

Better fit e busca tabu: Uma otimização para o apoio ao combate

Mario Viscardi Filho¹, Amarildo Leandro de Castro¹, Edson Luiz França Senne², Angelo Passaro³

¹Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA), São José dos Campos/SP – Brasil

²Universidade Federal de São Paulo (UNIFESP), São José dos Campos/SP – Brasil

Resumo – Este estudo aborda a otimização do carregamento de aeronaves militares, especificamente a aeronave C-105 Amazonas, usada pela Força Aérea Brasileira para ressuprimento aéreo. O Problema de Carregamento de Paletes (PLP), uma variação do Problema de Empacotamento (BPP), é um desafio NP-difícil devido à sua natureza de otimização combinatória com restrições complexas. O estudo propõe um modelo matemático exato para resolver o PLP, mas também sugere uma abordagem heurística como alternativa, devido ao tempo de computação potencialmente longo do modelo exato. A abordagem heurística proposta é uma combinação da heurística Better Fit e da metaheurística Busca Tabu. Os resultados, baseados em dados simulados, mostram que a abordagem heurística é capaz de encontrar soluções próximas ao ótimo na maioria dos casos. O estudo conclui que, embora a solução exata possa fornecer a solução ótima, o uso de uma abordagem heurística pode oferecer uma solução próxima do ótimo em um tempo significativamente menor.

Palavras-chave – Pesquisa Operacional, Problema de Carregamento de Paletes, Método Exato e Heurístico.

I. INTRODUÇÃO

A Aviação de Transporte da Força Aérea Brasileira (FAB) não é apenas uma engrenagem funcional nas complexas máquinas das operações militares; ela é o coração pulsante que vitaliza cada missão, cada estratégia e cada soldado em campo. Em um cenário de combate onde a continuidade das operações está em risco, a Tarefa de Sustentação ao Combate é o que assegura os recursos essenciais para manter ou até mesmo ampliar a capacidade de combate das forças amigas [1]. Uma operação que transcende a mera logística para se tornar uma questão de sobrevivência e eficácia tática.

O C-105 Amazonas, conhecido internacionalmente como CASA-295, é uma aeronave projetada desde a sua concepção para a realização de missões de ressuprimento aéreo. Em um ambiente de combate, cada segundo conta. A eficiência no carregamento de suprimentos pelo C-105 Amazonas é uma questão de vida ou morte, pois reduzir a quantidade de viagens necessárias é reduzir o tempo de voo, e assim minimizar os riscos associados. Afinal, quanto menos tempo uma aeronave passa em um ambiente hostil, menor a probabilidade de ser abatida. Mas o impacto da FAB e suas operações de ressuprimento aéreo vai além dos campos de batalha. Em tempos de paz, essa aviação desempenha um papel importante no atendimento dos interesses estratégicos do Brasil. Exemplo disso a missão

em apoio aos índios Yanomamis, onde suprimentos vitais foram entregues por lançamento de fardo, realizados com a precisão e eficiência do C-105 Amazonas. Nesse ponto, maximizar o carregamento é também uma estratégia de economia.

Essas operações não são apenas missões; são testemunhos da capacidade e da importância da Aviação de Transporte da FAB para a sociedade brasileira como um todo. Em um contexto de guerra, a gestão eficaz da capacidade de carregamento da aeronave pode ser a diferença entre o sucesso e o fracasso de uma missão, tornando o ressuprimento aéreo uma operação de importância vital e que merece uma análise formal com intuito de sua aprimoração.

Neste contexto, os problemas de carregamento de veículos são objetos de estudos frequentes na literatura [2], [3] e se apresentam como uma variação do Problema de Empacotamento, no inglês *Bin Packing Problem* (BPP) [4]. Esses tipos de problemas são tão relevantes que o problema de carregamentos de aeronaves de transporte por meio de paletes foi separado em um contexto próprio, Problema de Carregamento de Paletes *ou Pallets Loading Problem* (PLP)[5], [6]. Esse problema se resume a acomodação do número máximo de carga em um mínimo de paletes e, por consequência, um número mínimo de viagens. Muitos autores abordam a resolução do problema em uma única dimensão [7], no entanto na prática, as restrições podem abranger mais dimensões, as mais comuns são peso e volume [8].

O Problema de Carregamento de Paletes (PLP) é uma variação do problema de empacotamento e é classificado como NP-difícil, tornando sua resolução exata complexa devido à sua natureza de otimização combinatória com restrições [9]. Algoritmos heurísticos, como o Better Fit (BF) [10], têm sido desenvolvidos para resolver o PLP, mas podem ficar presos em ótimos locais. Para superar isso, pesquisadores combinam essas heurísticas com metaheurísticas, buscando aproximar-se da solução ótima global [11].

Um carregamento sem uma metodologia adequada pode resultar em ineficiência, necessitando de mais viagens do que o necessário para atender à demanda proposta. O desafio é desenvolver estratégias que otimizem o carregamento, tornando o transporte aéreo mais eficaz e, no caso da aviação militar, mais seguro. Para tal, este estudo propõe um modelo matemático que visa aprimorar a eficiência no transporte aéreo de suprimentos para as tropas desdobradas em combate, através da aeronave C-105 Amazonas. A abordagem se baseia inicialmente na modelagem de resolução de um Problema Linear Binário (PLB), que permite um resultado ótimo na distribuição de carga em duas dimensões (peso e volume). No entanto,

Mario Viscardi Filho, viscardi@ita.br;

Amarildo Leandro de Castro, leandroaldc@gmail.com;

Edson Luiz França Senne, edson.senne@unesp.br;

Angelo Passaro, angelopassaro@gmail.com.

certos problemas podem ser muito complexos para serem resolvidos em um tempo razoável através do modelo exato, dessa forma esse trabalho oferece como alternativa ao método exato, uma estratégia que oferece boas soluções em uma fração de tempo consideravelmente menor, uma adaptação da heurística BF para duas dimensões combinada com a metaheurística Busca Tabu.

A. Contribuição

Muitos autores [12][6] apresentam o planejamento de cargas para as forças aéreas, no entanto não foi encontrada uma proposta de carregamento de um caso particular, apenas propostas de diferentes heurísticas para a resolução de BPPs.

Fundamentado no Plano Estratégico Militar da Aeronáutica (PMAER) que visa buscar a eficiência na utilização dos recursos disponibilizados [13], este trabalho oferece uma ferramenta para o cumprimento das missões do PAA [14] através da aplicação de um modelo de resolução de BPP para um caso específico.

B. Estrutura do Artigo

Este artigo contém 5 seções. A próxima seção contém a fundamentação do BPP para o contexto das missões mencionadas. A seção III mostra a aplicação do BPP para apoio aos PEFs. Os resultados serão apresentados na seção IV e discutidos na seção V. A seção VI encerrará este artigo com as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

II. REVISÃO DE LITERATURA

O Problema de Empacotamento ou *Bin-Packing Problem* (BPP) aparecem em diversas aplicações reais na otimização de carregamento de veículos. O Problema de Carregamento de Paletes (PLP) foi inicialmente projetado para auxiliar a Força Aérea Americana no aumento da eficiência do transporte de material, Carlo et al. [5] apresenta o problema como a acomodação do número máximo de carga em um número mínimo de aeronaves possível. O objetivo do problema é criar uma estratégia de carregamento de paletes que contenha o máximo de caixas possível, dados os seus diferentes tamanhos e pesos.

Por ser derivado do BPP, o PLP é também um problema NP-difícil, o que significa que não existe um algoritmo conhecido que possa resolvê-lo para todos os casos. Como resultado, muitas abordagens para resolver esses problemas envolvem o uso de algoritmos de aproximação ou heurísticas, que fornecem soluções boas, mas não necessariamente ótimas.

Por sua vez os algoritmos gulosos são uma abordagem para resolver problemas de otimização que tomam a decisão que parece ser a melhor no momento, com a esperança de que essas decisões locais levem a uma solução global ótima. Johnson [15] apresentou dois algoritmos gulosos notáveis para o BPP, o *First Fit* e *Best Fit*. Posteriormente, suas variações que ordenam os itens de maneira decrescente antes de processá-los se apresentaram ainda melhor [16].

Bhatia e Hazra [10] apresentam uma nova heurística gulosa para os problemas de empacotamento unidimensional chamada *Better-Fit* (BF). A diferença está basicamente em uma fase de avaliação onde é realizada uma permutação dos itens para tentar melhorar a sua

alocação permitindo uma possível diminuição na quantidade de *bins* utilizados. A ideia por trás dessa fase é tentar melhorar a eficiência do preenchimento dos *bins*. O Pseudo-código do BF pode ser visualizado na Fig. 1.

Munien et al [11] apontam que essa heurística pode produzir soluções quase ótimas para um problema de empacotamento unidimensional. Complementa ainda que se utilizada em conjunto a um outro método de metaheurística, é capaz de quase sempre escapar de ótimos locais e atingir os resultados ótimos globais, independentemente da capacidade e do número de itens.

```

Prodecure betterfit(nestobject)
theobject ← nextobject;
extraobject ← false;
while [not extraobject] do
    for j=1 to z do
        /* each bin Bj of the z bins in the current solution */
        replaced ← false;
        for k= 1 to |Bj| do
            /* |Bj| is the number of objects in the bin Bj */
            if (theobject fills Bj better
                than object ok) then
                replace object ok
                theobject ← ok;
                replaced ← true;
                break;
            end if
        end for
        if (replaced) break;
    end for
if (all the bins have been tried) extraobject = true;
end while
betterfit(theobject)
    *pack 'theobject' with the best-fit heuristic
    
```

Fig. 1. Pseudocódigo do Better Fit

Metaheurísticas são estratégias de otimização que buscam soluções eficientes para problemas complexos, equilibrando a diversificação (exploração de novas áreas do espaço de soluções) e a intensificação (foco em áreas de alta qualidade já descobertas) [17]. Essa abordagem inteligente de busca permite a exploração abrangente do espaço de soluções, ao mesmo tempo que se concentra em áreas promissoras, registrando as melhores soluções encontradas para futuras referências.

A Busca Tabu, ou Tabu Search (TS), é uma metaheurística que utiliza uma estratégia de memória para explorar eficientemente o espaço de busca, evitando a revisitação de soluções já exploradas. Essa estratégia é implementada por meio de uma "lista tabu", que registra as movimentações mais recentes na busca. Movimentos que reverteriam essas alterações recentes são classificados como "tabus" e, portanto, são evitados, o que permite a exploração de novas regiões do espaço de soluções [18].

A relação entre o problema de empacotamento e o algoritmo de TS são tão próximos que alguns autores realizam uma pesquisa sobre a caracterização formal desta relação para facilitar a análise e a compreensão do fenômeno [6].

III. DADOS DE ENTRADA

Para a implementação da metodologia, foram simulados e organizados dados em 12 listas distintas, cada

uma contendo 300 itens. Os pesos e volumes desses itens foram estimados com base em informações fornecidas pelos operadores da aeronave C-105 da Força Aérea Brasileira (FAB). Essas informações foram coletadas durante viagens de apoio às tropas localizadas em terrenos de difícil acesso por vias terrestres, que receberam os itens por meio de reabastecimento aéreo. As listas foram elaboradas em três tipos, levando em consideração a granulação dos itens, apresentados na Tabela I.

TABELA 1: Média e Desvio padrão das granulações

Granulação	Peso (Kg)		Volume (m ³)	
	Média	Desv. Padrão	Média	Desv. Padrão
Pequena	233	127,93	0,161	0,13
Média	519	261,04	0,683	0,44
Grande	735	388,18	2,136	1,77

Neste estudo será utilizada a aeronave C-105 Amazonas para transporte dos itens constantes nas listas. Os recipientes serão os paletes de 2,74 m por 2,24 m, com uma altura máxima de carga de 1,5 m, pois deve ser acomodado também o paraquedas de lançamento da carga. A aeronave suporta o transporte de 5 paletes desse perfil [19]. Esta distribuição equitativa do peso assegura a estabilidade aerodinâmica da aeronave no voo e, adicionalmente, é vantajosa para algoritmos de otimização. Mantendo às restrições de peso máximo da aeronave, essa distribuição permite maximizar a utilização do espaço volumétrico disponível, acelerando assim a identificação de soluções eficientes [20].

Na aviação, o peso disponível para carregamento é determinado pela quantidade de combustível necessária para uma rota específica. Portanto, assumimos um abastecimento que limita a capacidade máxima de transporte do C-105 a 7000 kg. As restrições para o PLP são baseadas no tamanho do palete e na capacidade de carga da aeronave, com um volume máximo permitido de 9,2 m³ por palete. Estabelecemos um limite de peso de 1.400 kg por palete, que é o resultado da divisão da capacidade total de carga da aeronave (7.000 kg) pelo número máximo de paletes que podem ser transportados.

IV. METODOLOGIA

O modelo proposto para otimização do carregamento nas aeronaves C-105 é dividido em duas fases. Primeiro, o objetivo é minimizar a quantidade de paletes dada uma distribuição de carga. Dado que cada aeronave comporta o transporte de 5 paletes, a segunda fase é a divisão da resposta por 5 para a sua melhor eficiência na distribuição das viagens, sendo que esse resultado será arredondado para cima, tendo em vista que um valor decimal exigirá o esforço de mais uma aeronave.

São apresentadas duas estratégias para a resolução do problema. A primeira é um método exato. A segunda um modelo aproximado composto por dois procedimentos: uma heurística de construção gulosa seguido por uma metaheurística de busca local. Uma integração de métodos para aumento da qualidade na resposta.

A. Método Exato

O problema em questão apresenta como restrições as variáveis peso e volume, que o classifica como um problema bidimensional. A formulação matemática do modelo exato para um PLP bidimensional pode ser representada por [18], [21]:

Função Objetivo:

$$\text{Minimizar } \sum_{j=1}^n y_j \quad (1)$$

Sujeito à:

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} w_i \leq C y_j, \forall j \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} v_i \leq V y_j, \forall j \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, \forall i \quad (4)$$

$$y_i \text{ e } x_{ij}, \text{ binários} \quad (5)$$

A notação utilizada para o modelo matemático do PLIB é definida por uma série de variáveis e parâmetros. A função objetivo, Z, busca minimizar a quantidade de paletes necessários para acomodar todas as cargas. Temos m cargas a serem alocadas em cada palete e n paletes a serem carregados. Cada carga é representada pelo índice i (1, 2, 3, ..., m) e cada palete pelo índice j (1, 2, 3, ..., n). A variável x_{ij} indica se a carga i é alocada no palete j. Além disso, w_i e v_i representam o peso e o volume da carga i, respectivamente. A variável y_j indica se o palete j está sendo usado, enquanto $C y_j$ e $V y_j$ representam a disponibilidade de peso e volume para carregamento em um palete j, respectivamente.

O modelo utiliza variáveis binárias x_{ij} representando cada carga a ser transportada em cada palete, bem como, y_j representa se o palete será carregado ou não. A variável $x_{ij} = 1$ representa a carga i que será transportada no palete j; $x_{ij} = 0$, caso contrário. A variável $y_j = 1$ representa o palete j que recebe carga para transporte; caso contrário, $y_j = 0$, ou seja, o palete não será necessário.

Uma vez estabelecida a quantidade de paletes a serem utilizados, a próxima definição é a quantidade de viagens, o que é a divisão do total de paletes por 5, com arredondamento para o valor superior, uma vez que cada aeronave é capaz de carregar no máximo 5 paletes.

O algoritmo exato terá como limite de tempo para o seu processamento computacional o valor de 3600 segundos (60 minutos).

B. Método Heurístico

A metodologia aplicada neste estudo é uma abordagem dupla que envolve o uso da heurística BF, seguida pela aplicação da metaheurística TS, tendo em vista o aumento da eficiência na resposta quando em métodos híbridos.

O modelo aproximado na sua primeira fase aplica a heurística BF adaptada. Esta fase começa com a ordenação dos itens em ordem decrescente por um dos critérios de restrição, por exemplo o peso, o que garante que os itens mais pesados sejam alocados primeiro. A alocação é realizada através de um loop iterativo, onde cada item é tentativamente alocado no primeiro palete que tem capacidade para acomodá-lo, considerando tanto o peso

quanto o volume do item. Caso nenhum palete existente possa acomodar o item, um novo paleta é criado. Ao final ainda é verificada a possibilidade de troca de itens para uma acomodação que permita diminuir ainda mais a quantidade de paletes necessários. Vale ressaltar que a distribuição poderia ser feita da mesma forma optando pelo volume ao invés do peso.

```

1. Seja itens {a lista de itens};
2. Seja capacidade_peso_bin {capacidade do peso de cada bin}
3. Seja capacidade_volume_bin {capacidade de volume de cada bin};
4. bins ← ∅;
5. peso_bins ← ∅;
6. volume_bins ← ∅;
7. Para cada item em itens faça
8. melhor_bin ← -1;
9. melhor_residual ← ∞;
10. melhor_substituido ← ∅;
11. Para i de 1 até o comprimento de bins faça
12. se peso_itembin ≤ pesos_bins[i] e volume_item ≤ volume_bins[i] então
13. Para cada j em bins[i] faça
14. e peso_itembin > peso[j] e volume_item > volume_bins e
    [pesos_bins[i] - volume_item + volume[j]] <
    valor_residual então
    valor_residual ← peso_bins[i] - peso_item + peso[j];
    melhor_bin ← i;
    item_substituido ← j;
15. se melhor_bin ≠ -1 então
    bins[melhorbin] ← adicionar item a bins[melhor_bin] substituindo itens_substituido;
16. pesos_bins[melhorbin] ← melhor_residual;
17. volumes_bins[melhorbin] ← melhor_residual;
18. se item_substituido ≠ ∅ então
19. bins ← adicionar item_substituido a bins;
20. pesos_bins ← adicionar [capacidade_peso_bin - peso_item_substituido] a pesos_bins;
21. volumes_bins ← adicionar [capacidade_volume_bin - volumes_item_substituido] a volumes_bins;
22. senão
23. bins ← adicionar item a bins;
24. pesos_bins ← adicionar [capacidade_peso_bin - peso_ite] a pesos_bins;
25. volumes_bins ← adicionar [capacidade_volume_bin - volumes_ite] a volumes_bins;
26. Retornar lista [bins = bins, pesos_bins = pesos_bins, volumes_bins = volumes_bins;
27. Fim BF
    
```

Fig. 2. Pseudocódigo do Better Fit Bidimensional

Na Figura 2 pode ser visualizado o pseudocódigo utilizado para a resolução do problema proposto. Trata-se de uma adaptação por estes autores da heurística do BF para duas dimensões, visto que em sua forma original foi concebido para atender apenas problemas de uma dimensão.

A segunda fase envolve a implementação da meta-heurística TS. Esta fase começa com a solução inicial obtida da heurística BF. O pseudocódigo da TS é apresentado na Figura 3.

A TS gera um conjunto de soluções vizinhas e seleciona a melhor que não esteja na lista tabu. Se a nova solução for melhor que a melhor solução conhecida, a resposta é atualizada. A lista tabu é então atualizada, adicionando a nova solução e removendo a mais antiga se a lista exceder

seu tamanho máximo. A TS continua por um número pré-determinado de iterações ou até que um critério de parada seja atendido. Ao final, apresenta-se a melhor solução.

```

1. Seja S0 solução inicial;
2. s* ← s0; {Melhor solução obtida até então}
3. Iter ← 0; {Contador do número de iterações}
4. MelhorIter ← 0; {Iteração mais recente que forneceu s*}
5. Seja BTmax o número máximo de iterações sem melhora em s*;
6. T ← ∅; {Lista Tabu}
7. Inicialize a função de aspiração A;
8. enquanto (Iter - MelhorIter ≤ BTMax) faça
9. Iter ← Iter + 1;
10. Seja s' ← s ⊕ m o melhor elemento de V ∈ N(s) tal que o movimento m não seja tabu (m ∉ T) ou s' atenda a condição de aspiração (f(s') < A(f(s)));
11. Atualize a Lista Tabu T;
12. s* ← s';
13. se f(s) < f(s*) então
14. s* ← s;
15. MelhorIter ← Iter;
16. fim-se
17. Atualize a função de aspiração A;
18. fim-enquanto;
19. fim BT;
    
```

Fig. 3. Pseudocódigo da Busca Tabu.

VI. RESULTADOS

A análise dos dados revela aspectos importantes sobre a eficácia do modelo heurístico proposto. Foram estabelecidas 12 listas de 300 itens simulados, cada uma representando diferentes cenários de transporte de carga, com pesos e volumes variados, divididos na sua granulação, conforme já apresentado anteriormente.

TABELA 2: Tempo de processamento

Modelo / Listas	Granulação	N° de Paletes		Tempo (s)	N° de Paletes Mod. Heurístico		Tempo(s)
		Mod. Exato	Mod. Exato		N° de Paletes Mod. Heurístico	N° de Viagens Mod. Heurístico	
01:	P	46	10	903	46	10	121
02:	P	38	8	16	39	8	163
03:	P	58	12	205	58	12	188
04:	P	60	12	2033	60	12	144
05:	M	92	19	1081	92	19	182
06:	M	-	-	> 3600	105	21	135
07:	M	-	-	> 3600	87	18	179
08:	M	-	-	> 3600	91	19	221
09:	G	-	-	> 3600	165	34	147
10:	G	153	31	113	153	31	158
11:	G	-	-	> 3600	129	27	138
12:	G	216	44	57	217	44	202

A Tabela 2 apresenta a comparação das resoluções do modelo exato e a utilização da heurística implementada, apresentado os resultados e o esforço computacional utilizado, medido através do tempo utilizado para oferecer a resposta. Os valores expressos para o modelo exato foram medidos por um computador com processador Amd® Ryzem™ 5 1500X, com processador Quad-Core de 3.50 GHz e 16 GB de RAM, utilizando-se do software AMPL. Para a execução do modelo heurístico, foi utilizado o mesmo computador, mas a implementação foi no software R.

A comparação entre as soluções geradas pelo modelo exato e pela heurística, como apresentado na Tabela II, indica a robustez do método proposto. Em 7, das 12 listas de itens testadas, o algoritmo exato conseguiu encontrar uma solução dentro do limite de tempo. Das 7 soluções ótimas encontradas, a solução heurística coincidiu com a exata em 5, demonstrando a precisão do método proposto. Nas duas listas restantes, onde a solução heurística diferiu da exata, a diferença foi de apenas um palete.

Em 5 casos, o tempo de resolução do modelo exato excedeu o limite. No entanto, o modelo heurístico manteve uma média de 165 segundos para determinar a resposta, demonstrando sua eficiência também em termos de tempo de execução.

A análise revelou que a granulação dos itens influencia a eficácia da distribuição entre os paletes e o esforço computacional necessário para a resolução do modelo exato. Indicando assim, que o fracionamento em itens em menor granulação melhora o desempenho do modelo exato. No entanto essa análise por não ser o escopo do trabalho não foi aprofundada em seu estudo.

No entanto, apesar da diferença do quantitativo de paletes, ao analisar a segunda etapa do processo, distribuição dos paletes entre as aeronaves, percebe-se que as quantidades de aeronaves necessárias para transportar toda a carga não se alteraram devido ao fato a quantidade de paletes do método exato não serem múltiplos de 5. Caso contrário, haveria a necessidade de alocação de mais um voo para transporte dos paletes resultantes da diferença.

VI. CONCLUSÃO

O estudo abordado propõe um modelo matemático exato e uma abordagem heurística para otimizar o carregamento de aeronaves militares de transporte, no caso o C-105 Amazonas. Os resultados dos testes, com dados simulados, indicaram que o método heurístico proposto, embora não garanta a solução ótima, oferece uma alternativa eficiente, sendo capaz de encontrar soluções próximas do ótimo em tempo reduzido.

Foi verificado que, na maioria dos casos, a solução heurística foi idêntica à exata, com apenas 1 pallet de diferença nos poucos casos divergentes. A escolha entre usar a heurística ou buscar a solução ótima deve considerar o contexto operacional, em cenários de combate aéreo por exemplo, o tempo extra para a solução ótima pode ser relevante se melhorar a segurança da operação. Entretanto, se a obtenção da solução ideal for excessivamente demorada, a heurística se apresenta como uma alternativa prática.

O estudo proposto apresenta uma contribuição significativa para a otimização da carga em aeronaves militares, aperfeiçoando a heurística unidimensional Better Fit para o problema bidimensional e aplicando a metaheurística Busca Tabu.

Sugere-se para trabalhos futuros a aplicação do Problema da Mochila na seleção de mísseis para aeronaves de caça e estudos sobre a influência da granulação dos itens na resolução do problema de carregamento.

REFERÊNCIAS

- [1] BRASIL, “DCA 1-1 Doutrina Básica da Força Aérea Brasileira,” *Comando da Aeronáutica, Ministério da Defesa*, vol. 2. Comando da Aeronáutica, Brasília, pp. 1–47, 2020.
- [2] M. N. Arenales, V. Armentano, R. Morabito, and H. Yanasse, *Pesquisa Operacional*, Primeira. Rio de Janeiro, 2007.
- [3] P. Belfiore and L. P. Fávero, *Pesquisa Operacional para Cursos de Engenharia*, Primeira. Rio de Janeiro: Elsevier Editora, 2013.
- [4] C. Paquay, M. Schyns, and S. Limbourg, “Three dimensional Bin Packing Problem applied to air transport,” *Le Colloque International sur les Systèmes Industriels et Logistiques « SIL 2011 »*, no. 3, pp. 1–6, 2011, Accessed: Aug. 28, 2023. [Online]. Available: <http://orbi.ulg.be/handle/2268/107302>
- [5] H. Carlo, T. J. Hodgson, L. A. Martin-Vega, and E. R. Stern, “Micro-IPLS: Pallet loading on a microcomputer,” *Comput Ind Eng*, vol. 9, no. 1, pp. 29–34, Jan. 1985, doi: 10.1016/0360-8352(85)90034-8.
- [6] A. G. Roesener and J. W. Barnes, “An advanced tabu search approach to the dynamic airlift loading problem,” *Logistics Research*, vol. 9, no. 1, pp. 1–18, 2016, doi: 10.1007/s12159-016-0139-6.
- [7] K. Fleszar and C. Charalambous, “Average-weight-controlled bin-oriented heuristics for the one-dimensional bin-packing problem,” *Eur J Oper Res*, vol. 210, no. 2, pp. 176–184, Apr. 2011, doi: 10.1016/J.EJOR.2010.11.004.
- [8] H. I. Christensen, A. Khan, S. Pokutta, and P. Tetali, “Approximation and online algorithms for multidimensional bin packing: A survey,” *Computer Science Review*, vol. 24. Elsevier Ireland Ltd, pp. 63–79, May 01, 2017. doi: 10.1016/j.cosrev.2016.12.001.
- [9] M. M. Baldi and M. Bruglieri, “On the generalized bin packing problem,” *International Transactions in Operational Research*, vol. 24, no. 3, pp. 425–438, May 2017, doi: 10.1111/ITOR.12258.
- [10] A. K. Bhatia and S. K. B. M. Hazra, “Better-Fit Heuristic for One-Dimensional Bin-Packing Problem,” *International Advance Computing Conference, IEEE International Advance Computing Conference (IACC 2009)*, Patiala, India, pp. 193–197, Mar. 06, 2009. doi: 10.1109/IADCC.2009.4809005.
- [11] C. Munien, S. Mahabeer, E. Dzitiro, S. Singh, S. Zungu, and A. E. Ezugwu, “Metaheuristic

- Approaches for One-Dimensional Bin Packing Problem: A Comparative Performance Study,” *IEEE Access*, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3046185.
- [12] B. L. Kaluzny and R. H. A. D. Shaw, “Optimal aircraft load balancing,” *International Transactions in Operational Research*, vol. 16, no. 6, pp. 767–787, 2009, doi: 10.1111/j.1475-3995.2009.00723.x.
- [13] BRASIL, “PCA 11-47 Plano Estratégico Militar da Aeronáutica 2018 - 2027,” *Ministério da Defesa Comando da Aeronáutica*. pp. 1–24, 2018.
- [14] M. A. B. de Araújo, “As Operações Militares Desenvolvidas na Faixa de Fronteira da Região Amazônica: atuação do Comando Militar da Amazônia nas Operações de Cooperação e Coordenação com Agências . As Operações Militares Desenvolvidas na Faixa de Fronteira da Região Amazônica,” 2018.
- [15] D. S. Johnson, “Near-Optimal Bin Packing Algorithms,” *Massachusetts Institute of Technology*, p. 400, 1973.
- [16] D. S. Camargo and E. J. De Borba, “Problema Bin Packing com Abordagem Heurística First Fit Decreasing,” 2016.
- [17] F. Glover and J. K. Hao, “Diversification-based learning in computing and optimization,” *Journal of Heuristics*, vol. 25, no. 4–5, pp. 521–537, Oct. 2019, doi: 10.1007/S10732-018-9384-Y/METRICS.
- [18] A. Lodi, S. Martello, and D. Vigo, “Theory and Methodology Approximation algorithms for the oriented two-dimensional bin packing problem.”
- [19] J. Smith and J. Doe, *CASA 295 Aircraft Manual*. Madrid, Spain, 2015.
- [20] P. Neculai and P. Matei, “Comparative analysis of transport aircraft, background for short/medium courier transport aircraft procurement,” *INCAS BULLETIN*, vol. 2, no. 1, pp. 55–59, Mar. 2010, doi: 10.13111/2066-8201.2010.2.1.7.
- [21] B. N. Amado, “Utilização do Bidimensional Variable Sized Bin Packing Problem para Otimização da Logística de Transportes Em Multinacional do Setor de Óleo e Gás,” Universidade Federal do Rio de Janeiro, Macaé, 2022.