, S'', δ)
- 10: **if** $f(S) < f(S_{best})$ **or** $cov(S) > cov(S_{best})$ **then**
- 11: $S_{best} \leftarrow S$
- 12: **end if**
- 13: **end for**
- 14: **if** $f(S_{best}) < f(S^*)$ **or** $cov(S_{best}) > cov(S^*)$ **then**
- 15: $S^* \leftarrow S_{best}$
- 16: **end if**
- 17: **end for**
- 18: **return** S^*

El Algoritmo 1 describe el funcionamiento completo del enfoque MS-ILS propuesto, integrando la generación de soluciones iniciales, la asignación de demanda, la búsqueda local, las perturbaciones y el criterio de aceptación dentro de un esquema de múltiples corridas independientes.

En la línea 1, se inicializa la mejor solución global S^* , asignándole un valor suficientemente grande (o infinito), de manera que cualquier solución factible encontrada posteriormente pueda mejorarla. Esta variable almacenará el mejor resultado obtenido a lo largo de toda la ejecución del algoritmo.

En la línea 2, se define el ciclo externo del algoritmo, que recorre los distintos reinicios o corridas independientes ($n_{restarts}$). Cada una de estas corridas representa una exploración distinta del espacio de soluciones, lo que permite reducir la dependencia respecto del punto de partida.

En las líneas 3 y 4, se construye una solución inicial factible y se aplica el procedimiento de asignación de demanda. Estas dos etapas definen el punto de partida de la corrida, generando una solución estructurada que respeta, en lo posible, las condiciones operativas del sistema.

En la línea 5, se inicializa la mejor solución local de la corrida, S_{best} , asignándole la solución actual S . Esta variable permitirá llevar el seguimiento de la mejor solución encontrada dentro de cada reinicio.

A continuación, en las líneas 6 a 13, se desarrolla el ciclo interno del algoritmo, correspondiente al proceso iterativo del ILS. En la línea 6 se define el número de iteraciones por corrida (n_{iter}).

En la línea 7, se aplica la búsqueda local sobre la solución actual S , generando una nueva solución S' . Esta fase tiene como objetivo mejorar la calidad de la solución mediante operadores de vecindad.

En la línea 8, se aplica una perturbación sobre la solución S' , generando una nueva solución candidata S'' . Esta etapa busca modificar la estructura de la solución para evitar el estancamiento en óptimos locales y permitir la exploración de nuevas configuraciones.

En la línea 9, se aplica el criterio de aceptación, el cual decide si la solución perturbada S'' reemplaza a la solución actual S , considerando tanto el costo como la cobertura de demanda, y un umbral de tolerancia δ .

En las líneas 10 a 12, se evalúa si la solución actual mejora a la mejor solución local S_{best} . Si la solución presenta un menor costo o una mayor cobertura de demanda, entonces S_{best} se actualiza.

Una vez finalizado el ciclo interno, en las líneas 14 a 16, se compara la mejor solución local de la corrida con la mejor solución global S^* . Si la solución local es superior en términos de costo o cobertura, entonces se actualiza S^* .

Finalmente, en la línea 18, el algoritmo retorna la mejor solución global encontrada a lo largo de todas las corridas.

En conjunto, la estructura del MS-ILS permite articular de manera eficiente distintos mecanismos de exploración y explotación dentro de un mismo marco metodológico. Por una parte, las múltiples corridas independientes aportan diversidad en los puntos de partida, favoreciendo la exploración de distintas regiones del espacio de soluciones. Por otra, el ciclo interno basado en búsqueda local, perturbación y criterio de aceptación permite refinar progresivamente las soluciones y escapar de óptimos locales.

Esta combinación resulta particularmente adecuada para el problema abordado, donde la interacción entre decisiones multiperíodo, restricciones de inventario y capacidades operativas exige un enfoque que sea al mismo tiempo flexible y estructurado. De este modo, el MS-ILS no solo permite obtener soluciones de buena calidad en tiempos razonables, sino que además mantiene coherencia con la lógica operativa del sistema ferroviario, constituyéndose como una herramienta efectiva para la planificación en entornos reales.

Adicionalmente, a diferencia del modelo matemático exacto, la metaheurística trata las restricciones de capacidad como blandas, permitiendo explorar soluciones cercanas a la frontera de factibilidad mediante penalizaciones proporcionales, lo que evita el estancamiento y favorece una búsqueda más robusta. En conjunto, este diseño no solo captura los elementos esenciales del problema, sino que también proporciona una herramienta adaptable para el análisis y la toma de decisiones en entornos logísticos reales.

5.2. Función de evaluación y criterios de evaluación

El corazón del algoritmo MS-ILS implementado en esta tesis es su función de evaluación, construida a partir de la función objetivo definida en la Sección 4.4. Esta función refleja de manera explícita el

doble propósito de la planificación ferroviaria: por un lado, minimizar los costos logísticos totales y, por otro, garantizar un alto nivel de cumplimiento de la demanda. Así, en el contexto de la metaheurística, la función de evaluación se transforma en el criterio utilizado para comparar y seleccionar soluciones durante el proceso de búsqueda.

5.2.1. Criterios de evaluación

Si bien la función de evaluación constituye el criterio principal de comparación dentro del algoritmo MS-ILS, el desempeño de cada solución no se evalúa únicamente en términos de su valor numérico. En el algoritmo implementado se consideran también indicadores operativos adicionales que permiten interpretar con mayor riqueza la calidad del plan generado. Entre ellos destacan:

- El cumplimiento de la demanda, medido como el porcentaje total y por producto de los requerimientos cubiertos.
- El uso de trenes y su ocupación efectiva, que reflejan la eficiencia en la utilización de recursos.
- La distribución temporal de inventarios, que permite identificar saturaciones o quiebres a lo largo del horizonte.
- El tiempo computacional requerido, como medida práctica de viabilidad del enfoque.

De este modo, la evaluación final de una solución surge de una lectura integrada: una buena solución no es solamente aquella que reduce costos, sino la que lo hace sin sacrificar la cobertura de la demanda, sin forzar recursos más allá de su capacidad y dentro de tiempos de cálculo aceptables.

En conjunto, la función objetivo y estos criterios complementarios convierten al MS-ILS en una herramienta que no solo busca abaratar la operación, sino que también produce planes logísticos robustos, capaces de sostener la continuidad del sistema y responder a la variabilidad diaria de la demanda.

5.3. Representación de la solución

La solución generada por la metaheurística se organiza en una estructura tabular que funciona como la columna vertebral del modelo computacional. Esta representación permite capturar de forma explícita todas las decisiones logísticas del horizonte de planificación, integrando en un mismo esquema la información sobre orígenes, destinos, productos, recursos ferroviarios y períodos.

En la práctica, la tabla actúa como una lista de despachos, donde cada fila corresponde a una decisión específica de transporte: desde qué origen se envía la carga, hacia qué destino, qué producto se

transporta, en qué período ocurre y con qué cantidad de carros, identificando además el tren utilizado. Esta estructura permite representar de manera directa la solución completa del problema, sin necesidad de recurrir a variables auxiliares o estructuras adicionales.

Un ejemplo simplificado de esta representación se muestra en la Tabla 5.1, con datos ficticios:

Tabla 5.1: Representación de la estructura de una solución (individuo)

Periodo	Tren	Origen	Destino	Producto	Carros
1	Tren 1	Planta A	Puerto 1	P1	10
	Tren 2	Planta B	Puerto 2	P2	8
2	Tren 1	Planta A	Puerto 1	P1	10
	Tren 2	Planta C	Puerto 3	P1	9
3	Tren 1	Planta B	Puerto 2	P2	7
	Tren 2	Planta B	Puerto 2	P2	7

Cada columna cumple un rol específico dentro de la solución. El período posiciona temporalmente la decisión; el tren identifica el recurso ferroviario utilizado en ese día; el origen y el destino determinan la asignación espacial del flujo; el producto especifica la carga transportada; y los carros representan la magnitud discreta del despacho. En conjunto, esta estructura permite describir de manera compacta el plan completo de transporte a lo largo del horizonte.

En la práctica, la tabla no cumple únicamente un rol de almacenamiento. Es, en realidad, el punto central sobre el cual opera todo el algoritmo. A partir de sus registros, se reconstruyen los flujos entre orígenes y destinos, se determinan las cantidades transportadas en cada período y, con ello, se calcula la evolución de los inventarios tanto en plantas como en destinos.

Esto permite evaluar la solución de forma directa. El algoritmo recorre la tabla y, en ese proceso, verifica simultáneamente distintos aspectos del sistema: cuánto inventario se consume en origen, cuánto llega a destino, qué parte de la demanda se logra cubrir y cómo se están utilizando los trenes. Sobre esa misma base se calcula también el costo total, incorporando transporte, embarque y las penalizaciones asociadas a desviaciones del sistema.

Ahora bien, un punto importante es que la solución no necesita ser estrictamente factible para ser considerada. Si aparecen situaciones como inventario negativo, exceso de capacidad o demanda no cubierta, la solución no se descarta. Tampoco se corrige mediante un procedimiento separado. En cambio, esas desviaciones se reflejan directamente en el valor de la función de evaluación, aumentando su costo.

Esto tiene una consecuencia práctica relevante: el algoritmo puede explorar soluciones que no son perfectas, pero que están cerca de serlo. A medida que avanza la búsqueda, los operadores van modificando la tabla y, con ello, reduciendo progresivamente las penalizaciones. En otras palabras, la factibilidad no se impone de forma rígida, sino que se alcanza como resultado del propio proceso de mejora.

En este sentido, la tabla no es únicamente una representación descriptiva, sino el soporte central sobre el cual se construye, evalúa y modifica la solución durante toda la ejecución del algoritmo. Su diseño permite que cada cambio sea trazable, que cada restricción pueda verificarse indirectamente a través de la evaluación y que la búsqueda explore de manera flexible tanto soluciones factibles como cercanas a la frontera de factibilidad.

5.4. Asignación de la demanda

La asignación de la demanda en la implementación final no reproduce directamente las variables del modelo matemático, sino que se formula como un procedimiento previo y autónomo respecto de la búsqueda local. Para cada orden de demanda, el algoritmo identifica los destinos factibles y calcula un puntaje que combina el costo logístico total (transporte más embarque), un criterio de “regret” basado en la diferencia entre las mejores alternativas y un componente aleatorio controlado al estilo GRASP¹¹. Este proceso asigna cada orden a un único destino antes de que inicie la búsqueda local, generando una matriz de demanda ya desagregada. Esta etapa no busca enumerar exhaustivamente todas las combinaciones posibles de asignación, sino construir una solución inicial factible y operativamente razonable, a partir de destinos candidatos consistentes con las reglas del negocio y con criterios de costo y cobertura. La exploración de configuraciones alternativas se incorpora posteriormente mediante la naturaleza multi-start del algoritmo y la reevaluación dinámica de la

¹¹ GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure) es una metaheurística que construye soluciones mediante un proceso voraz aleatorizado y las mejora posteriormente mediante búsqueda local.

demanda durante la búsqueda, de modo que la asignación inicial actúa como punto de partida estructurado más que como una decisión irrevocable sobre el patrón espacial del flujo.

El propósito de este módulo es establecer, para cada combinación (p, i, t, k) , cuántas toneladas se espera cubrir con el inventario disponible en destino y con las llegadas diarias de trenes provenientes de los orígenes relevantes. Esta asignación es coherente con la formulación matemática del modelo, donde la demanda aparece a nivel de variables u_{pitk} y o_{pitk} . La metaheurística trabaja con la misma estructura conceptual, pero la implementa de manera agregada para facilitar el uso computacional. Esta asignación se define una única vez al inicio de cada corrida y se mantiene fija durante el proceso de búsqueda, actuando como referencia para la evaluación del cumplimiento de la demanda.

Demanda desagregada por origen y tipo de embarque

Cada registro de demanda se define como: un producto $p \in P$ asociado a un origen $i \in I$ solicitado en un día $t \in T$ y vinculado a un tipo de embarque $k \in K$.

La demanda Dem_{pitk} indica la cantidad que debe ser embarcada desde el destino asociado al origen i , el día t , mediante el tipo de embarque k .

En el contexto del MS-ILS, esta desagregación permite que la metaheurística determine qué destinos j son candidatos para absorber esa demanda. Esta decisión se fundamenta en las reglas del negocio, que establecen qué origen abastece qué destino. De esta forma, para cada par (i, p) se conoce cuál o cuáles destinos j son responsables de cubrir las demandas asignadas a ese origen.

Conversión de la demanda en objetivos de flujo

El MS-ILS transforma la demanda diaria en un conjunto de metas de flujo que deben ser satisfechas a través de los trenes programados. Para cada combinación (i, p, t, k) , se determina cuánta demanda debe ser abastecida a partir de:

1. Inventario inicial en destino, proveniente de despachos previos o stock remanente.
2. Llegadas de trenes durante el día t , provenientes del origen i para el producto p .
3. Llegadas futuras que puedan reponer déficit, cuando la metaheurística permite compensar parcialmente la demanda no cubierta mediante embarques diferidos que no infrinjan los límites de servicio definidos.

Así, la asignación de demanda establece, por día, cuántas toneladas del producto p deben estar disponibles en el destino que recibe flujo desde el origen i .

Este mecanismo actúa como la contraparte operacional de las restricciones de demanda del modelo matemático:

- Si el flujo disponible es menor que la demanda, se genera faltante, equivalente a u_{pitk}
- Si el flujo generado por los trenes excede la demanda, surge sobre-servicio, equivalente a o_{pitk} , ambos penalizados en la función de evaluación del MS-ILS.

Esta asignación se define una única vez al inicio de cada corrida y se mantiene fija durante el proceso de búsqueda, actuando como referencia para la evaluación del cumplimiento de la demanda.

Compatibilidad con los límites de embarque

Cada demanda no solo especifica un origen y un producto, sino también un tipo de embarque k . Esto tiene relevancia porque cada destino j posee límites acumulados en los valores $Emin_{jk}$ y $Emax_{jk}$.

La asignación de demanda revisa:

- Cuál es la distribución de cada tipo de embarque en los días t .
- Cómo se acumulan las toneladas asignadas dentro del horizonte.
- Si los valores proyectados se ubican entre los límites mínimos y máximos permitidos.

La metaheurística no intenta forzar un cumplimiento exacto de los límites, pero utiliza esta información para orientar la programación de trenes en la generación inicial y reconocer penalizaciones cuando se sobrepasan o no se alcanzan los rangos requeridos durante la evaluación de soluciones.

Variación controlada entre corridas (Multi-Start)

En el esquema multi-start del MS-ILS, la asignación de demanda puede recalcularse de manera alternativa en cada corrida, introduciendo una forma adicional de diversificación. En algunas corridas, la asignación puede priorizar destinos particulares o enfatizar determinados tipos de embarque, siempre dentro de un rango razonable. Este mecanismo refuerza que la construcción inicial no

pretende abarcar exhaustivamente todas las combinaciones posibles, sino generar puntos de partida diversos desde los cuales la metaheurística explora distintas regiones del espacio de soluciones, especialmente cuando distintos destinos ofrecen costos de transporte muy disímiles para un mismo producto.

Así, la asignación de demanda cumple un doble rol: guía operativa para la construcción de soluciones y como mecanismo de diversificación que permite que cada corrida arranque desde un patrón distinto de cobertura.

5.5. Generación de soluciones iniciales

La calidad de las soluciones iniciales influye de manera decisiva en la eficiencia del MS-ILS. Aunque la metaheurística es capaz de mejorar planes ferroviarios deficientes mediante búsqueda local y perturbaciones sucesivas, partir desde un plan que ya respete la lógica del inventario, los límites operacionales y la estructura general del problema acelera la convergencia y evita que el algoritmo explore regiones del espacio poco relevantes o altamente infactibles.

Por esta razón, la construcción de la solución inicial no se realiza mediante un procedimiento puramente aleatorio, sino a través de un algoritmo dirigido que combina información sobre inventarios, demanda futura, costos de transporte y capacidades operativas.

El proceso comienza evaluando, para cada origen i y producto p , el inventario proyectado a lo largo del horizonte:

$$S_{ip}^{proj}(t) = S_{ip}^{ini} + \sum_{\tau=1}^t Prod_{ip} - \sum_{\tau=1}^t Dem_{pi\tau*},$$

5.1

donde $Dem_{pi\tau*}$ corresponde a la demanda total del producto p asociada al origen i en el día τ , sumando sobre todos los tipos de embarque k .

Este cálculo permite identificar distintos comportamientos del inventario. Cuando el inventario proyectado se aproxima o supera la capacidad máxima, el algoritmo prioriza la generación de trenes que evacúen producto desde el origen. En cambio, si el inventario tiende a agotarse, se evita programar despachos que puedan generar déficit. En situaciones intermedias, donde el inventario se mantiene en

niveles estables, pero existe demanda futura relevante, se construye un patrón de envíos que permita sostener el abastecimiento en el tiempo.

A partir de este análisis se determina, de manera aproximada, la cantidad de trenes que deberían programarse desde cada origen, estableciendo así la base del plan inicial.

Una vez definida la necesidad de movimiento, el algoritmo selecciona los destinos para cada tren considerando únicamente rutas operativamente viables. Cada origen tiene asociado un conjunto de destinos permitidos, y la elección se basa en un equilibrio entre distintos factores. Por una parte, se priorizan destinos que concentran la demanda asociada al origen. Por otra, se considera el estado de inventario en destino, favoreciendo aquellos que requieren reposición. Adicionalmente, se incorpora el costo de transporte, evitando en lo posible rutas excesivamente costosas, y se verifica el cumplimiento de los límites de embarque, evitando saturar destinos cercanos a su capacidad máxima.

Definidos el origen, destino y producto, se determina el número de carros asignados a cada tren. Esta decisión considera la capacidad por carro, los límites mínimos y máximos operacionales, el inventario disponible en origen y la demanda pendiente en los períodos cercanos. El criterio utilizado es deliberadamente prudente: se busca movilizar suficiente volumen para responder a la demanda y controlar inventarios, pero evitando generar sobrecargas tanto en origen como en destino. Dado que la metaheurística permite soluciones con cierto nivel de desviación, estos valores no necesitan ser exactos, ya que podrán ajustarse posteriormente mediante los operadores de búsqueda local.

Finalmente, el constructor distribuye los trenes a lo largo del horizonte temporal siguiendo patrones coherentes con la dinámica del sistema. Cuando el origen requiere evacuar rápidamente inventario, los trenes tienden a concentrarse en días consecutivos. En cambio, cuando la producción es más lenta o el volumen es menor, los envíos se espacian en el tiempo. Este ordenamiento inicial resulta particularmente importante, ya que muchas de las mejoras posteriores del MS-ILS se basan en la reconfiguración temporal de estos despachos.

En este contexto, la solución inicial cumple un rol fundamental dentro del algoritmo. Por una parte, proporciona un punto de partida factible o cercano a la factibilidad, evitando que la búsqueda comience en regiones poco representativas del problema. Por otra, reduce la variabilidad entre corridas, permitiendo una exploración más estructurada del espacio de soluciones. Finalmente,

incorpora conocimiento operacional directamente en la construcción del plan, lo que incrementa la probabilidad de encontrar soluciones de buena calidad desde las primeras iteraciones.

5.6. Operadores de búsqueda local

La búsqueda local del MS-ILS se basa en un conjunto de operadores que generan soluciones vecinas a partir de un plan ferroviario dado. Cada operador modifica el plan de una forma acotada (cambia días de operación, apaga trenes caros, intercambia orígenes o destinos), y el resultado se evalúa mediante la función de costo descrita en la sección de función de evaluación.

Un aspecto importante es que estos operadores no se definen como conjuntos separados para búsqueda local y perturbación. En cambio, corresponden a un mismo repertorio de movimientos que se utilizan de forma distinta según la etapa del algoritmo. Durante la búsqueda local, se aplican de manera controlada para refinar soluciones existentes. En la fase de perturbación, estos mismos operadores se emplean con mayor intensidad o en combinación, generando cambios más significativos que permiten escapar de óptimos locales.

Desde un punto de vista funcional, los operadores pueden agruparse en tres categorías: temporales, estructurales y guiados por costo.

Operadores temporales

Los operadores temporales actúan sobre el calendario de operación de los trenes, modificando el momento en que se ejecutan los despachos sin alterar directamente el origen, destino o producto.

El primer operador corresponde al **intercambio de días**. En este caso, se seleccionan dos días distintos del horizonte, t_a y t_b , y se intercambian los trenes programados en dichos períodos. Esto implica que los trenes originalmente asignados a t_a pasan a operar en t_b , y viceversa.

Este movimiento tiene un impacto directo en la dinámica del sistema. Por un lado, modifica el inventario en origen S_{ipt} , ya que adelantar o retrasar un despacho cambia el momento en que se descuenta el producto. Por otro, altera el inventario en destino $Rdst_{ijpt}$, debido al cambio en el momento de llegada de la carga. Como consecuencia, también afecta la posibilidad de satisfacer la demanda en los períodos involucrados.

Este operador resulta especialmente útil cuando el plan presenta desbalances temporales, como una concentración excesiva de trenes al inicio del horizonte (que puede generar déficit temprano) o al final (que puede provocar sobrecapacidad acumulada en origen).

El segundo operador temporal corresponde a la **inversión de bloques de días**, que actúa sobre secuencias consecutivas del calendario. En este caso, se selecciona un bloque de períodos (t_a, \dots, t_b) y se invierte su orden, de modo que los trenes programados en t_a pasan a t_b , los de t_{a+1} pasan a t_{b-1} , y así sucesivamente.

A diferencia del intercambio simple, este operador genera cambios más estructurales en la distribución temporal, permitiendo suavizar oscilaciones de inventario, desplazar picos de utilización de capacidad y redistribuir la cobertura de la demanda en intervalos más amplios del horizonte.

En conjunto, estos operadores permiten explorar vecindarios temporales de distinta profundidad, desde ajustes finos hasta reconfiguraciones más globales.

Operadores estructurales

Los operadores estructurales modifican la asignación espacial de los flujos, manteniendo fija la dimensión temporal.

El **intercambio de orígenes** se aplica sobre grupos de trenes que comparten el mismo día, destino y producto. Dentro de estos grupos, se identifican pares de trenes con distintos orígenes y se intercambian entre sí.

Este movimiento permite evaluar el impacto de cambiar el origen en términos de inventario disponible, costos de transporte y uso de capacidades. En particular, favorece la utilización de orígenes con mayor disponibilidad o con rutas más económicas hacia un mismo destino.

De forma análoga, el **intercambio de destinos** se aplica sobre trenes que comparten el mismo día, origen y producto. En este caso, se intercambian los destinos entre pares de trenes, modificando la distribución de los flujos hacia distintos puntos de demanda.

Este operador afecta la forma en que se satisface la demanda, la distribución del inventario en destino y el cumplimiento de los límites de embarque ($Emin_{jk}, Emax_{jk}$), además de modificar los costos asociados a cada ruta.

Operadores guiados por costo

Adicionalmente, se incorpora un operador explícitamente orientado a la reducción de costos: el **apagado de trenes de alto costo**.

Para su aplicación, se calcula el costo unitario de transporte de cada tren activo y se selecciona un subconjunto de aquellos con mayor costo relativo. Sobre estos trenes se generan soluciones vecinas en las que se elimina su operación, fijando su número de carros en cero.

Este movimiento puede reducir significativamente el costo total del plan, aunque puede introducir penalizaciones asociadas a demanda no cubierta. Su principal utilidad radica en eliminar decisiones ineficientes y permitir que la solución se reorganice posteriormente mediante otros operadores.

Uso de operadores en el MS-ILS

Durante la fase de búsqueda local, en cada iteración se construye un conjunto de movimientos candidatos combinando operadores de las distintas categorías. Estos movimientos se evalúan de forma secuencial, adoptando el primero que produzca una mejora suficiente en la función de evaluación o que mantenga el costo pero aumente la cobertura de demanda.

Este enfoque corresponde a una estrategia de primera mejora, que permite recorrer el espacio de soluciones de manera eficiente, evitando la evaluación exhaustiva de todos los vecinos.

En la fase de perturbación, estos mismos operadores se utilizan de forma distinta. En lugar de aplicar un único movimiento, se ejecutan secuencias de cambios o movimientos de mayor impacto, lo que permite modificar significativamente la estructura de la solución y abandonar regiones de estancamiento.

De esta manera, el MS-ILS logra equilibrar intensificación y diversificación utilizando un mismo conjunto de operadores, diferenciando su rol no por su naturaleza, sino por la forma en que son aplicados dentro del algoritmo.

Combinación mixta de operadores en la búsqueda local

En la práctica, la búsqueda local no aplica estos operadores de manera aislada, sino que construye en cada iteración un conjunto mixto de movimientos:

1. Se generan candidatos temporales (intercambios de días e inversiones de bloques).
2. Se añaden candidatos guiados por costo (apagado de trenes de alto costo).
3. Se agregan candidatos de intercambio de origen y de destino, seleccionados sobre subgrupos relevantes.
4. El conjunto de movimientos se baraja y se limita a un número máximo de candidatos a evaluar.

La metaheurística recorre este conjunto y acepta el primer movimiento que produzca una mejora relativa suficiente en el costo o que mantenga el costo, pero aumente la cobertura, siempre respetando un umbral mínimo de cobertura. De esta forma, el vecindario combina cambios temporales, de ruta y de costo en un único esquema de búsqueda local de primera mejora, capaz de corregir simultáneamente desbalances de inventario, rutas ineficientes y patrones de operación poco razonables.

5.7. Criterio de aceptación y actualización de la mejor solución

El criterio de aceptación implementado en el esquema MS-ILS se diseñó para equilibrar dos objetivos fundamentales: asegurar el avance progresivo hacia soluciones de mejor calidad y, al mismo tiempo, evitar el estancamiento en óptimos locales. Para ello, el algoritmo no evalúa las soluciones únicamente en términos de costo, sino que incorpora explícitamente el nivel de cumplimiento de la demanda como un segundo criterio de decisión.

En este contexto, se distinguen tres soluciones relevantes en cada iteración del algoritmo: la solución actual S , que corresponde al plan vigente en el proceso de búsqueda; la solución candidata S' , generada a partir de operadores de búsqueda local o perturbación; y la mejor solución global S^* , que almacena la mejor solución encontrada a lo largo de toda la ejecución.

Cada vez que se genera una solución candidata S' , esta es evaluada considerando su costo total $f(S')$ y su nivel de cobertura de demanda $cov(S')$. A partir de esta evaluación, el mecanismo de aceptación opera según una jerarquía de reglas.

En primer lugar, si la solución candidata presenta un menor costo que la solución actual, es decir, si $f(S') < f(S)$, se acepta directamente como nueva solución vigente. Esta regla asegura una mejora inmediata en términos económicos.

En segundo lugar, si la solución candidata es peor en costo, aún puede ser aceptada bajo un criterio de tolerancia. Específicamente, si el deterioro relativo respecto de la solución actual no supera un umbral δ , definido como:

$$\frac{f(S') - f(S)}{f(S)} \leq \delta,$$

5.2

entonces la solución es aceptada. En la implementación, este parámetro se calibró en un 5%, lo que permite introducir variabilidad en la búsqueda y facilitar la exploración de nuevas regiones del espacio de soluciones.

En tercer lugar, incluso si la solución no cumple con el criterio anterior, puede ser aceptada si mejora el nivel de cobertura de la demanda, es decir, si $cov(S') > cov(S)$. Esta regla refleja la prioridad operacional del problema, donde garantizar el servicio tiene mayor relevancia que pequeñas variaciones en el costo.

Adicionalmente, el algoritmo mantiene un registro de la mejor solución global S^* . Cada vez que una solución candidata supera a S^* , ya sea por presentar un menor costo o una mayor cobertura de demanda, se actualiza este registro. Es importante notar que esta actualización es independiente de si la solución reemplaza o no a la solución actual, lo que permite conservar soluciones de alta calidad incluso si no son parte de la trayectoria actual de búsqueda.

Este esquema de aceptación introduce un balance efectivo entre intensificación y diversificación. Por un lado, privilegia mejoras directas en costo, por otro, permite aceptar soluciones ligeramente peores o alternativas con mejor cobertura, evitando que el algoritmo quede atrapado en configuraciones localmente óptimas, pero globalmente subóptimas. En problemas multiperíodo como el abordado en esta investigación, esta flexibilidad resulta clave, ya que decisiones aparentemente menos eficientes en un período pueden generar beneficios acumulados en el horizonte completo.

El procedimiento descrito se resume en el algoritmo 2, donde se presenta el pseudocódigo del criterio de aceptación y la actualización de la mejor solución. En particular, se observa cómo las decisiones de aceptación siguen una secuencia jerárquica (mejora directa, tolerancia y cobertura) y cómo la actualización de S^* se realiza de forma paralela al proceso principal de búsqueda.

Algorithm 2 Criterio de aceptación y actualización de la mejor solución

Require: Solución actual S , mejor solución global S^* , candidata S' , umbral δ

- 1: Evaluar $f(S')$ (costo total) y $cov(S')$ (cobertura de demanda)
 - 2: **if** $f(S') < f(S)$ **then**
 - 3: $S \leftarrow S'$ {mejora directa en costo}
 - 4: **else if** $\frac{f(S')-f(S)}{f(S)} \leq \delta$ **then**
 - 5: $S \leftarrow S'$ {aceptación tolerante}
 - 6: **else if** $cov(S') > cov(S)$ **then**
 - 7: $S \leftarrow S'$ {prioridad a mayor cobertura de demanda}
 - 8: **end if**
 - 9: **if** $f(S') < f(S^*)$ **or** $cov(S') > cov(S^*)$ **then**
 - 10: $S^* \leftarrow S'$ {actualización de mejor solución global}
 - 11: **end if**
 - 12: **return** S, S^*
-

En conjunto, el capítulo ha presentado de manera integrada el diseño e implementación del algoritmo MS-ILS propuesto para abordar el problema de planificación ferroviaria multiperíodo y multiproducto. A lo largo de las distintas secciones, se ha descrito cómo la representación de la solución, la asignación de la demanda, la generación de soluciones iniciales, los operadores de búsqueda local y perturbación, así como el criterio de aceptación, se articulan dentro de una estructura coherente que equilibra exploración y explotación del espacio de soluciones. Este enfoque permite no solo capturar la complejidad dinámica del sistema logístico, sino también traducirla en un procedimiento computacional capaz de generar planes factibles, eficientes y operativamente consistentes. De esta forma, el MS-ILS desarrollado constituye una herramienta robusta que conecta la formulación del modelo con su resolución práctica, sentando las bases para la evaluación de resultados y el análisis de desempeño que se presentan en los capítulos siguientes.

6. Resultados

Este capítulo documenta de manera exhaustiva el proceso de validación experimental de la metaheurística propuesta (MS-ILS) y su comparación sistemática con un enfoque de optimización exacta. El objetivo central es demostrar la efectividad del algoritmo para resolver problemas de planificación logística ferroviaria de gran escala, bajo condiciones operativas realistas y en tiempos de cómputo compatibles con la toma de decisiones táctica.

La ejecución actualizada del benchmark sobre el conjunto completo de 50 instancias sintéticas permite caracterizar con mayor precisión el comportamiento del modelo exacto bajo distintos regímenes de complejidad. En total, CPLEX logró encontrar soluciones factibles en 46 de las 50 instancias evaluadas, equivalente a una tasa global de factibilidad del 92.0%. Sin embargo, este resultado agregado oculta diferencias estructurales relevantes entre grupos de dificultad, que se analizan a continuación.

6.1. Diseño del experimento computacional

El propósito de esta sección es validar experimentalmente la metaheurística propuesta (MS-ILS) y evaluar su desempeño en comparación con el modelo matemático exacto resuelto mediante IBM ILOG CPLEX. En particular, el estudio busca responder tres preguntas centrales: (i) si la metaheurística es capaz de reproducir resultados coherentes con un enfoque exacto en escenarios realistas, (ii) cómo varía su calidad de solución y su tiempo de cómputo frente al crecimiento del problema, y (iii) en qué condiciones el enfoque exacto se vuelve intratable, haciendo necesario un método heurístico robusto.

La validación se diseñó siguiendo un enfoque de benchmark, combinando instancias reales provenientes de la operación industrial con instancias sintéticas construidas de manera controlada. Esta combinación permite cubrir dos dimensiones complementarias del problema: realismo y escalabilidad. Por un lado, las instancias reales permiten verificar que el algoritmo representa correctamente las restricciones y la lógica operativa del sistema ferroviario estudiado. Por otro, las instancias sintéticas permiten explorar de manera sistemática zonas del espacio de complejidad que no necesariamente se observan en el historial, evaluando el punto de quiebre computacional y el comportamiento bajo condiciones de estrés.

El diseño experimental se complementa con un protocolo uniforme de ejecución, un conjunto explícito de métricas de comparación y mecanismos de reproducibilidad que aseguran consistencia entre corridas y trazabilidad de resultados.

Entorno de Hardware y Software

Los experimentos computacionales se ejecutaron en una estación de trabajo de escritorio estándar equipada con un procesador Intel Core i7 y 16 GB de memoria RAM, operando bajo Windows 11. La utilización de este perfil de hardware responde a un criterio de aplicabilidad industrial: se busca validar que los enfoques propuestos pueden integrarse en procesos de planificación táctica sin requerir infraestructura de alto desempeño (HPC) ni recursos computacionales especializados.

Las implementaciones se dividieron en dos entornos complementarios:

- **Modelo exacto (benchmark):** formulado en lenguaje OPL e implementado en IBM ILOG CPLEX Optimization Studio (versión 22.1). Para la resolución se utilizó el solver de MIP con su configuración estándar, imponiendo un límite fijo de tiempo de cómputo de 1000 segundos por instancia. Este límite se establece para representar una restricción realista en procesos de toma de decisiones y, al mismo tiempo, permitir comparabilidad homogénea a lo largo del conjunto de pruebas.
- **Metaheurística MS-ILS:** implementada íntegramente en Python 3.10, utilizando NumPy y pandas para la manipulación eficiente de estructuras de datos. El algoritmo se ejecutó bajo un esquema multi-start con 10 reinicios independientes por instancia. Cada reinicio corresponde a una corrida completa del algoritmo, iniciada desde una solución distinta generada a partir de la asignación inicial de demanda. Esta estrategia permite explorar diferentes regiones del espacio de soluciones, reduciendo la dependencia respecto de un único punto de partida y mejorando la robustez del método frente a la presencia de óptimos locales.

Para cada instancia se registró el mejor valor obtenido (Best) entre los reinicios, junto con el promedio y el peor resultado. Estas métricas permiten evaluar no solo la calidad de las soluciones alcanzadas, sino también la estabilidad del algoritmo, reflejando su capacidad para producir resultados consistentes bajo distintas condiciones iniciales.

Conjuntos de Datos (Benchmark)

El estudio se estructura utilizando dos bancos de instancias con objetivos metodológicos distintos: validación histórica (realismo) y pruebas de estrés (escalabilidad). Esta separación es intencional, ya que evaluar una metaheurística únicamente en instancias históricas puede ocultar limitaciones asociadas al crecimiento del problema. A la inversa, evaluar solo instancias sintéticas no garantiza coherencia con la lógica real del sistema. Al combinar ambos conjuntos, se obtiene un marco de validación más completo y científicamente defendible.

Set A: Instancias reales (validación histórica)

El primer conjunto de evaluación está compuesto por nueve instancias reales, derivadas de registros históricos proporcionados por la contraparte industrial. Cada instancia representa un escenario completo de planificación mensual (horizontes de aproximadamente 30 días consecutivos) e incluye información detallada sobre:

- Topología de la red ferroviaria (orígenes, destinos y productos).
- Inventarios iniciales en origen y destino.
- Producción diaria en plantas.
- Capacidades máximas de almacenamiento.
- Disponibilidad diaria de trenes.
- Costos de transporte por ruta y costos de embarque por tipo.
- Matriz de demanda multiperíodo, con desagregación por origen, producto, día y tipo de embarque.

Este set cumple un rol fundamental: permite verificar que el modelo matemático y la metaheurística capturan la dinámica intertemporal del problema (balances de inventario, acoplamientos temporales y restricciones operativas). En otras palabras, este conjunto valida que la herramienta propuesta es aplicable en condiciones reales, donde la demanda no es uniforme, existen asimetrías de capacidad y las restricciones no presentan una estructura idealizada.

Set B: Instancias sintéticas (pruebas de estrés y escalabilidad)

Con el objetivo de evaluar el desempeño del MS-ILS más allá de las condiciones observadas en el historial industrial, se construyó un segundo conjunto de instancias sintéticas parametrizadas. Este banco de 50 instancias fue diseñado explícitamente y posteriormente ejecutado de manera completa en una campaña experimental masiva, permitiendo observar de forma empírica el comportamiento del

modelo exacto y del MS-ILS bajo distintos regímenes de complejidad (balanceado, complejo y extremo).

A diferencia de una generación completamente aleatoria, que suele producir instancias trivialmente infactibles o irrelevantes desde el punto de vista operativo, el procedimiento adoptado en esta investigación sigue una lógica de *diseño experimental controlado*. En términos conceptuales, cada instancia se obtiene como una realización de un generador que recibe un conjunto de parámetros estructurales Θ y produce como salida un archivo de datos consistente con la formulación matemática descrita en el Capítulo 4. En otras palabras, el generador no produce datos “independientes”, sino una instancia completa del problema ferroviario, respetando las mismas estructuras de inventario, capacidad, demanda y costos que se utilizan en las instancias reales.

Con fines de análisis, las instancias fueron agrupadas en tres categorías de dificultad creciente: (i) instancias balanceadas, caracterizadas por tamaños moderados y alta tratabilidad del modelo exacto; (ii) instancias complejas, donde el solver comienza a evidenciar limitaciones bajo restricciones de tiempo; y (iii) instancias extreme-kill, diseñadas para forzar condiciones de alta combinatoria (horizontes largos, alta densidad y múltiples productos), donde el enfoque exacto presenta deterioro significativo en desempeño. Esta clasificación permite interpretar los resultados no solo en términos agregados, sino como una transición entre regímenes de dificultad.

a) Principios de construcción

El generador se construyó sobre tres principios metodológicos:

1. **Coherencia estructural con el sistema real:** La instancia sintética reproduce el mismo tipo de datos que se observan en la operación industrial: inventarios iniciales por origen y producto, producción diaria, capacidades de almacenamiento en plantas y puertos, demanda multiperíodo, costos de transporte por ruta y costos de embarque por tipo. Esto garantiza que las instancias no sean simples “matrices abstractas”, sino escenarios operacionales plausibles.
2. **Factibilidad estructural favorecida por diseño:** La generación de demanda y capacidades se calibra de forma que exista, en principio, una solución plausible con cobertura relevante. Sin embargo, debido al crecimiento combinatorio del problema y a las restricciones de tiempo impuestas al solver exacto, no se garantiza que dicha solución pueda ser encontrada en todos los casos, especialmente en instancias de alta complejidad.

3. **Control explícito de la dificultad y combinatoria:** La complejidad no se introduce mediante “escasez” extrema (lo cual produce no factibilidad), sino mediante el crecimiento del número de variables y combinaciones posibles: mayor topología ($|I| \cdot |J|$), multiproducto ($|P|$), horizontes extendidos (H) y redes densas de rutas permitidas. Esto genera un incremento real del espacio de búsqueda, reflejando el carácter NP-hard del problema.

b) Parametrización de instancias

Cada instancia sintética se define a partir de un conjunto de parámetros Θ , diseñados para controlar tanto la dimensión del problema como su nivel de complejidad operativa. En particular, el horizonte de planificación H se considera en valores de 20, 25 y 30 días, permitiendo evaluar el desempeño del algoritmo en escenarios de distinta extensión temporal.

La estructura de la red logística se caracteriza mediante el número de orígenes $|I|$, destinos $|J|$ y productos $|P|$, lo que determina el tamaño combinatorio del problema y la diversidad de flujos posibles. A esto se suma la disponibilidad ferroviaria, representada por T , que define el número de trenes diarios disponibles y actúa como una restricción directa sobre la capacidad de transporte del sistema.

Por su parte, la holgura de almacenamiento ϵ controla el margen permitido sobre las capacidades máximas en plantas y puertos, influyendo en el grado de flexibilidad del sistema frente a acumulaciones o déficits temporales de inventario. Complementariamente, la densidad de pedidos $p_{\text{zero_combo}}$ regula la proporción de combinaciones (i, p, t, k) que presentan demanda positiva, afectando directamente el nivel de dispersión o concentración de los requerimientos logísticos.

Adicionalmente, el rango de activación de órdenes, definido por los parámetros frac_orders_lo y frac_orders_hi , permite controlar la fracción de pedidos efectivos dentro del horizonte, introduciendo variabilidad en la intensidad de la demanda entre distintas instancias.

Finalmente, la conectividad de la red se modela mediante el parámetro map_mode , el cual puede tomar los valores $\{\text{dispersa}, \text{balanceada}, \text{densa}\}$, y determina la cantidad de rutas (i, j) habilitadas entre orígenes y destinos. En particular, una red dispersa presenta un número reducido de conexiones, restringiendo las alternativas de transporte y aumentando la dificultad de asignación; una red balanceada mantiene un nivel intermedio de conectividad, combinando restricciones y flexibilidad;

mientras que una red densa permite un alto número de conexiones entre orígenes y destinos, facilitando la reasignación de flujos y ampliando el espacio de soluciones disponibles.

Esta parametrización cumple un rol crítico: permite construir instancias comparables entre sí, pero con niveles graduados de dificultad, evitando que los resultados dependan únicamente del azar de una generación aleatoria.

c) Construcción paso a paso de cada instancia

El proceso de construcción de una instancia sintética puede describirse como una secuencia de etapas:

(1) Generación de conjuntos

Primero se definen los conjuntos del problema: $|I|$ orígenes (plantas), $|J|$ destinos (puertos), $|P|$ productos, horizonte de días T y tipos de embarque K (heredados de la estructura real o simplificados según el caso).

Los nombres se asignan de manera sistemática y cada instancia recibe un identificador único, que incorpora su configuración dimensional, por ejemplo:

$$C25_extreme_H60_8 \times 8 \times 5_T15$$

Este etiquetado facilita trazabilidad experimental y permite reconstruir la configuración de una instancia a partir de su nombre.

(2) Definición de la conectividad origen–destino

Posteriormente se construye el mapa de rutas permitidas (i, j) . La conectividad depende del parámetro `map_mode`:

- **Dispersa:** solo un subconjunto pequeño de rutas es válido (baja combinatoria).
- **Balanceda:** existe conectividad moderada (comparable a un sistema realista).
- **Densa:** todas las combinaciones (i, j) están habilitadas, lo cual incrementa drásticamente el número de decisiones posibles y el tamaño efectivo del MILP.

Este paso es especialmente relevante en términos computacionales, ya que una red densa amplifica el número de variables asociadas a asignación de trenes y flujos.

(3) Generación de capacidades e inventarios iniciales

Luego se asignan: capacidades máximas de almacenamiento en planta $QmaxOrigen_{ip}$, capacidades máximas de almacenamiento en destino $QmaxDestino_{jp}$, inventarios iniciales de planta S_{ip}^{ini} , inventarios iniciales de puerto R_{ijp}^{ini} y producción diaria $Prod_{ip}$.

Estos parámetros se generan con base en escalas coherentes con el tamaño del problema, utilizando holguras controladas por ϵ . En instancias holgadas, se permite mayor flexibilidad de inventario, mientras que en instancias de estrés se reduce la holgura hasta valores cercanos al límite físico ($\epsilon \approx 0$), incrementando la dificultad operacional.

(4) Generación de demanda multiperíodo

La demanda se construye como una matriz multiperíodo:

$$Dem_{pitk} \forall p \in P, i \in I, t \in T, k \in K$$

Para controlar densidad y variabilidad, se emplea el parámetro p_{zero_combo} . En términos prácticos, para cada combinación (p, i, t, k) se define con cierta probabilidad que la demanda sea cero, y con probabilidad complementaria se asigna una cantidad positiva extraída desde un rango escalado. Esto produce dos efectos deseables:

1. Permite simular escenarios con distinta intensidad logística (baja vs. alta densidad de pedidos).
2. Controla el tamaño efectivo del problema, ya que, a mayor densidad, se activan más restricciones relevantes y se vuelve más difícil satisfacer demanda sin violar inventarios.

Adicionalmente, el rango de activación de pedidos $[frac_orders_lo, frac_orders_hi]$ permite construir instancias donde la demanda es holgada, moderada (balanceadas) o altamente exigente (stress), replicando situaciones reales como picos estacionales o congestión portuaria.

(5) Definición de disponibilidad ferroviaria

Finalmente, se determina el número de trenes diarios disponibles $TrenesDia_t$ (o un valor constante equivalente). Este valor se calcula como una función creciente del tamaño del problema:

$$T = f(|I|, |J|, |P|)$$

El criterio no es restringir trenes para hacer el problema “difícil por escasez”, sino garantizar que exista capacidad suficiente para servir la demanda, y que la dificultad provenga del crecimiento combinatorio: asignación de rutas, productos, secuenciación temporal y consistencia dinámica de inventarios. En la práctica, esto genera el tipo de dificultad más relevante en problemas NP-hard: múltiples configuraciones alternativas, grandes espacios de búsqueda y proliferación de óptimos locales.

El detalle completo de las instancias generadas, incluyendo su identificación, parámetros específicos y valores asociados, se presenta en el Anexo 1. Esta información complementaria permite asegurar la trazabilidad de los experimentos y facilita la replicabilidad del estudio bajo las mismas condiciones de configuración.

La Tabla 6.1 resume los principales parámetros estructurales utilizados en la generación de instancias sintéticas, junto con sus rangos de variación, el aspecto del sistema que controlan y su impacto esperado en la dificultad del problema. En conjunto, estos parámetros permiten regular de manera sistemática tanto el tamaño del espacio de soluciones como el nivel de restricción del sistema logístico. Variables como el horizonte de planificación y la dimensión de la red inciden directamente en la complejidad combinatoria, mientras que parámetros como la disponibilidad de trenes, la holgura de capacidad y la conectividad de rutas afectan la factibilidad y flexibilidad operativa. Por su parte, la densidad y activación de pedidos determinan la presión sobre el sistema en términos de demanda, condicionando la dificultad para lograr soluciones equilibradas. De este modo, la parametrización propuesta no solo define instancias variadas, sino que también permite analizar el desempeño del algoritmo bajo distintos niveles de exigencia estructural y operativa.

d) Justificación metodológica del generador

El generador de instancias sintéticas se diseñó con el objetivo de evaluar la escalabilidad del enfoque propuesto bajo configuraciones plausibles, evitando que los resultados dependan de escenarios artificiales. En este marco, el banco de pruebas permite establecer una comparación consistente entre el modelo exacto y la metaheurística: mientras en instancias pequeñas y moderadas el MILP actúa como referencia, el incremento simultáneo del horizonte, la dimensión de la red, el número de productos y la conectividad genera un crecimiento no lineal del espacio de búsqueda, deteriorando progresivamente su desempeño. En contraste, se espera que el MS-ILS mantenga estabilidad y

factibilidad en escenarios de mayor complejidad, lo cual se confirma en los resultados experimentales. Siguiendo prácticas consolidadas en la literatura, el benchmark sintético permite analizar de forma controlada la robustez del método, separando explícitamente la infactibilidad estructural de la dificultad combinatoria. Así, el generador evita escenarios inviables y concentra la complejidad en el crecimiento dimensional del problema, coherente con su naturaleza NP-hard y con la aparición de grandes espacios de búsqueda y múltiples soluciones alternativas.

Tabla 6.1: Parámetros estructurales utilizados en el diseño de instancias sintéticas

	Símbolo	Valores típicos en benchmark	Control sobre el escenario	Impacto esperado en dificultad
Horizonte de planificación	$ H $	20–25 / 30 / 60	Controla la extensión temporal del plan.	Aumenta decisiones intertemporales y acoplamiento de inventarios.
Número de orígenes	$ n_I $	3–4 / 4–5 / 6–10	Define cuántas plantas deben coordinarse.	Incrementa combinatoria y restricciones de stock en origen.
Número de destinos	$ n_J $	3–4 / 4–5 / 6–10	Define cuántos puertos deben abastecerse.	Eleva complejidad del balance en destino y congestión.
Número de productos	$ n_P $	1–2 / 2–3 / 3–5	Define el nivel de multiproducto del sistema.	Incrementa la competencia por recursos y el tamaño del espacio de búsqueda.
Trenes diarios disponibles	$ T $	Holgura controlada según perfil	Controla la capacidad ferroviaria diaria disponible.	Aumenta flexibilidad operativa, pero expande combinaciones y binarias del MIP.
Holgura de capacidad	$ \epsilon $	0.05 / 0.01 / 0.00	Ajusta el margen permitido sobre capacidades.	Valores bajos vuelven más difícil mantener factibilidad de inventarios.
Proporción de combinaciones vacías	$ p_{zero} $	0.40 / 0.20 / 0.10	Controla la densidad de pedidos en la matriz.	Menos ceros implica más restricciones activas y mayor congestión.
Fracción de órdenes activas	$ \rho $	0.3–0.6 / 0.5–0.8 / 0.6–0.9	Define intensidad promedio de demanda.	Incrementa presión por capacidad y probabilidad de quiebres.
Conectividad de rutas	$ map_mode $	sparse / balanced / dense	Define cuántas rutas están habilitadas.	Redes densas elevan combinatoria y dificultad para CPLEX.
Anclaje temporal	$ start_date $	fija: 01-10-2025	Garantiza coherencia calendario y comparabilidad.	No aumenta dificultad; aporta trazabilidad experimental.

Métricas de evaluación y criterios de comparación

La comparación entre CPLEX y MS-ILS se realizó utilizando métricas principales y criterios complementarios orientados a la aplicabilidad operativa del enfoque propuesto.

Métricas principales

1. Costo total: Para CPLEX, se utiliza el valor de la función objetivo de la mejor solución entera factible encontrada dentro de los 1000 s. Para MS-ILS, se registra la mejor solución obtenida entre los 10 reinicios, junto con el valor promedio y el peor desempeño. Esta triple medición permite cuantificar no solo calidad, sino también estabilidad estadística.
2. Tiempo computacional (segundos): Para CPLEX, se registra el tiempo de ejecución reportado por el solver, truncado a 1000 s cuando corresponde. Para MS-ILS, se reporta el tiempo total de ejecución acumulado de los 10 reinicios, además del tiempo promedio por reinicio, lo cual permite evaluar escalabilidad temporal y predictibilidad computacional.
3. Gap final (%): En el caso de CPLEX, se registra el gap relativo entre la mejor solución encontrada y la mejor cota conocida al término del tiempo límite. Este indicador permite evaluar el grado de optimalidad de la solución reportada y es especialmente relevante en instancias donde el solver opera en régimen truncado.

Criterios de factibilidad

- En MS-ILS, una instancia se considera factible cuando el algoritmo logra generar al menos una solución con cobertura efectiva de demanda, pudiendo incluir penalizaciones asociadas a restricciones suaves (por ejemplo, backlog o uso intensivo de capacidad), pero manteniendo consistencia estructural del plan. Este criterio refleja el enfoque operacional: en planificación táctica es preferible obtener un plan imperfecto pero ejecutable a no disponer de ningún plan.
- En CPLEX, si el solver no entrega ninguna solución entera factible dentro del límite de 1000 s, el resultado se clasifica como NoSol. Esta distinción se considera relevante desde una perspectiva industrial, ya que la ausencia de respuesta constituye un fallo operativo, independiente de la calidad teórica del método.

6.2. Análisis de sensibilidad y calibración de parámetros

El desempeño de una metaheurística depende de manera crítica de la elección de sus parámetros de control, ya que estos regulan el equilibrio entre intensificación (explorar en profundidad alrededor de soluciones prometedoras) y diversificación (evitar el estancamiento y recorrer regiones distintas del espacio de búsqueda). En el caso del algoritmo propuesto (MS-ILS), estos parámetros no solo influyen en la calidad final de las soluciones, sino también en su estabilidad frente a la estocasticidad inherente al esquema multi-arranque.

Con el fin de evitar una selección arbitraria de parámetros, se diseñó un proceso de calibración basado en evidencia experimental estructurado en dos etapas complementarias. En una primera etapa exploratoria, se evaluaron tendencias de desempeño sobre un subconjunto de instancias representativas, considerando distintas configuraciones del problema. Posteriormente, en una etapa confirmatoria, se analizaron estos resultados de forma agregada, incorporando medidas de dispersión, con el objetivo de seleccionar configuraciones robustas y transferibles a distintos escenarios.

Bajo este procedimiento, se calibraron tres parámetros clave del MS-ILS: el factor de perturbación α , el tamaño de la ventana de vecindario W , y el número máximo de iteraciones I_{max} .

Sensibilidad del Factor de Perturbación (α)

El parámetro α controla la magnitud de la perturbación aplicada cuando el algoritmo intenta escapar de un óptimo local. Valores bajos inducen cambios leves, favoreciendo la intensificación pero aumentando el riesgo de estancamiento. En contraste, valores altos generan modificaciones más disruptivas, lo que puede deteriorar estructuras útiles de la solución.

En la etapa exploratoria, se evaluaron cinco valores de α (0.10, 0.20, 0.30, 0.40 y 0.50) sobre múltiples escenarios, utilizando costos normalizados para permitir comparabilidad entre instancias. Como se observa en la Figura 6.1, el comportamiento presenta alta variabilidad entre escenarios, lo que evidencia que la sensibilidad al parámetro depende de la estructura del problema. Sin embargo, la tendencia promedio (línea negra discontinua) muestra que $\alpha = 0.20$ se posiciona consistentemente entre los mejores valores.

Este resultado se complementa con la Figura 6.2, donde se presenta el desempeño agregado junto con su dispersión (± 1 desviación estándar). La banda sombreada refleja la variabilidad entre corridas,

evidenciando que valores mayores de α incrementan la inestabilidad, mientras que $\alpha = 0.20$ mantiene un equilibrio favorable entre calidad promedio y robustez. En consecuencia, se selecciona $\alpha = 0.20$ como valor final, priorizando estabilidad sobre mejoras marginales en casos puntuales.

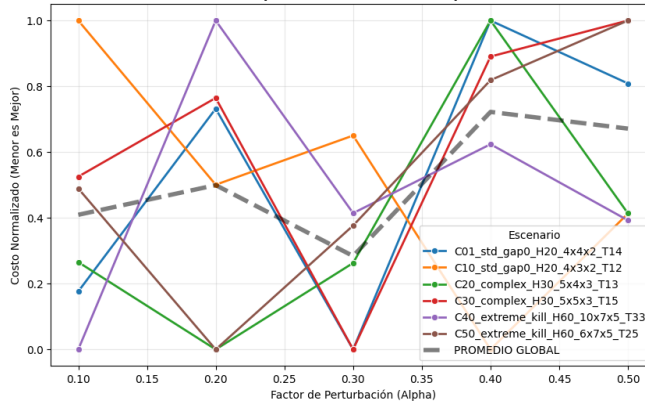


Figura 6.1: Calibración de α en múltiples escenarios

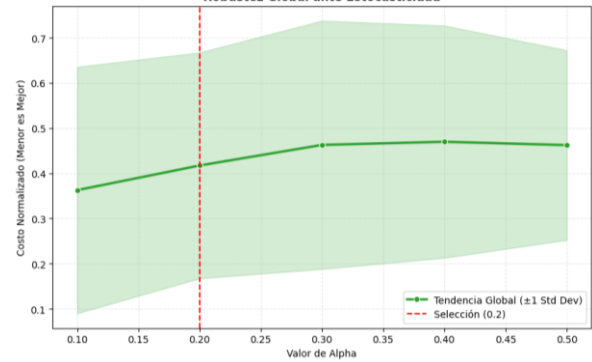


Figura 6.2: Sensibilidad global del factor α con dispersión ($\pm 1\sigma$).

Impacto de la Ventana de Vecindario (W)

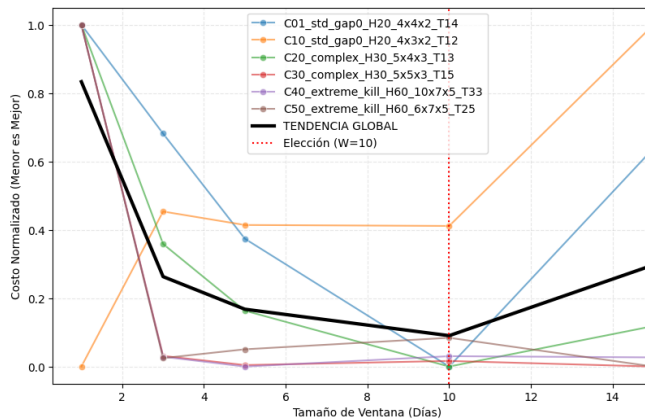


Figura 6.3: Sensibilidad de la ventana W en múltiples escenarios

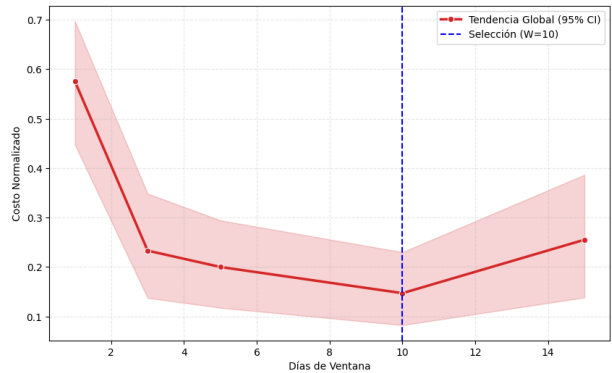


Figura 6.4: Efecto del tamaño de ventana W con intervalos de confianza al 95%.

El parámetro W define el rango temporal sobre el cual se aplican los operadores de búsqueda local y perturbación. Su valor determina la capacidad del algoritmo para realizar ajustes estructurales en la programación.

En la etapa exploratoria, se analizaron valores de W entre 1 y 15 días. Como se observa en la Figura 6.3, ventanas pequeñas limitan significativamente la capacidad de ajuste, mientras que valores

intermedios permiten capturar mejoras relevantes en distintos escenarios. En particular, $W = 10$ destaca por su desempeño consistente en la mayoría de los casos.

La Figura 6.4 presenta el análisis agregado con intervalos de confianza al 95%. En ella se observa que $W = 10$ no solo logra el menor costo promedio, sino que también presenta una dispersión moderada, lo que indica un comportamiento estable frente a la variabilidad del problema.

Por el contrario, valores mayores como $W = 15$ muestran señales de deterioro en ciertos escenarios, lo que sugiere que perturbaciones demasiado amplias afectan negativamente la convergencia. En base a estos resultados, se selecciona $W = 10$ como valor final.

Determinación del Criterio de Parada (Iteraciones Máximas)

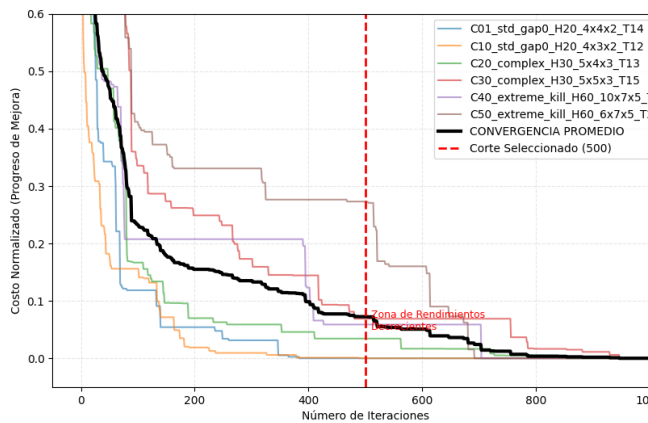


Figura 6.5: Curvas de convergencia y criterio de corte por iteraciones.

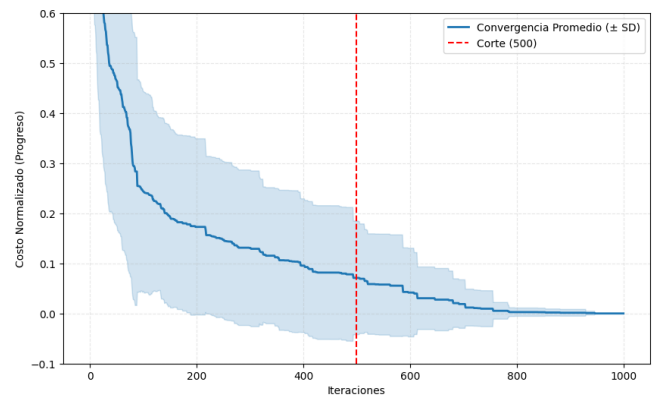


Figura 6.6: Perfil de convergencia promedio con dispersión y punto de corte en 500 iteraciones.

El número máximo de iteraciones por reinicio define el esfuerzo computacional del algoritmo. Para su calibración, se analizó la evolución del costo a lo largo de las iteraciones.

La Figura 6.5 muestra curvas de convergencia para distintos escenarios, donde se observa que la mayor parte de la mejora ocurre en las primeras iteraciones. A partir de cierto punto, las curvas tienden a estabilizarse.

Este comportamiento se sintetiza en la Figura 6.6, donde se presenta la convergencia promedio junto con su dispersión. La línea vertical indica el punto de corte seleccionado. Se observa que alrededor de las 500 iteraciones el algoritmo entra en una zona de rendimientos decrecientes, donde las mejoras

adicionales son marginales. En consecuencia, se define $I_{max} = 500$, ya que representa un equilibrio adecuado entre calidad de solución y tiempo de cómputo.

La configuración final adoptada se resume en la Tabla 6.2. En este punto, es importante precisar que, en el caso del modelo exacto implementado en CPLEX, no se llevó a cabo un proceso de calibración de parámetros equivalente al realizado para la metaheurística. En su lugar, se utilizó la configuración estándar del solucionador, junto con un límite de tiempo fijo por instancia.

Esta decisión no es casual, sino que responde a un criterio metodológico explícito. Ajustar finamente los parámetros internos de un solucionador exacto puede mejorar su desempeño en casos específicos, pero también introduce un sesgo en la comparación, ya que dichos ajustes suelen depender fuertemente de la estructura particular de las instancias analizadas. En otras palabras, un modelo ajustado puede rendir mejor en ciertos escenarios, pero no necesariamente refleja su comportamiento general.

Por el contrario, utilizar la configuración por defecto permite representar de manera más fiel el uso típico de este tipo de herramientas en contextos reales de planificación, donde no siempre es viable realizar un ajuste detallado de parámetros para cada problema. Además, asegura que la comparación con la metaheurística se base en condiciones homogéneas, donde ambos enfoques operan bajo un mismo presupuesto computacional y sin ventajas artificiales.

En este sentido, mientras la calibración del MS-ILS busca encontrar una configuración robusta y transferible entre distintos escenarios, el uso de CPLEX en su configuración estándar permite evaluar su desempeño como referencia general, evitando sobreestimar su capacidad mediante ajustes específicos. De esta forma, la comparación entre ambos enfoques se mantiene equilibrada y metodológicamente consistente.

La configuración final adoptada se resume en la Tabla 6.2. Cabe destacar que, en el caso de CPLEX, no se realizó un proceso de ajuste de parámetros, utilizándose su configuración estándar. Esto responde a un criterio de comparación justa, evitando introducir ventajas artificiales mediante tuning específico del solver.

La parametrización final considera $\alpha = 0.20$, $W = 10$, $I_{max} = 500$ y $R = 10$, valores que en conjunto permiten un balance adecuado entre exploración, estabilidad y eficiencia computacional.

Tabla 6.2: Configuración final calibrada del MS-ILS

Parámetro	Símbolo	Valor seleccionado	Justificación breve
Factor de perturbación	α	0.20	Balancea exploración y estabilidad: evita estancamiento sin destruir estructura útil.
Ventana de vecindario	W	10 días	Permite movimientos estratégicos en horizontes largos, manteniendo control y convergencia.
Iteraciones máximas	(I_{max})	500	Punto donde la mejora se aplana: maximiza calidad manteniendo eficiencia computacional.
Reinicios (Multi-Start)	R	10	Reduce la dependencia del azar inicial y entrega robustez estadística en el resultado final.
Tiempo límite CPLEX	TL	1000 s	Alinea el presupuesto temporal con MS-ILS y evita sesgos por límite artificialmente bajo en la comparación.

A partir de estos resultados, el MS-ILS queda configurado como un método predecible y robusto, con parámetros capaces de sostener desempeño estable incluso en instancias estresadas. Esto habilita el siguiente paso metodológico: evaluar no solo la calidad final de las soluciones, sino también la dinámica de búsqueda, la variabilidad entre reinicios y la confiabilidad del algoritmo como herramienta de uso industrial, lo cual se aborda en la sección 6.3.

6.3. Dinámica de Búsqueda y Estabilidad Algorítmica

Esta sección tiene como propósito analizar empíricamente el comportamiento del algoritmo MS-ILS, con foco en tres aspectos clave para su aplicabilidad práctica: la dinámica de convergencia, la variabilidad inducida por el componente estocástico y la estabilidad de los resultados obtenidos.

A diferencia de los métodos exactos, cuyo comportamiento es determinístico, el MS-ILS incorpora aleatoriedad en la construcción inicial y en los mecanismos de diversificación. Sin embargo, esta aleatoriedad no implica ejecuciones independientes del algoritmo, sino que forma parte de su propia estructura interna. En particular, el MS-ILS se ejecuta una única vez por instancia, pero incorpora un esquema de multi-arranque interno, en el cual se generan múltiples trayectorias de búsqueda dentro de una misma corrida, cada una asociada a distintas condiciones iniciales.

En este contexto, el parámetro $R = 10$ no representa ejecuciones externas del algoritmo, sino el número de reinicios internos considerados en cada ejecución. Cada reinicio genera una trayectoria

distinta de búsqueda, dada por una asignación diferente de demanda, permitiendo explorar diferentes regiones del espacio de soluciones dentro de un mismo proceso.

Para cada instancia, se registra el desempeño agregado del algoritmo a partir de estos reinicios internos, considerando el mejor valor alcanzado, así como medidas de dispersión que permiten caracterizar su comportamiento.

Convergencia y comportamiento de los reinicios

Para analizar la dinámica de mejora del algoritmo, se estudia la evolución de la función objetivo a lo largo de las iteraciones internas y entre reinicios. La Figura 6.7 muestra las curvas de convergencia correspondientes a los distintos reinicios de una instancia representativa.

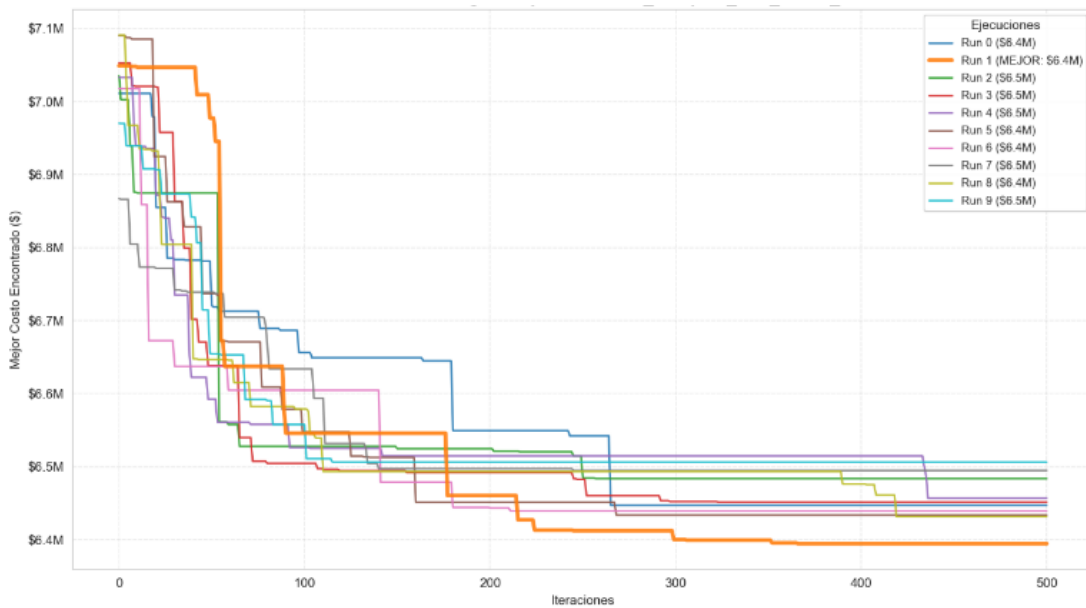


Figura 6.7: Convergencia por reinicios de una instancia representativa

Esta visualización permite observar que los reinicios no replican un comportamiento idéntico, sino que generan trayectorias diferenciadas. En algunos casos, la mejora ocurre de manera rápida en las primeras iteraciones, mientras que en otros la convergencia es más gradual y depende de perturbaciones posteriores para escapar de configuraciones intermedias.

Este comportamiento es consistente con la lógica del MS-ILS: los reinicios no actúan como repeticiones redundantes, sino como mecanismos de diversificación controlada que incrementan la probabilidad de encontrar soluciones de mejor calidad. En particular, se observa que distintas

trayectorias pueden converger hacia soluciones cercanas, pero no necesariamente idénticas, lo que evidencia la presencia de múltiples óptimos locales en el problema.

Dispersión interna y estabilidad del algoritmo

Para cuantificar la variabilidad entre trayectorias generadas dentro de una misma ejecución, se define el siguiente indicador:

$$Gap_{interno} = \frac{FO_{Worst} - FO_{Best}}{FO_{Best}}$$

6.1

Este indicador mide la diferencia relativa entre la peor y la mejor solución obtenida entre los reinicios internos del algoritmo.

La Figura 6.8 presenta la distribución de este indicador para una instancia representativa, mientras que su comportamiento agregado se observa en el conjunto completo de instancias. Los resultados muestran que la dispersión se mantiene acotada, con valores típicamente bajos.

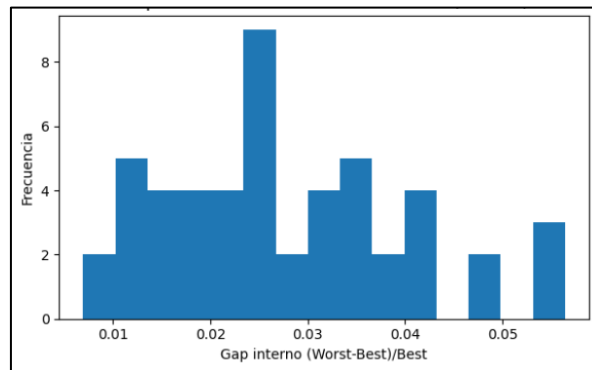


Figura 6.8: *Dispersión de resultados entre reinicios – distribución GAP interno*

Esto indica que, si bien el algoritmo explora distintas trayectorias, las soluciones obtenidas se concentran en una región de alta calidad. En consecuencia, la variabilidad introducida por el componente estocástico no genera resultados erráticos, sino una exploración consistente del espacio de búsqueda.

Es importante notar que una baja dispersión no implica que el problema sea trivial, sino que el algoritmo es capaz de estabilizar su desempeño, convergiendo repetidamente hacia soluciones similares aun cuando parte desde condiciones iniciales distintas.

Factibilidad y comportamiento de penalizaciones

Desde una perspectiva operacional, un aspecto crítico es la capacidad del algoritmo para generar soluciones factibles. En el conjunto de instancias evaluadas, el MS-ILS logra construir soluciones operativas consistentes, incluso en escenarios de alta complejidad.

Adicionalmente, se analiza la penalización asociada a la mejor solución de cada instancia, la cual refleja el grado de desviación respecto de restricciones suaves del sistema. Este indicador puede interpretarse como una medida de la “tensión operativa” del escenario: valores bajos indican condiciones holgadas, mientras que valores mayores reflejan configuraciones más exigentes.

El comportamiento observado es coherente con el diseño del banco de pruebas. En instancias balanceadas, la penalización tiende a ser baja o nula, mientras que en escenarios de mayor exigencia el algoritmo mantiene soluciones factibles, pero operando más cerca de los límites del sistema.

Clasificación de instancias y niveles de dificultad

Para analizar el desempeño del algoritmo bajo distintos niveles de complejidad, el banco sintético se estructuró en tres categorías de instancias, definidas a partir de combinaciones específicas de los parámetros del problema:

- **Instancias estándar (std):** Configuraciones balanceadas, con niveles moderados de demanda, buena disponibilidad de recursos y conectividad acotada. En estos escenarios, la factibilidad es relativamente fácil de alcanzar y la dificultad combinatoria es baja.
- **Instancias complejas (complex):** Se incrementa simultáneamente la dimensión del problema (horizonte, número de nodos y productos) y la densidad de la red. Esto genera un mayor número de alternativas factibles y aumenta significativamente el tamaño del espacio de búsqueda.
- **Instancias de estrés (extreme-kill):** Corresponden a escenarios altamente exigentes, caracterizados por alta demanda, menor holgura operativa y elevada conectividad. En estas

configuraciones, la competencia por recursos es intensa y la búsqueda se realiza cerca de los límites de factibilidad.

Esta clasificación permite evaluar el comportamiento del algoritmo de forma controlada, diferenciando entre dificultad estructural y efectos puramente combinatorios.

Escalabilidad temporal y comportamiento computacional

La Figura 6.9 presenta la distribución de los tiempos de ejecución del MS-ILS para los distintos grupos de instancias. Se observa que el tiempo aumenta de forma progresiva al pasar de instancias estándar a complejas y de estrés, reflejando el incremento en la dificultad del problema.

A pesar de esta tendencia, el algoritmo mantiene un comportamiento estable, sin presentar incrementos abruptos ni variaciones descontroladas. Esto es particularmente relevante desde el punto de vista práctico, ya que permite anticipar los tiempos requeridos para ejecutar una planificación bajo distintas condiciones.

Para complementar este análisis, se define el siguiente indicador de complejidad:

$$C = H \cdot |I| \cdot |J| \cdot |P| \cdot T$$

6.2

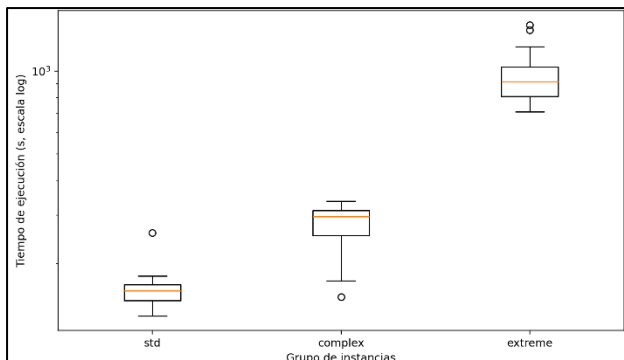


Figura 6.9: Distribución de tiempos totales de ejecución por grupo de instancias

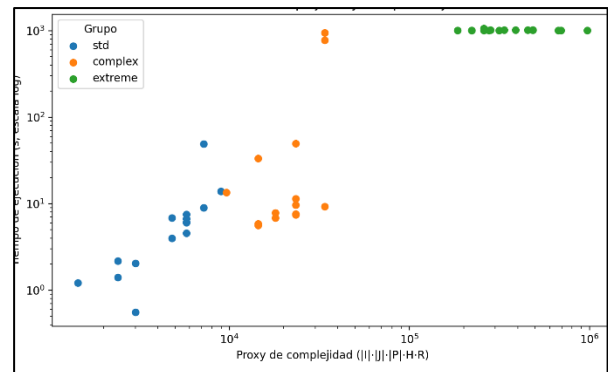


Figura 6.10: Relación entre complejidad y tiempo de ejecución

La Figura 6.10 muestra la relación entre este índice y el tiempo de ejecución en escala logarítmica. Se observa una tendencia creciente y ordenada, lo que confirma que el comportamiento del algoritmo es consistente con la complejidad estructural del problema.

En conjunto, los resultados experimentales permiten caracterizar el comportamiento del MS-ILS en tres dimensiones fundamentales.

En primer lugar, el algoritmo presenta una dinámica de convergencia clara, donde las soluciones mejoran progresivamente y los reinicios internos permiten explorar distintas trayectorias sin perder estabilidad. En segundo lugar, la variabilidad inducida por el componente estocástico se mantiene acotada, lo que indica que el algoritmo no depende críticamente de condiciones iniciales específicas. Finalmente, el comportamiento computacional es estable y predecible, con tiempos que crecen de forma coherente con la complejidad del problema.

Estos elementos permiten concluir que el MS-ILS no solo es capaz de generar soluciones de buena calidad, sino que lo hace de manera consistente, controlada y compatible con los requerimientos de entornos industriales.

6.4. Evaluación comparativa: CPLEX vs MS-ILS

Hasta este punto, el MS-ILS ha sido calibrado bajo criterios multi-escenario (Sección 6.2) y evaluado internamente en términos de dinámica de búsqueda, estabilidad y comportamiento computacional (Sección 6.3). Sin embargo, una validación completa requiere contrastar su desempeño frente a un método de referencia. En este trabajo, dicho benchmark corresponde al modelo exacto resuelto mediante IBM ILOG CPLEX.

El objetivo de esta sección es analizar comparativamente ambos enfoques en tres dimensiones: factibilidad, calidad de solución y comportamiento computacional. En particular, se busca identificar el punto en que el método exacto deja de ser operativo bajo un límite de tiempo fijo y evaluar si el MS-ILS mantiene desempeño consistente en ese régimen.

Para estructurar el análisis, las instancias se agrupan en tres niveles de complejidad: balanceadas, complejas y extreme-kill, definidos a partir del generador sintético. Esta clasificación responde a incrementos progresivos en el horizonte de planificación, el tamaño de la red, la densidad de demanda y la conectividad, lo que permite analizar el comportamiento de ambos métodos bajo distintos regímenes de dificultad.

Estados del benchmark exacto: óptimo, factible truncado y NoSol

Una diferencia estructural entre enfoques exactos y metaheurísticos radica en el tipo de resultado que pueden entregar bajo restricciones de tiempo. Mientras el MS-ILS, por construcción, genera siempre un plan operacional (aunque este pueda incluir penalizaciones en escenarios exigentes), un solver MIP como CPLEX puede presentar tres estados cualitativamente distintos: Alcanzar una solución óptima y certificar su optimalidad dentro del tiempo disponible, entregar una solución entera factible, pero sin cerrar completamente la brecha de optimalidad (gap) y no encontrar ninguna solución entera factible antes de alcanzar el límite de tiempo, situación que se reporta como *NoSol*.

En el contexto de este estudio, la categoría *NoSol* adquiere una relevancia particular, ya que representa una situación equivalente a un fallo operativo: el sistema de planificación no logra generar ningún plan y debe recurrir a decisiones manuales o heurísticas externas, con el consiguiente aumento de riesgo operacional.

La Figura 6.11 resume la distribución de estos estados para el conjunto completo de instancias. En el grupo de instancias balanceadas, el solver logra resolver la totalidad de los casos de manera factible. En el grupo complejo, comienza a observarse un deterioro incipiente, con la aparición de instancias sin solución. Finalmente, en el grupo extreme-kill, la proporción de casos *NoSol* aumenta de manera significativa, evidenciando un cambio de régimen en el comportamiento del método exacto.

En esta figura, cada barra representa la proporción de instancias que se encuentran en cada estado de solución para CPLEX dentro de un grupo específico. En particular, se distinguen tres categorías: soluciones óptimas (cuando el solver logra cerrar completamente el gap), soluciones factibles truncadas (cuando se obtiene una solución entera sin certificar optimalidad) y casos *NoSol*, donde no se alcanza ninguna solución factible dentro del límite de tiempo. Esta descomposición permite observar no solo la capacidad del solver para encontrar soluciones, sino también la calidad de estas y su grado de completitud, lo que resulta fundamental para interpretar su aplicabilidad en contextos operacionales.

Este resultado confirma empíricamente la hipótesis de escalabilidad: el deterioro del enfoque exacto no es progresivo, sino estructural, y se manifiesta cuando el tamaño efectivo del problema excede la capacidad de exploración del solver dentro del tiempo disponible.

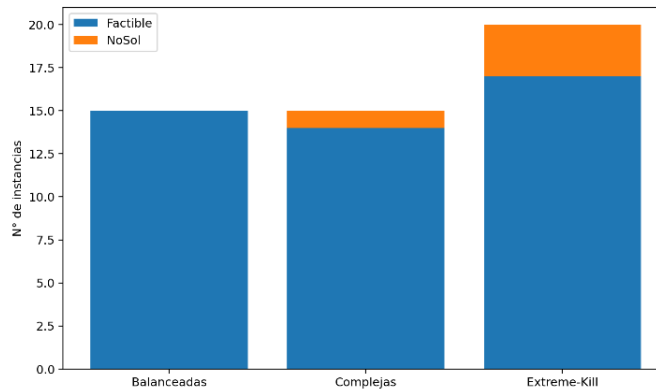


Figura 6.11: Estados del modelo por grupos

Resultados por grupo: evidencia cuantitativa del quiebre exacto

En conjunto, la Tabla 6.3 permite observar un patrón consistente de transición entre regímenes de dificultad. En instancias balanceadas, el enfoque exacto domina tanto en calidad como en tiempo, funcionando como un benchmark confiable y eficiente. Sin embargo, a medida que aumenta la complejidad, este comportamiento cambia de manera estructural: la factibilidad de CPLEX comienza a deteriorarse, sus tiempos se incrementan hasta alcanzar el límite impuesto y la calidad de sus soluciones se ve afectada por el carácter truncado de la búsqueda. En contraste, el MS-ILS mantiene un comportamiento estable en las tres dimensiones analizadas: conserva factibilidad total, presenta tiempos de ejecución predecibles y, en los escenarios más exigentes, logra soluciones competitivas o superiores respecto de las obtenidas por el método exacto bajo restricción de tiempo. Este contraste evidencia que ambos enfoques responden a lógicas distintas: el modelo exacto es eficiente mientras el problema es tratable, mientras que la metaheurística mantiene robustez cuando la complejidad excede la capacidad de exploración del solver.

Factibilidad

En primer lugar, se observa que el MS-ILS mantiene una tasa de factibilidad del 100% en todos los grupos de instancias, lo que confirma su capacidad de generar soluciones operacionales de manera sistemática. Por otro lado, la factibilidad de CPLEX disminuye a medida que aumenta la complejidad: desde un 100% en instancias balanceadas, a un 93.33% en instancias complejas y un 85% en instancias extreme-kill. Esta caída está directamente asociada a la aparición de casos *NoSol*, los cuales alcanzan un 15% en el grupo más exigente.

Este resultado tiene una interpretación directa en términos de aplicabilidad: el método exacto deja de ser confiable precisamente en los escenarios donde el problema se vuelve más crítico desde el punto de vista operativo.

Calidad de solución ($\Delta\%$)

La comparación de calidad se realiza mediante la brecha relativa:

$$\Delta\% = \frac{FO_{MSILS} - FO_{CPLEX}}{FO_{CPLEX}} \times 100$$

6.3

donde valores positivos indican que el MS-ILS obtiene soluciones de mayor costo, mientras que valores negativos indican que la metaheurística supera la solución entregada por CPLEX dentro del límite de tiempo.

Los resultados muestran un comportamiento claramente diferenciado por régimen:

- En instancias balanceadas, $\Delta\% \approx 27\%$, lo que indica que CPLEX domina en calidad de solución, como es esperable cuando el problema es tratable.
- En instancias complejas, $\Delta\% \approx 26\%$, manteniéndose esta dominancia relativa, aunque ya en un contexto donde el solver comienza a perder robustez.
- En instancias extreme-kill, $\Delta\% \approx -49\%$, lo que implica que el MS-ILS supera significativamente las soluciones entregadas por CPLEX.

Este último resultado es especialmente relevante: no indica que la metaheurística supere al óptimo, sino que logra mejores soluciones que aquellas que el solver exacto es capaz de encontrar bajo restricciones de tiempo. En otras palabras, el benchmark exacto deja de representar una referencia confiable en este régimen.

Con el fin de asegurar transparencia, trazabilidad y reproducibilidad completa del benchmark, además de los resultados agregados por grupo se dispone del detalle completo instancia por instancia en el Anexo 2. Este anexo incluye, para cada una de las 50 instancias evaluadas, el mejor, promedio y peor desempeño del MS-ILS, sus tiempos de ejecución asociados, junto con el estado reportado por el modelo exacto (óptimo, factible o sin solución), el tiempo consumido y el valor de la función objetivo

alcanzado. Esta información permite validar que los patrones observados a nivel agregado no responden a casos aislados, sino a un comportamiento consistente del algoritmo a lo largo de todo el conjunto experimental.

Tabla 6.3: Resultados obtenidos por grupo

Métrica	Balanceadas	Complejas	Extreme-Kill
N	15	15	20
%Factible_MSILS	100%	100%	100%
%Factible_CPLEX	100%	93.33%	85.00%
%NoSol_CPLEX	0.00%	6.67%	15.00%
FO_MSILS_best_prom	936,875.00	5,400,549.00	29,797,550.00
FO_CPLEX_prom (solo_sol)	736,230.00	4,286,674.00	58,269,565.00
$\Delta\%$ prom (sólo comunes)	27.00%	26.00%	-49.00%
Time_MSILS_total_prom (s)	163.01	274.35	956.18
Time_CPLEX_prom (s)	7.86	360.98	1012.64

Es importante notar que, en instancias de baja complejidad, el tiempo de ejecución del MS-ILS puede ser mayor que el de CPLEX. Este comportamiento es consistente con la naturaleza de ambos enfoques: mientras el solver exacto puede resolver rápidamente instancias pequeñas mediante una exploración eficiente del árbol de búsqueda, la metaheurística ejecuta un número fijo de iteraciones y reinicios, independientemente de la dificultad del problema. En este sentido, el mayor tiempo en escenarios simples no refleja una desventaja estructural, sino el costo asociado a un enfoque robusto diseñado para mantener desempeño estable en escenarios de alta complejidad, donde el método exacto deja de ser eficiente o incluso aplicable.

Tiempos de ejecución

El análisis temporal refuerza esta interpretación. Mientras que CPLEX presenta tiempos muy bajos en instancias balanceadas, estos crecen abruptamente en instancias complejas y se saturan en torno al límite de 1000 segundos en instancias extreme-kill. Esto indica que el solver entra en un régimen dominado por la restricción de tiempo, operando mayoritariamente en modo truncado.

Por el contrario, el MS-ILS exhibe un crecimiento progresivo y controlado de sus tiempos de ejecución, manteniéndose dentro de rangos compatibles con planificación táctica en todos los escenarios.

Escalabilidad computacional: evidencia estructural del quiebre

La Figura 6.12 permite visualizar este fenómeno en función de un índice agregado de complejidad. En ella se observa que:

- El tiempo de CPLEX tiende a concentrarse en el límite impuesto, lo que refleja saturación del solver.
- El tiempo del MS-ILS crece de manera ordenada, sin discontinuidades abruptas ni comportamientos explosivos.

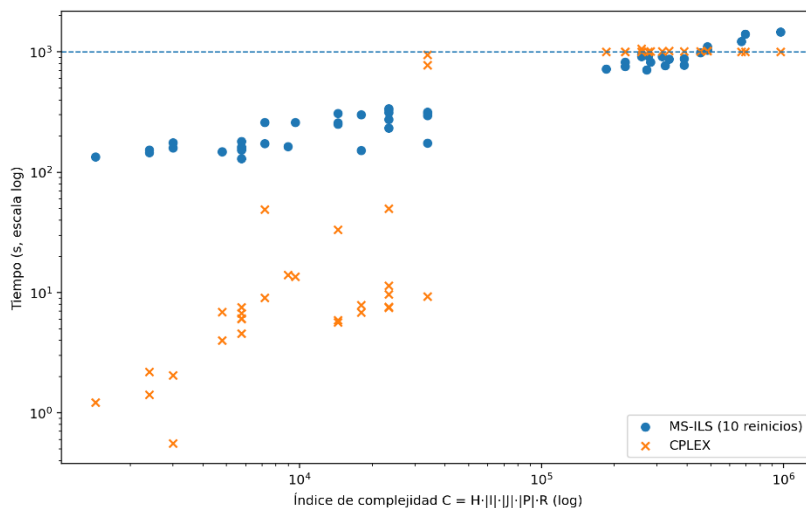


Figura 6.12: Tiempo vs Complejidad

Este contraste es fundamental, ya que evidencia dos regímenes completamente distintos de comportamiento computacional. Mientras el método exacto experimenta un quiebre al aumentar la complejidad, la metaheurística mantiene una degradación controlada.

Desde una perspectiva industrial, esta diferencia es crítica: permite predecir tiempos de ejecución y asegurar la disponibilidad de soluciones en entornos donde el tiempo de decisión es limitado.

Comparación de calidad de solución: análisis detallado

Para profundizar en la dimensión de calidad, la Figura 6.13 presenta una comparación directa entre los valores de la función objetivo obtenidos por ambos enfoques, considerando únicamente aquellas instancias donde ambos entregan solución.

La línea diagonal representa igualdad de desempeño. Los puntos por sobre la línea corresponden a casos donde CPLEX domina, mientras que los puntos bajo la línea representan instancias donde el MS-ILS obtiene mejores soluciones.

El patrón observado es consistente con los resultados agregados:

- En instancias balanceadas, los puntos se concentran cerca o sobre la diagonal, confirmando la dominancia del enfoque exacto.
- En instancias complejas, se incrementa la dispersión, reflejando una mayor variabilidad en el desempeño relativo.
- En instancias extreme-kill, aparecen múltiples casos bajo la diagonal, evidenciando que el MS-ILS puede superar soluciones truncadas del exacto.

Este resultado es particularmente relevante, ya que demuestra que la metaheurística no solo mantiene factibilidad, sino que también puede ser competitiva en términos de calidad cuando el método exacto pierde capacidad de exploración.

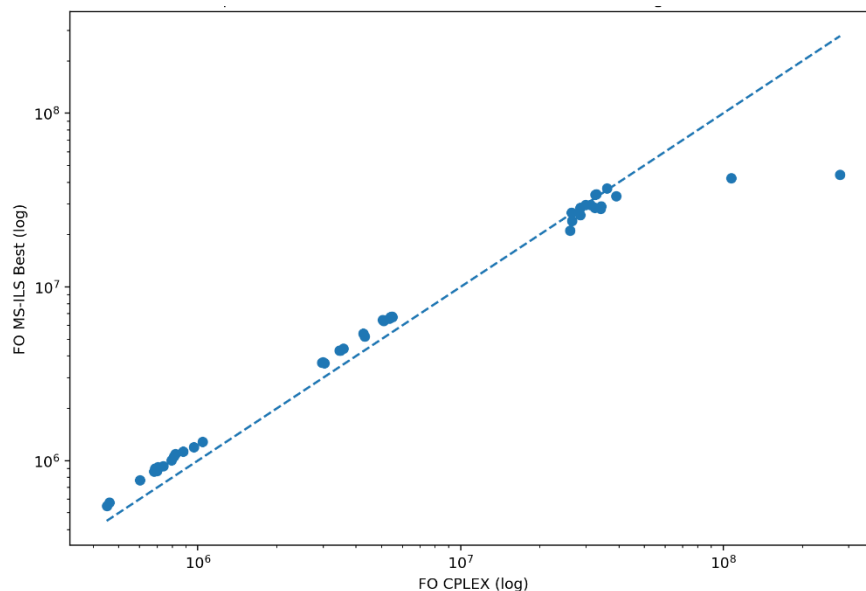


Figura 6.13: Comparación de costos entre modelo y MS-ILS

Casos emblemáticos y análisis fino

La Tabla 6.4 complementa este análisis mostrando instancias específicas representativas de distintos comportamientos:

- Casos donde CPLEX no logra entregar solución (NoSol)
- Casos donde MS-ILS supera soluciones truncadas
- Casos donde CPLEX mantiene dominancia

Este nivel de detalle permite evitar que la interpretación se diluya en promedios agregados y confirma que los patrones observados son consistentes a nivel individual.

El análisis detallado de estos casos permite reforzar la interpretación global del benchmark. Por ejemplo, en instancias del grupo *extreme-kill* como C35 y C43, se observa que el MS-ILS logra construir planes operacionales en escenarios donde el nivel de penalización refleja una alta tensión del sistema, lo que es consistente con condiciones de demanda exigentes y capacidad limitada. En estos contextos, el hecho de contar con una solución factible, aunque imperfecta, resulta operacionalmente más valioso que la ausencia total de planificación. Por otro lado, en instancias del grupo complejo, como C17 o C25, el algoritmo mantiene costos relativamente estables junto con tiempos acotados, evidenciando su capacidad de adaptación a distintos niveles de dificultad sin colapsar computacionalmente.

Tabla 6.4: Casos emblemáticos

Instancia	Grupo	MSILS Best_FO	MSILS Time_Total	Penalizacion Best
C17_complex_H30_5x5x3_T15	Complejas	6.811.004	174,445	17.100
C25_complex_H30_5x5x3_T15	Complejas	6.465.973	297,03	2.800
C30_complex_H30_5x5x3_T15	Complejas	6.565.919	308,56	-
C35_extreme_kill_H60_6x9x4_T25	Extreme-Kill	24.609.449	770,42	92.460
C43_extreme_kill_H60_6x10x4_T27	Extreme-Kill	24.647.092	775,03	11.200
C44_extreme_kill_H60_7x9x3_T24	Extreme-Kill	21.620.613	710,78	-

En conjunto, la evidencia experimental permite establecer con claridad que el desempeño relativo de CPLEX y MS-ILS depende del régimen de complejidad del problema.

En instancias balanceadas, el método exacto constituye un benchmark confiable, entregando soluciones óptimas o cercanas al óptimo en tiempos reducidos. Sin embargo, esta ventaja se sostiene únicamente mientras el problema permanece dentro de un rango de tratabilidad práctica.

A medida que la complejidad aumenta, el comportamiento de CPLEX cambia de manera estructural: el solver se satura en el límite de tiempo, la calidad de las soluciones se degrada y comienzan a aparecer casos donde no se obtiene ninguna solución factible. En este régimen, el método exacto deja de ser una herramienta confiable para planificación táctica.

En contraste, el MS-ILS exhibe un comportamiento consistente con los requerimientos industriales: mantiene factibilidad en el conjunto completo de instancias, presenta tiempos de ejecución predecibles y conserva estabilidad estadística. Si bien en escenarios simples puede ser superado en calidad por el óptimo exacto, en escenarios complejos logra mantener competitividad e incluso superar soluciones truncadas.

El resultado más relevante no es que la metaheurística sea “mejor” en todos los casos, sino que evita el peor escenario operativo: la ausencia de un plan.

En conjunto, la evidencia presentada, tanto en las tablas agregadas como en las figuras de comportamiento, muestra de manera consistente que el punto crítico no es únicamente la calidad promedio de las soluciones, sino la capacidad del método para sostener desempeño bajo incremento de complejidad. Mientras el enfoque exacto exhibe un deterioro estructural caracterizado por saturación en tiempo y pérdida de factibilidad, el MS-ILS mantiene continuidad operacional, ofreciendo soluciones sistemáticas y tiempos predecibles. Esta diferencia no es menor: en entornos industriales, la robustez y la disponibilidad de un plan son condiciones necesarias para la toma de decisiones, incluso por sobre la optimalidad teórica.

6.5. Análisis operativo de soluciones

La comparación presentada en la Sección 6.4 confirma que el MS-ILS constituye una alternativa escalable y robusta frente al enfoque exacto, especialmente en instancias donde el modelo MILP resuelto con CPLEX pierde tratabilidad o incluso no entrega solución. Sin embargo, la adopción de una metaheurística en un contexto industrial requiere una validación adicional: demostrar que las soluciones generadas no solo son computacionalmente viables, sino también operacionalmente coherentes.

En planificación ferroviaria multiperíodo, la función objetivo consolida distintos elementos de costo y penalización, pero una evaluación puramente numérica puede ocultar comportamientos no deseables desde la perspectiva operativa. Por ejemplo, una solución de bajo costo podría concentrar despachos en pocos días, saturar destinos o generar trayectorias de inventario inestables que, aunque factibles en el modelo, resultan difíciles de ejecutar en la práctica. De manera similar, la presencia de penalizaciones puede corresponder a distintos tipos de tensiones logísticas: quiebres, congestión, backlog o incumplimientos parciales, los cuales tienen implicancias distintas en la operación real.

En consecuencia, esta sección complementa el benchmark agregando un análisis operativo detallado de la estructura del plan generado por el MS-ILS, con foco en variables clave del sistema: inventarios en origen y destino, backlog o demanda no servida, y utilización de capacidades portuarias. El objetivo es demostrar que el algoritmo produce planes que respetan la dinámica intertemporal del problema y que su comportamiento es consistente con lo que se esperaría de una planificación táctica ferroviaria.

Selección de instancia representativa: caso C28 como estudio operativo

Para evitar un análisis operativo excesivamente fragmentado o dependiente de casos extremos, se seleccionó una instancia representativa del grupo Complejas con horizonte mensual: C28_complex_H30_5×4×3_T13. Esta instancia presenta una configuración realista de nivel medio-alto en términos de topología (5 orígenes, 4 destinos, 3 productos), acoplamiento temporal ($H=30$) y disponibilidad ferroviaria acotada ($T=13$ trenes diarios). En consecuencia, constituye un caso adecuado para observar de manera explícita los trade-offs típicos del sistema: cumplimiento de demanda, estabilidad de stock, congestión portuaria y asignación temporal de trenes.

Esta elección se alinea con la lógica utilizada en la Sección 6.3: se busca una instancia que no sea trivial (donde todas las soluciones sean similares) ni extrema al punto de condicionar el análisis únicamente por infactibilidad estructural. En otras palabras, C28 corresponde a un escenario donde es posible evaluar el comportamiento dinámico del plan y su coherencia industrial, manteniendo un nivel de dificultad suficiente para generar restricciones activas y decisiones no evidentes.

El análisis operativo se realiza contrastando los outputs generados por MS-ILS con la solución integrada obtenida del benchmark exacto, utilizando las mismas variables del modelo: inventarios, demanda servida, backlog y utilización de capacidades.

Con el objetivo de complementar el análisis operativo y facilitar la interpretación detallada del plan generado, el Anexo 3 presenta la solución para la instancia C28 en términos de la asignación de trenes por día, producto y par origen-destino. Este nivel de detalle permite observar directamente la estructura del plan construido por el MS-ILS, en particular la distribución temporal de los despachos y la forma en que se organizan los flujos en la red. Si bien el análisis operativo en esta sección se apoya en indicadores agregados como inventarios y utilización de capacidad, la asignación de trenes contenida en el anexo constituye la base estructural que da origen a dichos comportamientos, permitiendo verificar la coherencia del plan desde su nivel más elemental de decisión.

Con el objetivo de complementar el análisis operativo y facilitar la interpretación detallada del plan generado, el Anexo 3 presenta la solución completa para la instancia C28. En particular, se incluye la asignación de trenes por día, producto y par origen-destino, junto con la evolución de inventarios y utilización de capacidades. Este nivel de detalle permite observar directamente la estructura del plan construido por el MS-ILS y verificar que las propiedades analizadas en esta sección, cobertura de demanda, estabilidad de inventarios y distribución temporal de carga— se reflejan de manera consistente en la solución concreta.

Cobertura de demanda y quiebres: implicancia operacional del backlog

Uno de los indicadores operacionales más relevantes en planificación logística es la capacidad de cubrir demanda dentro del horizonte. En contextos industriales, el backlog no es simplemente una penalización numérica: representa pérdida de embarques, incumplimiento de contratos, congestión futura y riesgo de reprogramación, por lo que su control se vuelve prioritario.

En la instancia C28, el resultado del MS-ILS muestra un desempeño particularmente sólido: el algoritmo logra cobertura completa, sin toneladas sin cubrir y sin backlog acumulado. Esta observación es importante porque valida que el MS-ILS no se limita a producir un plan “razonable”, sino que es capaz de construir una trayectoria de despachos y flujos que permite absorber la demanda del mes respetando restricciones de inventario y capacidad.

Por contraste, la solución integrada asociada al benchmark exacto presenta demanda no servida acumulada. En términos prácticos, esto implica que bajo dicha planificación se producirían quiebres operacionales, incluso si la solución es factible desde el punto de vista de las restricciones duras del modelo. Este comportamiento puede explicarse por el efecto de truncamiento del solver bajo time

limit: en escenarios complejos, el exacto puede entregar soluciones factibles, pero no necesariamente con cobertura completa, debido a que no logra explorar suficientes configuraciones antes de agotar el tiempo de cómputo.

Para visualizar esta diferencia en forma temporal, la Figura 6.14 presenta el backlog diario total (demanda no servida) a lo largo del horizonte. Se observa que el MS-ILS mantiene backlog en cero durante todo el periodo, mientras que el benchmark exacto acumula demanda no servida en días específicos, revelando puntos de quiebre operacionales.

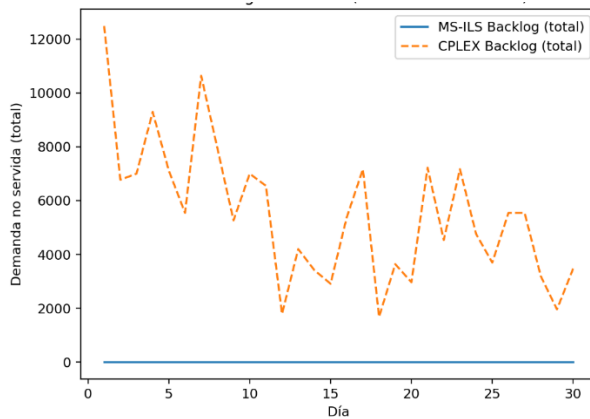


Figura 6.14: Backlog diario total para instancia C28

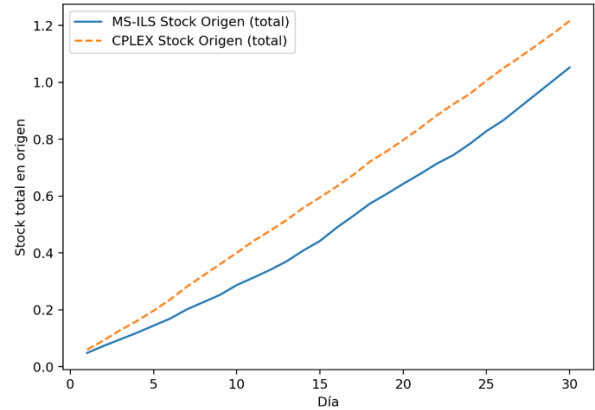


Figura 6.15: Evolución temporal del stock total en orígenes para la instancia C28

Dinámica de inventarios en origen: estabilidad y anticipación

Además de la cobertura, un requisito esencial para ejecutabilidad es que la trayectoria de inventarios en origen sea estable y respete los balances dinámicos. En planificación ferroviaria multiperíodo, las decisiones de despacho no se evalúan solo por su costo inmediato, sino por su efecto acumulado sobre stocks futuros: despachar demasiado temprano puede vaciar inventarios y generar quiebres posteriores, mientras que despachar demasiado tarde puede generar acumulación excesiva en planta y pérdida de capacidad de producción.

La Figura 6.15 presenta la evolución del stock total en orígenes para C28 bajo MS-ILS y bajo el benchmark exacto. En el plan generado por MS-ILS se observa una trayectoria suave, sin caídas bruscas ni acumulaciones explosivas. Este patrón es coherente con el mecanismo lookahead del constructor inicial, el cual permite anticipar déficits futuros y asignar trenes de manera progresiva, y

con los operadores temporales del ILS, que redistribuyen despachos para corregir desequilibrios intertemporales.

En contraste, el benchmark exacto muestra una trayectoria distinta, con variaciones más pronunciadas en ciertos tramos. Si bien esto no implica necesariamente inviabilidad (el modelo sigue siendo factible), sí refleja diferencias relevantes en el comportamiento operativo: una trayectoria de inventario más irregular puede traducirse en mayor riesgo de congestión, restricciones activas más severas y necesidad de reprogramación.

Dinámica de inventarios en destino: distribución temporal y reducción de congestión

El inventario en destino constituye una segunda dimensión crítica. En el sistema estudiado, los puertos presentan restricciones de capacidad de almacenamiento y de recepción/embarque, por lo que la distribución temporal del flujo hacia destino debe ser controlada cuidadosamente. Una planificación que “sirve toda la demanda” pero concentra trenes en pocos días no es deseable: aumenta congestión portuaria, genera saturación de patios y eleva riesgos de incumplimiento por falta de ventana de embarque.

La Figura 6.16 muestra la evolución del stock total en destinos a lo largo del horizonte. Nuevamente se observa que el MS-ILS logra un comportamiento gradual y distribuido, evitando acumulaciones abruptas. En términos operativos, esto significa que el algoritmo construye un plan que no solo atiende la demanda, sino que controla el nivel de carga en puerto en el tiempo, acercándose a lo que se esperaría de una planificación táctica realista.

Esta interpretación se refuerza al analizar la utilización diaria de capacidad. La Figura 6.17 presenta un heatmap de utilización (stock/capacidad) por puerto y día. El patrón observado bajo MS-ILS indica que, aunque existen días de mayor presión, el algoritmo mantiene un uso distribuido de la capacidad, evitando concentraciones extremas. Desde el punto de vista industrial, esto es un atributo fundamental: reduce probabilidad de congestión y facilita la operación real.

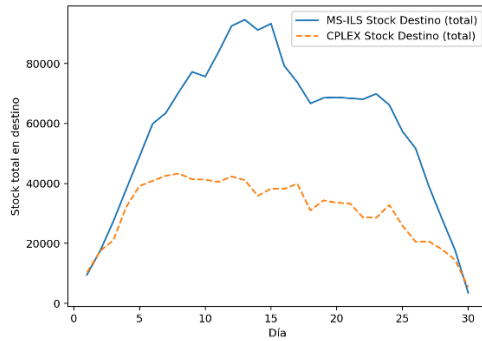


Figura 6.16: Evolución temporal del stock total en destino para la instancia C28

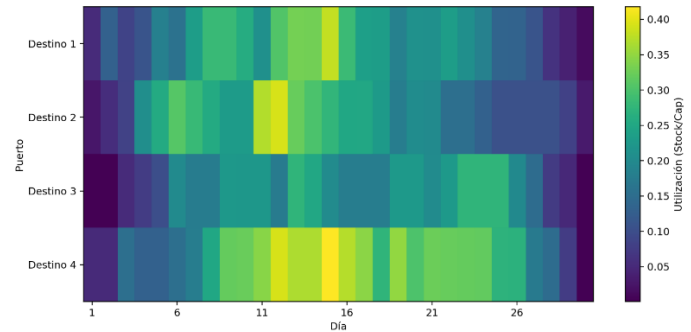


Figura 6.17: Heatmap utilización diaria de capacidad en destino (MS-ILS, C28)

Relación entre operadores del MS-ILS y comportamiento operativo observado

Los patrones operacionales identificados en el caso C28: cobertura completa sin backlog, trayectorias estables de inventarios y distribución temporal equilibrada de capacidad en destinos, no emergen únicamente como consecuencia de una buena solución “por azar”, sino que pueden explicarse directamente a partir de los mecanismos estructurales del MS-ILS, particularmente su esquema de construcción lookahead, su búsqueda local basada en operadores específicos y el diseño de aceptación tolerante.

En primer lugar, el constructor inicial con lookahead aporta una propiedad esencial en problemas multiperíodo: anticipación temporal. A diferencia de heurísticas puramente greedy, el mecanismo lookahead evalúa efectos en una ventana de días, lo cual favorece la asignación temprana de trenes hacia productos/destinos que podrían sufrir déficit en el futuro. Este componente explica en gran medida por qué, incluso antes de iniciar la búsqueda local, el algoritmo suele generar planes que no colapsan en quiebres tempranos y mantienen un perfil de stock razonablemente estable.

En segundo lugar, el desempeño observado en términos de distribución de inventarios se ve reforzado por el conjunto de operadores implementados en la búsqueda local. Operadores como `move_train`, `resize_train` y `delete_train` permiten ajustar granularmente la estructura del plan sin destruirlo: se corrigen excesos y déficits en días específicos, redistribuyendo carga para mantener consistencia con inventarios dinámicos. Desde el punto de vista operativo, esto se traduce en un fenómeno deseable: el algoritmo puede “reparar” acumulaciones o caídas abruptas, suavizando trayectorias de stock en origen y destino.

De manera complementaria, los operadores temporales como *reverse_block* y *swap_days* se utilizan principalmente en la fase de perturbación, introduciendo mecanismos de redistribución a nivel de bloques que permiten modificar patrones de carga de forma estructurada, sin recurrir a cambios completamente aleatorios. Este tipo de perturbación controlada es particularmente relevante en planificación ferroviaria, ya que la factibilidad y la calidad dependen fuertemente de decisiones secuenciales: mover trenes entre días altera balances de inventario, disponibilidad ferroviaria y niveles de saturación en destino. En este contexto, la capacidad del algoritmo para reordenar segmentos del plan permite explorar configuraciones alternativas que, en muchos casos, conducen a distribuciones de carga más equilibradas en el tiempo, coherentes con lo observado en el uso de capacidad en destino.

Por su parte, los operadores estructurales como *swap_origins* y *swap_destinations* se emplean dentro de la búsqueda local, actuando como mecanismos de ajuste fino y diversificación espacial sobre soluciones ya factibles. Estos operadores permiten reconfigurar rutas y reasignar flujos entre nodos de la red, lo que resulta especialmente útil cuando existen múltiples combinaciones alternativas para satisfacer la demanda y la solución se encuentra en un óptimo local de baja calidad. En términos operacionales, esto se traduce en una mayor capacidad del algoritmo para redistribuir carga entre orígenes y destinos disponibles, evitando dependencias excesivas de ciertos nodos y favoreciendo una utilización más balanceada de la infraestructura.

Finalmente, el criterio de aceptación tolerante juega un rol importante en la calidad operativa. En lugar de restringirse estrictamente a mejoras en costo, el MS-ILS acepta soluciones con deterioro controlado (hasta un umbral δ) cuando ello permite mejorar cobertura o reducir penalizaciones asociadas a incumplimientos operacionales. Este diseño es coherente con la lógica industrial: una solución con costo ligeramente mayor puede ser preferible si reduce backlog o evita saturación de un puerto. En consecuencia, el criterio de aceptación permite que la búsqueda local no “sobre-optimice” en función de costos de transporte a costa de generar soluciones operativamente frágiles.

En síntesis, el análisis operacional de C28 permite observar que la coherencia industrial del plan no es un artefacto accidental, sino un resultado directo de la arquitectura del MS-ILS. La combinación de anticipación (lookahead), operadores temporales y estructurales, y aceptación tolerante genera un balance entre costo y factibilidad que se alinea con necesidades reales de planificación táctica ferroviaria.

En conjunto, los resultados operacionales del caso C28 permiten concluir que el MS-ILS produce planes que no solo son computacionalmente escalables, sino industrialmente coherentes. En particular, el algoritmo:

- logra cobertura completa sin backlog,
- mantiene trayectorias de inventario estables en origen y destino,
- y distribuye el uso de capacidades portuarias sin concentraciones críticas.

Esta evidencia refuerza el argumento central del trabajo: la utilidad del MS-ILS no reside únicamente en entregar un número de función objetivo, sino en garantizar un plan ejecutable y controlado en el tiempo, condición indispensable para planificación ferroviaria táctica en sistemas reales. A partir de este análisis, la siguiente sección discute las implicancias gerenciales y las recomendaciones de uso del método en un contexto industrial.

Los resultados experimentales permiten establecer una distinción clave entre desempeño teórico y aplicabilidad operativa en planificación ferroviaria multiperíodo/multiproducto. El modelo exacto resuelto con CPLEX constituye un benchmark valioso en instancias de tamaño reducido o moderado, donde logra obtener soluciones óptimas o cercanas al óptimo en tiempos razonables, funcionando como referencia para validar coherencia del modelo y calidad de solución. Sin embargo, el benchmark también evidencia con claridad un fenómeno típico en problemas NP-hard: al aumentar simultáneamente el horizonte, la topología de la red, el número de productos y la densidad de demanda, el método exacto pierde tratabilidad y su comportamiento se vuelve inestable bajo restricciones de tiempo realistas. En ese régimen, el solver tiende a saturarse en el límite de cómputo y, en una fracción relevante de instancias, no entrega ninguna solución entera factible (NoSol), lo que desde el punto de vista industrial equivale a un fallo operacional: la organización se queda sin plan, debe recurrir a decisiones manuales y aumenta el riesgo de congestión, quiebres e incumplimientos de embarque.

En contraste, el MS-ILS propuesto muestra un comportamiento alineado con los requerimientos de planificación táctica: mantiene factibilidad operacional en toda la escala de instancias evaluadas, entrega tiempos de ejecución predecibles y exhibe estabilidad estadística mediante el esquema multi-start. Su valor central no reside en garantizar optimalidad, lo cual sería incompatible con la complejidad combinatoria del problema en gran escala, sino en asegurar de manera sistemática un

plan ejecutable dentro de ventanas de decisión acotadas, incluso cuando el enfoque exacto se vuelve intratable. Este resultado adquiere relevancia práctica porque la toma de decisiones en logística ferroviaria no ocurre en un entorno de laboratorio, sino bajo presiones operativas reales: restricciones dinámicas, incertidumbre en demanda, limitaciones físicas de capacidad y necesidad de reprogramación periódica. En ese contexto, el concepto dominante no es el óptimo global, sino el óptimo operativo: la mejor solución alcanzable bajo tiempo y complejidad realistas, con consistencia suficiente para integrarse en procesos de planificación recurrentes.

A partir de esta evidencia, se desprende una recomendación metodológica clara: utilizar el MS-ILS como motor principal para planificación táctica mensual o bajo esquemas rolling-horizon, donde la escala del problema y la necesidad de respuesta rápida vuelven impracticable depender exclusivamente de un solver exacto. En paralelo, se propone mantener el modelo exacto como herramienta complementaria en escenarios acotados, validaciones puntuales o análisis de sensibilidad, aprovechando su capacidad de certificar optimalidad cuando el problema es tratable. Este enfoque híbrido permite combinar lo mejor de ambos mundos: exactitud y benchmark en instancias pequeñas, junto con robustez y escalabilidad en instancias grandes. En términos gerenciales, el aporte principal de esta tesis es demostrar que es posible transformar un problema históricamente intratable en una herramienta de planificación confiable: en logística real, el peor escenario no es una solución ligeramente más costosa, sino no disponer de un plan. Bajo ese criterio, el MS-ILS cumple un rol decisivo al garantizar continuidad operacional y soporte sistemático a la toma de decisiones ferroviarias en entornos industriales complejos.

7. Conclusión

En esta tesis se abordó el problema de planificación ferroviaria de carga multiperíodo y multiproducto desde una perspectiva integrada, incorporando explícitamente la interacción entre producción, inventarios y decisiones de despacho bajo restricciones operacionales realistas. A diferencia de enfoques tradicionales que desacoplan estas decisiones, la propuesta desarrollada modela el sistema como una dinámica intertemporal, donde cada decisión afecta la evolución futura del estado del sistema. Bajo este marco, la investigación se orientó a responder cómo diseñar y validar un enfoque de planificación capaz de integrar dichas dimensiones y, al mismo tiempo, entregar soluciones operativamente viables dentro de tiempos de cómputo compatibles con la toma de decisiones tácticas.

Desde el punto de vista metodológico, se formuló un modelo matemático de tipo MILP que captura de manera rigurosa los principales componentes del sistema: balances dinámicos de inventario, restricciones de producción, capacidades de almacenamiento, limitaciones operativas en origen y destino, y estructura de conformación ferroviaria. Este modelo permitió caracterizar el problema desde una perspectiva exacta y proporcionó un benchmark para evaluar calidad de solución. Sin embargo, los resultados experimentales evidenciaron un fenómeno estructural propio de problemas de alta complejidad combinatoria: a medida que aumenta la escala del problema —en términos de horizonte, tamaño de red y diversidad de productos—, el enfoque exacto pierde capacidad de exploración efectiva bajo límites de tiempo realistas, degradando su desempeño y, en ciertos casos, sin lograr generar soluciones factibles. Este comportamiento no constituye únicamente una limitación computacional, sino que delimita el ámbito de aplicabilidad práctica del enfoque exacto en contextos industriales.

En este contexto, se propuso y desarrolló una metaheurística basada en un esquema MS-ILS, diseñada específicamente para explotar la estructura del problema. La evidencia empírica, obtenida tanto en instancias controladas como en escenarios de mayor complejidad, muestra que el MS-ILS mantiene un comportamiento estable en términos de factibilidad, tiempos de ejecución y calidad relativa de solución. Su arquitectura basada en construcción inicial con anticipación temporal, operadores de mejora local y mecanismos de diversificación estructurada, permite explorar eficientemente el espacio de soluciones sin comprometer la coherencia operacional del plan. En particular, el análisis operativo realizado sobre instancias

representativas muestra que las soluciones generadas no solo son competitivas en términos de costo, sino que además exhiben propiedades deseables desde el punto de vista logístico, tales como estabilidad en inventarios, cobertura de demanda y uso distribuido de capacidades.

Los resultados obtenidos permiten sostener que el desempeño relativo entre el enfoque exacto y la metaheurística no es uniforme, sino dependiente del régimen de complejidad del problema. En instancias de baja o moderada dimensión, el modelo exacto constituye una referencia dominante, entregando soluciones óptimas o cercanas al óptimo en tiempos reducidos. Sin embargo, a medida que la complejidad aumenta, se observa un cambio de régimen: el solver exacto tiende a saturarse en el límite de tiempo, aumenta su tasa de instancias sin solución y sus resultados pasan a ser de carácter truncado. En este escenario, el MS-ILS no solo mantiene continuidad operacional, sino que en múltiples casos logra soluciones de mejor calidad relativa respecto de aquellas obtenidas por el método exacto bajo restricción de tiempo. Este hallazgo refuerza una distinción clave entre optimalidad teórica y desempeño operativo: en entornos reales, la capacidad de garantizar una solución factible y consistente dentro de un tiempo acotado es un atributo crítico.

En términos de contribución, este trabajo aporta en dos niveles complementarios. En el plano metodológico, se propone una formulación integrada para planificación ferroviaria multiperíodo/multiproducto y un esquema heurístico que se valida de manera sistemática mediante análisis experimental estructurado. En el plano aplicado, se desarrolla un enfoque que responde a necesidades reales de planificación táctica, donde la robustez, la estabilidad y la capacidad de respuesta son tan relevantes como la calidad de la solución. Esta dualidad permite plantear un esquema de uso híbrido: emplear el modelo exacto como herramienta de validación en instancias tratables, y utilizar la metaheurística como motor principal en escenarios de mayor escala o complejidad.

Finalmente, los resultados abren diversas líneas de desarrollo futuro. Desde el punto de vista del modelamiento, la incorporación de incertidumbre en parámetros clave como demanda, producción o disponibilidad de recursos, permitiría extender el enfoque hacia esquemas robustos o estocásticos. En el ámbito algorítmico, la paralelización del esquema multi-arranque y la adaptación dinámica de parámetros podrían mejorar aún más el desempeño

computacional. Asimismo, la integración del método en plataformas de apoyo a la decisión, incorporando capacidades de replanificación periódica y análisis de escenarios, constituye un paso natural hacia su implementación en entornos operativos. En conjunto, la evidencia presentada sugiere que la combinación de modelación integrada y metaheurísticas especializadas constituye una estrategia efectiva para abordar problemas logísticos complejos, donde la escala y la dinámica del sistema limitan la aplicabilidad de enfoques exactos tradicionales.

Referencias

- Agamez-Arias, A. del M., & Moyano-Fuentes, J. (2017). Intermodal transport in freight distribution: a literature review. *Transport Reviews*, 37(6), 782–807. <https://doi.org/10.1080/01441647.2017.1297868>
- Arsalani, P., Reisi-Nafchi, M., Dardashti, V., & Moslehi, G. (2023). Two new mixed-integer programming models for the integrated train formation and shipment path optimization problem. *Networks*, 81(3). <https://doi.org/10.1002/net.22133>
- Azab, R., Mahmoud, R. S., Elbehery, R., & Gheith, M. (2023). A Bi-Objective Mixed-Integer Linear Programming Model for a Sustainable Agro-Food Supply Chain with Product Perishability and Environmental Considerations. *Logistics*, 7(3). <https://doi.org/10.3390/logistics7030046>
- Azzamouri, B., & Azzamouri, A. (2024). Production and Inventory Dynamics in the Mining Supply Chain: The Impact of Extraction Routings. *IFAC-PapersOnLine*, 58(19), 604–609. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2024.09.279>
- Broda, E., Takeda-Berger, S. L., Sousa Agostino, I. R., Frazzon, E., & Freitag, M. (2024). Towards a data-driven adaptive approach for integrated inventory, production and maintenance control. *IFAC-PapersOnLine*, 58(19), 881–886. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2024.09.173>
- Büyükdeveci, Ö., Özpeynirci, S., & Özpeynirci, Ö. (2024). Multi-objective shipment consolidation and dispatching problem. *Computers and Operations Research*, 169. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2024.106728>
- Chen, W., Zhuo, Q., & Zhang, L. (2023). Modeling and Heuristically Solving Group Train Operation Scheduling for Heavy-Haul Railway Transportation. *Mathematics*, 11(11). <https://doi.org/10.3390/math11112489>
- Chopra, S., Meindl, P., Salas, R. N., Elmer, J., Murrieta, M., Porras, E., & Montúfar Benítez, M. A. (2013). *ADMINISTRACIÓN DE LA CADENA DE SUMINISTRO Estrategia, planeación y operación Quinta edición REVISIÓN TÉCNICA*.
- Coyle, J. J. (John J., Langley Jr., C. John., Gibson, B. J., & Novack, R. A. (2012). *Supply chain management : a logistics perspective*. South-Western Cengage Learning.
- Fernández, J. E. L., de Cea, J. C., & Giesen, R. E. (2004). A strategic model of freight operations for rail transportation systems. *Transportation Planning and Technology*, 27(4). <https://doi.org/10.1080/0308106042000228743>
- Fotuhi, F., & Huynh, N. (2018). A reliable multi-period intermodal freight network expansion problem. *Computers and Industrial Engineering*, 115, 138–150. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.11.007>
- Hrušovský, M., Hemmelmayr, V., Schett, G., Birkmaier, A., & Schlund, S. (2024). Integrated planning approach for fleet sizing and fleet management of freight railcars. *Flexible Services and Manufacturing Journal*. <https://doi.org/10.1007/s10696-024-09556-8>
- Jiang, L., Shen, Z., Liu, R., Wang, X., Pan, J., Pu, F., Jiang, L., Shen, Z., Liu, R., Wang, X., Pan, J., & Pu, F. (2024). Two-stage Heuristic Algorithm for Dynamic Train Operation Plan of High-speed Express Freight Train. *Taiwan Ubiquitous Information*, 9(1).
- K P, A., & Panicker, V. V. (2022). Multimodal transportation planning with freight consolidation and volume discount on rail freight rate. *Transportation Letters*, 14(3), 227–244. <https://doi.org/10.1080/19427867.2020.1852504>

- Komijani, M., & Sheikh Sajadieh, M. (2024). An integrated planning approach for perishable goods with stochastic lifespan: Production, inventory, and routing. *Cleaner Logistics and Supply Chain*, 12. <https://doi.org/10.1016/j.clscn.2024.100163>
- Lan, Z., He, S., & Xu, Y. (2021). Combining Benders decomposition and column generation for scheduled service network design problem in rail freight transportation. *Transportmetrica A: Transport Science*, 17(4), 1382–1404. <https://doi.org/10.1080/23249935.2020.1863505>
- Lespay, H., & Suchan, K. (2022). Territory Design for the Multi-Period Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Computers and Operations Research*, 145. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2022.105866>
- Lu, T., Chen, J., Zhao, C., & Xie, X. (2023). Optimization of High-Speed Rail Express Transportation Plan Considering Products' Variable Time Requirements. *Applied Sciences (Switzerland)*, 13(12). <https://doi.org/10.3390/app13126919>
- Mirzapour Al-e-Hashem, S. M. J., & Rekik, Y. (2014). Multi-product multi-period Inventory Routing Problem with a transshipment option: A green approach. *International Journal of Production Economics*, 157(1), 80–88. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.09.005>
- Neves-Moreira, F., Almada-Lobo, B., Guimarães, L., & Amorim, P. (2022). The multi-product inventory-routing problem with pickups and deliveries: Mitigating fluctuating demand via rolling horizon heuristics. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 164. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2022.102791>
- Potoczki, T., Holzapfel, A., Kuhn, H., & Sternbeck, M. (2024). Integrated cross-dock location and supply mode planning in retail networks. *International Journal of Production Economics*, 276. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2024.109349>
- Qin, H., Zhang, Z., Qi, Z., & Lim, A. (2014). The freight consolidation and containerization problem. *European Journal of Operational Research*, 234(1), 37–48. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.09.015>
- Reichhart, A., Framinan, J. M., & Holweg, M. (2008). On the link between inventory and responsiveness in multi-product supply chains. *International Journal of Systems Science*, 39(7), 677–688. <https://doi.org/10.1080/00207720802090856>
- Ruf, M., Cordeau, J. F., & Frejinger, E. (2022). The load planning and sequencing problem for double-stack trains. *Journal of Rail Transport Planning and Management*, 23. <https://doi.org/10.1016/j.jrtpm.2022.100337>
- Song, L., Yu, L., & Li, S. (2023). Route optimization of hazardous freight transportation in a rail-truck transportation network considering road traffic restriction. *Journal of Cleaner Production*, 423. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.138640>
- Soysal, M., Çimen, M., Belbağ, S., & Toğrul, E. (2019). A review on sustainable inventory routing. *Computers and Industrial Engineering*, 132. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.04.026>
- Stadiesefi, M., Dellaert, N. P., Nuijten, W., Van Woensel, T., & Raoufi, R. (2014). Multimodal freight transportation planning: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 233(1), 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.06.055>
- Yao, Y., Li, P., Mo, P., D'Ariano, A., & Appolloni, A. (2024). Bi-objective optimization of timetable and rolling stock schedule for an urban rail passenger and freight line. *Computers and Industrial Engineering*, 194. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2024.110394>

- Ye, Y., Guo, J., & Yan, L. (2022). A Metro Freight Plan for Mixed Passenger and Freight Transportation. *Journal of Advanced Transportation*, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/6602387>
- Yu, S., & Jiang, Y. (2024). Network design and delivery scheme optimisation under integrated air-rail freight transportation. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 27(3), 411–427. <https://doi.org/10.1080/13675567.2021.1928032>
- Zhang, Z., Zhao, Z., Qin, S., Liu, S., & Zhou, M. (2024). Multi-Product Multi-Stage Multi-Period Resource Allocation for Minimizing Batch-Processing Steel Production Cost. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 1–12. <https://doi.org/10.1109/tase.2024.3418370>
- Zhuang, H., Deng, Q., Luo, Q., Zhao, Y., & Zhang, J. (2024). Modelling and optimization for integrated scheduling problem considering spare parts production, batch transportation and equipment operation. *Expert Systems with Applications*, 252. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124194>

Anexo 1: Detalle de la construcción de cada una de las instancias

Tabla 5: Detalle de cada una de las instancias y sus características

nombre	H	T	condicion	epsilon	p_zero	frac_or ders_lo	frac_or ders_hi	n_ori genes	n_desti nos	n_prod uctos	map_mode
C01_30_mini_2x3x1_T 2_bal	30	2	balanceada	0.02	0.30	0.45	0.70	2	3	1	balanceada
C02_30_mini_3x2x1_T 4_sparse	30	4	balanceada	0.02	0.30	0.50	0.80	3	2	1	dispersa
C03_30_mini_3x3x2_T 6_dense	30	6	balanceada	0.02	0.20	0.55	0.85	3	3	2	densa
C04_30_small_3x3x3_ T8_dense	30	8	holgada	0.01	0.25	0.60	0.90	3	3	3	densa
C05_30_small_4x3x2_ T4_bal	30	4	balanceada	0.02	0.40	0.45	0.65	4	3	2	balanceada
C06_30_small_4x4x3_ T5_bal	30	5	balanceada	0.02	0.20	0.55	0.85	4	4	3	balanceada
C07_30_medium_4x4 x4_T6_dense	30	6	balanceada	0.02	0.30	0.60	0.90	4	4	4	densa
C08_30_medium_4x4 x4_T8_holg	30	8	holgada	0.01	0.25	0.70	0.95	4	4	4	densa
C09_30_medium_5x4 x3_T6_bal	30	6	balanceada	0.02	0.30	0.55	0.85	5	4	3	balanceada
C10_30_medium_5x5 x4_T9_dense	30	9	holgada	0.01	0.25	0.70	0.95	5	5	4	densa
C11_30_large_6x5x4_ T10_dense	30	10	holgada	0.01	0.20	0.70	0.95	6	5	4	densa
C12_30_large_6x6x5_ T5_stress	30	5	stress	0.03	0.30	0.55	0.85	6	6	5	balanceada
C13_60_mini_2x3x1_T 2_bal	60	2	balanceada	0.02	0.30	0.45	0.70	2	3	1	balanceada
C14_60_mini_3x2x1_T 4_sparse	60	4	balanceada	0.02	0.30	0.50	0.80	3	2	1	dispersa
C15_60_small_3x3x2_ T5_bal	60	5	balanceada	0.02	0.20	0.55	0.80	3	3	2	balanceada
C16_60_small_3x3x3_ T8_dense	60	8	holgada	0.01	0.25	0.60	0.90	3	3	3	densa
C17_60_small_4x3x2_ T4_bal	60	4	balanceada	0.02	0.40	0.45	0.65	4	3	2	balanceada
C18_60_small_4x4x3_ T5_bal	60	5	balanceada	0.02	0.20	0.55	0.85	4	4	3	balanceada
C19_60_medium_4x4 x4_T6_dense	60	6	balanceada	0.02	0.30	0.60	0.90	4	4	4	densa
C20_60_medium_4x4 x4_T8_holg	60	8	holgada	0.01	0.25	0.70	0.95	4	4	4	densa
C21_60_medium_5x4 x3_T6_bal	60	6	balanceada	0.02	0.30	0.55	0.85	5	4	3	balanceada
C22_60_medium_5x5 x4_T9_dense	60	9	holgada	0.01	0.25	0.70	0.95	5	5	4	densa
C23_60_large_6x5x4_ T10_dense	60	10	holgada	0.01	0.20	0.70	0.95	6	5	4	densa
C24_60_large_6x6x5_ T5_stress	60	5	stress	0.03	0.30	0.55	0.85	6	6	5	balanceada
C25_30_small_3x2x2_ T3_sparse	30	3	balanceada	0.02	0.15	0.50	0.75	3	2	2	dispersa

C26_30_small_4x3x3_T4_bal	30	4	balanceada	0.02	0.30	0.55	0.85	4	3	3	balanceada
C27_30_medium_4x4x4_T5_dense	30	5	holgada	0.01	0.25	0.60	0.90	4	4	4	densa
C28_30_medium_5x4x4_T6_dense	30	6	balanceada	0.02	0.30	0.65	0.90	5	4	4	densa
C29_30_medium_5x5x3_T7_bal	30	7	balanceada	0.02	0.25	0.55	0.85	5	5	3	balanceada
C30_30_large_6x5x5_T8_dense	30	8	holgada	0.01	0.20	0.70	0.95	6	5	5	densa
C31_30_large_6x6x5_T5_stress	30	5	stress	0.03	0.30	0.55	0.85	6	6	5	balanceada
C32_60_small_3x2x2_T3_sparse	60	3	balanceada	0.02	0.15	0.50	0.75	3	2	2	dispersa
C33_60_small_4x3x3_T4_bal	60	4	balanceada	0.02	0.30	0.55	0.85	4	3	3	balanceada
C34_60_medium_4x4x4_T5_dense	60	5	holgada	0.01	0.25	0.60	0.90	4	4	4	densa
C35_60_medium_5x4x4_T6_dense	60	6	balanceada	0.02	0.30	0.65	0.90	5	4	4	densa
C36_60_medium_5x5x3_T7_bal	60	7	balanceada	0.02	0.25	0.55	0.85	5	5	3	balanceada
C37_60_large_6x5x5_T8_dense	60	8	holgada	0.01	0.20	0.70	0.95	6	5	5	densa
C38_60_large_6x6x5_T5_stress	60	5	stress	0.03	0.30	0.55	0.85	6	6	5	balanceada
C39_30_extra_2x2x2_T2_sparse	30	2	balanceada	0.02	0.25	0.50	0.80	2	2	2	dispersa
C40_30_extra_3x3x3_T4_bal	30	4	balanceada	0.02	0.35	0.55	0.85	3	3	3	balanceada
C41_30_extra_4x4x4_T6_dense	30	6	holgada	0.01	0.20	0.60	0.90	4	4	4	densa
C42_60_extra_2x2x2_T2_sparse	60	2	balanceada	0.02	0.25	0.50	0.80	2	2	2	dispersa
C43_60_extra_3x3x3_T4_bal	60	4	balanceada	0.02	0.35	0.55	0.85	3	3	3	balanceada
C44_60_extra_4x4x4_T6_dense	60	6	holgada	0.01	0.20	0.60	0.90	4	4	4	densa
C45_60_extra_5x5x5_T8_dense	60	8	holgada	0.01	0.20	0.70	0.95	5	5	5	densa
C46_60_extra_6x6x5_T9_dense	60	9	holgada	0.01	0.20	0.70	0.95	6	6	5	densa
C47_60_extra_6x6x5_T5_stress	60	5	stress	0.03	0.30	0.55	0.85	6	6	5	balanceada
C48_30_bal_mix_3x4x2_T3_bal	30	3	balanceada	0.02	0.30	0.50	0.80	3	4	2	balanceada
C49_60_bal_mix_3x4x2_T3_bal	60	3	balanceada	0.02	0.30	0.50	0.80	3	4	2	balanceada
C50_60_large_mix_6x6x4_T10_dense	60	10	holgada	0.01	0.20	0.70	0.95	6	6	4	densa

Anexo 2: Detalle de los resultados de 50 instancias

Tabla 0.1: Detalle de las 50 instancias

Instancia	Grupo	MSILS Best_FO	MSILS Time_Tot al	CPLEX Clase	CPLEX FO	CPLEX Gap	CPLEX Time	Delta_%
C01_std_gap0_H20_4x4x2_T14	Balanceadas	912.663	164 164	Factible (gap<1%)	710.992	0,003	13	28
C02_std_gap0_H25_4x3x2_T12	Balanceadas	1.059.910	260 260	Factible (gap<1%)	809.585	0,009	9	31
C03_std_gap0_H25_4x3x1_T10	Balanceadas	1.193.644	160 160	Factible (gap<1%)	966.727	0,006	1	23
C04_std_gap0_H20_4x3x1_T10	Balanceadas	915.731	153 153	Factible (gap<1%)	705.821	0,000	2	30
C05_std_gap0_H25_4x4x1_T12	Balanceadas	1.127.323	148 148	Factible (gap<1%)	879.432	0,005	4	28
C06_std_gap0_H20_4x3x2_T12	Balanceadas	873.863	152 152	Factible (gap<1%)	698.106	0,001	7	25
C07_std_gap0_H20_4x3x1_T10	Balanceadas	771.868	145 145	Factible (gap<1%)	602.161	0,005	1	28
C08_std_gap0_H25_4x3x2_T12	Balanceadas	1.093.758	173 173	Óptimo/near-opt	820.888	0,000	35	33
C09_std_gap0_H20_3x4x2_T12	Balanceadas	867.699	160 160	Factible (gap<1%)	679.503	0,002	5	28
C10_std_gap0_H20_4x3x2_T12	Balanceadas	1.003.395	181 181	Factible (gap<1%)	794.941	0,008	5	26
C11_std_gap0_H20_4x3x2_T12	Balanceadas	901.377	162 162	Factible (gap<1%)	687.761	0,001	4	31
C12_std_gap0_H25_4x3x1_T10	Balanceadas	1.282.269	176 176	Factible (gap<1%)	1.040.126	0,002	2	23
C13_std_gap0_H20_3x3x1_T8	Balanceadas	548.770	134 134	Factible (gap<1%)	449.658	0,002	1	22
C14_std_gap0_H25_4x4x1_T12	Balanceadas	927.812	148 148	Óptimo/near-opt	737.074	0,000	5	26
C15_std_gap0_H20_3x4x2_T12	Balanceadas	573.042	130 130	Factible (gap<1%)	460.674	0,010	3	24
C16_complex_H30_4x5x3_T13	Complejas	5.386.201	274 274	Factible (gap<1%)	4.257.072	0,007	9	27
C17_complex_H30_5x5x3_T15	Complejas	6.811.004	174.445	NoSol			1000	
C18_complex_H30_5x5x2_T12	Complejas	4.294.241	152 152	Factible (gap<1%)	3.492.377	0,009	14	23
C19_complex_H30_4x5x3_T13	Complejas	5.196.101	332 332	Factible (gap<1%)	4.313.684	0,008	18	20
C20_complex_H30_5x4x3_T13	Complejas	6.750.422	1.833	Factible (gap<1%)	5.471.188	0,004	17	23
C21_complex_H30_5x5x2_T12	Complejas	4.302.087	300 300	Factible (gap<1%)	3.458.666	0,007	14	24
C22_complex_H30_5x5x3_T15	Complejas	6.729.009	316 316	Factible (gap<1%)	5.393.391	0,007	23	25
C23_complex_H30_5x4x2_T12	Complejas	4.419.194	310 310	Factible (gap<1%)	3.574.239	0,009	9	24
C24_complex_H30_5x4x3_T13	Complejas	6.720.603	338 338	Factible (gap<1%)	5.495.666	0,006	95	22
C25_complex_H30_5x5x3_T15	Complejas	6.465.973	297 297	Factible (gap<1%)	5.050.554	0,007	954	28

C26_complex_H30_4x5x2_T12	Complejas	3.682.54 5	258 258	Factible (gap<1%)	2.993.004	0,006	39	23
C27_complex_H30_4x5x2_T12	Complejas	3.658.21 8	250 250	Factible (gap<1%)	2.961.041	0,007	6	24
C28_complex_H30_5x4x3_T13	Complejas	6.394.63 3	314 314	Factible (gap<1%)	5.083.796	0,007	10	26
C29_complex_H30_4x4x2_T10	Complejas	3.632.09 1	259 259	Factible (gap<1%)	3.036.127	0,010	16	20
C30_complex_H30_5x5x3_T15	Complejas	6.565.91 9	308 308	Factible (gap) - TL	5.432.623	0,023	1.010	21
C31_extreme_kill_H60_10x9x3_T28	Extreme-Kill	29.758.0 28	989 989	Factible (gap) - TL	31.244.70 7	0,195	1.019	-5
C32_extreme_kill_H60_6x7x4_T22	Extreme-Kill	23.969.9 95	760 760	Factible (gap) - TL	26.504.61 4	0,229	1.001	-10
C33_extreme_kill_H60_7x7x4_T24	Extreme-Kill	26.705.7 51	822 822	Factible (gap) - TL	26.464.84 2	0,140	1.010	1
C34_extreme_kill_H60_9x8x4_T28	Extreme-Kill	33.331.6 66	1.036	Factible (gap) - TL	39.120.02 5	0,284	1.016	-15
C35_extreme_kill_H60_6x9x4_T25	Extreme-Kill	24.609.4 49	770 770	NoSol			1000	
C36_extreme_kill_H60_8x6x4_T24	Extreme-Kill	29.145.3 65	923 923	Factible (gap) - TL	34.197.30 4	0,273	1.002	-15
C37_extreme_kill_H60_6x8x5_T27	Extreme-Kill	29.628.0 02	882 882	Factible (gap) - TL	29.914.83 0	0,166	1.012	-1
C38_extreme_kill_H60_10x6x3_T24	Extreme-Kill	28.370.5 96	915 915	Factible (gap) - TL	34.002.67 6	0,287	1.001	-17
C39_extreme_kill_H60_10x6x3_T24	Extreme-Kill	28.507.5 94	958 958	Factible (gap) - TL	28.473.66 7	0,153	1.063	0
C40_extreme_kill_H60_10x7x5_T33	Extreme-Kill	42.367.8 55	1.408	Factible (gap) - TL	240.028.6 47	0,852	1.002	-82
C41_extreme_kill_H60_10x9x4_T31	Extreme-Kill	37.052.3 10	1.225	Factible (gap) - TL	36.051.79 1	0,131	1.006	3
C42_extreme_kill_H60_7x8x4_T25	Extreme-Kill	28.198.3 71	875 875	Factible (gap) - TL	34.145.47 2	0,296	1.022	-17
C43_extreme_kill_H60_6x10x4_T27	Extreme-Kill	24.647.0 92	775 775	NoSol			1000	
C44_extreme_kill_H60_7x9x3_T24	Extreme-Kill	21.620.6 13	710 710	NoSol			1000	
C45_extreme_kill_H60_10x9x5_T36	Extreme-Kill	44.306.1 16	1.466	Factible (gap) - TL	278.155.0 62	0,868	1.005	-84
C46_extreme_kill_H60_7x6x4_T22	Extreme-Kill	25.937.6 74	825 825	Factible (gap) - TL	28.518.93 6	0,225	1.001	-9
C47_extreme_kill_H60_9x8x4_T28	Extreme-Kill	34.017.7 23	1.040	Factible (gap) - TL	32.496.91 9	0,129	1.017	5
C48_extreme_kill_H60_9x8x4_T28	Extreme-Kill	34.103.0 81	1.105	Factible (gap) - TL	32.786.44 5	0,124	1.019	4
C49_extreme_kill_H60_7x7x3_T21	Extreme-Kill	21.103.5 39	723 723	Factible (gap) - TL	26.048.31 1	0,307	1.001	-19
C50_extreme_kill_H60_6x7x5_T25	Extreme-Kill	28.570.1 80	917 917	Factible (gap) - TL	32.428.35 2	0,258	1.012	-12

Anexo 3: Detalle solución C28

Tabla 0.1: Detalle de la planificación encontrada para la instancia C28

dia	tren	carros	origen	destino	producto
1	1	33	Origen 5	Destino 2	Producto 3
1	2	32	Origen 3	Destino 2	Producto 2
1	3	33	Origen 5	Destino 3	Producto 1
1	4	33	Origen 4	Destino 3	Producto 2
1	5	33	Origen 4	Destino 1	Producto 1
1	6	33	Origen 2	Destino 2	Producto 2
1	7	32	Origen 4	Destino 2	Producto 3
1	8	32	Origen 3	Destino 3	Producto 3
1	9	33	Origen 1	Destino 4	Producto 1
1	10	33	Origen 3	Destino 1	Producto 1
1	11	33	Origen 4	Destino 1	Producto 3
1	12	33	Origen 1	Destino 4	Producto 1
1	13	33	Origen 4	Destino 2	Producto 1
2	1	30	Origen 1	Destino 1	Producto 3
2	2	32	Origen 1	Destino 2	Producto 1
2	3	33	Origen 3	Destino 1	Producto 3
2	4	33	Origen 3	Destino 1	Producto 2
2	5	33	Origen 5	Destino 2	Producto 2
2	6	33	Origen 5	Destino 3	Producto 3
2	7	30	Origen 2	Destino 4	Producto 2
2	8	0	-	-	-
2	9	31	Origen 1	Destino 2	Producto 2
2	10	33	Origen 5	Destino 2	Producto 3
2	11	32	Origen 4	Destino 1	Producto 3
2	12	33	Origen 4	Destino 1	Producto 3
2	13	33	Origen 2	Destino 1	Producto 3
3	1	32	Origen 4	Destino 4	Producto 2
3	2	32	Origen 1	Destino 3	Producto 3
3	3	32	Origen 2	Destino 4	Producto 1
3	4	30	Origen 1	Destino 1	Producto 1
3	5	32	Origen 5	Destino 3	Producto 1
3	6	33	Origen 4	Destino 1	Producto 1
3	7	33	Origen 3	Destino 4	Producto 2
3	8	33	Origen 1	Destino 4	Producto 2
3	9	33	Origen 1	Destino 4	Producto 1
3	10	33	Origen 5	Destino 4	Producto 1
3	11	33	Origen 4	Destino 2	Producto 1
3	12	33	Origen 3	Destino 2	Producto 2

3	13	32	Origen 2	Destino 3	Producto 3
4	1	32	Origen 5	Destino 2	Producto 1
4	2	32	Origen 2	Destino 2	Producto 3
4	3	30	Origen 1	Destino 3	Producto 3
4	4	32	Origen 3	Destino 1	Producto 1
4	5	31	Origen 1	Destino 2	Producto 3
4	6	33	Origen 2	Destino 2	Producto 1
4	7	33	Origen 5	Destino 1	Producto 3
4	8	32	Origen 5	Destino 3	Producto 1
4	9	33	Origen 3	Destino 2	Producto 2
4	10	33	Origen 4	Destino 4	Producto 2
4	11	32	Origen 1	Destino 2	Producto 2
4	12	33	Origen 5	Destino 2	Producto 3
4	13	30	Origen 4	Destino 2	Producto 1
5	1	30	Origen 2	Destino 1	Producto 3
5	2	30	Origen 1	Destino 4	Producto 2
5	3	30	Origen 5	Destino 2	Producto 2
5	4	0	-	-	-
5	5	33	Origen 3	Destino 4	Producto 1
5	6	33	Origen 5	Destino 3	Producto 3
5	7	32	Origen 4	Destino 4	Producto 2
5	8	33	Origen 1	Destino 2	Producto 1
5	9	32	Origen 3	Destino 2	Producto 2
5	10	33	Origen 3	Destino 1	Producto 1
5	11	32	Origen 4	Destino 1	Producto 3
5	12	33	Origen 1	Destino 1	Producto 3
5	13	33	Origen 4	Destino 3	Producto 2
6	1	33	Origen 5	Destino 1	Producto 2
6	2	33	Origen 3	Destino 4	Producto 2
6	3	33	Origen 1	Destino 3	Producto 2
6	4	33	Origen 5	Destino 2	Producto 1
6	5	33	Origen 3	Destino 2	Producto 3
6	6	32	Origen 3	Destino 3	Producto 2
6	7	30	Origen 5	Destino 4	Producto 1
6	8	32	Origen 4	Destino 4	Producto 1
6	9	32	Origen 5	Destino 3	Producto 2
6	10	32	Origen 5	Destino 4	Producto 2
6	11	0	-	-	-
6	12	32	Origen 3	Destino 3	Producto 3
6	13	31	Origen 2	Destino 2	Producto 2
7	1	33	Origen 1	Destino 1	Producto 3
7	2	33	Origen 4	Destino 2	Producto 3
7	3	32	Origen 4	Destino 1	Producto 1
7	4	32	Origen 4	Destino 4	Producto 2

7	5	0	-	-	-
7	6	31	Origen 1	Destino 4	Producto 1
7	7	30	Origen 3	Destino 2	Producto 2
7	8	0	-	-	-
7	9	0	-	-	-
7	10	0	-	-	-
7	11	0	-	-	-
7	12	33	Origen 3	Destino 1	Producto 3
7	13	30	Origen 2	Destino 4	Producto 1
8	1	30	Origen 2	Destino 2	Producto 1
8	2	33	Origen 5	Destino 1	Producto 2
8	3	33	Origen 5	Destino 4	Producto 3
8	4	0	-	-	-
8	5	33	Origen 4	Destino 4	Producto 1
8	6	33	Origen 3	Destino 3	Producto 1
8	7	30	Origen 2	Destino 2	Producto 2
8	8	30	Origen 1	Destino 1	Producto 1
8	9	30	Origen 1	Destino 4	Producto 1
8	10	33	Origen 2	Destino 1	Producto 2
8	11	30	Origen 3	Destino 1	Producto 2
8	12	30	Origen 3	Destino 4	Producto 1
8	13	30	Origen 4	Destino 3	Producto 1
9	1	33	Origen 5	Destino 3	Producto 3
9	2	33	Origen 5	Destino 1	Producto 1
9	3	33	Origen 3	Destino 4	Producto 1
9	4	33	Origen 1	Destino 4	Producto 2
9	5	30	Origen 4	Destino 2	Producto 2
9	6	30	Origen 2	Destino 4	Producto 3
9	7	30	Origen 5	Destino 2	Producto 3
9	8	30	Origen 2	Destino 3	Producto 3
9	9	30	Origen 5	Destino 1	Producto 2
9	10	0	-	-	-
9	11	30	Origen 5	Destino 1	Producto 3
9	12	30	Origen 5	Destino 3	Producto 1
9	13	30	Origen 4	Destino 4	Producto 2
10	1	33	Origen 3	Destino 2	Producto 1
10	2	32	Origen 3	Destino 3	Producto 2
10	3	32	Origen 5	Destino 4	Producto 2
10	4	32	Origen 4	Destino 4	Producto 3
10	5	0	-	-	-
10	6	30	Origen 5	Destino 1	Producto 1
10	7	30	Origen 3	Destino 1	Producto 1
10	8	0	-	-	-
10	9	30	Origen 4	Destino 1	Producto 3

10	10	0	-	-	-
10	11	0	-	-	-
10	12	0	-	-	-
10	13	0	-	-	-
11	1	32	Origen 1	Destino 2	Producto 2
11	2	32	Origen 1	Destino 2	Producto 3
11	3	31	Origen 2	Destino 3	Producto 2
11	4	32	Origen 2	Destino 1	Producto 2
11	5	0	-	-	-
11	6	31	Origen 3	Destino 4	Producto 2
11	7	30	Origen 5	Destino 4	Producto 3
11	8	30	Origen 5	Destino 2	Producto 1
11	9	30	Origen 5	Destino 2	Producto 3
11	10	30	Origen 4	Destino 2	Producto 1
11	11	30	Origen 1	Destino 2	Producto 2
11	12	30	Origen 1	Destino 2	Producto 1
11	13	30	Origen 3	Destino 2	Producto 2
12	1	33	Origen 5	Destino 4	Producto 3
12	2	32	Origen 3	Destino 1	Producto 1
12	3	0	-	-	-
12	4	33	Origen 3	Destino 2	Producto 3
12	5	31	Origen 2	Destino 2	Producto 3
12	6	33	Origen 2	Destino 1	Producto 1
12	7	31	Origen 1	Destino 3	Producto 2
12	8	30	Origen 1	Destino 2	Producto 3
12	9	0	-	-	-
12	10	30	Origen 4	Destino 4	Producto 1
12	11	30	Origen 3	Destino 1	Producto 3
12	12	30	Origen 2	Destino 4	Producto 2
12	13	30	Origen 2	Destino 1	Producto 1
13	1	33	Origen 1	Destino 1	Producto 2
13	2	33	Origen 3	Destino 3	Producto 2
13	3	33	Origen 1	Destino 3	Producto 3
13	4	32	Origen 2	Destino 3	Producto 1
13	5	33	Origen 2	Destino 3	Producto 3
13	6	32	Origen 4	Destino 3	Producto 2
13	7	0	-	-	-
13	8	30	Origen 4	Destino 4	Producto 1
13	9	30	Origen 1	Destino 1	Producto 3
13	10	33	Origen 2	Destino 1	Producto 3
13	11	0	-	-	-
13	12	0	-	-	-
13	13	0	-	-	-
14	1	0	-	-	-

14	2	0	-	-	-
14	3	30	Origen 4	Destino 4	Producto 2
14	4	33	Origen 5	Destino 4	Producto 2
14	5	32	Origen 2	Destino 2	Producto 1
14	6	30	Origen 3	Destino 2	Producto 1
14	7	0	-	-	-
14	8	0	-	-	-
14	9	0	-	-	-
14	10	0	-	-	-
14	11	0	-	-	-
14	12	0	-	-	-
14	13	30	Origen 4	Destino 1	Producto 3
15	1	0	-	-	-
15	2	0	-	-	-
15	3	33	Origen 1	Destino 4	Producto 2
15	4	33	Origen 1	Destino 4	Producto 1
15	5	32	Origen 2	Destino 1	Producto 3
15	6	33	Origen 5	Destino 3	Producto 2
15	7	32	Origen 3	Destino 1	Producto 3
15	8	0	-	-	-
15	9	33	Origen 3	Destino 1	Producto 1
15	10	0	-	-	-
15	11	0	-	-	-
15	12	0	-	-	-
15	13	33	Origen 3	Destino 4	Producto 1
16	1	0	-	-	-
16	2	0	-	-	-
16	3	0	-	-	-
16	4	0	-	-	-
16	5	0	-	-	-
16	6	0	-	-	-
16	7	0	-	-	-
16	8	0	-	-	-
16	9	0	-	-	-
16	10	0	-	-	-
16	11	0	-	-	-
16	12	0	-	-	-
16	13	0	-	-	-
17	1	31	Origen 1	Destino 2	Producto 3
17	2	0	-	-	-
17	3	30	Origen 1	Destino 4	Producto 2
17	4	0	-	-	-
17	5	0	-	-	-
17	6	0	-	-	-

17	7	0	-	-	-
17	8	0	-	-	-
17	9	30	Origen 5	Destino 3	Producto 3
17	10	0	-	-	-
17	11	0	-	-	-
17	12	0	-	-	-
17	13	0	-	-	-
18	1	33	Origen 5	Destino 2	Producto 3
18	2	0	-	-	-
18	3	0	-	-	-
18	4	0	-	-	-
18	5	0	-	-	-
18	6	0	-	-	-
18	7	0	-	-	-
18	8	0	-	-	-
18	9	0	-	-	-
18	10	0	-	-	-
18	11	30	Origen 4	Destino 1	Producto 1
18	12	0	-	-	-
18	13	0	-	-	-
19	1	33	Origen 4	Destino 4	Producto 2
19	2	33	Origen 5	Destino 3	Producto 2
19	3	33	Origen 1	Destino 4	Producto 1
19	4	0	-	-	-
19	5	31	Origen 5	Destino 3	Producto 3
19	6	33	Origen 4	Destino 4	Producto 2
19	7	30	Origen 2	Destino 4	Producto 1
19	8	0	-	-	-
19	9	32	Origen 1	Destino 4	Producto 1
19	10	0	-	-	-
19	11	0	-	-	-
19	12	0	-	-	-
19	13	0	-	-	-
20	1	31	Origen 2	Destino 2	Producto 2
20	2	33	Origen 2	Destino 2	Producto 2
20	3	30	Origen 5	Destino 3	Producto 3
20	4	0	-	-	-
20	5	33	Origen 2	Destino 1	Producto 3
20	6	0	-	-	-
20	7	0	-	-	-
20	8	0	-	-	-
20	9	33	Origen 1	Destino 1	Producto 2
20	10	0	-	-	-
20	11	0	-	-	-

20	12	33	Origen 3	Destino 2	Producto 3
20	13	0	-	-	-
21	1	33	Origen 3	Destino 4	Producto 2
21	2	32	Origen 5	Destino 4	Producto 1
21	3	30	Origen 2	Destino 2	Producto 3
21	4	31	Origen 4	Destino 4	Producto 2
21	5	32	Origen 2	Destino 3	Producto 1
21	6	30	Origen 5	Destino 1	Producto 3
21	7	0	-	-	-
21	8	0	-	-	-
21	9	33	Origen 3	Destino 4	Producto 1
21	10	0	-	-	-
21	11	0	-	-	-
21	12	0	-	-	-
21	13	0	-	-	-
22	1	32	Origen 4	Destino 2	Producto 1
22	2	32	Origen 3	Destino 4	Producto 3
22	3	32	Origen 5	Destino 1	Producto 1
22	4	31	Origen 1	Destino 3	Producto 2
22	5	31	Origen 1	Destino 1	Producto 1
22	6	30	Origen 2	Destino 4	Producto 2
22	7	0	-	-	-
22	8	0	-	-	-
22	9	0	-	-	-
22	10	0	-	-	-
22	11	0	-	-	-
22	12	0	-	-	-
22	13	0	-	-	-
23	1	33	Origen 1	Destino 1	Producto 3
23	2	30	Origen 3	Destino 2	Producto 3
23	3	33	Origen 5	Destino 2	Producto 3
23	4	33	Origen 3	Destino 3	Producto 3
23	5	0	-	-	-
23	6	32	Origen 5	Destino 2	Producto 1
23	7	32	Origen 1	Destino 1	Producto 1
23	8	31	Origen 4	Destino 4	Producto 2
23	9	30	Origen 2	Destino 3	Producto 2
23	10	30	Origen 3	Destino 4	Producto 2
23	11	0	-	-	-
23	12	0	-	-	-
23	13	0	-	-	-
24	1	0	-	-	-
24	2	33	Origen 4	Destino 2	Producto 2
24	3	30	Origen 5	Destino 4	Producto 3

24	4	0	-	-	-
24	5	30	Origen 1	Destino 1	Producto 2
24	6	30	Origen 1	Destino 4	Producto 1
24	7	0	-	-	-
24	8	0	-	-	-
24	9	0	-	-	-
24	10	0	-	-	-
24	11	0	-	-	-
24	12	0	-	-	-
24	13	0	-	-	-
25	1	0	-	-	-
25	2	0	-	-	-
25	3	0	-	-	-
25	4	0	-	-	-
25	5	0	-	-	-
25	6	0	-	-	-
25	7	0	-	-	-
25	8	0	-	-	-
25	9	0	-	-	-
25	10	0	-	-	-
25	11	0	-	-	-
25	12	31	Origen 4	Destino 3	Producto 3
25	13	0	-	-	-
26	1	0	-	-	-
26	2	33	Origen 4	Destino 3	Producto 3
26	3	33	Origen 3	Destino 3	Producto 3
26	4	30	Origen 3	Destino 4	Producto 2
26	5	31	Origen 2	Destino 4	Producto 1
26	6	31	Origen 1	Destino 1	Producto 1
26	7	0	-	-	-
26	8	0	-	-	-
26	9	0	-	-	-
26	10	0	-	-	-
26	11	0	-	-	-
26	12	0	-	-	-
26	13	0	-	-	-
27	1	0	-	-	-
27	2	0	-	-	-
27	3	0	-	-	-
27	4	0	-	-	-
27	5	0	-	-	-
27	6	0	-	-	-
27	7	0	-	-	-
27	8	0	-	-	-

27	9	0	-	-	-
27	10	0	-	-	-
27	11	0	-	-	-
27	12	0	-	-	-
27	13	0	-	-	-
28	1	0	-	-	-
28	2	0	-	-	-
28	3	0	-	-	-
28	4	0	-	-	-
28	5	0	-	-	-
28	6	0	-	-	-
28	7	0	-	-	-
28	8	0	-	-	-
28	9	0	-	-	-
28	10	0	-	-	-
28	11	0	-	-	-
28	12	0	-	-	-
28	13	0	-	-	-
29	1	0	-	-	-
29	2	0	-	-	-
29	3	0	-	-	-
29	4	0	-	-	-
29	5	0	-	-	-
29	6	0	-	-	-
29	7	0	-	-	-
29	8	0	-	-	-
29	9	0	-	-	-
29	10	0	-	-	-
29	11	0	-	-	-
29	12	0	-	-	-
29	13	0	-	-	-
30	1	0	-	-	-
30	2	0	-	-	-
30	3	0	-	-	-
30	4	0	-	-	-
30	5	0	-	-	-
30	6	0	-	-	-
30	7	0	-	-	-
30	8	0	-	-	-
30	9	0	-	-	-
30	10	0	-	-	-
30	11	0	-	-	-
30	12	0	-	-	-
30	13	0	-	-	-

