



Universidade Federal de Ouro Preto
Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas
Colegiado do curso de Engenharia de Produção



Otimização da Expedição Siderúrgica via Gêmeo Digital: Heurística de Alocação de Pátio para Aumento de Throughput

Marcelo Henrique Isidoro

João Monlevade, MG
2026

Marcelo Henrique Isidoro

Otimização da Expedição Siderúrgica via Gêmeo Digital: Heurística de Alocação de Pátio para Aumento de Throughput

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao curso de Engenharia de Produção do Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas da Universidade Federal de Ouro Preto, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Produção.

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Xavier Martins

João Monlevade, MG

2026

SISBIN - SISTEMA DE BIBLIOTECAS E INFORMAÇÃO

I81o Isidoro, Marcelo Henrique.
Otimização da expedição siderúrgica via gêmeo digital [manuscrito]:
heurística de alocação de pátio para aumento de throughput. / Marcelo
Henrique Isidoro. - 2026.
60 f.: il.: color., gráf., tab..

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Xavier.
Monografia (Bacharelado). Universidade Federal de Ouro Preto.
Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas. Graduação em Engenharia de
Produção .

1. Administração de material - Controle de estoque. 2. Gêmeos digitais
(Simulação computacional). 3. Heurística. 4. Manuseio e transporte de
materiais. 5. Pesquisa operacional. 6. Siderurgia - Logística. 7. Simulação
(Computadores). I. Xavier, Alexandre. II. Universidade Federal de Ouro
Preto. III. Título.

CDU 658.78:519.87

Bibliotecário(a) Responsável: Flavia Reis - CRB6/2431



FOLHA DE APROVAÇÃO

Marcelo Henrique Isidoro

**Otimização da expedição siderúrgica via gêmeo digital:
Heurística de alocação de pátio para aumento de throughput**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Produção da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de Engenheiro de Produção

Aprovada em 07 de julho de 2026

Membros da banca

Doutor Alexandre Xavier Martins - Orientador (Universidade Federal de Ouro Preto)
Doutora Priscila Mara Cota - (Universidade Federal de Ouro Preto)
Doutor Paganini Barcellos de Oliveira - (Universidade Federal de Ouro Preto)

Alexandre Xavier Martins, orientador do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito na Biblioteca Digital de Trabalhos de Conclusão de Curso da UFOP em 13/07/2026



Documento assinado eletronicamente por **Alexandre Xavier Martins, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 13/07/2026, às 11:22, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **1138810** e o código CRC **34BE4727**.

À minha mãe (in memoriam), meu maior exemplo de força e amor. A senhora não está mais aqui fisicamente, mas sua luz e seus ensinamentos continuam guiando cada passo que dou. Esta conquista é dedicada a você, com eterna saudade.

Agradecimentos

Em primeiro lugar, gostaria de agradecer sinceramente meus familiares e amigos que foram base fundamental para essa conquista. Além disso, gostaria de expressar minha profunda gratidão a todos que contribuíram, direta ou indiretamente, para a conclusão desta etapa tão importante na minha vida.

Um agradecimento especial à equipe da Logística Integrada da Empresa X. O apoio constante de todos e a confiança que depositaram em mim e no meu trabalho foram forças motrizes essenciais ao longo deste projeto.

Gostaria também de agradecer imensamente ao Professor Dr. Alexandre X. Martins, meu orientador. Sua orientação, disponibilidade e oportunidades que me foram concebidas dentro e fora de aula mudaram a minha vida.

Meus agradecimentos a todo o corpo docente da UFOP, e mais especificamente ao Professor Dr. Gilberto de M. Junior, Professora Dra. Maressa Nunes e aos membros da banca Professor Dr. Paganini B. de Oliveira e Professora Dra. Priscila Mara Cota. O ensino e diálogos fora de classe me ajudaram a descobrir e desenvolver uma paixão pela minha área de estudo e a confiança que depositaram em meu potencial foi uma fonte constante de motivação.

Estendo também minha gratidão a todos os professores e organizadores do programa de Mestrado em Ciência da Computação da Université Clermont Auvergne (UCA) no quadro do meu intercâmbio pelo programa BRAFITEC, cuja qualidade de ensino e excelência marcaram meus anos de estudo.

Por fim, não posso concluir sem agradecer à minha mãe, Hilda (*in memoriam*), cujos esforços e sacrifícios me permitiram ter acesso a uma educação de qualidade.

*“Je onnais mes limites. C’est pourquoi je vais au-delà !”
Serge Gainsbourg, chanteur et compositeur.*

Resumo

A gestão de pátios logísticos siderúrgicos enfrenta desafios de eficiência devido à complexidade combinatória do Problema de Relocação de Blocos (Block Relocation Problem — BRP), onde movimentações improdutivas da ponte rolante atuam como o principal gargalo físico e temporal do sistema. Este Trabalho de Conclusão de Curso apresenta o desenvolvimento e a validação de um Gêmeo Digital (GD) baseado em Simulação a Eventos Discretos (SED) em linguagem Python para otimizar o fluxo de expedição de uma planta siderúrgica real. O modelo contrapõe a prática operacional vigente — uma política reativa baseada na lei do menor esforço do operador, análoga à heurística clássica First-Fit — a uma Heurística de Alocação orientada à minimização da entropia do pátio e ao agrupamento antecipado de chapas por rotas de destino. O simulador incorpora restrições operacionais do negócio, incluindo turnos de trabalho limitados a 18 horas (1080 minutos), restrições geométricas de estabilidade mecânica de empilhamento e restrição de capacidade imposta, na qual um caminhão só pode ser carregado se o pátio contiver, no mínimo, 90% da capacidade nominal de peso do veículo em chapas liberadas para a mesma rota de destino. Os resultados das simulações estocásticas e a validação retroativa por meio de dados históricos demonstraram que a abordagem proativa proposta desobstrui eficientemente a capacidade da ponte rolante, convertendo o tempo antes desperdiçado em remanejos em tempo útil de carregamento. O algoritmo proporcionou aumentos no throughput de toneladas expedidas e na fluidez da frota de transporte, maximizando o faturamento operacional e mitigando riscos de soterramento crônico de estoque sem a necessidade de investimentos em novos ativos físicos (CapEx).

Palavras-chaves: Gêmeo Digital. Simulação a Eventos Discretos. Logística Siderúrgica. Problema de Relocação de Blocos. Heurística de Alocação.

Abstract

The management of steel logistics yards faces efficiency challenges due to the combinatorial complexity of the Block Relocation Problem (BRP), where unproductive crane movements act as the primary physical and temporal bottleneck of the system. This undergraduate thesis presents the development and validation of a Digital Twin (DT) based on Discrete Event Simulation (DES) in Python to optimize the shipping flow of an actual steel plant. The model contrasts current operational practices—a reactive policy based on the operator’s law of least effort, analogous to the classic First-Fit heuristic—with an Allocation Heuristic oriented toward minimizing yard entropy and grouping steel plates by destination routes. The simulator incorporates operational business constraints, including shifts limited to 18 hours (1080 minutes), geometric stack stability requirements, and an imposed capacity constraint stating that a truck can only be loaded if the yard holds at least 90% of the vehicle’s nominal weight capacity in plates cleared for the same destination route. The results of the stochastic simulations and backtesting using historical data demonstrated that the proposed proactive approach relieves the crane’s capacity constraints by converting previously wasted reshuffling time into productive loading time. The algorithm increased dispatched tonnage throughput and transportation fleet fluidity, maximizing operational revenue and mitigating inventory burial risks without requiring capital expenditure (CapEx) on new physical assets.

Keywords: Digital Twin. Discrete Event Simulation. Steel Logistics. Block Relocation Problem. Allocation Heuristic.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Representação de um pátio de chapas	5
Figura 2 – Contraste entre a operação portuária e a siderúrgica.	7
Figura 3 – Etapas de melhoramento contínuo da TOC.	13
Figura 4 – Ondas da Simulação no desenvolvimento de sistemas.	15
Figura 5 – Aplicações do Gêmeo Digital	16
Figura 6 – Diagrama de fluxo: do recebimento à validação de saída.	21
Figura 7 – Reconstituição dos dados históricos para simulação.	30
Figura 8 – Evolução Diária de Remanejos no Horizonte de 01/06 a 17/06.	31
Figura 9 – Evolução do Volume Diário de Chapas Expedidas (01/06 a 17/06).	33
Figura 10 – Comparativo de Remanejos Acumulados no Período.	33

Lista de tabelas

Tabela 2 – Resultados consolidados dos dezoito cenários operacionais simulados . . .	27
Tabela 3 – Matriz de experimentos detalhada dos 18 cenários de simulação	41

Lista de quadros

Quadro 1 – Etapas de um estudo de simulação computacional	17
Quadro 2 – Parâmetros de Estresse Operacional para Validação Estocástica	26

Lista de algoritmos

1	Heurística de Alocação Inteligente com Minimização de Entropia	24
---	--	----

Lista de abreviaturas e siglas

BI *Business Intelligence*

BRAFITEC *Brasil France Ingénieur Technologie*

BRP *Block Relocation Problem*

CapEx *Capital Expenditure*

CRP *Container Relocation Problem*

DES *Discrete Event Simulation*

DT *Digital Twin*

FIFO *First In, First Out*

GD *Gêmeo Digital*

IC *Intervalo de Confiança*

ICEA *Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas*

LIFO *Last In, First Out*

MILP *Programação Linear Inteira Mista*

NP *Nondeterministic Polynomial Time*

NP-Hard *Non-deterministic Polynomial-time hardness*

P *Polynomial Time*

POO *Programação Orientada a Objetos*

R-BRP *Restricted Block Relocation Problem*

SED *Simulação a Eventos Discretos*

TOC *Teoria das Restrições*

U-BRP *Unrestricted Block Relocation Problem*

UCA *Université Clermont Auvergne*

UFOP *Universidade Federal de Ouro Preto*

Lista de símbolos

α	nível de significância
b_{ijnt}	variável binária de localização do bloco
c	constante independente do tamanho da entrada
Cap_v	capacidade nominal de peso do veículo
C_{min}	custo mínimo da heurística
C_p	função de custo multivariável da pilha p
Δ	gap numérico de <i>throughput</i> entre intervalos
Δ_{dias}	desorganização cronológica
δ_{rota}	penalidade de mistura de rotas
δ_{vazia}	penalidade física de espaços vazios
D_i	data de faturamento da carga
E	margem de erro vertical
H	capacidade máxima de camadas / limite físico vertical
H_{atual}	altura atual da pilha
H_{max}	altura máxima permitida da pilha
H_0	hipótese nula
I	conjunto de pilhas físicas disponíveis no pátio
i, k	índices de posição de pilha física
J	conjunto de posições verticais (camadas)
j, l	índices de posição vertical na pilha
L_i	comprimento ou geometria da chapa entrante
L_j	comprimento da chapa superior
$L_{topo}(p)$	largura ou geometria do topo da pilha
M	penalidade para forçar pilhas monorota (<i>Big-M</i>)
μ	média populacional
N	conjunto de blocos a serem retirados / inventário total
n	dimensão de entrada / tamanho amostral / índice de bloco
N_{rem}	redução esperada de remanejamentos futuros
v	graus de liberdade
$O(n^c)$	limite superior da função assintótica de tempo de execução
P	conjunto de todas as pilhas no pátio
Π	problema genérico de otimização/decisão
p^*	destino selecionado pela heurística / pilha ideal
P_{viavel}	conjunto de pilhas viáveis para alocação
R_i	rota da carga

S	número de pilhas totais no pátio
s	desvio padrão amostral
$\sigma_{\bar{X}}$	erro padrão da média
T	horizonte de tempo total / conjunto de períodos discretizados
t	índice de horizonte de tempo
$t_{\alpha/2,29}$	quantil crítico bicaudal na distribuição t-Student
v	veículo de transporte
v_{nt}	variável binária indicando bloco retirado para a área externa
W	tamanho total do conjunto de pilhas físicas disponíveis
w_d	peso cronológico na heurística de alocação
w_h	peso de altura na heurística de alocação
W_i	peso da carga i
w_v	peso de vazio na heurística de alocação
x_{ijklnt}	variável binária para relocação interna de bloco
$\bar{X}$	média amostral
y_{ijnt}	variável binária para retirada definitiva de bloco
Z	função objetivo a ser maximizada

Sumário

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	Objetivo geral	2
1.1.1	Objetivos específicos	2
1.2	Contribuições	3
1.3	Organização do Trabalho	3
2	REVISÃO DA LITERATURA	4
2.1	Teoria da Complexidade Computacional e o Block Relocation Problem	4
2.1.1	Definições de Classes de Complexidade: P, NP e NP-Hard	4
2.1.2	O BRP na Siderurgia	5
2.1.2.1	BRP Irrestrito (U-BRP)	8
2.1.2.2	BRP Restrito (R-BRP)	10
2.2	Sincronização Pátio-Transporte e Heurísticas	12
2.2.1	Sincronização Pátio-Transporte e Teoria das Restrições	12
2.2.2	Heurísticas Construtivas	13
2.3	Gêmeos Digitais e Simulação a Eventos Discretos	14
2.3.1	Gêmeos Digitais	14
2.3.2	Simulação a Eventos Discretos	16
3	METODOLOGIA	18
3.1	Classificação da Pesquisa e Abordagem Metodológica	18
3.1.1	Enquadramento Metodológico	18
3.1.2	Estudos Norteadores da Análise	19
3.2	Arquitetura	19
3.3	Dinâmica Operacional e Restrições de Negócio	20
3.4	Formulação Matemática Formal do Problema	20
3.5	Estratégias de Alocação: Prática Atual vs. Heurística Proposta	23
4	RESULTADOS	26
4.1	Concepção do Gêmeo Digital	26
4.2	Validação Retroativa com Dados Históricos Reconstituídos	29
4.2.1	Análise Temporal dos Remanejos Diários Ajustados	31
4.2.2	Evolução do Fluxo Diário de Chapas Expedidas	32
4.2.3	Impacto Acumulado e Ganho Percentual de Eficiência	33
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	35

5.1	Trabalhos Futuros	36
5.2	Trabalhos e Publicações Geradas	36
	REFERÊNCIAS	37
	ANEXO A – DETALHAMENTO DA MATRIZ DE CENÁRIOS	41

1 Introdução

Na transição para a Indústria 4.0, a cadeia de suprimentos siderúrgica enfrenta o desafio constante de integrar processos físicos e logísticos para manter a competitividade. Segundo [Fernandes, Reis e Silva \(2025\)](#), o uso de tecnologias habilitadoras transforma operações convencionais em cadeias inteligentes, onde o pátio de expedição deixa de ser um espaço estático para se tornar um nó dinâmico de roteamento. Enfatizando esse desafio, [Tang e Veelenturf \(2019\)](#) retomam contextos históricos para demonstrar que falhas no nível de serviço logístico ou a elevação descontrolada dos custos operacionais podem corroer a margem de lucro e comprometer a viabilidade competitiva de corporações consolidadas no mercado.

O planejamento logístico desses espaços esbarra no clássico Problema de Relocação de Blocos (BRP). [Tang, Zhao e Liu \(2014\)](#) definem que, em pátios siderúrgicos, a alocação de itens com diferentes prioridades de saída gera a necessidade de remanejos improdutivos, consumindo a capacidade do equipamento de movimentação para desenterrar as cargas corretas. Somando-se à lógica de priorização descrita pelos autores, [Lu, Zeng e Liu \(2020\)](#) destacam que a complexidade do BRP é acentuada pelas características físicas das cargas, como blocos e placas de aço. Por serem itens extensos e pesados, sua movimentação exige equipamentos de alto custo operacional e elevado consumo energético. Portanto, a otimização da sequência de movimentos não é apenas uma questão de organização de fluxo, mas uma necessidade estratégica para minimizar o uso de recursos caros e reduzir o tempo de ciclo da operação, dado que cada relocação improdutiva representa um gargalo físico e financeiro.

Conforme discutido por [Hsu et al. \(2021\)](#), o pátio de estocagem não deve ser visto como uma unidade isolada, mas como um *buffer* estratégico entre as frentes de recebimento e expedição. No contexto de terminais de contêineres — cuja dinâmica de empilhamento se assemelha à lógica de um pátio siderúrgico de chapas —, o desempenho global do sistema depende de um planejamento integrado que coordene os equipamentos de movimentação para evitar gargalos operacionais. Na prática da Empresa X, entretanto, observa-se o oposto dessa coordenação: as decisões de alocação de entrada são orientadas por uma política míope, caracterizada pela "lei do menor esforço" do operador de ponte rolante. Sob essa lógica reativa, os materiais que dão entrada no pátio são direcionados à pilha fisicamente mais próxima ou de menor altura corrente, desconsiderando a data de faturamento, a sequência de carregamento ou a compatibilidade de destino da carga. Essa conduta eleva progressivamente a entropia do pátio, gerando o fenômeno do soterramento crônico de chapas com alta prioridade de saída.

À luz da Teoria das Restrições de [Goldratt e Cox \(2002\)](#), ao negligenciar o sequenciamento futuro, a operação impõe a ponte rolante como recurso restritivo do sistema, além de uma pesada rotina de relocações improdutivas, sabotando a capacidade de escoamento no gargalo. Essa dessincronização logística torna-se crítica diante das restrições do negócio. Consequentemente, a ineficiência na alocação inicial faz com que o tempo disponível do turno seja consumido por movimentações redundantes, resultando no estorno de cargas por estouro de tempo, na formação de filas de caminhões e na degradação do rendimento global da expedição.

Para superar essas ineficiências operacionais sem incorrer em altos custos ou riscos de interrupção do fluxo físico, a transição para a Indústria 4.0 apresenta-se como a abordagem mais promissora ([Tang; Veelenturf, 2019](#)). Nesse contexto, a Simulação a Eventos Discretos (SED) acoplada a métodos de otimização surge como um ambiente virtual de testes seguro. Conforme demonstrado por [Hsu et al. \(2021\)](#), a utilização de abordagens integradas de otimização baseadas em simulação permite modelar a incerteza do sistema, avaliando o sequenciamento da ponte rolante e o comportamento das filas de veículos de forma unificada. Essa modelagem computacional atua na prática como um Gêmeo Digital(GD) da operação, viabilizando o teste de heurísticas complexas de alocação e embasando a tomada de decisão executiva antes de sua implementação no pátio físico.

1.1 Objetivo geral

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver e validar um GD, baseado em SED, para otimizar o fluxo de expedição de um pátio logístico siderúrgico, avaliando o impacto de uma heurística de alocação de pátio orientada à minimização da entropia e ao agrupamento por rotas.

1.1.1 Objetivos específicos

Para cumprimento do objetivo geral é necessário atender aos seguintes objetivos específicos:

- Mapear e parametrizar a dinâmica operacional do pátio siderúrgico;
- Desenvolver o GD por meio de um simulador em linguagem Python;
- Modelar e codificar uma heurística baseada em uma função de custo multivariável para priorizar o agrupamento de chapas por destino e mitigar o soterramento de estoque;
- Validar estatisticamente o modelo computacional através de cenários de estresse de inventário e produção;
- Avaliar a viabilidade da ferramenta, mensurando o potencial ganho de escoamento e faturamento.

1.2 Contribuições

As principais contribuições deste trabalho para o estado da arte na engenharia de produção e na gestão de pátios logísticos ramificam-se em duas vertentes fundamentais:

- **Contribuição Teórico-Metodológica:** O preenchimento de uma lacuna na literatura clássica do BRP ao propor uma abordagem integrada entre SED e Heurísticas Construtivas. Diferente de formulações puramente estáticas e determinísticas, este trabalho introduz a estocasticidade inerente às janelas operacionais e às restrições comerciais da indústria siderúrgica, expandindo a aplicação prática dos conceitos de GD em processos logísticos.
- **Contribuição Prática e Gerencial:** A disponibilização de uma ferramenta computacional parametrizável e de baixo custo de implementação, desenvolvida em Python buscando impactos financeiros positivos (faturamento e *throughput*). Além de que este estudo fornece aos gestores uma metodologia para mitigar a entropia de pátio, converter tempos de movimentação improdutivo em capacidade de carregamento e reduzir o custo de estadias da frota de transporte.

1.3 Organização do Trabalho

Este trabalho está estruturado em cinco capítulos. O Capítulo 1 contextualiza a expedição siderúrgica na Indústria 4.0, além de apresentar os objetivos e o escopo da pesquisa. O Capítulo 2 oferece a fundamentação teórica sobre complexidade, o BRP aplicado à siderurgia, Teoria das Restrições, Heurísticas e Gêmeos Digitais. O Capítulo 3 descreve a metodologia empregada, detalhando a arquitetura computacional, a modelagem e a heurística proposta. O Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos, as análises de métricas de desempenho e o confronto com os dados históricos da empresa. Por fim, o Capítulo 5 discute as considerações finais, limitações do modelo e propõe direções futuras para a continuidade do trabalho.

2 Revisão da Literatura

2.1 Teoria da Complexidade Computacional e o Block Relocation Problem

A análise da eficiência de algoritmos de otimização combinatória exige uma categorização baseada na Teoria da Complexidade Computacional, a qual estuda os recursos computacionais, notadamente tempo de processamento e espaço de memória, necessários para a resolução de problemas à medida que a dimensão dos dados de entrada (n) aumenta (Garey; Johnson, 1979). Esta classificação matemática é fundamental na Engenharia de Produção e na Pesquisa Operacional para distinguir problemas que admitem soluções exatas daqueles considerados inerentemente intratáveis em horizontes de planejamento práticos (Garey; Johnson, 1979).

2.1.1 Definições de Classes de Complexidade: P, NP e NP-Hard

As bases conceituais desta teoria foram estabelecidas pelos trabalhos seminais de Cook (1971) e Levin (1973), sendo posteriormente expandidas por Karp (1972). No escopo dos problemas de decisão e otimização, as três principais classes de complexidade estruturam-se da seguinte forma:

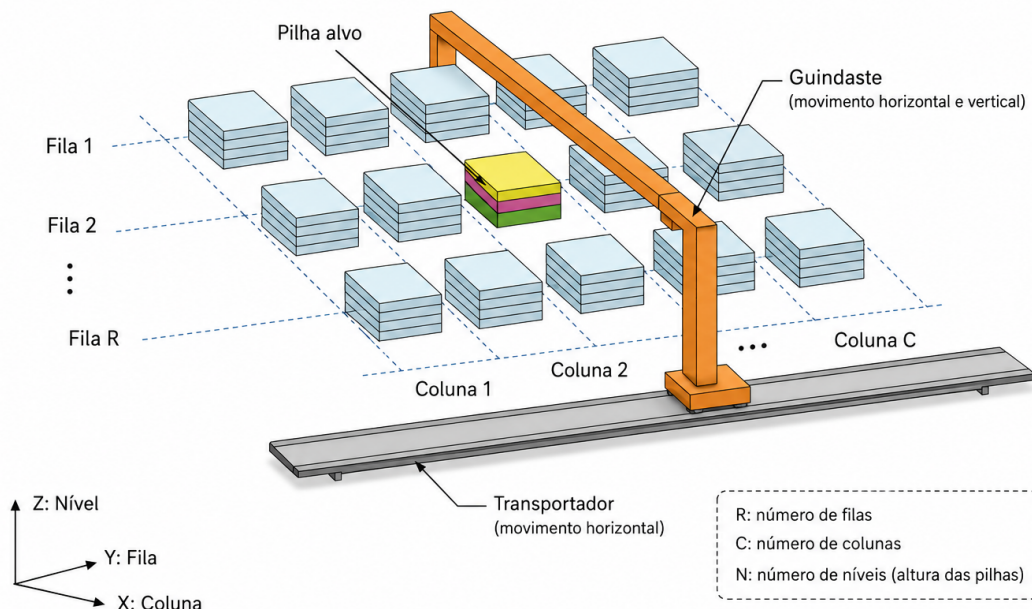
- **Classe P (*Polynomial Time*):** Agrupa os problemas que podem ser resolvidos por um algoritmo determinístico em tempo polinomial. O seu tempo de execução é limitado superiormente por uma função assintótica $O(n^c)$, onde c é uma constante independente do tamanho da entrada (Garey; Johnson, 1979). Problemas contidos nesta classe são classificados como computacionalmente tratáveis, permitindo que resolvedores comerciais encontrem o ótimo global de maneira célere, mesmo para grandes volumes de dados.
- **Classe NP (*Nondeterministic Polynomial Time*):** Compreende os problemas cujas soluções positivas (instâncias "sim") podem ser verificadas por um algoritmo determinístico em tempo polinomial, dado um certificado ou prova da solução (Garey; Johnson, 1979). Alternativamente, define a classe de problemas solúveis em tempo polinomial por uma máquina de Turing não-determinística. O maior dilema em aberto na ciência da computação e na matemática aplicada reside em provar se $P = NP$, embora a convenção e a prática científica operem sob a forte premissa de que as classes são distintas ($P \neq NP$).

- **Classe NP-Hard (NP-difícil):** Um problema Π é classificado como NP-Hard se todos os problemas pertencentes à classe NP puderem ser reduzidos a ele por meio de uma transformação ou redução de tempo polinomial (reduções de Cook ou de Karp) (Karp, 1972; Garey; Johnson, 1979). Por conseguinte, um problema NP-Hard é, no mínimo, tão difícil quanto qualquer problema contido em NP. A existência de um algoritmo determinístico de tempo polinomial capaz de resolver um único problema NP-Hard implicaria matematicamente que $P = NP$, uma perspectiva considerada altamente improvável (Garey; Johnson, 1979).

2.1.2 O BRP na Siderurgia

O *Block Relocation Problem* (BRP), frequentemente referido como *Container Relocation Problem* (CRP), constitui um desafio fundamental na gestão de pátios e armazéns modernos (Caserta; Schwarze; Voß, 2012; Lu; Zeng; Liu, 2020). O problema ocorre quando itens (blocos, contêineres ou placas de aço) são armazenados em pilhas verticais e a retirada de um item específico — o bloco alvo — é obstruída por outros posicionados acima dele. Nessas circunstâncias, os itens obstrutores devem ser transferidos para pilhas alternativas, gerando movimentos improdutivos denominados relocações ou *reshuffles* (Kim; Hong, 2006; Feillet; Parragh; Tricoire, 2019). Uma representação de um pátio de chapas é visto na Figura 1.

Figura 1 – Representação de um pátio de chapas



Cada posição (i, j, k) representa a coluna i , fila j e nível k da pilha de armazenamento.

Fonte: adaptado de Tang, Zhao e Liu (2014, p. 3).

A literatura classifica o BRP como um problema de otimização combinatória de natureza NP-difícil (*NP-hard*), o que implica que a busca pela solução ótima se torna computacionalmente desafiadora à medida que a escala das instâncias aumenta (Caserta; Schwarze; Voß, 2012; Lu; Zeng; Liu, 2020). A causa matemática desse colapso repousa na natureza fatorial e exponencial da árvore de decisão do pátio. Ao considerar um pátio com S pilhas e um inventário total de N chapas de aço, o conjunto de arranjos viáveis de alocação subsequente a cada movimentação de ponte rolante cresce de forma combinatória (Caserta; Schwarze; Voß, 2012; Lu; Zeng; Liu, 2020).

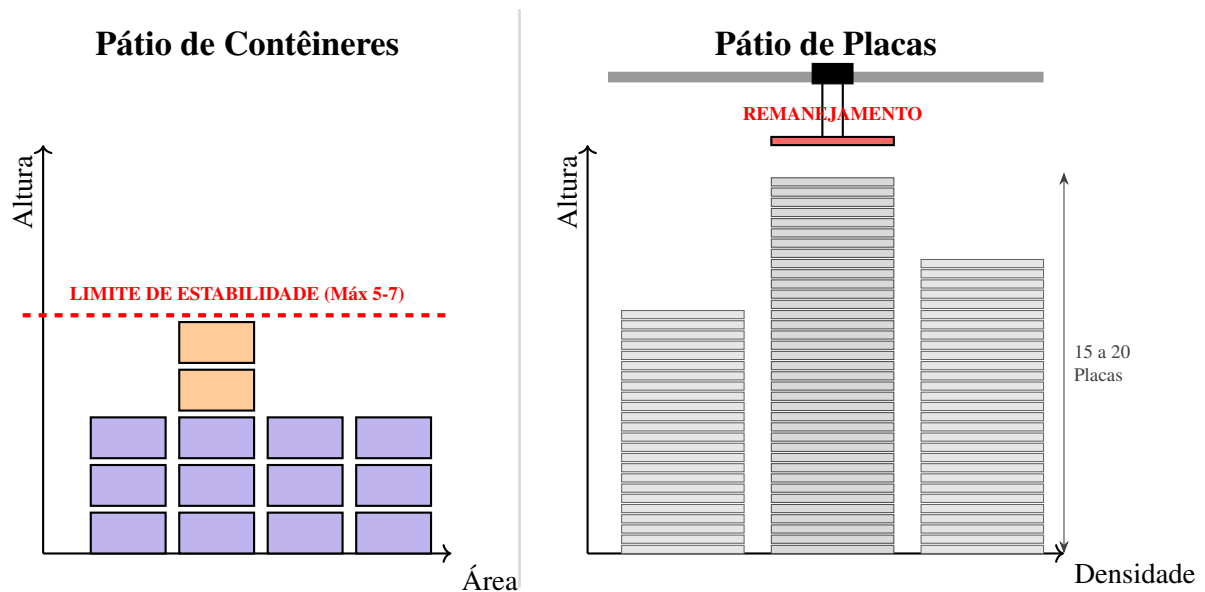
O algoritmo *Branch-and-Bound* tenta conter essa explosão por meio da poda de ramos baseada em limitantes inferiores (*lower bounds*) (Lu; Zeng; Liu, 2020). No entanto, em decorrência da severa interdependência temporal do pátio — onde a alocação inadequada de uma única chapa no presente gera o soterramento estocástico de itens demandados em horizontes futuros —, os limitantes matemáticos tornam-se excessivamente frouxos (Lu; Zeng; Liu, 2020; Feillet; Parragh; Tricoire, 2019). As variantes do problema são tipicamente divididas entre o BRP restrito, onde apenas os blocos que obstruem diretamente o alvo podem ser movidos, e o BRP irrestrito (U-BRP), que permite movimentações antecipadas de qualquer bloco para otimizar futuras retiradas (Feillet; Parragh; Tricoire, 2019; Lu; Zeng; Liu, 2020). No contexto industrial, a escolha entre essas variantes depende da agilidade requerida pela operação e da flexibilidade do pátio.

Embora o BRP tenha raízes no setor portuário, sua aplicação na siderurgia apresenta dinâmicas distintas, conforme contrastado na Figura 2. No cenário portuário (à esquerda), a operação é limitada por restrições de estabilidade mecânica, mantendo as pilhas com alturas máximas de 5 a 7 contêineres (Kim; Hong, 2006). Nesse contexto, a otimização logística prioriza a gestão da área horizontal, o que limita o número potencial de remanejamentos improdutivos por coluna e suaviza o impacto das penalidades de tempo.

Em contrapartida, o pátio de placas siderúrgico (à direita) opera sob o paradigma da densidade volumétrica, funcionando como um pulmão estratégico entre o lingotamento contínuo e a laminação a quente (Zhao *et al.*, 2020; Dong; Che; Feng, 2025). A estabilidade geométrica das placas de aço permite empilhamentos de 15 a 20 unidades. Contudo, essa alta densidade vertical eleva drasticamente a probabilidade de soterramento de carga. Sem uma estratégia algorítmica de agrupamento, o tempo consumido por movimentos improdutivos da ponte rolante torna-se o principal gargalo operacional, inviabilizando o cumprimento das metas de escoamento dentro da janela do turno.

Em um ambiente com tal nível de adensamento vertical, modelos clássicos de Programação Linear Inteira Mista (MILP) necessitam de horas ou dias de processamento computacional para convergir para o ótimo global. Contudo, a dinâmica de execução no chão de fábrica exige que o sequenciamento de pontes rolantes e a triagem de entrada ocorram em janelas de tempo real extremamente restritas, situadas entre 10 e 30 segundos (Dong; Che; Feng, 2025).

Figura 2 – Contraste entre a operação portuária e a siderúrgica.



Fonte: elaborado pelo autor.

A eficiência operacional nessas áreas depende do sequenciamento preciso das pontes rolantes (Kuyama; Tomiyama, 2016). O uso de tecnologias de simulação e *Digital Twins* tem demonstrado que a otimização logística pode reduzir em até 30% o número de manuseios desnecessários (Kuyama; Tomiyama, 2016). Além disso, Zhao *et al.* (2020), Dong, Che e Feng (2025) discutem que a introdução de pontes rolantes com capacidade de carga dupla adiciona uma camada de complexidade ao BRP tradicional, exigindo modelos matemáticos que considerem a atribuição de tarefas e o não-cruzamento de equipamentos em trilhos comuns.

A fundamentação moderna do BRP na siderurgia transcende a mera minimização de movimentos, integrando-se ao fluxo térmico da planta. A ordem de retirada das placas não é aleatória; ela é ditada pelo cronograma de produção dos fornos de aquecimento e da linha de laminação (Xu *et al.*, 2012; Lu; Zeng; Liu, 2020). Este sincronismo, conhecido como ritmo de retirada, é vital para garantir a continuidade produtiva e a manutenção térmica do processo. A otimização do BRP impacta diretamente a sustentabilidade e os custos operacionais. Realocações ineficientes aumentam o tempo de permanência no pátio. Recentemente, a investigação de combustíveis alternativos, como o hidrogênio, reforça a necessidade de pátios otimizados que sustentem a eficiência global de sistemas de baixo carbono (Ahmed *et al.*, 2024; Syed, 2024).

2.1.2.1 BRP Irrestrito (U-BRP)

Para representar o modelo matemático do problema considerando suas duas variantes, Caserta, Schwarze e Voß (2012) apresenta duas formulações que foram de extrema valia para o entendimento e adaptação do modelo usado neste trabalho. Segundo os autores, o modelo do BRP Irrestrito assume que qualquer bloco que não seja o alvo da etapa atual pode ser movimentado preventivamente para qualquer outra pilha disponível, desde que respeitada a capacidade máxima H .

Primeiramente, definem-se os conjuntos e dimensões incluídos no modelo:

- $I = \{1, 2, \dots, W\}$: Conjunto de pilhas físicas disponíveis no pátio, indexadas por i, k .
- $J = \{1, 2, \dots, H\}$: Conjunto de posições verticais (*tiers* ou camadas) dentro de cada pilha, indexadas por j, l .
- $N = \{1, 2, \dots, N\}$: Conjunto de blocos a serem retirados, indexados por n de acordo com uma ordem estrita de prioridade.
- $T = \{1, 2, \dots, T\}$: Horizonte de tempo discretizado por movimentos individuais do equipamento (ponte rolante), indexado por t .

As decisões do modelo são representadas pelas seguintes variáveis binárias:

- $b_{ijnt} = 1$ se o bloco n estiver localizado no slot (i, j) no período de tempo t ; 0 caso contrário.
- $v_{nt} = 1$ se o bloco n já tiver sido retirado para a área externa antes do período de tempo t ; 0 caso contrário.
- $x_{ijklnt} = 1$ se o bloco n for relocado do slot (i, j) para o slot (k, l) no período de tempo t ; 0 caso contrário.
- $y_{ijnt} = 1$ se o bloco n for retirado do slot (i, j) para a área externa no período de tempo t ; 0 caso contrário.

A função objetivo maximiza o número de períodos que o último bloco da sequência (N) passa na região externa. Como o horizonte de tempo total T é fixo, maximizar esse valor força inerentemente o sistema a minimizar o número de operações intermediárias e não produtivas de remanejamento (relocação) para limpar o pátio o mais rápido possível:

$$\text{Max } Z = \sum_{t=1}^T v_{Nt} \quad (2.1)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H b_{ijnt} + v_{nt} = 1, \quad \forall n \in N, \quad \forall t \in T \quad (\text{Unicidade de Localização}) \quad (2.2)$$

Esta restrição garante que, em cada período de tempo, cada bloco deve estar em exatamente um de dois estados: ou alocado a um slot físico (i, j) dentro do pátio ou já transferido para a área externa.

$$\sum_{n=1}^N b_{ijnt} \leq 1, \quad \forall i \in I, \quad \forall j \in J, \quad \forall t \in T \quad (\text{Capacidade do Slot}) \quad (2.3)$$

Esta restrição estabelece o limite físico do arranjo do pátio, impedindo que múltiplos blocos ocupem a mesma coordenada espacial (i, j) simultaneamente.

$$\sum_{n=1}^N b_{ijnt} \geq \sum_{n=1}^N b_{i,j+1,n,t}, \quad \forall i \in I, \quad \forall j \in \{1, \dots, H-1\}, \quad \forall t \in T \quad (\text{Restrição de Gravidade}) \quad (2.4)$$

Esta restrição modela a lei física do empilhamento, garantindo que nenhum bloco possa flutuar sobre um slot vazio. Uma camada $(j+1)$ só pode ser ocupada se a camada imediatamente abaixo dela (j) na mesma pilha estiver preenchida.

$$\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H \sum_{k=1}^W \sum_{l=1}^H \sum_{n=1}^N x_{ijklnt} + \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H \sum_{n=1}^N y_{ijnnt} \leq 1, \quad \forall t \in T \quad (\text{Limitação de Movimento Único}) \quad (2.5)$$

Esta equação restringe a capacidade operacional do equipamento de movimentação, ditando que, no máximo, uma única ação individual — seja uma relocação interna (x) ou uma retirada definitiva (y) — pode ser realizada durante um determinado período de tempo t .

$$\sum_{t=1}^T v_{nt} \geq \sum_{t=1}^T v_{n+1,t} + 1, \quad \forall n \in \{1, \dots, N-1\} \quad (\text{Ordem Estrita de Retirada}) \quad (2.6)$$

Esta restrição impõe a sequência de expedição predefinida. Ela exige que o bloco n passe estritamente mais tempo na área externa do que o seu sucessor $n+1$, impedindo despachos fora de ordem.

$$b_{ijnt} = b_{ijn,t-1} + \sum_{k=1}^W \sum_{l=1}^H x_{klij,n,t-1} - \sum_{k=1}^W \sum_{l=1}^H x_{ijkl,n,t-1} - y_{ijn,t-1},$$

$$\forall i, \forall j, \forall n, \quad \forall t \in \{2, \dots, T\} \quad (\text{Conservação de Fluxo}) \quad (2.7)$$

Este balanço dinâmico de inventário atualiza a configuração do pátio entre os períodos $t - 1$ e t . Um bloco permanece no slot (i, j) a menos que seja movido de outra pilha (x_{klij}), movido para outra pilha (x_{ijkl}) ou retirado definitiva e externamente (y_{ijn}).

$$v_{nt} = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H \sum_{t'=1}^{t-1} y_{ijnt'}, \quad \forall n \in N, \quad \forall t \in T \quad (\text{Rastreamento do Estado Externo}) \quad (2.8)$$

Esta última restrição acumula as ações históricas de retirada, mapeando o status binário da variável de estado v_{nt} com base em todos os movimentos de despacho bem-sucedidos executados desde o início do horizonte até o período anterior.

2.1.2.2 BRP Restrito (R-BRP)

No BRP Restrito, introduz-se uma premissa operacional de que um bloco i só tem permissão legal de movimentação se ele constituir uma obstrução direta ao bloco alvo t daquela etapa. Isto significa que um bloco só pode sofrer relocação se:

1. Estiver localizado na mesma pilha s que o bloco alvo t ;
2. Estiver posicionado verticalmente acima do bloco alvo t ($u_{itb} = 1$).

Matematicamente, para converter a formulação genérica (U-BRP) no modelo Restrito (R-BRP), [Caserta, Schwarze e Voß \(2012\)](#) mudam a estratégia da função objetivo adotando uma perspectiva direta de otimização, alterando-a para a minimização do número total de movimentações produtivas e não produtivas. A função objetivo passa a ser formulada da seguinte maneira:

$$\text{Min } Z = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H \sum_{k=1}^W \sum_{l=1}^H \sum_{n=1}^N x_{ijklnt} \quad (2.9)$$

Uma das mudanças mais importantes na definição do novo modelo reside na discretização do horizonte de tempo. Enquanto no U-BRP cada período t representa um movimento individual, no R-BRP o tempo é indexado pelas etapas de retirada. Dessa forma, o período t corresponde exatamente ao momento em que o bloco de prioridade t deve ser removido do pátio.

Como consequência direta dessa abordagem, o estado de permanência de um bloco na área externa deixa de ser uma decisão do modelo e passa a ser um parâmetro estático. O parâmetro v_{nt} é definido deterministicamente antes da otimização da seguinte forma:

$$v_{nt} = \begin{cases} 0, & \text{para } n = 1, \dots, N; \quad t = 1, \dots, n-1 \\ 1, & \text{para } n = 1, \dots, N; \quad t = n, \dots, N \end{cases} \quad (2.10)$$

Isso significa que para qualquer período t anterior ao número de prioridade do bloco ($t < n$), o bloco n obrigatoriamente ainda reside dentro do pátio ($v_{nt} = 0$). A partir do período em que sua retirada é executada ($t \geq n$), o bloco passa a constar permanentemente como retirado ($v_{nt} = 1$), eliminando milhares de variáveis binárias desnecessárias do espaço de busca.

Da versão U-BRP, as restrições (2.2)-(2.4) e (2.7)-(2.8) ainda são válidas e fazem parte do novo modelo. Além disso, são introduzidas os seguintes conjuntos de restrições:

$$1 - \sum_{n=1}^N x_{ijklnt} \geq \sum_{n=1}^N \sum_{j'=j+1}^H \sum_{l'=l+1}^H x_{ij'kl'nt}, \quad \forall i, k = 1, \dots, W; \quad \forall j, l = 1, \dots, H; \quad \forall t = 1, \dots, N-1 \quad (2.11)$$

Esta restrição garante o cumprimento da política LIFO (*Last-In, First-Out*) quando ocorrerem múltiplos remanejamentos no mesmo período t . Estruturalmente, ela dita uma implicação lógica: se um bloco qualquer for movido da posição (i, j) para (k, l) , nenhum outro bloco que estava posicionado acima dele ($j' > j$) na pilha de origem poderá ser movido para uma posição acima do seu novo destino ($l' > l$) no mesmo período. Isso impede inversões físicas inválidas durante a movimentação.

$$M \cdot \left(1 - \sum_{j=1}^H b_{ijtt} \right) \geq \sum_{j=1}^H \sum_{k=1}^W \sum_{l=1}^H \sum_{n=1}^N \left(\sum_{i'=1}^{i-1} x_{i'jklnt} + \sum_{i''=i+1}^W x_{i''jklnt} \right), \quad \forall i = 1, \dots, W; \quad \forall t = 1, \dots, N \quad (2.12)$$

Esta equação força o cumprimento da hipótese restrita do modelo, assegurando que apenas os blocos que estão obstruindo o bloco alvo atual (bloco t) possam ser movidos. Como no período t o bloco a ser retirado é obrigatoriamente o bloco t , a restrição verifica se ele está na pilha i (ou seja, se $\sum_{j=1}^H b_{ijtt} = 1$). Se o bloco alvo estiver na pilha i , o lado esquerdo da inequação zera, anulando o efeito da constante de penalização M e forçando que qualquer movimentação que parta de outras pilhas (i' ou i'') seja estritamente igual a zero.

$$x_{ijilnt} = 0, \quad \forall i \in I, \quad \forall j, l \in J, \quad \forall n \in N, \quad \forall t \in T \quad (2.13)$$

Esta restrição elimina redundâncias matemáticas ao proibir estritamente que um bloco seja retirado de uma pilha e recolocado na mesma pilha de origem durante o mesmo período de tempo, reduzindo o espaço de busca do solver.

2.2 Sincronização Pátio-Transporte e Heurísticas

2.2.1 Sincronização Pátio-Transporte e Teoria das Restrições

A gestão de pátios siderúrgicos é marcada pela necessidade de equilibrar fluxos de produção contínuos com uma demanda de expedição intermitente. Sob a ótica da Teoria das Restrições (TOC), o desempenho global de uma cadeia logística é limitado pela sua capacidade restritiva, ou seja, pelo seu gargalo (Goldratt; Cox, 2002). No contexto deste estudo, a ponte rolante identifica-se como o recurso restritivo, uma vez que a velocidade de carregamento dos veículos e o consequente *throughput* do pátio são ditados pela eficiência operacional deste equipamento.

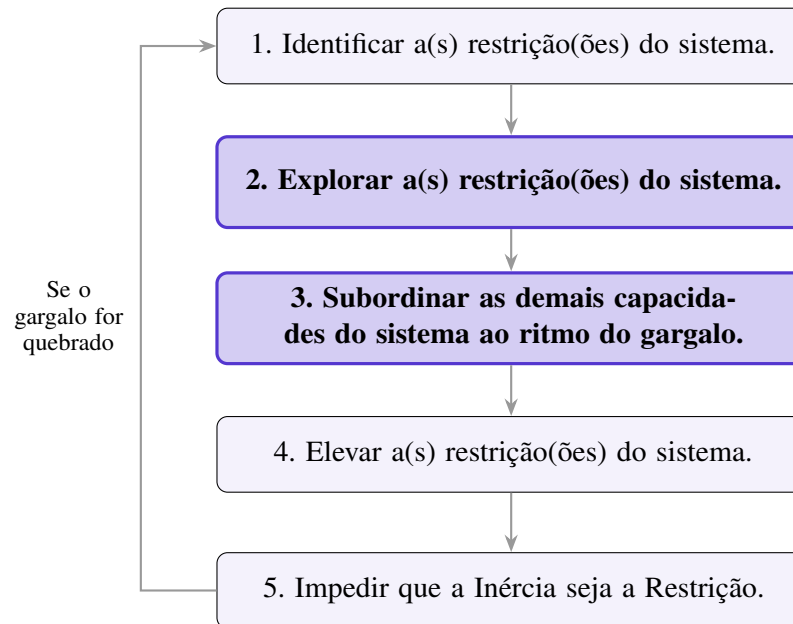
Buscando o melhoramento contínuo dos fluxos organizacionais, Goldratt e Cox (2002) define cinco etapas sequenciais que norteiam a aplicação prática da Teoria das Restrições (TOC). Conforme proposto por Santos e Alves (2023), esse ciclo constitui uma abordagem estratégica indispensável para o desenvolvimento de um modelo de gestão eficiente na Cadeia de Suprimentos de qualquer organização, conforme ilustrado na Figura 3. No escopo desta abordagem teórica, as Etapas 2 e 3 encontram-se destacadas por representarem o núcleo de intervenção operacional onde o planejamento de processos e o alinhamento de políticas logísticas geram o maior impacto imediato na capacidade global do sistema.

O destaque dado à Etapa 2 (Explorar a restrição) justifica-se pelo princípio de extrair a máxima eficiência do gargalo existente utilizando estritamente os recursos já disponíveis. Antes de se cogitar aportes financeiros ou investimentos em bens de capital para a expansão de capacidade — o que caracterizaria a Etapa 4 (Elevar a restrição) —, a engenharia de produção preconiza a eliminação de desperdícios, tempos mortos e programações ineficientes no próprio recurso limitante, maximizando o ganho por unidade de tempo.

Adicionalmente, a Etapa 3 (Subordinar as demais capacidades) é evidenciada por representar o mecanismo de sincronização de toda a cadeia produtiva e logística. Esta etapa estabelece que todos os recursos não-gargalos devem operar em estrita conformidade ao ritmo ditado pelo ponto restritivo do sistema. Operacionalmente, isso se traduz na aplicação de regras de controle e políticas de liberação de fluxo que impedem o superprocessamento e o acúmulo de inventário desnecessário, garantindo que a programação a montante e a jusante apoie a eficiência do recurso principal.

A eficiência do gargalo, contudo, é frequentemente comprometida pela falta de coordenação entre as etapas do processo. Conforme discutido por Hsu *et al.* (2021), a otimização de terminais depende da integração entre o *yard side* (gestão das pilhas e armazenamento) e o *landside* (interface com o modal de transporte). Na ausência de um planejamento sincronizado, as decisões de alocação tendem a ser míopes, focando apenas na redução do tempo de descida da carga no pátio. Essa prática ignora a complexidade futura da recuperação dessas chapas, gerando remanejamentos desnecessários que sobrecarregam o tempo produtivo da ponte rolante.

Figura 3 – Etapas de melhoramento contínuo da TOC.



Fonte: elaborado pelo autor, baseado em Santos e Alves (2023, p.9).

Essa dessincronização torna-se crítica quando confrontada com restrições rígidas de negócio. Na Empresa X, a exigência de uma ocupação mínima de 90% da capacidade do veículo para liberação da viagem impõe que o lote de expedição esteja prontamente disponível e agrupado. Quando as chapas estão dispersas devido a políticas de alocação ineficientes, a ponte rolante gasta a maior parte do turno de 18 horas realizando movimentações improdutivas, o que impede a conclusão do carregamento no prazo e resulta na formação de filas de caminhões e na subutilização da frota rodoviária.

2.2.2 Heurísticas Construtivas

As heurísticas são definidas como regras práticas fundamentadas na experiência e no conhecimento, projetadas para simplificar problemas complexos e orientar a tomada de decisão em ambientes operacionais dinâmicos (Souza; Penna, 2003; DigitalIndustrial, 2023). Esses métodos tornam-se essenciais quando os métodos exatos se mostram impraticáveis devido ao tamanho do problema ou à elevada complexidade computacional, o que exigiria tempos de processamento proibitivos para a realidade industrial (Souza; Penna, 2003; Silva, 2025). Diferente dos algoritmos exatos, que buscam a otimalidade global, as heurísticas focam na geração rápida de soluções factíveis e de alta qualidade, oferecendo um equilíbrio eficaz entre o esforço computacional e a utilidade prática do resultado (DigitalIndustrial, 2023).

No gerenciamento de pátios de estocagem, as heurísticas são comumente classificadas em duas categorias principais que frequentemente trabalham em conjunto: as heurísticas construtivas e as de melhoria (Souza; Penna, 2003; Berghe; Wauters, 2021). As heurísticas construtivas têm como objetivo gerar uma solução inicial do zero, construindo-a passo a passo e elemento por elemento até que todos os requisitos do problema sejam satisfeitos (Souza; Penna, 2003). Elas podem seguir lógicas distintas, como a construção gulosa, onde se escolhe em cada etapa o componente que traz o melhor benefício imediato, ou a construção aleatória (Souza; Penna, 2003; Lancuna, 2020). Exemplos aplicados incluem a heurística HSCR (Heuristic for Sequencing Container Relocation), um algoritmo projetado para minimizar movimentos improdutivos ao determinar a melhor sequência de remoção e realocação temporária de cargas bloqueadoras com base na ordem de saída planejada, e algoritmos para a recuperação de pilhas de minério (PSRH), que permitem automatizar decisões e reduzir custos de demurrage e armazenamento (Assimi *et al.*, 2021; Silva, 2025).

Por outro lado, as heurísticas de melhoria (ou de refinamento) partem de uma solução já completa para tentar aperfeiçoá-la (Berghe; Wauters, 2021). Esse processo ocorre por meio de buscas locais, explorando a "vizinhança" da solução atual através de pequenas modificações ou perturbações para encontrar resultados superiores (Souza; Penna, 2003; Lancuna, 2020). Em problemas de planejamento de pátios, essa abordagem bifásica — iniciar com uma construção sólida e refinar com busca local — é amplamente adotada para garantir que a alocação de espaço e o fluxo de materiais sejam otimizados frente a gargalos logísticos (Breuß; Löffler; Hofstedt, 2024; Silva, 2025).

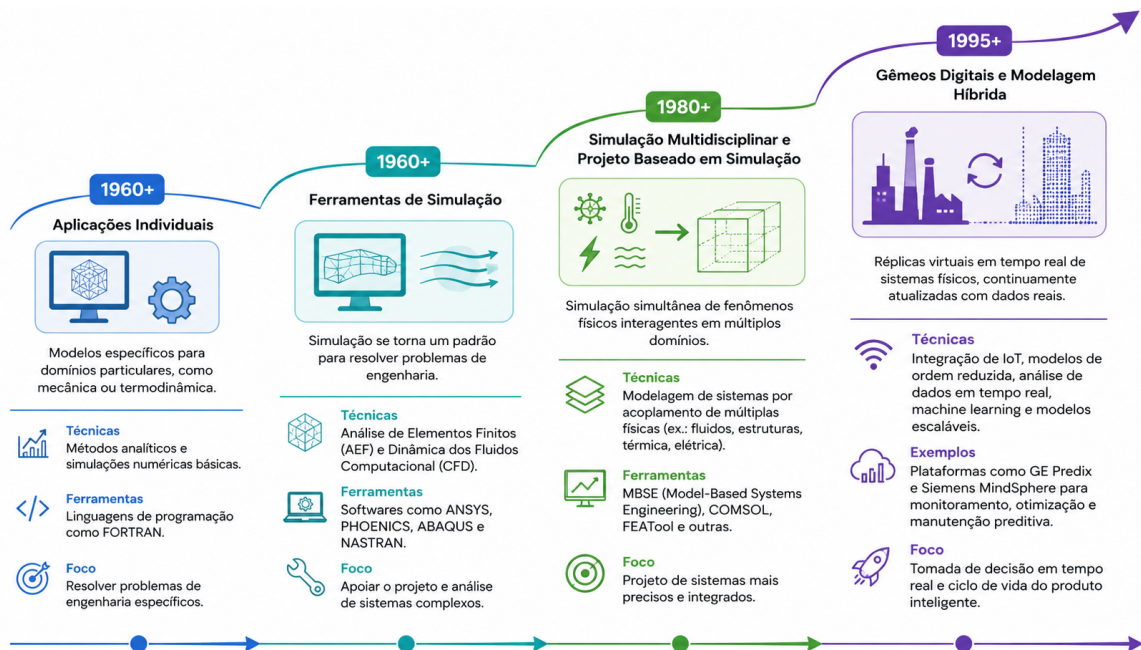
2.3 Gêmeos Digitais e Simulação a Eventos Discretos

2.3.1 Gêmeos Digitais

No ambiente dinâmico da Indústria 4.0, testar novas políticas de alocação ou alterar o *layout* operacional diretamente no pátio físico é uma abordagem inviável, dadas as severas implicações financeiras e os riscos de interrupção do fluxo logístico. Para mitigar esse problema, o uso de Gêmeos Digitais consolidou-se como a ferramenta padrão para o suporte à tomada de decisão preditiva. Segundo Ivanov e Gusikhin (2026), um Gêmeo Digital transcende a modelagem estática; ele atua como uma réplica cibernética que permite o teste de estresse da cadeia de suprimentos e a validação de cenários complexos em um ambiente totalmente livre de riscos.

A trajetória das tecnologias de modelagem pode ser compreendida através da evolução das ondas de simulação. Como ilustrado por Boschert e Rosen (2016), a maturidade dos sistemas ciber-físicos passou por estágios incrementais, saindo de modelos isolados para sistemas capazes de realizar diagnósticos e prognósticos em tempo real. Esta evolução representa a superação das barreiras de interoperabilidade que, historicamente, limitavam a eficácia das simulações computacionais. A Figura 4 representa essa evolução.

Figura 4 – Ondas da Simulação no desenvolvimento de sistemas.

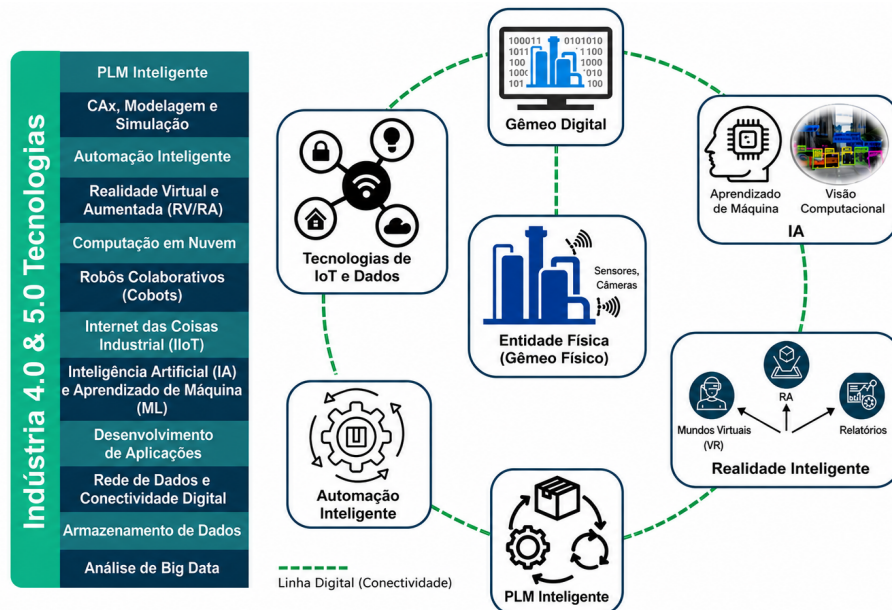


Fonte: gerada pelo OpenAI (2026), baseado em Boschert e Rosen (2016, p. 61).

Ao analisar o estado da arte, observa-se um descompasso entre a capacidade técnica de modelagem e a implementação prática da *Digital Thread* (Fio Digital). Conforme os dados apresentados por Iranshahi *et al.* (2025), enquanto a escalabilidade e a fidelidade dos modelos atingem níveis promissores de maturidade tecnológica, a integração contínua dos fluxos de dados permanece como o principal desafio para a indústria.

Continuando com as análises de Iranshahi *et al.* (2025), um dos pontos de excelência está ligado a fidelidade que o modelo consegue imprimir uma representação precisa dos ativos, garantindo confiança nas tomadas de decisão virtualmente. Em contrapartida, a baixa maturidade na integração da *Digital Thread* indica que, embora tenhamos gêmeos funcionais, ainda carecemos de uma cadeia de dados ininterrupta que percorra todo o ciclo de vida do produto. A Figura 5 apresenta as mais diversas áreas de aplicação do GD, bem como o funcionamento das conectividades.

Figura 5 – Aplicações do Gêmeo Digital



Fonte: adaptado de [Iranshahi et al. \(2025, p. 7\)](#).

Esta lacuna na maturidade é o que separa a simulação avançada do conceito pleno de um GD operacional, capaz de se autoajustar com base nos dados capturados no chão de fábrica em tempo real.

2.3.2 Simulação a Eventos Discretos

Para que o GD consiga replicar a realidade de forma fidedigna, ele necessita de um motor matemático capaz de lidar com a incerteza do sistema. É neste ponto que a SED se torna indispensável. A SED modela a operação como uma sequência cronológica de eventos (como a chegada de um veículo ou a conclusão da movimentação de uma chapa pela ponte rolante), permitindo capturar a estocasticidade inerente ao processo.

Em aplicações no setor portuários, como demonstrado no caso de um porto de transbordo de carvão por [Lu et al. \(2024\)](#), a simulação de pátios permite a visualização interativa dos gargalos e a aplicação das regras de negócio para obter cenários e tomar ações. A eficácia da SED na replicação de sistemas logísticos complexos reside em sua capacidade de mimetizar comportamentos dinâmicos e estocásticos que métodos puramente analíticos não conseguem capturar ([Souza; Penna, 2003](#); [Ceciliano, 2007](#)).

Para que o modelo funcione como um laboratório virtual, o seu desenvolvimento deve seguir etapas que incluem desde a coleta de dados para a definição de distribuições probabilísticas até as fases de verificação e validação (Ceciliano, 2007; Silva, 2025). Esse processo garante que o simulador não seja apenas uma representação visual, mas uma ferramenta técnica capaz de prever gargalos operacionais e avaliar o impacto de diferentes cenários e heurísticas de agrupamento sobre indicadores de desempenho, permitindo a otimização de recursos sem os riscos e custos de testes em ambiente real (Ceciliano, 2007). Para que um projeto de simulação forneça resultados confiáveis, ele deve seguir um roteiro metodológico, conforme sintetizado por Ceciliano (2007) no Quadro 1.

Quadro 1 – Etapas de um estudo de simulação computacional

Etapas	Atividades e Descrição
1	Formulação e Planejamento: Estabelecimento claro do objetivo principal, definição das alternativas a serem testadas e dos pressupostos adotados.
2	Coleta de Dados e Modelagem Conceitual: Levantamento de informações operacionais para definir as distribuições de probabilidade das variáveis e validação da lógica com especialistas.
3	Construção Computacional e Verificação: Tradução do modelo lógico em código operacional em <i>software</i> de simulação, realizando checagens de erros de sintaxe e lógica.
4	Validação e Rodada Piloto: Execução de simulações iniciais para atestar tecnicamente se as saídas do modelo refletem fielmente o comportamento do sistema real.
5	Experimentação, Análise e Implementação: Definição dos parâmetros definitivos (como o tempo de aquecimento), análise estatística dos resultados e documentação para aplicação prática.

Fonte: adaptado de Ceciliano (2007, p. 115).

3 Metodologia

O trabalho utiliza um GD baseado em SED para emular dinamicamente a logística de um pátio siderúrgico, permitindo a análise segura de gargalos e incertezas operacionais.

3.1 Classificação da Pesquisa e Abordagem Metodológica

3.1.1 Enquadramento Metodológico

A presente pesquisa classifica-se sob quatro dimensões fundamentais da metodologia científica aplicada à Engenharia de Produção. No que tange à sua natureza, este trabalho classifica-se como uma **pesquisa aplicada**. Esse enquadramento justifica-se pelo propósito central de gerar conhecimentos e desenvolvimentos tecnológicos direcionados à solução de problemas específicos e de interesse prático imediato. Complementarmente, sob a ótica da abordagem do problema, a pesquisa define-se como estritamente **quantitativa**. Toda a estrutura analítica e de tomada de decisão apoia-se em ferramentas da Pesquisa Operacional (PO).

Quanto aos seus objetivos, a investigação apresenta um caráter estritamente **prescritivo**. Essa classificação fundamenta-se no fato de que o artefato computacional desenvolvido não possui finalidade puramente descritiva ou diagnóstica; pelo contrário, ele visa projetar, avaliar e prescrever regras de decisão, políticas operacionais e cenários otimizados para guiar as ações físicas no sistema real (Bertrand; Fransoo, 2002, p. 244). Sob a ótica da Pesquisa Operacional aplicada à Engenharia de Produção, a pesquisa prescritiva busca desenvolver soluções normativas que determinem como o sistema deve operar para atingir o desempenho ideal frente às suas restrições (Miguel, 2012), o que se materializa neste trabalho por meio da proposição da heurística de alocação inteligente para o sequenciamento do pátio. Por fim, em relação aos procedimentos técnicos empregados, o estudo caracteriza-se pelo uso de **modelagem matemática e simulação**.

3.1.2 Estudos Norteadores da Análise

O desenvolvimento do arcabouço lógico e do modelo matemático proposto foi diretamente guiado e sustentado por dois eixos teóricos principais da literatura científica recente. O primeiro eixo, focado na otimização combinatória e nos problemas de pátio, adota o referencial axiomático do BRP. O estudo fundamental que norteia o modelo é o de (Caserta; Schwarze; Voß, 2012), que estabeleceu as formulações de programação linear inteira exata para as versões irrestrita e restrita, servindo de base para as equações de gravidade, suporte e conservação de fluxo adotadas. O segundo eixo, correspondente ao ecossistema de GD, apoia-se no mapeamento do estado da arte realizado por (Iranshahi *et al.*, 2025), que discute os níveis de maturidade da tecnologia e os desafios de integração da *Digital Thread* na Indústria 5.0. Adicionalmente, a sustentação teórica do espelhamento e da simulação dinâmica baseia-se nas diretrizes fundamentais delineadas por (Boschert; Rosen, 2016).

É fundamental destacar que a modelagem matemática desenvolvida neste trabalho não constitui uma mera abstração teórica com dados puramente artificiais da literatura. O modelo proposto possui um vínculo direto com a realidade operativa e as restrições físicas da empresa X.

Embora as equações de base utilizem a lógica de empilhamento do BRP proposta por (Caserta; Schwarze; Voß, 2012), a formulação foi estendida e customizada para absorver as complexidades da expedição da organização. Parâmetros do chão de fábrica — tais como a capacidade nominal de carga e cubagem dos veículos de transporte, as janelas temporárias de atendimento de ordens de carregamento por turno, os critérios de estabilidade mecânica na base das pilhas e a heterogeneidade dimensional de placas de aço — foram mapeados *in loco*.

3.2 Arquitetura

O Gêmeo Digital foi desenvolvido em linguagem Python sob o paradigma de Orientação a Objetos (POO), o que permite uma representação fidedigna das entidades físicas e das regras de negócio. A arquitetura é centrada em quatro classes fundamentais:

- **Classe Chapa:** Contém os atributos de estado da carga, como peso (W_i), rota (R_i), data de faturamento (D_i) e comprimento (L_i).
- **Classe Pilha:** Gerencia a estrutura LIFO e valida, a cada inserção, as restrições de altura máxima (H_{max}) e estabilidade mecânica ($L_{topo} \geq L_{nova}$).
- **Classe Pátio:** Gerencia o conjunto de pilhas e executa a lógica de decisão de alocação.
- **Classe Ponte Rolante:** Atua como o motor de processamento, convertendo ordens de movimentação em consumo de tempo (T) no turno de 18 horas.

3.3 Dinâmica Operacional e Restrições de Negócio

O cenário simulado reproduz a complexidade de um pátio siderúrgico real operando sob restrições severas. A condicionante temporal define um horizonte de planejamento estrito de 18 horas (1080 minutos). Esta janela é inflexível: operações de carregamento não concluídas integralmente no turno são abortadas, exigindo que o modelo priorize tarefas eficientes.

Na expedição, impõe-se uma *Hard Constraint* de ocupação: um veículo v só é liberado se sua carga consolidada atingir o limiar mínimo de 90% da capacidade nominal ($\sum W_{i,v} \geq 0.9 \cdot Cap_v$). Caso o turno se encerre antes de atingir esse patamar, o simulador executa um *rollback*, estornando as chapas para o inventário, invalidando a saída do caminhão e penalizando o *throughput* global.

Fisicamente, a estocagem é limitada pela infraestrutura e segurança. Cada pilha p possui uma restrição de altura máxima (H_{max}), forçando a fragmentação horizontal do pátio. Adicionalmente, o empilhamento deve respeitar a estabilidade mecânica: uma chapa superior só pode ser alocada se seu comprimento for menor ou igual à base subjacente ($L_j \leq L_i$). Esta geometria em "pirâmide" mitiga riscos de desmoronamento e garante um içamento seguro pela ponte rolante, adicionando alta complexidade à busca por pilhas viáveis.

O fluxo operacional do simulador é dividido em duas fases macro: a fase de **Alocação (Entrada)** e a fase de **Expedição (Saída)**. A Figura 6 apresenta o encadeamento lógico dessas fases.

3.4 Formulação Matemática Formal do Problema

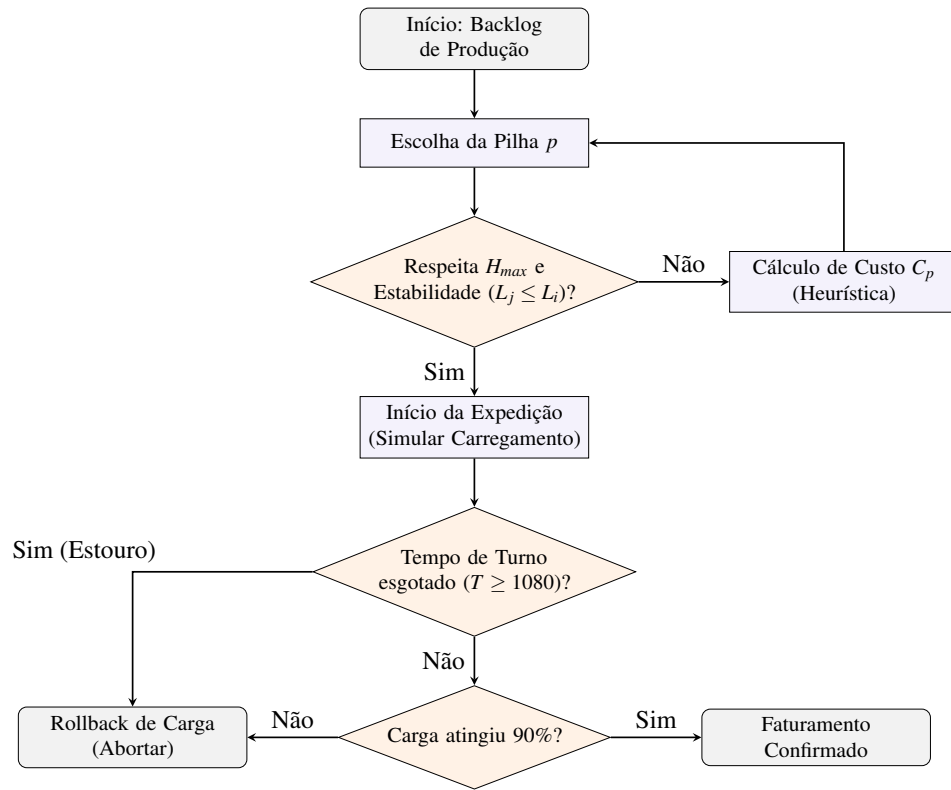
Primeiramente, definem-se os conjuntos que delimitam o escopo do modelo:

- $I = \{1, 2, \dots, n\}$: Conjunto de chapas de aço presentes no *backlog* de produção.
- $P = \{1, 2, \dots, m\}$: Conjunto de pilhas físicas disponíveis no pátio.
- $V = \{1, 2, \dots, k\}$: Conjunto de veículos (caminhões) programados para a expedição no turno.

Os parâmetros que regem o comportamento das entidades são descritos a seguir:

- W_i : Peso da chapa i (toneladas).
- L_i : Comprimento nominal da chapa i (parâmetro de estabilidade).
- Cap_v : Capacidade máxima de carga do veículo v (toneladas).
- H_{max} : Altura máxima permitida para qualquer pilha $p \in P$.

Figura 6 – Diagrama de fluxo: do recebimento à validação de saída.



Fonte: elaborado pelo autor.

- T : Horizonte temporal total do turno (1080 minutos).
- t_c, t_m, t_r : Tempos unitários de carregamento, movimentação e remanejo, respectivamente.
- N_{rem} : Número total de remanejos executados durante o turno.

As decisões do modelo são representadas pelas seguintes variáveis binárias:

- $x_{ip} = 1$ se a chapa i for alocada na pilha p ; 0 caso contrário.
- $y_{iv} = 1$ se a chapa i for efetivamente embarcada no veículo v ; 0 caso contrário.
- $z_v = 1$ se o veículo v atingir os critérios de saída (90% de ocupação e tempo hábil); 0 caso contrário.

Diferente de modelos puramente financeiros, esta formulação busca o equilíbrio entre eficácia comercial e eficiência operacional. A função objetivo busca maximizar o faturamento e a produtividade, enquanto minimiza o esforço logístico, sendo expressa por:

$$\text{Max } Z = \alpha \left(\sum_{v \in V} \sum_{i \in I} w_i \cdot y_{iv} \cdot z_v \right) + \beta \left(\sum_{v \in V} z_v \right) - \gamma(N_{rem}) \quad (3.1)$$

Onde os coeficientes α , β e γ representam os pesos de importância atribuídos pelo gestor.

Sujeito à:

$$\sum_{i \in I} h_i x_{ip} \leq H_{max}, \quad \forall p \in P \quad (\text{Capacidade Vertical}) \quad (3.2)$$

Esta restrição garante que a altura total acumulada das placas alocadas em cada pilha não exceda a altura máxima permitida. O parâmetro h_i representa a contribuição individual de altura da placa i , permitindo que o modelo capture as limitações físicas das pilhas de forma mais precisa do que uma simples contagem de placas.

$$L_j \leq L_i, \quad \forall p \in P, \text{ se } j \text{ sucede } i \text{ na pilha } p \quad (\text{Estabilidade}) \quad (3.3)$$

Esta restrição impede que placas maiores sejam colocadas sobre placas de base menores, mantendo a estabilidade mecânica e a segurança da pilha.

$$\sum_{i \in I} W_i \cdot y_{iv} \geq 0,90 \cdot Cap_v \cdot z_v, \quad \forall v \in V \quad (\text{Restrição de Carregamento do Veículo}) \quad (3.4)$$

Esta restrição assegura que o peso total carregado em cada caminhão atinja pelo menos 90% de sua capacidade nominal, garantindo a utilização eficiente dos veículos.

$$\sum_{i \in I} \sum_{v \in V} y_{iv} (t_c + t_m) + N_{rem} \cdot t_r \leq T \quad (\text{Janela de Tempo de 18 Horas}) \quad (3.5)$$

A restrição de Estabilidade (Eq. 3.3) garante que o pátio mantenha uma geometria segura, impedindo que chapas maiores fiquem suspensas sobre bases menores. A restrição de Janela Temporal (Eq. 3.5) é o fator crítico que conecta o faturamento ao esforço operacional: quanto mais remanejos (N_{rem}) são realizados, menos tempo resta para o carregamento produtivo, reduzindo o valor de Z .

O modelo matemático formal representa a estrutura conceitual do problema de decisão, enquanto a solução operacional é obtida por meio de uma heurística construtiva devido à natureza dinâmica e à elevada complexidade computacional do ambiente real.

3.5 Estratégias de Alocação: Prática Atual vs. Heurística Proposta

O modelo contrapõe o cenário logístico atual da empresa a uma nova política de estocagem. A prática em vigor atua de forma puramente reativa, sendo operacionalmente equivalente a uma heurística clássica do tipo *First-Fit*, amplamente conhecida na literatura de problemas de alocação e empilhamento. Nessa abordagem, cada chapa é direcionada para a primeira pilha que satisfaça simultaneamente as restrições físicas mínimas de altura (H_{max}) e estabilidade mecânica ($L_i \leq L_{topo}$), sem considerar impactos futuros sobre remanejamentos, agrupamento por rota ou sincronização com a expedição.

Com foco restrito em liberar rapidamente o recurso de entrada, essa política ignora a afinidade logística entre chapas e eleva progressivamente a entropia do pátio, gerando o chamado “efeito soterramento”. Como consequência, no momento da expedição, a ponte rolante consome grande parte dos 1080 minutos do turno executando remanejos improdutivos (t_r), reduzindo o tempo disponível para carregamento efetivo e aumentando significativamente a taxa de aborto de carga.

Dessa forma, a comparação realizada neste estudo não ocorre apenas entre a heurística proposta e a prática operacional vigente da empresa, mas também entre uma heurística construtiva clássica de referência (*baseline*) e uma heurística inteligente orientada à minimização da entropia logística e maximização do *throughput*.

Em contrapartida, a **Heurística Inteligente** desloca o esforço computacional para a entrada do material, organizando o pátio para facilitar a saída. O algoritmo filtra as pilhas viáveis e seleciona o destino (p^*) minimizando a seguinte Função de Custo Multivariável:

$$C_p = (M \cdot \delta_{rota}) + (w_d \cdot \Delta_{dias}) + (w_v \cdot \delta_{vazia}) + (w_h \cdot H_{atual}) \quad (3.6)$$

A minimização local do custo de posicionamento (C_p) atua diretamente sobre a redução esperada de remanejamentos futuros (N_{rem}), especialmente pela penalização de mistura de rotas e pela desorganização cronológica do pátio. Como N_{rem} impacta de forma restritiva o balanço temporal do turno e, por conseguinte, a função objetivo global de faturamento, a heurística construtiva funciona como um mecanismo indireto de otimização, convertendo decisões locais de alocação em ganhos globais de *throughput*. O funcionamento sistêmico dessa lógica de decisão é formalizado por meio do Algoritmo 1.

Inicialmente, o algoritmo delimita o espaço de soluções viáveis ao varrer o conjunto de pilhas disponíveis (Linhas 2 a 6), filtrando aquelas que respeitam os limites físicos de altura máxima (H_{max}) e a restrição geométrica de largura em relação ao topo ($L_i \leq L_{topo}(p)$) na Linha 3. Caso nenhuma estrutura atenda a tais critérios, o sistema interrompe a execução acusando saturação de capacidade (Linhas 7 a 9).

Uma vez consolidado o subconjunto de pilhas viáveis (P_{viavel}), inicia-se a etapa de avaliação minuciosa de cada alternativa (Linhas 12 a 19). Na Linha 13, calculam-se as variáveis de penalidade de rota (δ_{rota}), cronológica (Δ_{dias}) e físicas (H_{atual} e δ_{vazia}), as quais estruturam a equação de custo calculada na Linha 14. Nesta formulação, a grande penalidade M (Big-M) atua para segregar espacialmente os materiais e induzir a formação de pilhas "monorota", enquanto o peso w_d garante o ordenamento cronológico (First-In, First-Out — FIFO), impedindo o soterramento de cargas com janelas de expedição mais urgentes. Simultaneamente, os coeficientes w_v e w_h equilibram o adensamento físico do pátio. A pilha ótima p^* que minimiza localmente a função descrita é mapeada e atualizada sequencialmente (Linhas 15 a 18), culminando na alocação física da chapa i na Linha 20.

Algoritmo 1: Heurística de Alocação Inteligente com Minimização de Entropia

Require: Chapa entrante i , Conjunto de Pilhas P no pátio

```

1:  $P_{viavel} \leftarrow \emptyset$ 
2: for cada pilha  $p \in P$  do
3:   if  $Altura(p) < H_{max}$  and  $L_i \leq L_{topo}(p)$  then
4:      $P_{viavel} \leftarrow P_{viavel} \cup \{p\}$ 
5:   end if
6: end for
7: if  $P_{viavel} = \emptyset$  then
8:   return "Falha: Pátio sem capacidade"
9: end if
10:  $C_{min} \leftarrow \infty$ 
11:  $p^* \leftarrow null$ 
12: for cada  $p \in P_{viavel}$  do
13:   Calcular penalidade de rota ( $\delta_{rota}$ ), cronológica ( $\Delta_{dias}$ ) e físicas ( $H_{atual}$ ,  $\delta_{vazia}$ )
14:    $C_p \leftarrow (M \cdot \delta_{rota}) + (w_d \cdot \Delta_{dias}) + (w_v \cdot \delta_{vazia}) + (w_h \cdot H_{atual})$ 
15:   if  $C_p < C_{min}$  then
16:      $C_{min} \leftarrow C_p$ 
17:      $p^* \leftarrow p$ 
18:   end if
19: end for
20: Alocar chapa  $i$  na pilha  $p^*$ 

```

A determinação das ordens de magnitude e dos valores definitivos dos pesos da função de custo C_p foi conduzida por meio de um processo de engenharia de consenso, fundamentado na experiência de um comitê de especialistas da empresa. O painel consultado foi composto por: (i) um especialista em Pesquisa Operacional atuante no setor de placas, (ii) o responsável pela área de Logística Integrada e (iii) o gestor da Operação de Expedição.

O objetivo estratégico primordial estabelecido pelo comitê foi a indução estrita de pilhas monorota, minimizando preventivamente a entropia espacial do pátio para mitigar remanejamentos futuros. A partir dessa diretriz, os parâmetros operacionais foram calibrados e fixados conforme descrito a seguir:

PENALIDADE_MISTURA_TOTAL = 100.000: Atua como uma penalidade de grande magnitude (M), projetada para impedir de forma absoluta a mistura de rotas distintas na mesma coluna. Esse valor garante que qualquer pilha que contenha um destino divergente seja sumariamente despriorizada face às alternativas homogêneas.

CUSTO_PILHA_VAZIA = 2.000: Configura um valor intermediário elevado que visa penalizar a abertura desnecessária de novas pilhas. A lógica operacional consiste em forçar o adensamento vertical e o aproveitamento máximo de colunas que já possuam a mesma rota, preservando a área horizontal do pátio.

PESO_DATA_POR_DIA = 50: Representa uma penalidade dinâmica aplicada linearmente para cada dia de inversão cronológica (*soterramento de carga urgente*). Esse peso atua como o mecanismo de subordinação temporal, assegurando que o princípio *First-In, First-Out* (FIFO) seja respeitado quando houver empate de rotas.

PESO_ALTURA = 10: Definido como um peso de menor ordem de magnitude, servindo estritamente como um critério de desempate técnico. Sua função é balancear o nivelamento físico do pátio, direcionando a carga para a pilha de menor altura quando todos os critérios prioritários anteriores forem equivalentes.

Essa hierarquia de valores reflete quantitativamente a política de operação ideal desenhada pela gestão: prioriza-se a segregação por rota, seguida pela otimização do espaço, ordenamento cronológico e, por fim, pelo balanceamento físico da altura das pilhas.

4 Resultados

A avaliação de desempenho da solução proposta estruturou-se em duas etapas metodológicas complementares: a validação conceitual via simulação estocástica em múltiplos cenários controlados no Gêmeo Digital e a validação retroativa utilizando a base de dados históricos reais da Empresa X.

4.1 Concepção do Gêmeo Digital

Para validar o Gêmeo Digital e a heurística proposta, o modelo foi submetido a 18 cenários com 30 replicações independentes cada, totalizando 540 rodadas de simulação. Essa amostragem fundamenta-se no Teorema Central do Limite e nas diretrizes de [Law \(2015\)](#) e [Banks et al. \(2010\)](#) para simulação de eventos discretos. O volume adotado assegura a convergência estatística das médias operacionais, estabiliza a variância dos outputs estocásticos (como tempos de movimentação e taxas de ocupação) e garante intervalos de confiança robustos para as análises comparativas sob os três eixos de estresse detalhados no Quadro 2.

Quadro 2 – Parâmetros de Estresse Operacional para Validação Estocástica

Dimensão do Estresse	Intervalo de Teste	Justificativa e Impacto Operacional
Estresse de Produção	30 a 90 chapas/turno	Representa desde estados de baixa produtividade (causados por paradas de manutenção ou trocas de campanha de laminação) até estados de saturação da linha.
Estresse Logístico	6 a 12 caminhões/turno	Simula restrições de escoamento. O cenário limite inferior representa crises de transporte ou indisponibilidade de frete, testando se o pátio mantém a organização mesmo com baixo giro de estoque.
Estresse de Inventário	700 a 1900 posições ocupadas	Eleva a ocupação física do terminal, aumentando a complexidade geométrica do BRP devido ao menor número de espaços vagos para manobra.

Fonte: elaborado pelo autor.

A partir das dimensões estabelecidas no Quadro 2, refinou-se o delineamento experimental sob a forma de um Planejamento Fatorial Completo ($3 \times 2 \times 3$). O cruzamento entre os três níveis de produção, dois níveis de fluxo logístico e três níveis de ocupação de inventário viabilizou a modelagem de 18 cenários operacionais únicos, cujas parametrizações numéricas, perfis de estresse e lógica de agrupamento encontram-se documentados no **Anexo A**.

Os resultados detalhados na Tabela 2 revelam que a heurística de agrupamento superou o desempenho do operador humano em todos os 18 cenários testados. O incremento médio nas toneladas expedidas variou entre 2,90% (C9) e 6,27% (C2).

No cenário C2, que combina baixa produção com alta disponibilidade de transporte, a heurística atingiu seu pico de eficiência (+6,27% de toneladas). Isso ocorre porque a organização prévia permitiu que a ponte rolante operasse com velocidade máxima na formação de lotes, sem ser interrompida por chapas "enterradas" sob pilhas desordenadas. Mesmo em situações críticas de pátio saturado (C13 a C18), onde o BRP é naturalmente mais severo, a heurística manteve ganhos consistentes acima de 3,1%, provando que a inteligência de alocação compensa a falta de espaço físico.

Tabela 2 – Resultados consolidados dos dezoito cenários operacionais simulados

Cenário	Tons (Op.) $\pm$ IC	Tons (Heu.) $\pm$ IC	Δ Tons (%)	Cams (Op.)	Cams (Heu.)	Δ Rem. (%)
C1	2014,12 $\pm$ 29,38	2111,38 $\pm$ 36,85	+4,83%	57,83	60,70	-1,48%
C2	2068,30 $\pm$ 37,46	2198,04 $\pm$ 38,94	+6,27%	59,97	63,50	-0,56%
C3	1984,19 $\pm$ 35,52	2049,82 $\pm$ 33,36	+3,31%	57,43	59,37	-0,91%
C4	2025,11 $\pm$ 30,54	2108,64 $\pm$ 39,01	+4,12%	58,70	61,30	+0,04%
C5	1950,79 $\pm$ 31,42	2009,43 $\pm$ 35,46	+3,01%	56,53	58,37	-0,21%
C6	2026,44 $\pm$ 32,30	2115,79 $\pm$ 44,65	+4,41%	59,13	61,43	-0,23%
C7	1958,48 $\pm$ 31,61	2052,91 $\pm$ 38,12	+4,82%	56,27	58,97	-0,15%
C8	2034,96 $\pm$ 36,34	2117,41 $\pm$ 39,12	+4,05%	59,13	61,40	-0,64%
C9	1961,91 $\pm$ 34,17	2018,79 $\pm$ 32,93	+2,90%	56,43	57,90	-0,23%
C10	2015,44 $\pm$ 25,79	2108,05 $\pm$ 36,48	+4,59%	58,30	61,07	+0,01%
C11	1946,12 $\pm$ 35,67	2030,99 $\pm$ 31,76	+4,36%	56,00	58,43	+0,43%
C12	2023,45 $\pm$ 31,89	2115,43 $\pm$ 28,52	+4,55%	58,50	61,00	+0,17%
C13	1971,76 $\pm$ 33,11	2055,85 $\pm$ 32,29	+4,26%	56,53	59,00	-0,23%
C14	2041,46 $\pm$ 31,21	2118,74 $\pm$ 32,39	+3,79%	59,03	61,23	-0,05%
C15	1948,28 $\pm$ 30,68	2037,80 $\pm$ 33,98	+4,59%	56,23	58,83	-0,11%
C16	2043,75 $\pm$ 30,70	2116,91 $\pm$ 33,30	+3,58%	59,47	61,80	-0,37%
C17	1960,79 $\pm$ 32,77	2038,06 $\pm$ 38,93	+3,94%	56,37	58,47	-1,10%
C18	2038,81 $\pm$ 31,71	2102,68 $\pm$ 34,96	+3,13%	58,87	60,43	-0,49%

Legenda: Tons = Toneladas totais expedidas; Op. = Prática Atual (Operador Humano); Heu. = Alocação Inteligente (Heurística Customizada); IC = Intervalo de Confiança (95%, $n = 30$); Δ Tons = Ganho percentual em toneladas expedidas; Cams = Média de caminhões totalmente carregados e liberados; Δ Rem. = Variação percentual no número de remanejamentos de chapas realizados pela ponte rolante.

Um achado fundamental deste estudo é a natureza dos remanejos. Enquanto a política atual (Operador) é puramente reativa, a heurística demonstra um comportamento proativo.

Nota-se que em cenários como o C11 e C12, houve um leve incremento no número de remanejos (+0,43% e +0,17%, respectivamente). Contudo, esse aumento de movimentação resultou em ganhos de expedição superiores a 4,3%. Este fenômeno indica que a heurística executa movimentações estratégicas durante períodos de ociosidade da ponte rolante para garantir que, no momento da chegada do caminhão, a carga esteja prontamente disponível. O resultado é um sistema mais resiliente a interrupções externas, como atrasos de veículos ou picos inesperados de produção.

A análise detalhada da frota (colunas Cams Op. e Cams Heu. na Tabela 2) revela que a heurística atua como um catalisador de fluidez logística. No cenário C2, por exemplo, o incremento de quase 4 caminhões extras por turno (de 59,97 para 63,50) representa uma redução direta no tempo de pátio. Sob a ótica da Teoria das Restrições, cada minuto que um caminhão passa a menos dentro da planta é um minuto a mais de disponibilidade de transporte para a cadeia, mitigando o risco de filas na portaria e custos de estadia.

O dado mais revelador, contudo, é a dissociação entre o número de remanejos e o volume expedido. Na operação manual, o aumento da produção costuma levar o operador a um estado de estresse de movimentação, onde ele realiza muitos remanejos apenas para passar o tempo no turno. A heurística inverte essa lógica: em cenários de alta densidade como o C17, ela reduziu os remanejos em 1,10% enquanto aumentou as toneladas em 3,94%. Isso prova que o algoritmo não está apenas trabalhando mais, mas sim melhor, escolhendo posições de estocagem que já preveem o sequenciamento futuro dos veículos.

Para garantir que os ganhos de produtividade observados não decorrem de flutuações aleatórias inerentes à estocasticidade do modelo de simulação, aplicou-se uma análise de Intervalo de Confiança (IC). Considerando um tamanho amostral de $n = 30$ sementes pseudoaleatórias e variâncias populacionais desconhecidas, utilizou-se a distribuição t -Student como distribuidor amostral da média. Sob um nível de significância de $\alpha = 0,05$ (95% de confiança), o quantil crítico bicaudal com $v = n - 1 = 29$ graus de liberdade é definido por:

$$t_{\alpha/2, 29} = t_{0,025; 29} \approx 2,0452 \quad (4.1)$$

O erro padrão da média ($\sigma_{\bar{X}}$) e a margem de erro vertical (E) para cada estimador são formalizados analiticamente por:

$$\sigma_{\bar{X}} = \frac{s}{\sqrt{n}} \implies E = t_{0,025; 29} \cdot \left(\frac{s}{\sqrt{n}} \right) \quad (4.2)$$

Onde s representa o desvio padrão amostral obtido após as 30 replicações independentes do modelo de simulação. Pegando como exemplo o cenário de estresse operacional C_1 , tem-se as estimativas calculadas abaixo:

Dado $\bar{X}_{\text{operador}} = 2014,12$ e $E_{\text{operador}} = 29,38$:

$$IC_{\text{operador}} = \bar{X}_{\text{operador}} \pm E_{\text{operador}}$$

$$IC_{\text{operador}} = 2014,12 \pm 29,38 \implies IC_{\text{operador}} \in [1984,74; 2043,50]$$

Dado $\bar{X}_{\text{heurística}} = 2111,38$ e $E_{\text{heurística}} = 36,85$:

$$IC_{\text{heurística}} = \bar{X}_{\text{heurística}} \pm E_{\text{heurística}}$$

$$IC_{\text{heurística}} = 2111,38 \pm 36,85 \implies IC_{\text{heurística}} \in [2074,53; 2148,23]$$

A hipótese nula de igualdade de performance ($H_0 : \mu_{\text{heurística}} \leq \mu_{\text{operador}}$) é rejeitada de forma estrita dada a verificação da inequação dos limites dos conjuntos intervalares:

$$\max(\text{IC}_{\text{operador}}) < \min(\text{IC}_{\text{heurística}}) \quad (4.3)$$

$$2043,50 < 2074,53 \quad (4.4)$$

A existência do *gap* numérico $\Delta = 2074,53 - 2043,50 = 31,03$ unidades de *throughput* entre os limites internos dos intervalos de confiança prova que:

$$\text{IC}_{\text{operador}} \cap \text{IC}_{\text{heurística}} = \emptyset \quad (4.5)$$

A interseção vazia entre os dois espectros probabilísticos de desempenho demonstra, ao nível de significância de 5%, que o incremento de produtividade gerado pelo algoritmo de alocação inteligente é matematicamente invariante a flutuações aleatórias decorrentes da estocasticidade intrínseca do simulador. Essa interseção vazia se reproduziu nos 18 cenários do GD, validando a heurística e possibilitando a segunda etapa do trabalho com a aplicação dos dados reais.

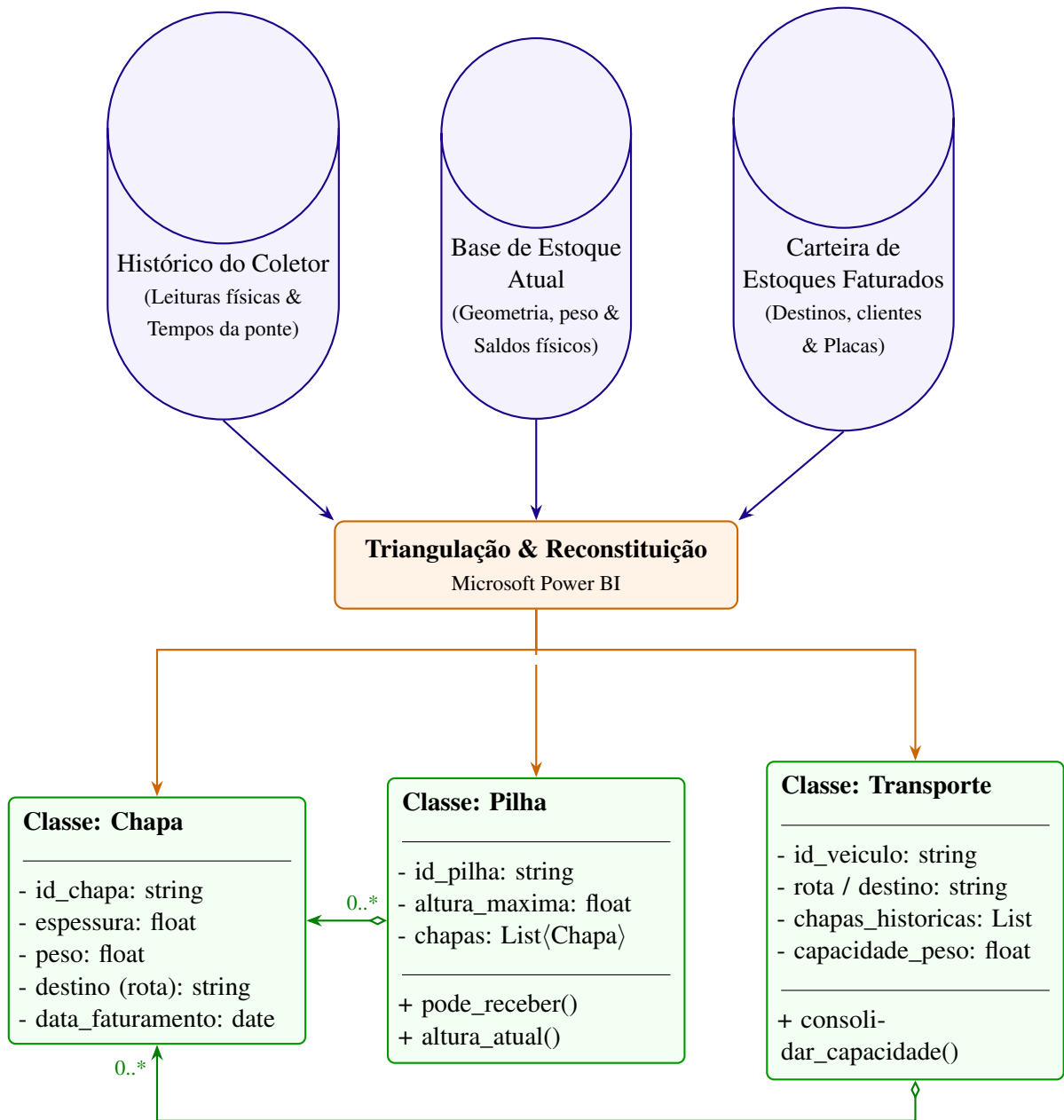
4.2 Validação Retroativa com Dados Históricos Reconstituídos

Após a homologação estatística da lógica do algoritmo na etapa estocástica, a segunda fase do estudo consistiu na execução de uma simulação retroativa. O objetivo desta etapa foi confrontar o modelo proposto com o comportamento histórico real da operação de expedição da planta siderúrgica no horizonte de 01 a 17 de junho.

Contudo, para viabilizar a inicialização do motor de simulação, fez-se necessária uma etapa de tratamento e saneamento de dados. A base original coletada em campo apresentava uma enorme limitação de integridade, onde identificou-se um problema de inventário onde apenas aproximadamente 30% dos dados possuíam leituras efetuadas de forma correta no aplicativo de coleção da expedição, inviabilizando o rastreamento direto das atualizações das chapas nas pilhas físicas.

Para contornar essa escassez e reconstruir o cenário operacional, desenvolveu-se uma metodologia de triangulação de dados utilizando o *Microsoft Power BI*. O processo consistiu no mapeamento e correlação de chaves primárias e atributos específicos de três sistemas distintos da companhia, convertendo os registros históricos na estrutura lógica de classes demandada pelo simulador. A Figura 7 representa a arquitetura da reconstituição.

Figura 7 – Reconstituição dos dados históricos para simulação.



Fonte: elaborado pelo autor.

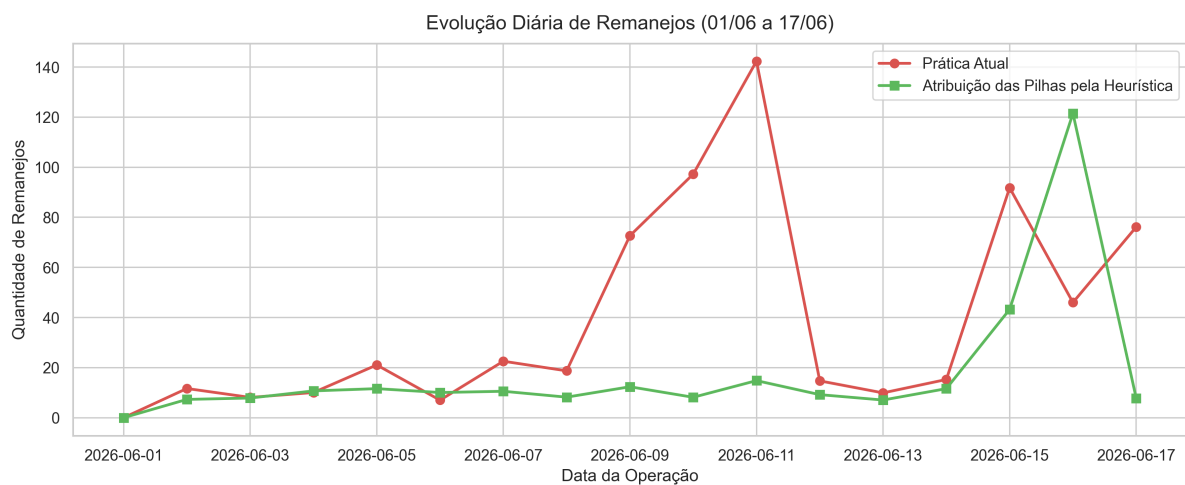
Neste processo, os dados do Coletor de Expedição foram utilizados para capturar os registros históricos de leituras físicas remanescentes e estruturar as marcas temporais de operação da ponte rolante. Esse fluxo forneceu as posições em coordenadas e o sequenciamento bruto de retiradas. A base de estoque atual foi consultada para extrair os saldos físicos vigentes e as dimensões dimensionais brutas das unidades de aço. E finalmente, a carteira de estoques faturados foi fusionada para identificar a destinação comercial e a roteirização de entrega de cada unidade.

O tratamento unificou essas três fontes em um modelo de dados relacional. Na inicialização de cada dia simulado, o algoritmo lia os registros de entrada do pátio reconstituídos no Power BI, instanciando os objetos da classe *Chapa* e alocando-os dinamicamente nas posições físicas correspondentes da classe *Pilha*, espelhando o pátio virtual de partida. Simultaneamente, a demanda de faturamento consolidada no Power BI permitiu estruturar a fila de caminhões da classe *Transporte* agrupados por destino comercial e parametrizados sob o teto legal de capacidade de 25 toneladas. Somente após essa reconstituição é que a simulação de expedição diária era propriamente executada.

4.2.1 Análise Temporal dos Remanejos Diários Ajustados

O indicador de remanejos reflete diretamente o fenômeno do soterramento de carga no pátio físico, mensurando o volume de movimentos ineficientes que a ponte rolante precisa executar para liberar o acesso a uma chapa faturada. A evolução temporal diária comparativa entre a prática real e o modelo proposto é apresentada na Figura 8.

Figura 8 – Evolução Diária de Remanejos no Horizonte de 01/06 a 17/06.



Fonte: elaborado pelo autor.

O comportamento gráfico da curva do modelo atual evidencia picos de instabilidade operacional ao longo dos dias. Esse perfil de dentes de serra é característico de operações siderúrgicas empurradas, onde o pátio é abastecido por conveniência de espaço físico. Como resultado, unidades com datas de faturamento idênticas acabam segregadas em pilhas distintas e obstruídas por materiais de outras rotas, gerando um efeito cascata de remanejos na janela de carregamento.

Em contrapartida, a curva da heurística proposta exibe um perfil de maior estabilidade e atenuação contínua, mantendo o indicador de remanejamentos próximo à linha de base. Esse resultado mostra que a sincronização obtida pela heurística anula a necessidade de desmobilização de pilhas, permitindo que a ponte rolante atue quase que estritamente em ciclos de carregamento direto.

O pico de movimentações observado especificamente no dia 16 decorre de uma disrupção na cadeia de suprimento interna da planta, caracterizada pela interrupção temporária por 24 horas do fluxo de vagões responsáveis pelo transporte de placas até a área de expedição. Essa parada gerou um efeito acumulativo, concentrando o equivalente a dois dias de volume produtivo em uma única janela operacional de recebimento. Na Prática Atual, os operadores contornaram a restrição de espaço alocando as chapas excedentes diretamente sobre o piso do terminal, adjacentes às posições de carregamento, visto que os lotes já se encontravam liberados para faturamento. Essa decisão de campo mitigou a necessidade de empilhamento formal de curto prazo e, conseqüentemente, evitou os remanejamentos na ponte rolante naquele instante.

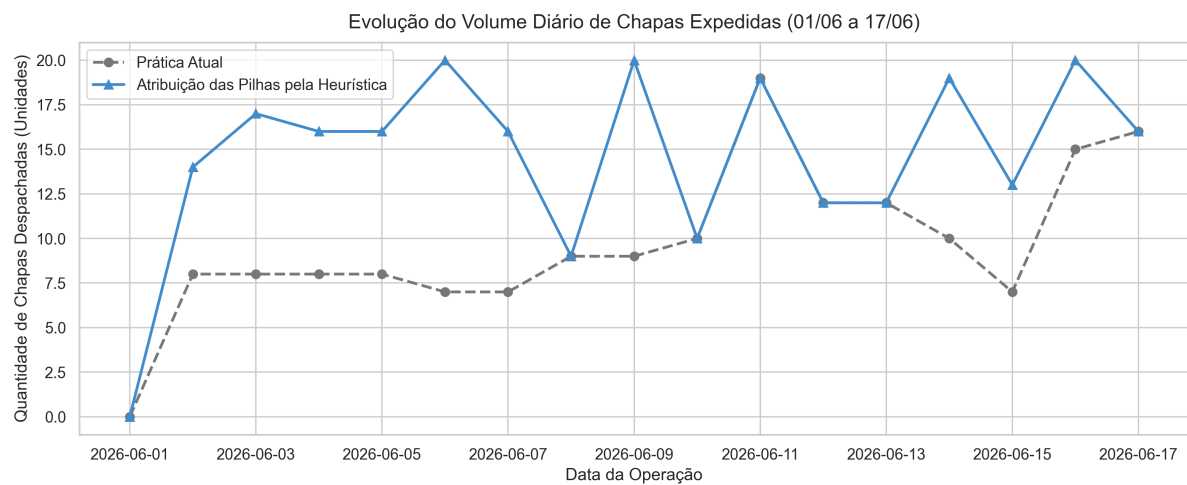
Por outro lado, o Gêmeo Digital operando sob a lógica da heurística proposta seguiu estritamente os protocolos geométricos de ordenação, direcionando a totalidade do volume recebido para as posições regulamentares de armazenagem antes de iniciar os ciclos de expedição. Esse comportamento algorítmico estruturado gerou um acréscimo pontual nas manobras de ordenação, justificando o desvio estatístico verificado no período e evidenciando a sensibilidade do modelo computacional a variações abruptas na taxa de chegada de materiais.

4.2.2 Evolução do Fluxo Diário de Chapas Expedidas

Para assegurar que a redução de movimentos na ponte rolante não representou uma restrição na capacidade de escoamento do terminal, avaliou-se a evolução temporal do *throughput* de saídas físicas. A Figura 9 ilustra a quantidade de chapas de aço efetivamente despachadas em cada cenário na simulação.

A convergência das curvas na Figura 9 valida o balanceamento de fluxo do modelo. Sob a perspectiva da TOC, a ponte rolante é o recurso restritivo de capacidade (gargalo) da expedição siderúrgica. O comportamento temporal idêntico ou superior no volume de chapas expedidas reflete que o algoritmo proposto não penaliza a vazão de saídas; pelo contrário, garante o atendimento integral da demanda programada de faturamento diário operando de forma mais enxuta e ritmada.

Figura 9 – Evolução do Volume Diário de Chapas Expedidas (01/06 a 17/06).

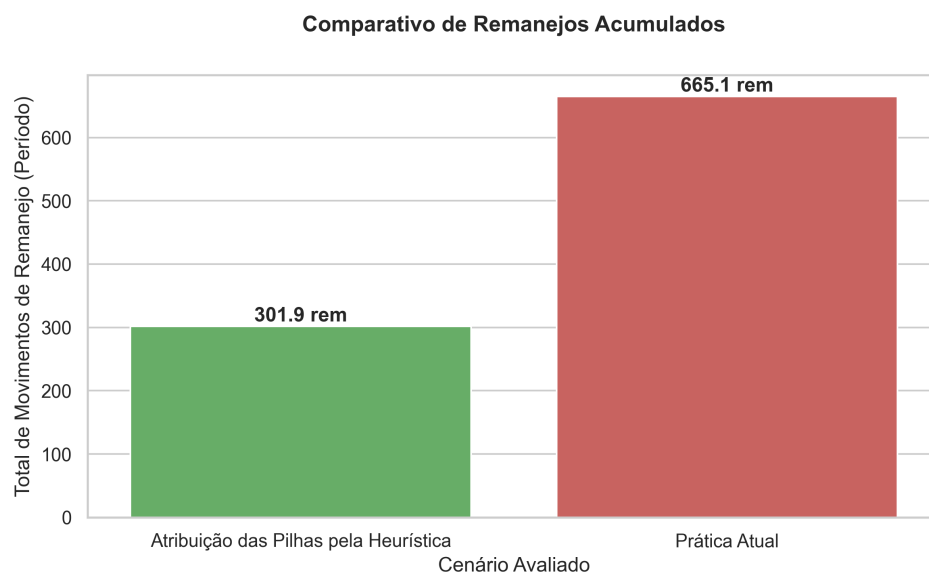


Fonte: elaborado pelo autor.

4.2.3 Impacto Acumulado e Ganho Percentual de Eficiência

O impacto global da proposta logística sobre o estresse operacional do pátio foi quantificado por meio do somatório dos remanejos ajustados ao longo de todo o período de 17 dias. O comparativo volumétrico absoluto e o ganho de eficiência percentual calculado automaticamente pelo algoritmo são ilustrados na Figura 10.

Figura 10 – Comparativo de Remanejos Acumulados no Período.



Fonte: elaborado pelo autor.

Os resultados da simulação retroativa revelam uma redução de movimentos improdutivos no período, onde o cenário histórico acumulou um volume de remanejos devido à desorganização física, enquanto o modelo proposto atingiu um patamar menor. A diferença entre os dois cenários representa uma eliminação de movimentos redundantes da ponte rolante. Esse ganho de eficiência logística justifica a viabilidade de implantação da proposta a partir de três pilares de sustentação industrial:

1. **Desbloqueio de Capacidade do Gargalo:** A eliminação de ciclos de remanejo converte tempo perdido do equipamento em tempo disponível para expedição, reduzindo o *lead time* total de permanência dos veículos na planta.
2. **Aumento do Ciclo de Vida do Ativo:** Menores taxas de aceleração, frenagem e içamento redundantes reduzem diretamente os custos com manutenção corretiva eletromecânica nos motores e cabos da ponte rolante.
3. **Mitigação de Riscos Operacionais:** A redução de movimentos desnecessários de cargas suspensas de grande porte melhora o índice de segurança operacional em conformidade com as diretrizes de gerenciamento de riscos de pátios.

5 Considerações Finais

O desenvolvimento e a validação do Gêmeo Digital embasado em Simulação de Eventos Discretos cumpriram o objetivo geral deste trabalho ao fornecer uma proposta para otimizar o fluxo de expedição no pátio logístico da Empresa X. A modelagem computacional detalhou a dinâmica de movimentação da ponte rolante e o impacto temporal do problema de remanejamento de blocos no faturamento do ecossistema, preenchendo a lacuna identificada no mapeamento do processo.

No que tange ao objetivo específico de diagnosticar a operação real, a etapa de avaliação da prática atual constatou que o método de alocação de itens orientado ao menor esforço imediato resulta em entropia crescente do pátio. O armazenamento de peças com rotas de destino divergentes em uma mesma coordenada de pilha gera o soterramento de chapas de alta prioridade. Na fase de expedição, a extração de uma chapa de base exige a execução de remanejamentos sequenciais das chapas de topo, consumindo ciclos cronológicos da ponte rolante. Esse consumo ineficiente do tempo do equipamento restringe a taxa de carregamento de veículos e atua como o principal gargalo ao escoamento de materiais dentro da janela do turno.

O objetivo de propor uma solução algorítmica para mitigar esse gargalo foi alcançado por meio da introdução da heurística de alocação. O algoritmo reestrutura a logística de recebimento ao agrupar os itens por rota de destino diretamente na fase de entrada de estoque, respeitando a restrição de capacidade de atendimento da frota. Esse ordenamento espacial da geometria do pátio previne o soterramento de chapas e mitiga as movimentações que não agregam valor ao processo. O tempo de ciclo da ponte rolante é integralmente redirecionado para o carregamento produtivo, convertendo eficiência cronológica em elevação do *throughput* em toneladas e expansão do faturamento.

Por fim, o objetivo de testar a robustez do modelo sob condições críticas foi atendido pelas simulações fatoriais, as quais evidenciaram a consistência da abordagem proposta nos 18 cenários de estresse avaliados. O incremento no *throughput* de toneladas expedidas atingiu até 6,27%, com ganhos estatisticamente significativos respaldados pelos intervalos de confiança calculados via Teorema Central do Limite. Os resultados demonstram que a otimização do fluxo logístico é exequível sem o aporte de investimentos em bens de capital, consolidando o Gêmeo Digital como um ativo tecnológico e metodológico fundamental para a tomada de decisão em engenharia de produção.

5.1 Trabalhos Futuros

A arquitetura do código construído fornece a base metodológica para o escalonamento do modelo. Como desdobramentos de pesquisa e aprimoramento do GD, sugerem-se as seguintes pautas de desenvolvimento:

Automatização da Coleta: Implementação de arquiteturas de Internet das Coisas (IoT), tais como sensores de Identificação por Radiofrequência (RFID) ou sistemas de visão computacional, para o rastreamento autônomo da movimentação de materiais na baía.

Integração Sistêmica: Acoplamento dos *scripts* em Python aos bancos de dados dos sistemas ERP (*Enterprise Resource Planning*) e MES (*Manufacturing Execution System*) da planta siderúrgica via protocolos de API (*Application Programming Interface*).

Desenvolvimento da Aplicação: Transição do modelo computacional atual para um Sistema de Apoio à Decisão (SAD) provido por uma interface do AppSheet.

Estocasticidade de Frota de Transporte: Implementação de distribuições de probabilidade para a modelagem dos intervalos de tempo entre a chegada de veículos nas docas da planta. A inserção de variabilidade de transporte e de flutuação de capacidade de carga da frota aprimorará o teste de estresse do parâmetro de despacho de 90%, avaliando o comportamento da fila de caminhões em cenários de sazonalidade.

5.2 Trabalhos e Publicações Geradas

O trabalho gerou um artigo que foi submetido ao LVIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO - 2026). O artigo ainda está em análise da comissão avaliadora e a previsão de apresentação no evento é de 28 de setembro à 01 de outubro de 2026 em Belo Horizonte - MG.

A partir da validação da heurística, continuarei no desenvolvimento da aplicação com uma interface integrada na expedição logística da Empresa X como parte da minha atividade laboral.

Referências

- AHMED, Z. Y.; T'JOLLYN, I.; LECOMPTE, S.; SCHOONJANS, T.; DEMEESTER, T.; BEYNE, W.; RAAD, T. D.; PAEPE, M. D. A truncated transient slab model for a reheating furnace. **Heat Transfer Engineering**, Taylor & Francis, v. 45, n. 11, p. 993–1010, 2024. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/01457632.2023.2234768>>. Acesso em: 18 jun. 2026.
- ASSIMI, H.; KOCH, B.; GARCIA, C.; WAGNER, M.; NEUMANN, F. **Modelling and optimization of run-of-mine stockpile recovery**. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2021. 450–458 p. (SAC '21). Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/3412841.3442084>>. Acesso em: 24 jun. 2026.
- BANKS, J.; CARSON, J. S.; NELSON, B. L.; NICOL, D. M. **Discrete-Event System Simulation**. 5. ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson, 2010. ISBN 9780136062127.
- BERGHE, G. V.; WAUTERS, T. **Heuristics, metaheuristics and matheuristics**. NUMA Research Unit, KU Leuven, 2021. Disponível em: <<https://wms.cs.kuleuven.be/groups/NUMA/research/heuristics-metaheuristics-and-matheuristics>>. Acesso em: 24 jun. 2026.
- BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. Operations management research methodologies using quantitative modeling. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 22, n. 2, p. 241–264, 2002. Disponível em: <<https://doi.org/10.1108/01443570210414338>>. Acesso em: 11 jul. 2026.
- BOSCHERT, S.; ROSEN, R. Digital twin—the simulation aspect. In: _____. **Mechatronic Futures: Challenges and Solutions for Mechatronic Systems and their Designers**. Cham: Springer International Publishing, 2016. p. 59–74. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-32156-1_5>. Acesso em: 18 jun. 2026.
- BREUSS, S.; LÖFFLER, S.; HOFSTEDT, P. A hybrid constraint- and search-based approach on the stockyard planning problem. In: **Proceedings of the 21st International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO 2024)**. Porto, Portugal: SciTePress, 2024. p. 113–125. Disponível em: <<https://www.scitepress.org/Papers/2024/129950/129950.pdf>>. Acesso em: 18 jun. 2026.
- CASERTA, M.; SCHWARZE, S.; VOSS, S. A mathematical formulation and complexity considerations for the blocks relocation problem. **European Journal of Operational Research**, Elsevier, v. 219, n. 1, p. 96–104, 2012. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.12.039>>. Acesso em: 18 jun. 2026.
- CECILIANO, W. R. A. **Aplicação de um método de simulação-otimização na cadeia produtiva de minérios de ferro**. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (USP), São Paulo, 2007. Disponível em: <<https://teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3148/tde-09012008-160657/>>. Acesso em: 24 jun. 2026.
- COOK, S. A. The complexity of theorem-proving procedures. In: **Proceedings of the Third Annual ACM Symposium on Theory of Computing**. New York, NY: Association for Computing Machinery (ACM), 1971. p. 151–158. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/800157.805047>>. Acesso em: 18 jun. 2026.

DigitalIndustrial. **A Aplicação da Metodologia Heurística na Otimização de Pátios de Minério**. 2023. Disponível em: <<https://digitalindustrial.com.br/a-aplicacao-da-metodologia-heuristica-na-otimizacao-de-patios-de-minerio/>>. Acesso em: 18 jun. 2026.

DONG, Z.; CHE, A.; FENG, J. Mathematical models and heuristics for double-load crane scheduling in slab yards. **European Journal of Operational Research**, Elsevier, v. 324, n. 3, p. 773–786, 2025. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2025.02.036>>. Acesso em: 18 jun. 2026.

FEILLET, D.; PARRAGH, S. N.; TRICOIRE, F. A local-search based heuristic for the unrestricted block relocation problem. **Computers & Operations Research**, Elsevier, v. 108, p. 44–56, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.04.006>>. Acesso em: 18 jun. 2026.

FERNANDES, J. C. M.; REIS, L.; SILVA, S. Application of the RAMI4.0 framework in purchasing and supply management: a case study of a brazilian steel company. **Production**, v. 35, p. e20240101, 2025. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/0103-6513.20240101>>. Acesso em: 18 jun. 2026.

GAREY, M. R.; JOHNSON, D. S. **Computers and intractability: A guide to the theory of NP-completeness**. New York: W. H. Freeman and Company, 1979. Disponível em: <<https://perso.limos.fr/~palafour/PAPERS/PDF/Garey-Johnson79.pdf>>. Acesso em: 23 jun. 2026.

GOLDRATT, E. M.; COX, J. **A Meta: um processo de melhoria contínua**. 2. ed. São Paulo: Educator, 2002.

HSU, H.-P.; WANG, C.-N.; FU, H.-P.; DANG, T.-T. Joint scheduling of yard crane, yard truck, and quay crane for container terminal considering vessel stowage plan: An integrated simulation-based optimization approach. **Mathematics**, v. 9, n. 18, p. 2236, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/math9182236>>. Acesso em: 18 jun. 2026.

IRANSHAHI, K.; BRUN, J.; ARNOLD, T.; SERGI, T.; MÜLLER, U. C. Digital twins: Recent advances and future directions in engineering fields. **Intelligent Systems with Applications**, Elsevier, v. 26, p. 200516, 2025. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.iswa.2025.200516>>. Acesso em: 18 jun. 2026.

IVANOV, D.; GUSIKHIN, O. Supply chain digital twin design and implementation at scale: A case study at the ford motor company and generalizations. **Omega**, v. 139, p. 103447, 2026. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.omega.2025.103447>>. Acesso em: 18 jun. 2026.

KARP, R. M. Reducibility among combinatorial problems. In: **Complexity of computer computations**. Springer, 1972. p. 85–104. Disponível em: <https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4684-2001-2_9>. Acesso em: 18 jun. 2026.

KIM, K. H.; HONG, G.-P. A heuristic rule for relocating blocks. **Computers & Operations Research**, Elsevier, v. 33, n. 4, p. 940–954, 2006. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.cor.2004.08.005>>. Acesso em: 18 jun. 2026.

KUYAMA, S.; TOMIYAMA, S. Optimization technology for crane handling scheduling in a steel manufacturing process. **JFE Technical Report**, n. 21, p. 43–47, 2016. Disponível em: <<https://www.jfe-steel.co.jp/en/research/report/021/pdf/021-27.pdf>>. Acesso em: 18 jun. 2026.

LANCUNA, W. d. M. **Meta-heurísticas GRASP e ILS aplicadas ao problema de localização de instalações indesejadas**. Dissertação (Mestrado) — Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (CEFET-MG), Belo Horizonte, 2020. Disponível em: <<https://sig.cefetmg.br/sigaa/verArquivo?idArquivo=2933495&key=a3a8350a06a32e072348d3cff1cb5eeb>>. Acesso em: 24 jun. 2026.

LAW, A. M. **Simulation Modeling and Analysis**. 5. ed. New York: McGraw-Hill Education, 2015. ISBN 9780073401324.

LEVIN, L. A. Universal sequential search problems. **Problems of Information Transmission**, v. 9, n. 3, p. 265–266, 1973. Disponível em: <<https://www.karlin.mff.cuni.cz/~krajicek/levin.pdf>>. Acesso em: 24 jun. 2026.

LU, C.; ZENG, B.; LIU, S. A study on the block relocation problem: Lower bound derivations and strong formulations. **IEEE Transactions on Automation Science and Engineering**, IEEE, v. 18, n. 4, p. 1545–1560, 2020. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9050635>>. Acesso em: 18 jun. 2026.

LU, X.; ZHANG, Y.; ZHENG, L.; YANG, C.; WANG, J. Integrated inbound and outbound scheduling for coal port: Constraint programming and adaptive local search. **Journal of Marine Science and Engineering**, v. 12, n. 1, p. 124, 2024. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/jmse12010124>>. Acesso em: 18 jun. 2026.

MIGUEL, P. A. C. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. 2. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012. ISBN 9788535248197.

OpenAI. **ChatGPT (versão GPT-4o)**. San Francisco: OpenAI, 2026. Imagem gerada por inteligência artificial (DALL-E 3) a partir de dados/conceitos extraídos do artigo de Iranshahi (2025), mediante o prompt: "Baseado na imagem em anexo, poderia traduzí-la para o português e adaptá-la com melhorias na qualidade dos detalhes, adicionado esquemas na linha do tempo?".

SANTOS, R. F. d.; ALVES, J. M. Proposta de um modelo de gestão da cadeia de suprimentos com o apoio da teoria das restrições. v. 28, ago. 2023. Disponível em: <<https://periodicos.unitau.br/exatas/article/view/3708>>. Acesso em: 23 jun. 2026.

SILVA, J. B. D. d. **Métodos de otimização para o problema de programação de retiradas de contêineres: uma abordagem para a redução de custos de armazenagem e custos de demurrage em uma montadora automotiva**. Dissertação (Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação)) — Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), Joinville, 2025. Disponível em: <<https://repositorio.ufsc.br/handle/123456789/270599>>. Acesso em: 22 jun. 2026.

SOUZA, M. J. F.; PENNA, P. H. V. **Heurísticas Construtivas**. Ouro Preto, MG, 2003. Notas de aula de Inteligência Computacional para Otimização. Disponível em: <<http://www.decom.ufop.br/marcone/Disciplinas/InteligenciaComputacional/Construtivas.pdf>>. Acesso em: 20 jun. 2026.

SYED, M. H. **Numerical Simulation of Induction and Combustion Based Reheat Furnaces**. Tese (Doutorado) — Purdue University Graduate School, West Lafayette, 2024. Disponível em: <<https://doi.org/10.25394/PGS.26524072>>. Acesso em: 18 jun. 2026.

TANG, C. S.; VEELANTURF, L. P. The strategic role of logistics in the industry 4.0 era. **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**, v. 129, p. 1–11, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.tre.2019.06.004>>. Acesso em: 18 jun. 2026.

TANG, L.; ZHAO, J.; LIU, J. Modeling and solution of the joint quay crane and truck scheduling problem. **European Journal of Operational Research**, v. 236, n. 3, p. 978–990, 2014. ISSN 0377-2217. Vehicle Routing and Distribution Logistics. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221713007340>. Acesso em: 23 jun. 2026.

XU, C.; SAND, G.; HARJUNKOSKI, I.; ENGELL, S. An innovative scheduling coordination method for improved productivity and energy efficiency of a large-scale integrated steel plant. In: ELSEVIER. **IFAC Proceedings Volumes**. 2012. v. 45, n. 20, p. 250–255. Disponível em: <https://doi.org/10.3182/20120910-3-JP-4023.00006>. Acesso em: 18 jun. 2026.

ZHAO, G.; LIU, J.; TANG, L.; ZHAO, R.; DONG, Y. Model and heuristic solutions for the multiple double-load crane scheduling problem in slab yards. **IEEE Transactions on Automation Science and Engineering**, IEEE, v. 17, n. 4, p. 1927–1939, 2020. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8892655>. Acesso em: 18 jun. 2026.

ANEXO A – Detalhamento da Matriz de Cenários

Tabela 3 – Matriz de experimentos detalhada dos 18 cenários de simulação

Cenário	Produção (Chapas)	Logística (Caminhões)	Inventário (Posições)	Perfil de Estresse Logístico e Siderúrgico
C01	30	6	700	Operação ociosa, baixo escoamento e pátio livre.
C02	30	6	1.300	Baixa atividade com pátio em ocupação intermediária.
C03	30	6	1.900	Produção baixa sob severa restrição física de área.
C04	30	12	700	Superdimensionamento logístico frente à baixa produção.
C05	30	12	1.300	Escoamento acelerado em pátio com ocupação média.
C06	30	12	1.900	Alta demanda de transporte sobre pátio estaticamente cheio.
C07	60	6	700	Produção regular com restrição severa de escoamento.
C08	60	6	1.300	Acúmulo de estoque intermediário por baixa vazão logística.
C09	60	6	1.900	Escoamento reprimido forçando o limite de armazenamento.
C10	60	12	700	Alta cadência logística com ampla margem para manobra.
C11	60	12	1.300	Equilíbrio operacional estável (Estado Estacionário Padrão).
C12	60	12	1.900	Escoamento sob alta densidade e disputa por posições.
C13	90	6	700	Hipertrofia produtiva com escoamento reprimido em pátio limpo.
C14	90	6	1.300	Pressão de entrada de chapa superando o fluxo de saída.
C15	90	6	1.900	Ponto crítico de saturação por retenção de carga.
C16	90	12	700	Ritmo acelerado de entrada e saída com pátio dinâmico.
C17	90	12	1.300	Alta produtividade sob inventário em transição restritiva.
C18	90	12	1.900	Estresse Máximo Combinado: Limite absoluto de capacidade.

Para fins de avaliação de desempenho, as parametrizações da Tabela 3 subdividem-se logicamente em três macroestratégias de análise experimental:

1. Cenários de Sensibilidade de Espaço (C01 a C06): Mantêm a produção estabilizada no nível mínimo (30 chapas) para isolar o efeito puramente geométrico do inventário (de 700 a 1.900 posições). Permitem analisar o comportamento isolado do BRP e o crescimento de movimentos improdutivos conforme o pátio adensa verticalmente.
2. Cenários de Gargalo de Escoamento (C07 a C09 e C13 a C15): Mapeiam os estados in quais o fluxo logístico é cronicamente insuficiente (6 caminhões) diante de taxas de produção moderadas e elevadas. O foco aqui é testar se a heurística consegue evitar a entropia cronológica das pilhas mesmo quando a taxa de saída está bloqueada.
3. Cenários de Alta Cadência e Saturação (C10 a C12 e C16 a C18): Representam o regime de máxima operação do terminal (12 caminhões). O subbloco final (C16 a C18) submete o Gêmeo Digital à fadiga operacional mais severa, confrontando diretamente a capacidade da heurística em cumprir a regra de negócio dos 90% de peso e a janela de 1080 minutos perante pilhas de 15 a 20 placas.