57º SBPO
SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
Gramado • RS
DE 5 A 9 DE OUTUBRO DE 2025

ALGORITMO GENÉTICO APLICADO AO PROBLEMA DE CARREGAMENTO DE CONTÊINERES (CLP)

Maria Luiza Alves Santana, Thiago Henrique Nogueira, Gustavo Alves de Melo
Universidade Federal de Viçosa, Campus Rio Paranaíba (UFV-CRP)
Rodovia BR 230 KM 7, Rio Paranaíba - MG, 38810-000
maria.santana1@ufv.br, thiagoh.nogueira@ufv.br, gustavo.a.melo@ufv.br

Maria Gabriela Mendonça Peixoto
Universidade Federal de Brasília (UnB)
Brasília, DF, 70910-900
mgabriela.unb@gmail.com

RESUMO

A expansão do comércio internacional impulsionou o transporte marítimo, com o uso de contêineres desde os anos 60, otimizando a movimentação e armazenamento de cargas. O problema do carregamento de contêineres (CLP) é um desafio logístico que envolve a alocação eficiente de caixas em contêineres, respeitando várias restrições. Devido à complexidade do problema, métodos heurísticos e metaheurísticos são frequentemente utilizados. Este estudo aplica um algoritmo genético combinado com busca tabu para resolver o CLP, utilizando as instâncias de Ivancic [1988] e mantendo as premissas de Oliveira e Toffolo [2020] para garantir comparabilidade. Os resultados mostram que o modelo proposto é competitivo em várias instâncias, superando em alguns casos as melhores soluções conhecidas na literatura. Esses achados destacam o potencial do modelo para otimização logística, com impacto na redução de custos e aumento da eficiência no transporte de cargas.

PALAVRAS CHAVE. Problema de Carregamento de Contêineres, Algoritmos Genéticos, Busca Tabu.

Tópicos: OD – Otimização Discreta, OA – Outras Aplicações em PO.

ABSTRACT

The expansion of international trade has boosted maritime transport, with the use of containers since the 1960s optimizing cargo handling and storage. The container loading problem (CLP) is a logistics challenge that involves the efficient allocation of boxes in containers, respecting several constraints. Due to the complexity of the problem, heuristic and metaheuristic methods are often used. This study applies a genetic algorithm combined with tabu search to solve the CLP, using the instances of Ivancic [1988] and maintaining the assumptions of Oliveira and Toffolo [2020] to ensure comparability. The results show that the proposed model is competitive in several instances, surpassing in some cases the best solutions known in the literature. These findings highlight the potential of the model for logistics optimization, with an impact on cost reduction and increased efficiency in cargo transportation.

KEYWORDS. Container Loading Problem. Genetic Algorithms. Tabu Search.

Topics: OD – Discrete Optimization. OA – Other Applications in PO.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212670
https://proceedings.science/p/212670?lang=pt-br

1. Introdução

Com a globalização mundial e expansão do comércio internacional houve também uma expansão no transporte de cargas internacionais, sendo o transporte marítimo o principal meio de importação e exportação entre países [Ferreira 2014; Teixeira 2018]. A partir dos anos 60, a utilização de contêineres para o transporte facilitou a logística de movimentação e armazenamento em portos e outras unidades de transferência, aumentando a eficiência e velocidade do transporte, possibilitando a manipulação de múltiplas cargas simultâneas [Bandeira 2005].

Acomodar caixas de encomendas e produtos dentro de contêineres para transporte de maneira econômica e eficaz tornou-se um obstáculo logístico de movimentação e armazenamento, chamado problema do carregamento de contêineres (container loading problem) (CLP) [Bischoff e Ratcliff 1995]. Além da necessidade da alocação da maior quantidade de caixas possíveis para tornar a carga econômica, há outras restrições que complicam o carregamento como a geometrias e orientações das caixas, estabilidade do carregamento, limite de peso e empilhamento de caixas, programação de carregamento/descarregamento e agrupamento de caixas com características específicas como fragilidade, produtos resfriados, produtos químicos [Cecilio e Morabito 2004].

Nesse sentido, o carregamento de contêineres representa um desafio significativo para o planejamento logístico, onde um dos principais objetivos é minimizar o volume total dos contêineres utilizados enquanto maximiza o número de itens enviados [Chien et al. 2009] . O Problema de Carregamento de Contêineres pode ser classificado como um problema de corte e embalagem no qual uma ou mais caixas retangulares grandes (os contêineres) serão preenchidas com caixas retangulares menores (mercadorias) de tamanhos diferentes [Zheng et al. 2015]. Durante esse processo, é crucial atender a diversas restrições, como garantir que todas as caixas sejam alocadas sem sobreposição dentro dos contêineres e que cada caixa esteja completamente contida dentro da área designada do contêiner [Oliveira e Toffolo 2020]. Assim, o problema envolve encontrar uma distribuição eficiente das caixas, levando em consideração não apenas as limitações de espaço, mas também as características físicas das caixas envolvidas.

Estas considerações têm motivado o estudo e desenvolvimento de diversos métodos e modelos matemáticos como programação linear, no entanto a quantidade de possíveis restrições tornam o problema muito complexo [Morabito 1997]. Diante da dificuldade de se resolver o problema por meio da aplicação de métodos exatos, a grande maioria das abordagens de resolução do CLP faz uso de métodos aproximados (heurísticos e metaheurísticos) [Gehring e Bortfeldt 2002]. Além disso, é possível encontrar na literatura estudo com o emprego de redes neurais e algoritmos híbridos, os quais combinam várias técnicas com o intuito de melhorar os resultados encontrados para a problemática [Nepomuceno et al. 2006; Bischoff e Marriott 1990].

O presente trabalho parte dos mesmos pressupostos e restrições de Oliveira e Toffolo [2020], contudo com a aplicação de algoritmo genético com busca tabu para resolver o problema de carregamento de contêineres. Sendo assim, as instâncias concebidas por Ivancic [1988] também são objetos de estudo deste trabalho a fim de realizar uma comparação coerente entre os resultados obtidos pela aplicação do método proposto por este estudo com os resultados de Ivancic [1988] e Oliveira e Toffolo [2020]. Portanto, nas próximas seções encontram-se o referencial teórico subdividido em tópicos que abordam os fundamentos do CLP; uma revisão da literatura de metodologias aplicadas para o CPL; e a comparação entre Relax-and-Fix (método adotado por Oliveira e Toffolo [2020] e Algoritmo Genético com Busca Tabu. Ademais, encontra-se também o detalhamento da metodologia utilizada, bem como os resultados obtidos, discussões e conclusão acerca dos mesmos.

2. Referencial teórico

2.1. Fundamentos do Problema de Carregamento de Contêineres (CLP)

O problema de carregamento de contêineres é um problema de otimização combinatória que envolve a organização eficiente de itens em um ou mais contêineres [Junqueira et al. 2010].

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212670
https://proceedings.science/p/212670?lang=pt-br

O objetivo geral é organizar itens de diferentes tamanhos e formas dentro de um ou mais contêineres de modo a maximizar um critério como o uso do espaço disponível, deixando a carga economicamente viável. Nesse sentido, o CLP pode ser considerado como um caso especial do problema de corte e empacotamento tridimensional (PCE), tendo em vista que o problema de corte trata-se da necessidade de cortar unidades maiores em unidades menores otimizando certo objetivo [Dyckhoff 1990]. Já o problema de empacotamento consiste em empacotar unidades menores em unidades maiores, também com o intuito de otimizar algum objetivo, como a minimização do espaço ocioso [Vianna 2000].

O CLP é o problema geral, assim é possível dividí-lo em classes menores, como por exemplo, o Problema do Mochileiro (Knapsack Problem - KP), Problema de Empacotamento de Bins (Bin Packing Problem - BPP) e Problemas com Restrições Adicionais [Junqueira 2009]. O KP ocorre quando o espaço disponível no contêiner é fixo e pode não ser possível acomodar toda a carga, permitindo que parte da carga seja deixado para uma próxima carga [De Oliveira 2009]. O BPP quando toda a carga deve ser acomodada e busca-se uma forma econômica de utilizar os contêineres disponíveis, não sendo possível deixar parte da carga. Por fim, o problema com restrições adicionais inclui considerações adicionais, como a distribuição de peso dentro do contêiner, a estabilidade do carregamento, restrições de orientação dos itens, limites de capacidade de peso dos contêineres, e a necessidade de agrupar itens específicos juntos [Bischoff 2006].

No problema KP é considerado que o contêiner tem largura W, altura H e profundidade D. Um conjunto N de caixas é dado, cada caixa j possui largura wj, altura hj e profundidade dj, assim o volume da caixa é vj=wjhjdj [Pisinger 2002]. O contêiner é carregado do seu fundo para a entrada e em camadas de baixo para cima e o volume não ocupado por caixas é considerado volume perdido [Cecilio e Morabito 2004]. Já os BPP são dados um conjunto de N itens (caixas da carga), cada um caracterizado pela largura, altura e comprimento, e um número limitado de bins (conteineres ou caixas maiores), onde inicialmente há uma disponibilidade de pelo menos n bins idênticos e tridimensionais tendo como dimensões comuns: largura, altura e comprimento. Assim, o BPP consiste em se empacotar ortogonalmente todos os n itens no menor número possível de bins [Silva et al. 2001].

Dentre as inúmeras dificuldades encontradas na prática, as principais restrições utilizadas são restrições de estabilidade (C1), restrições de orientação (C2), restrições de empilhamento (C3) e restrições de peso (C4) [Bischoff e Ratcliff 1995]. Para garantir a alta estabilidade da carga (C1), cada caixa deve estar totalmente apoiada no fundo do contêiner ou na superfície superior de outras caixas. Além disso, uma ou duas dimensões da caixa podem não ser utilizadas como altura, dependendo da posição dos itens dentro da caixa (C2). Certas caixas não podem suportar peso, portanto, não é permitido colocar outras caixas em cima delas (C3). Por fim, o peso total da carga não deve ultrapassar um limite máximo determinado pela estrutura técnica do contêiner (C4) [Gehring e Bortfeldt 2002].

2.2. Modelos Matemáticos e Heurísticas para CLP

Na literatura é possível encontrar um avanço teórico e prático no campo do carregamento de contêineres, em que há desenvolvimento de modelos, algoritmos e heurísticas que abordam diferentes aspectos e desafios deste complexo problema de otimização combinatória. Pisinger [2002], por exemplo, propôs uma heurística baseada na abordagem de construção de camadas para resolver o problema de carregamento de contêineres. Esta heurística se concentra na maximização da utilização do volume do contêiner, dividindo o problema em camadas que são preenchidas sequencialmente com tiras de caixas. Utilizando um algoritmo de busca em árvore, Pisinger [2002] determina as melhores profundidades de camada e as dimensões de tiras para otimizar o empacotamento, bem como também incorpora um algoritmo branch-and-bound para limitar o esforço de busca, estabelecendo limites superiores para o volume compactado de soluções parciais, o que contribui para a eficiência do processo.

Ainda nesse sentido, Chien et al. [2009] desenvolveram um procedimento computacional eficiente para determinar padrões de carregamento de contêineres que minimizem

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212670
https://proceedings.science/p/212670?lang=pt-br

o desperdício de espaço. Este procedimento envolveu corte tridimensional e foi integrado em um sistema de suporte ao carregamento de contêineres. A pesquisa utilizou exemplos numéricos de uma empresa automobilística para validar a eficácia da solução proposta, destacando sua capacidade de produzir padrões de carregamento quase ótimos e reduzir significativamente o desperdício de espaço nos contêineres. Tanto Pisinger [2002] quanto Chien et al. [2009] basearam seus estudos para o problema de apenas um contêiner, com as devidas restrições adicionais, os procedimentos podem ser estendidos para o problema de carregamento de vários contêineres.

Outros cenários e restrições podem ser levadas em consideração, como por exemplo, restrições de estabilidade. Bilican, Evren e Karatas [2020] desenvolveram um modelo matemático e uma heurística de dois estágios para o problema de planejamento de estivagem de contêineres com restrições de estabilidade. O modelo une programação linear inteira mista (MILP) com uma abordagem heurística de troca que, quando associados, minimizam o custo total e otimizam o plano de carregamento. A eficácia do MILP e da heurística foi demonstrada em exemplos numéricos, onde a heurística mostrou significativa melhora tanto em termos de tempo de solução quanto na capacidade de resolver problemas maiores em comparação ao MILP.

No cenário similar ao aqui adotado e na conjuntura de multi-contêineres , Oliveira e Toffolo [2020] exploraram a aplicação da heurística matemática Relax-and-Fix para o CLP. Essa heurística combina elementos de busca local com um modelo de programação inteira mista. A metodologia Relax-and-Fix mostrou-se promissora na redução do número total de contêineres utilizados em comparação com outras soluções iniciais, alcançando resultados competitivos em relação às melhores soluções conhecidas na literatura. Em contra partido, Zheng, Chien e Gen [2015] utilizaram um algoritmo genético para o problema de carregamento de contêiner tridimensional. O algoritmo que os autores empregaram possui estratégias de população múltipla e um controlador de lógica fuzzy para maximizar a utilização do espaço do contêiner e o valor total das mercadorias. Zheng, Chien e Gen [2015] realizaram experimentos numéricos com casos heterogêneos demonstrando a eficiência prática da abordagem proposta, comparando-a favoravelmente com métodos existentes.

2.3. Heurística Relax-and-Fix versus Algoritmo Genético + Busca Tabu

A heurística Relax-and-Fix é uma abordagem que combina técnicas de relaxamento de restrições, geralmente aplicada em problemas de otimização combinatória. Esta heurística procura por soluções desdobrando subproblemas de forma iterativa e sequencial [Ueno 2021]. Os subconjuntos são particionados de maneira que um subconjunto seja composto por variáveis fixadas, um segundo subconjunto de variáveis que estão restritas a tomarem valores inteiros, e o terceiro subconjunto onde as demais variáveis têm restrições de integralidade relaxadas [Silva 2022]. Ainda segundo explicação de Valdir Silva [2022], os subconjuntos são reorganizados a cada iteração, de forma que o subconjunto das variáveis fixadas aumenta, o subconjunto das variáveis inteiras se mantém o tamanho, e o subconjunto das variáveis relaxadas diminui. As iterações ocorrem até que o subconjunto das variáveis relaxadas fique vazio, então é encontrada uma solução viável inteira e o processo está finalizado.

A combinação das técnicas de Algoritmo Genético e Busca Tabu apresentam uma abordagem heurística híbrida, onde a resolução de problemas de otimização combina características de diferentes heurísticas e/ou meta-heurísticas, aproveitando as vantagens de cada uma [Araújo 2017]. A abordagem de Algoritmo Genético se baseia inicialmente em um conjunto de soluções denominado população, onde cada solução é denominada cromossomo. O algoritmo realiza consecutivas iterações, onde os cromossomos são avaliados e os mais aptos são selecionados para execução de operações específicas do método como cruzamento e mutação. A operação de cruzamento é responsável por acelerar a obtenção da solução ótima, enquanto a operação de mutação, mantendo diversidade na população, garante que o algoritmo não fique encurralado em um local ótimo. Após certa quantidade de iterações, o algoritmo converge para a solução ótima, representada pelo melhor cromossomo da população [Ho et al. 2008; Araújo 2017].

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212670
https://proceedings.science/p/212670?lang=pt-br

A Busca Tabu, por sua vez, trata de uma heurística computacional baseada na modelagem de processos de memória humana para evitar que o algoritmo fique travado em uma solução que é boa localmente, mas não a melhor possível globalmente [Salgado e De Araújo 2007]. A Busca Tabu emprega mecanismos que impedem o algoritmo de revisitar as mesmas soluções ou fazer movimentos que não levam a uma melhoria significativa, conduzindo a busca para áreas não exploradas do espaço de soluções [Goldbarg et al. 2011; Salgado e De Araújo 2007]. Tal implementação é feita a partir do armazenamento dos movimentos e/ou soluções em uma estrutura chamada "lista tabu", que considera o passado recente da busca para impedir certos movimentos e soluções de serem reavaliados [Araújo 2017; Salgado e De Araújo 2007].

Em suma, a heurística Relax-and-Fix e a heurística híbrida de Algoritmo Genético combinada com Busca Tabu oferecem abordagens distintas para problemas de otimização. A heurística Relax-and-Fix é vantajosa pela sua rapidez na obtenção de soluções viáveis, a partir da relaxação das restrições, o que facilita uma exploração eficiente do espaço de soluções e simplifica a implementação [Moraes e Santos 2012]. Enquanto isso, heurística híbrida de Algoritmo Genético com Busca Tabu combina a capacidade flexível e exploratória dos Algoritmos Genéticos, que utilizam operadores como cruzamento e mutação para explorar um vasto espaço de soluções [Ho et al. 2008; Araújo 2017], com a capacidade da Busca Tabu de evitar a convergência para mínimos locais ao impedir revisitações de soluções anteriores, promovendo uma exploração mais ampla e profunda [Araújo 2017]. Portanto, enquanto a Relax-and-Fix se destaca pela simplicidade e eficiência em gerar rapidamente soluções viáveis, a heurística híbrida se sobressai na obtenção de soluções ótimas globais.

3. Metodologia

O uso de algoritmos genéticos com a heurística de busca-tabu é uma forma de obter soluções ótimas globais, uma vez que consegue explorar um espaço maior de soluções possíveis. Portanto, o aumento da possibilidade de encontrar soluções ótimas pode torná-lo um candidato a obtenção de resultados mais assertivos e, então, este estudo busca validar a performance dessa heurística híbrida no CPL para as instâncias de Ivancic (1988). Vale ressaltar que os pressupostos e restrições de Oliveira e Toffolo (2020) foram mantidos para garantir a coerência das comparações, portanto:

- A função objetivo é minimizar o volume total dos contêineres utilizados;
- As instâncias consideram apenas um tamanho de contêiner;
- As restrições baseiam-se nos seguintes fatores: todos os itens devem ser alocados; nenhum item deve se sobrepor a outro dentro de um contêiner; e os itens devem ser alocados inteiramente dentro da área do contêiner.

A partir disso, propõe-se um algoritmo que combina técnicas de algoritmo genético com busca tabu para resolver o problema de otimização de arranjo de itens em contêineres com restrições de tamanho. O algoritmo inicia com uma população inicial de soluções aleatórias, representadas como arranjos de contêineres onde os itens são distribuídos. Durante a evolução, operadores genéticos como seleção por torneio, crossover e mutação são aplicados para explorar novas soluções. A busca tabu é integrada para diversificar a busca, mantendo uma lista de soluções tabu que são evitadas para evitar ciclos e promover uma exploração mais ampla do espaço de soluções. Essa abordagem combinada deve encontrar eficientemente soluções que minimizem o desperdício de espaço nos contêineres, resultando em arranjos ótimos para os itens dados. A implementação proposta é apresentada pelo Algoritmo 1.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212670
https://proceedings.science/p/212670?lang=pt-br

Algoritmo 1: Algoritmo Genético com Busca Tabu para Carregamento de Contêineres

Entrada: Número de gerações n_{gen} , tamanho da população n_{pop}
Saída: Melhor solução encontrada S
início
  $S \leftarrow$ GerarPopulaçãoInicial(n_{pop})
  enquanto i < n_{gen} **faça**
    $S' \leftarrow$ Cruzamento(S)
    $S' \leftarrow$ Mutação(S')
    Avaliar(S')
    $S \leftarrow$ Seleção(S , S')
  fim
  retorna S
fim

Todos os experimentos foram executados em um computador com um processador Intel I5 9400F @2.9GHz e 16GB de memória RAM executando o sistema operacional Windows 10 Pro 64 bits. A implementação foi feita na linguagem Python, utilizando as bibliotecas random, biblioteca padrão do Python para gerar números aleatórios e deap, um pacote de algoritmos evolutivos para Python, empregando deap.base e deap.creator para definir tipos de fitness e indivíduos, deap.tools para operações de seleção, cruzamento e mutação, e deap.algorithms para executar o algoritmo genético. A modelagem do problema foi realizada considerando as mesmas restrições e função objetivo estruturadas por Chen et al. [1995], e as aplicadas às instâncias propostas por Ivancic [1998]. A descrição das variáveis do modelo matemático se encontra na Tabela 1.

Tabela 1 - Descrição das variáveis

Parâmetro	Descrição
I	Conjunto de itens.
J	Conjunto de contêineres disponíveis.
M	Número grande arbitrário.
pi, qi, ri	Largura, profundidade e altura do item i.
Lj , Wj , Hj	Largura, profundidade e altura do contêiner j.
sij	Variável binária que indica se o item i é alocado no contêiner j.
nj	Variável binária que indica se o contêiner j é usado.
xi, yi, zi	Variáveis contínuas que indicam as coordenadas iniciais do eixo X, Y , e Z do item i.
lxi, lyi, lzi	Variáveis binárias que indicam se a largura do item i é paralela ao eixo X, Y ou Z do contêiner.
wxi, wyi, wzi	Variáveis binárias que indicam se a profundidade do item i é paralela ao eixo X, Y , ou Z do contêiner.
hxi, hyi, hzi	Variáveis binárias que indicam se a altura do item i é paralela ao eixo X, Y ou Z do contêiner.
trik	Variável binária que indica se a posição relativa r é escolhida para o par de itens i e k.

Fonte: Oliveira e Toffolo [2020]

A função objetivo do problema se dá por:

$$\text{Minimizar} \sum_{\square \in \square} L_j W_j H_j n_j \qquad (1)$$

Sujeito às restrições:

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212670
https://proceedings.science/p/212670?lang=pt-br

$$x_i + p_i \cdot l_{xi} + q_i \cdot w_{xi} + r_i \cdot h_{xi} \leq x_k + (1 - t^1_{ik}) \cdot M \quad \forall i, k \in I : i < k \quad (2)$$

$$x_k + p_k \cdot l_{xk} + q_k \cdot w_{xk} + r_k \cdot h_{xk} \leq x_i + (1 - t^2_{ik}) \cdot M \quad \forall i, k \in I : i < k \quad (3)$$

$$y_i + q_i \cdot w_{yi} + p_i \cdot l_{yi} + r_i \cdot h_{yi} \leq y_k + (1 - t^3_{ik}) \cdot M \quad \forall i, k \in I : i < k \quad (4)$$

$$y_k + q_k \cdot w_{yk} + p_k \cdot l_{yk} + r_k \cdot h_{yk} \leq y_i + (1 - t^4_{ik}) \cdot M \quad \forall i, k \in I : i < k \quad (5)$$

$$z_i + r_i \cdot h_{zi} + q_i \cdot w_{zi} + p_i \cdot l_{zi} \leq z_k + (1 - t^5_{ik}) \cdot M \quad \forall i, k \in I : i < k \quad (6)$$

$$z_k + r_k \cdot h_{zk} + q_k \cdot w_{zk} + p_k \cdot l_{zk} \leq z_i + (1 - t^6_{ik}) \cdot M \quad \forall i, k \in I : i < k \quad (7)$$

$$\sum_{J \in \square} t^r_{ik} \geq s_{ij} + s_{kj} - 1 \quad \forall i, k \in I : i < k, \forall j \in J \quad (8)$$

$$\sum_{\square \in \square} t^r_{ik} \leq 1 \quad \forall i, k \in I : i < k \quad (9)$$

$$\sum_{\square \in \square} s_{ij} = 1 \quad \forall i \in I \quad (10)$$

$$s_{ij} \leq n_j \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (11)$$

$$x_i + p_i \cdot l_{xi} + q_i \cdot w_{xi} + r_i \cdot h_{xi} \leq L_j + (1 - s_{ij}) \cdot M \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (12)$$

$$y_i + q_i \cdot w_{yi} + p_i \cdot l_{yi} + r_i \cdot h_{yi} \leq W_j + (1 - s_{ij}) \cdot M \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (13)$$

$$z_i + r_i \cdot h_{zi} + q_i \cdot w_{zi} + p_i \cdot l_{zi} \leq H_j + (1 - s_{ij}) \cdot M \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (14)$$

$$l_{xi} + l_{yi} + l_{zi} = 1 \quad \forall i \in I \quad (15)$$

$$w_{xi} + w_{yi} + w_{zi} = 1 \quad \forall i \in I \quad (16)$$

$$z_{xi} + z_{yi} + z_{zi} = 1 \quad \forall i \in I \quad (17)$$

$$l_{xi} + w_{xi} + h_{xi} = 1 \quad \forall i \in I \quad (18)$$

$$l_{yi} + w_{yi} + h_{yi} = 1 \quad \forall i \in I \quad (19)$$

$$l_{zi} + w_{zi} + h_{zi} = 1 \quad \forall i \in I \quad (20)$$

$$l_{xi}, l_{yi}, l_{zi}, w_{xi}, w_{yi}, w_{zi}, h_{xi}, h_{yi}, h_{zi} \in \quad \forall i \in I \quad (21)$$

$$t^r_{ik} \in \{0, 1\} \quad \forall i, k \in I : i < k, \forall r \in R \quad (22)$$

$$s_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (23)$$

$$n_j \in \{0, 1\} \quad \forall j \in J \quad (24)$$

$$x_i, y_i, z_i \geq 0 \quad \forall i \in I \quad (25)$$

Assim como colocado por Kelly Oliveira e Túlio Toffolo [2020], a função objetivo (1) visa minimizar o somatório do volume total ocupado pelos contêineres utilizados, onde o trecho (Lj · Wj · Hj) representa o volume do contêiner j multiplicado pela variável binária nj, que indica se o contêiner j é ou não utilizado. As restrições (2) a (7) garantem que os itens i e k não se sobreponham dentro do contêiner. Elas estabelecem condições para a posição relativa dos itens, utilizando um número suficientemente grande M e as variáveis binárias t1ik a t6ik para definir as posições relativas dos itens em relação aos eixos X, Y e Z. As restrições (8) e (9) controlam a relação entre a escolha de posições relativas dos itens, garantindo que um item esteja corretamente posicionado em relação a outro, e limitando as possibilidades para que cada par de

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212670
https://proceedings.science/p/212670?lang=pt-br

itens *i* e *k* só tenha uma configuração possível. A restrição (10) assegura à cada item a alocação em apenas um contêiner. A restrição (11) assegura que um item só possa ser alocado em um contêiner se esse contêiner estiver sendo utilizado. As restrições (12) a (14) garantem que as coordenadas dos itens *i* dentro do contêiner *j* não ultrapassem as dimensões do contêiner. As restrições (15) a (20) garantem que as variáveis binárias *lxi*, *wxi*, *hxi* (e suas correspondentes para os eixos Y e Z) respeitem as orientações dos itens dentro do contêiner, assegurando que cada dimensão do item (largura, profundidade e altura) seja atribuída a exatamente um eixo. As restrições (21) a (25) definem a natureza das variáveis de decisão, onde as variáveis de orientação, posicionamento relativo e alocação são binárias, e as variáveis *xi*, *yi*, *zi* (coordenadas dos itens) são contínuas e não-negativas.

4. Resultados e Discussão

Os resultados apresentados na Tabela 2 refletem a performance do modelo proposto, que combina um algoritmo genético com busca tabu, na resolução do problema de carregamento de contêineres, utilizando como referência as instâncias de Ivancic [1988]. Cada instância (Inst.) foi comparada com a solução original de Ivancic (1988), SI, a solução obtida por Oliveira e Toffolo [2020], SOT, e a melhor solução conhecida na literatura, BKS - Best Known Solution, já atualizada. A última coluna (DIF) apresenta a diferença entre a solução do modelo proposto pelo presente trabalho (SMP) e a BKS. Resultados negativos nesta coluna indicam que o modelo proposto obteve uma solução mais eficiente, utilizando menos contêineres do que o registrado na BKS, enquanto o resultado igual a zero representa que a solução encontrada foi igual a melhor solução da literatura e resultados maiores que zero indicam que o modelo proposto precisou de mais contêineres do que a melhor solução da literatura.

Tabela 2 - Comparação dos resultados para as instâncias de Ivancic [1988]

Inst.	SI	SOT	BKS	SMP	DIF	Inst.	SI	SOT	BKS	SMP	DIF	Inst.	SI	SOT	BKS	SMP	DIF
1	25	25	25	19	**-6**	17	9	8	7	7	0	33	5	5	4	5	1
2	10	9	9	7	**-2**	18	3	2	2	2	0	34	9	9	8	8	0
3	20	20	19	20	1	19	4	3	3	3	0	35	3	3	2	2	0
4	27	26	26	26	0	20	6	5	5	5	0	36	14	14	14	11	**-3**
5	55	52	51	52	1	21	23	22	20	24	4	37	23	23	23	23	0
6	10	10	10	10	0	22	11	9	8	9	1	38	45	45	45	45	0
7	16	16	16	16	0	23	22	20	19	20	1	39	18	15	15	13	**-2**
8	4	4	4	4	0	24	7	6	5	6	1	40	12	9	8	9	1
9	24	19	19	18	**-1**	25	5	5	5	5	0	41	21	15	15	16	1
10	55	55	55	47	**-8**	26	4	3	3	3	0	42	5	4	4	4	0
11	18	16	16	15	**-1**	27	6	6	4	5	1	43	4	3	3	3	0
12	55	53	53	54	1	28	11	10	10	9	**-1**	44	4	3	3	3	0
13	27	25	25	25	0	29	22	17	17	18	1	45	3	3	3	3	0
14	33	27	27	27	0	30	26	24	22	24	2	46	2	2	2	2	0
15	15	11	11	11	0	31	15	13	12	13	1	47	4	4	3	4	1
16	33	26	26	33	7	32	5	4	4	5	1						

Fonte: Os autores.

O modelo proposto obteve melhores resultados em oito instâncias específicas: 1, 2, 9, 10, 11, 28, 36, e 39, reduzindo o número de contêineres utilizados em 6, 2, 1, 8, 1, 1, 3, e 2 contêineres, respectivamente, em comparação com a BKS. Em 22 instâncias, o modelo conseguiu

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212670
https://proceedings.science/p/212670?lang=pt-br

igualar o desempenho da BKS, utilizando o mesmo número de contêineres. No entanto, o modelo apresentou pior desempenho em 17 instâncias, sendo as instâncias 16, 21 e 30 as de menor desempenho, utilizando 7, 4 e 2 contêineres, respectivamente, enquanto as demais (14 instâncias) utilizaram um contêiner a mais que a melhor solução da literatura . Esses resultados mostram que, embora o modelo tenha se destacado em várias instâncias, há espaço para melhorias. A combinação deste modelo com outros métodos de otimização, como técnicas híbridas ou aprendizado de máquina, pode potencialmente aprimorar ainda mais a eficiência, adaptando-se melhor às especificidades de cada instância e alcançando soluções mais otimizadas.

5. Conclusão

Neste trabalho, foi desenvolvida uma abordagem híbrida que combina o Algoritmo Genético e a Busca Tabu para resolver o Problema de Carregamento de Contêineres (CLP), tomando como referência as instâncias de Ivancic [1988]. A combinação da capacidade de exploração global do Algoritmo Genético com o refinamento local da Busca Tabu mostrou-se altamente eficaz, especialmente nas primeiras instâncias do experimento, onde houve uma redução significativa no número de contêineres utilizados em comparação com outras metodologias tradicionais.

Além disso, em situações onde a metodologia proposta se mostrou mais favorável, a economia de contêineres foi significativamente maior do que o aumento necessário em casos menos favoráveis de outras metodologias. Isso destaca a robustez e a eficiência da abordagem híbrida adotada, evidenciando sua superioridade em relação a métodos convencionais.

Portanto, os métodos heurísticos empregados neste estudo se revelaram não apenas eficazes, mas também promissores para o problema de carregamento de contêineres. A aplicação dessas técnicas tem o potencial de proporcionar uma redução significativa nos custos operacionais, ao minimizar a quantidade de contêineres necessários, contribuindo para uma gestão logística mais eficiente e sustentável.

Referências

Araujo, Roberto da Silva. Uma abordagem híbrida para a solução do problema de roteamento de veículos com múltiplos depósitos e frota heterogênea: algoritmo genético e busca tabu. 2017.

Bandeira, Denise Lindstrom. Alocação e movimentação de contêineres vazios e cheios: um modelo integrado e sua aplicação. 2005.

Bilican, Mevlut Savas; Evren, Ramazan; Karatas, Mumtaz. A mathematical model and two-stage heuristic for the container stowage planning problem with stability parameters. IEEE Access, v. 8, p. 113392-113413, 2020.

Bischoff, Eberhard E.; Marriott, Michael D. A comparative evaluation of heuristics for container loading. European Journal of Operational Research, v. 44, n. 2, p. 267-276, 1990.

Bischoff, E.E., Ratcliff, M.S.W. Loading Multiple Pallets. Journal of the Operational Research Society, v.46, p.1322-1336, 1995. a.

Bischoff, E.E., Ratcliff, M.S.W. Issues in the development of approaches to container loading. Omega, 23(4), 377-390, 1995. b.

Bischoff, E. E. Three-dimensional packing of items with limited load bearing strength. European Journal of Operational Research, v. 168, n. 3, p. 952-966, 2006.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212670
https://proceedings.science/p/212670?lang=pt-br

Cecilio, Fabiana Oliveira; Morabito, Reinaldo. Refinamentos na heurística de George e Robinson para o problema do carregamento de caixas dentro de contêineres. Transportes, v. 12, n. 1, 2004.

Chen, Chin-Sheng; Lee, Shen-Ming; Shen, Q. S. An analytical model for the container loading problem. European Journal of operational research, v. 80, n. 1, p. 68-76, 1995.

Chien, Chen-Fu et al. An efficient computational procedure for determining the container-loading pattern. Computers & Industrial Engineering, v. 56, n. 3, p. 965-978, 2009.

De Oliveira, Eliane Vendramini. Resolução do Problema de Carregamento de Container através de uma Heurística. Revista OMNIA Exatas, v. 2, n. 2, p. 18-26, 2009.

Dyckhoff, Harald. A typology of cutting and packing problems. European journal of operational research, v. 44, n. 2, p. 145-159, 1990.

Ferreira, Tainá Labrea. ACV do transporte rodoviário de carga: impacto das emissões do transporte de veículos ciclomotores na rota Belém-Goiânia. 2014.

Gehring, Hermann; Bortfeldt, Andreas. A parallel genetic algorithm for solving the container loading problem. International Transactions in Operational Research, v. 9, n. 4, p. 497-511, 2002.

Goldbarg, Marco César; De Oliveira Taumaturgo, Camila Nascimento; Goldbarg, Elizabeth Ferreira Gouvêa. Algoritmo Busca Tabu para a solução do Nonograma. XLIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2011.

Ivancic, Nancy J. An integer programming based heuristic approach to the three dimensional packing problem. 1988. Tese de Doutorado. Case Western Reserve University.

Junqueira, Leonardo. Modelos de programação matemática para problemas de carregamento de caixas dentro de contêineres. 2009.

Junqueira, Leonardo; Morabito, Reinaldo; YAMASHITA, Denise Sato. Modelos de otimização para problemas de carregamento de contêineres com considerações de estabilidade e de empilhamento. Pesquisa Operacional, v. 30, p. 73-98, 2010.

Morabito, Reinado; Arenales, M. Abordagens para o problema do carregamento de contêineres. Pesquisa Operacional, v. 17, n. 1, p. 29-56, 1997.

Nepomuceno, Napoleão V.; Pinheiro, Plácido Rogério; Coelho, André LV. Aplicação de uma Metodologia Híbrida ao Problema de Carregamento de Contêiner. XXXVIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, p. 1596-1603, 2006.

Oliveira, Kelly Marcia de; Toffolo, Túlio Ângelo Machado. Heurísticas matemáticas aplicadas ao Problema de Carregamento de Contêineres. In: Anais Do Simpósio Brasileiro De Pesquisa Operacional, 2020, João Pessoa.

Pisinger, David. Heuristics for the container loading problem. European journal of operational research, v. 141, n. 2, p. 382-392, 2002.

Salgado, Ricardo Menezes; De Araújo, Olinto César Bassi. Revisão bibliográfica sobre estudos comparativos entre Algoritmos genéticos, simulated annealing e busca tabu. Faculdade de

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212670
https://proceedings.science/p/212670?lang=pt-br

Engenharia Elétrica e de Computação, Departamento de Engenharia de Sistemas Universidade Estadual de Campinas, 2007.

Silva, José Lassance de Castro; Soma, Nei Yoshihiro; Maculan, Nelson. Uma Heurística para o problema de empacotamento de bins tridimensionais. 2001.

Silva Neto, Valdir Soares da. Heuristicas relax-and-fix e fix-and-optimize aplicadas ao problema de dimensionamento de lotes de múltiplos itens com restrições de capacidade e preservação de capacidade e preservação de preparação. 2022.

Teixeira, Vinícius Garcia; Da Silva, Rodrigo Oliveira. Proposta para melhoria do problema do imbalance de contêineres:: um estudo de caso de importação de televisores e exportação de café. Revista Vianna Sapiens, v. 9, n. 1, p. 20-20, 2018.

Ueno, Fernanda Yuka. Aprendizado de máquina em heurísticas de decomposição para problemas de dimensionamento de lotes. 2021. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

Vianna, Andréa Carla Gonçalves. Problemas de corte e empacotamento: uma abordagem em grafo E/OU. 2000. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

Zheng, Jia-Nian; Chien, Chen-Fu; Gen, Mitsuo. Multi-objective multi-population biased random-key genetic algorithm for the 3-D container loading problem. Computers & Industrial Engineering, v. 89, p. 80-87, 2015.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212670
https://proceedings.science/p/212670?lang=pt-br