

MODELO COMPUTACIONAL PARA PLANEJAMENTO E OTIMIZAÇÃO DE MISSÕES DE TRANSPORTE AÉREO LOGÍSTICO NA FAB

1º Ten Av Victor Hugo de Almeida Duarte

Orientador: Prof. Dr. Antonio Celio Pereira de Mesquita

RESUMO

Este artigo apresenta um modelo computacional que, a partir de uma missão de transporte, determina quais aeronaves da FAB, bem como seus respectivos esquadrões, conseguem realizá-la, qual a melhor rota e seu custo. Utilizando como dados de entrada o peso da carga transportada, número de pessoas e as localidades de origem e destino. A base de dados inclui as aeronaves: C-95, C-97, C-98, C-105 e KC-390. O código foi criado utilizando a linguagem Python e o algoritmo Guloso como base. Este algoritmo foi adaptado para atender às especificidades das operações da força aérea, considerando as particularidades de cada aeronave e as complexidades logísticas, resultando em uma solução robusta para alocação e otimização de rotas. O modelo se tornou uma ferramenta de suporte à decisão para o planejamento dos grandes comandos, permitindo maior rapidez, economia de recursos e precisão nas decisões através da automação.

Palavras-Chave: Algoritmo Guloso. Alocação de aeronaves. Automação. Economia de recursos. Força Aérea Brasileira. Rotas.

COMPUTATIONAL MODEL FOR PLANNING AND OPTIMIZING LOGISTIC AIR TRANSPORT MISSIONS IN THE BRAZILIAN AIR FORCE

ABSTRACT

This article presents a computational model that, given a transport mission, determines which FAB aircraft and their respective squadrons can carry it out, the best route, and its cost. It uses input data such as the weight of the cargo transported, number of people, and the origin and destination locations. The database includes the aircraft: C-95, C-97, C-98, C-105, and KC-390. The code was created using the Python language and the Greedy Algorithm as a basis. This algorithm was adapted to meet the specific requirements of air force operations, considering the particularities of each aircraft and logistical complexities, resulting in a robust

solution for allocation and route optimization. The model has become a decision support tool for the planning of major commands, allowing for faster planning, resource savings, and precise decision-making through automation.

Keywords: Aircraft Allocation, Automation, Brazilian Air Force, Greedy Algorithm, Resource Savings, Routes.

1 INTRODUÇÃO

1.1 AVIAÇÃO DE TRANSPORTE NA FAB

Os esquadrões de transporte da Força Aérea Brasileira (FAB) realizam missões variadas, como Assalto Aeroterrestre, Busca e Salvamento, Evacuação Aeromédica (EVAM), Exfiltração e Infiltração Aérea, Reabastecimento em Voo, Combate a Incêndio em Voo e Transporte de Órgãos, Tecidos e Equipes (TOTEQ). Operações como as de COVID-19, apoio aos Yanomami e a operação TAQUARI no Rio Grande do Sul destacam sua versatilidade e importância em emergências e apoio humanitário. A missão mais comum é o Transporte Aéreo Logístico (TAL), essencial para a logística militar e civil, garantindo a prontidão operacional e o deslocamento rápido de recursos humanos e materiais.

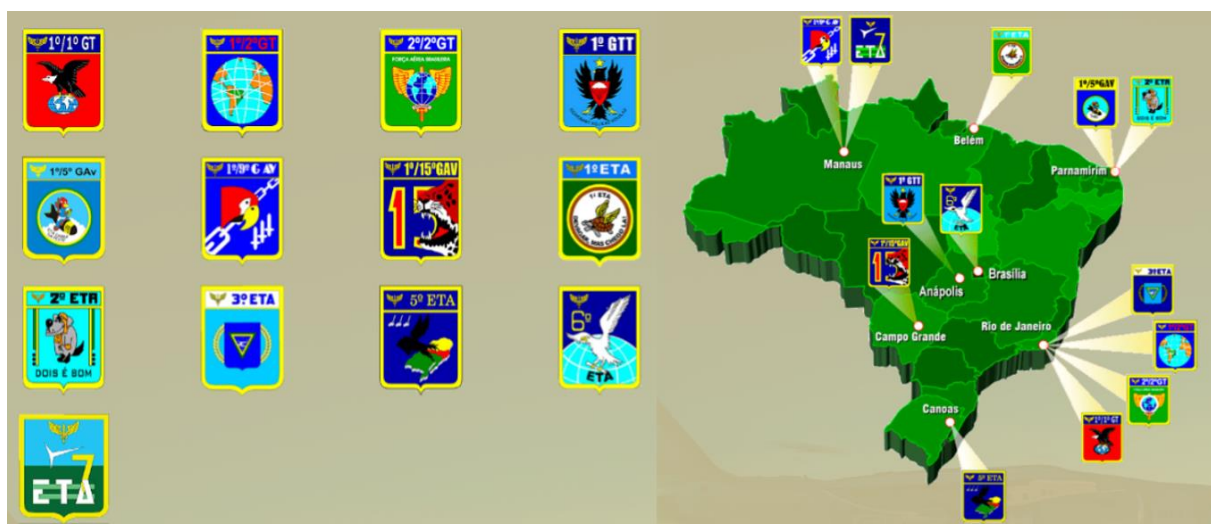


Figura 1. Esquadrões de transporte da FAB e suas localidades.

Fonte: FAB - Transporte (<https://www.fab.mil.br/transporte>).

Atualmente, há um contato próximo entre a DIVPROG e os setores de operações dos esquadrões de transporte, especialmente com a Célula de Programação (CPROG), que monta as missões, avalia riscos e escala tripulantes e aeronaves. Ao receber uma demanda, a DIVPROG realiza uma avaliação inicial para determinar um esquadrão específico, observando as localidades de origem e destino, e a quantidade de carga e pessoas a serem transportadas.

1.3 PLANEJAMENTO DA MISSÃO

De maneira geral a CPROG observará a origem e o destino (ou destinos caso haja mais de um) da missão, através disso irá calcular o tempo de voo necessário, quais aeródromos serão utilizados na missão, possíveis alternativas caso o destino esteja impraticável, quantidade de combustível mínima necessária nas pernas (trechos voados pela aeronave de um aeródromo a outro) e a disponibilidade total em cada uma.

Conforme consta no Regulamento de Aviação Civil (RBAC) n.º 121, o cálculo pré-voo do combustível utilizável deve incluir: O cálculo do combustível inclui o combustível do táxi, o combustível para o aeródromo de destino, o combustível de contingência, o combustível para o aeródromo alternativo de destino, o combustível de reserva final (permitindo mais 45 ou 30 minutos de voo, dependendo da aeronave), o combustível adicional e o combustível discricionário.

Com a informação de combustível mínimo necessário e rota a ser seguida, a CPROG é capaz de fornecer a DIVPROG a disponibilidade máxima em cada trecho da rota.

1.4 PROBLEMA DE PESQUISA

Observando todos os pormenores anteriormente apresentados sobre o planejamento de uma missão aérea, é possível identificar a complexidade das atividades da DIVPROG.

Ao receber todas as demandas do SPCOA, a DIVPROG deve separá-las por localidades, identificar a melhor aeronave e determinar a melhor rota para minimizar os custos operacionais, garantindo que todas as demandas sejam atendidas. Surge, então, a necessidade de uma

quantidade significativa de horas de trabalho para a escolha manual da aeronave, esquadrão e rota.

Considerando a variedade de aeronaves e suas especificidades, a localização dos esquadrões, as possíveis rotas e as adversidades relacionadas às condições das pistas, o processo atual gera uma grande carga de trabalho nas seções de programação. Isso pode resultar em erros nas decisões e desperdício de recursos humanos e financeiros, devido à ausência de uma ferramenta computacional que suporte a tomada de decisão, agilize os processos e otimize as escolhas.

“As capacidades futuras são desdobramentos lógicos das atuais capacidades, no entanto, buscam atingir outros níveis de maturidade operacional, visando principalmente obter melhores resultados com menor quantidade de meios, materiais ou humanos. As capacidades militares da FAB deverão ser somadas às capacidades das demais Forças, para o alcance das Capacidades de Defesa”. DCA 11-45, (2018, p. 23).

1.4 HIPÓTESES

No contexto deste estudo, foram formuladas três hipóteses principais para guiar o desenvolvimento do modelo computacional proposto. A primeira hipótese (H1) postula que é possível criar um modelo de programação capaz de determinar se uma aeronave específica é apta a realizar uma missão de transporte aéreo logístico (TAL), identificando a rota ótima a ser seguida. A segunda hipótese (H2) sugere que é viável integrar ao modelo variáveis que impactam o planejamento da missão de forma prévia e assertiva, otimizando a tomada de decisão e a alocação de recursos. A terceira (H3), é de que seja possível escolher o esquadrão e a aeronave das mais adequadas à realização da missão.

1.5 OBJETIVOS

O objetivo geral deste trabalho é criar um modelo computacional que, dado uma missão de Transporte Aéreo Logístico (TAL), determine quais aeronaves podem cumprir a missão, os esquadrões aéreos envolvidos, a melhor rota e o custo para a FAB. Para alcançar esse objetivo, será necessário cumprir alguns objetivos específicos. Primeiro, será criado um banco de dados

com especificações de cada aeronave e os esquadrões que as operam. Em seguida, será feito um levantamento de dados dos aeródromos, incluindo informações sobre todos os aeródromos do Brasil operados pela FAB, como comprimento da pista e contratos de abastecimento vigentes.

Além disso, será selecionado e desenvolvido um algoritmo eficiente e prático para a alocação de aeronaves e definição de rotas, utilizando baixa carga computacional. Por fim, será levantado um banco de dados com missões reais realizadas pela FAB para avaliar o desempenho do algoritmo na prática. O estudo focará no fluxograma de definição das missões de TAL e incluirá as aeronaves C-95 Bandeirante, C-97 Brasília, C-98 Grand Caravan, C-105 Amazonas e KC-390 Millennium.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Transporte Aéreo e a Logística

Pagonis (1992) aborda práticas e estratégias em logística, gestão de operações e planejamento de missões complexas, baseando-se nas experiências do autor durante a Guerra do Golfo. Seu trabalho é uma referência essencial para este estudo. Os conceitos de eficiência, organização e adaptação a condições variáveis são aplicáveis ao planejamento de missões de transporte aéreo logístico da FAB, fornecendo um embasamento robusto para criar um modelo computacional eficaz na alocação de aeronaves e otimização de rotas. A abordagem sistemática de Pagonis (1992) para resolver problemas logísticos complexos pode ser adaptada ao contexto da FAB, integrando variáveis como condições meteorológicas, especificações das aeronaves e disponibilidade de aeródromos, permitindo uma tomada de decisão mais precisa.

Embora o estudo não trate de um cenário de guerra, a obra de Pagonis (1992) é relevante por destacar a importância da logística em diversos cenários e a familiarização com toda a sua cadeia em um ambiente militar. Ele enfatiza a importância crítica da aviação de transporte no apoio logístico durante operações militares, permitindo a movimentação rápida de tropas,

equipamentos e suprimentos. Sem a capacidade de transporte aéreo, seria extremamente desafiador manter linhas de abastecimento e suportar operações em larga escala, especialmente em teatros de operações complexos e dinâmicos.

2.2 MODELAGEM MATEMÁTICA

Na Pesquisa Operacional (PO), a modelagem matemática é crucial para formular problemas e buscar soluções eficientes. Hillier e Lieberman (2015) descrevem etapas fundamentais: definição do problema, coleta de dados, formulação e teste do modelo, além da sua aplicação. Esses passos garantem que o modelo seja robusto e lide com variáveis reais.

Para as missões de transporte aéreo logístico da FAB, as variáveis incluem capacidade e limitações das aeronaves, localização dos esquadrões, e detalhes das missões. A complexidade é alta, pois aeronaves do mesmo modelo podem ter diferentes pesos, impactando o planejamento, e fatores como condições climáticas podem afetar os resultados. A otimização do modelo focou na definição da rota, escolhendo a aeronave, minimizando a quantidade de pousos e a trajetória.

2.3 ALGORITMOS GULOSOS “GREEDY ALGORITHMS”

A seguir tem-se uma breve definição do algoritmo guloso:

“Um algoritmo guloso obtém uma solução ótima para um problema fazendo uma sequência de escolhas. Em cada ponto de decisão, o algoritmo faz a escolha que parece melhor no momento. Esta estratégia heurística nem sempre produz uma solução ótima, mas, como no problema da seleção de atividades, às vezes sim. Esta seção discute algumas das propriedades gerais dos métodos gulosos. O processo que seguimos na Seção 15.1 para desenvolver um algoritmo guloso foi um pouco mais envolvido do que o típico. Consistiu nos seguintes passos:

1. Determinar a subestrutura ótima do problema.
2. Desenvolver uma solução recursiva. (Para o problema da seleção de atividades, formulamos a recorrência (15.2), mas evitamos desenvolver um algoritmo recursivo baseado apenas nessa recorrência.)
3. Mostrar que, se você fizer a escolha gulosa, então apenas um subproblema permanece.
4. Provar que é sempre seguro fazer a escolha gulosa. (Os passos 3 e 4 podem ocorrer em qualquer ordem.)
5. Desenvolver um algoritmo recursivo que implemente a estratégia gulosa.
6. Converter o algoritmo recursivo em um algoritmo iterativo.”

(CORMEN *et al.*, 2022, p. 426).

Os algoritmos gulosos são amplamente utilizados em problemas de otimização com subestrutura ótima e escolha gulosa, sendo eficazes onde decisões rápidas e eficientes são necessárias. Exemplos incluem o problema de seleção de atividades, a mochila fracionária e a árvore geradora mínima, além de problemas de roteamento e escalonamento, onde a simplicidade e eficiência são vantagens significativas.

Uma das principais vantagens dos algoritmos gulosos é sua simplicidade e eficiência. Eles são fáceis de implementar e entender, frequentemente produzindo soluções em tempo linear ou quase linear, o que os torna extremamente rápidos e exigem menos recursos computacionais comparados a outras abordagens como programação dinâmica.

No entanto, sua principal desvantagem é que nem sempre produzem soluções globalmente ótimas, já que escolhas localmente ótimas podem levar a soluções subótimas. Avaliar a adequação de um algoritmo guloso para um problema específico requer uma análise teórica detalhada. Neste estudo, o algoritmo guloso será aplicado e adaptado para calcular a melhor rota de voo para uma missão, detalhado na seção 3.

2.4 PROBLEMAS DE TRANSPORTE DE MERCADORIAS

O estudo de Oliveira (2014) utiliza a programação linear inteira para otimizar o transporte de mercadorias da Força Aérea Portuguesa (FA), com o objetivo de reduzir os custos das missões de transporte para o estrangeiro e otimizar o uso dos espaços de carga das aeronaves. O modelo considera diferentes tipos de aeronaves, suas especificações técnicas e as exigências logísticas das missões.

Um estudo com uma proposta semelhante, mas menos complexo, utilizando três aeronaves específicas (C-130H, C-130H-30 HERCULES, C-295M e EH-101 MERLIN) partindo de Portugal com rotas pré-definidas, reduzindo a complexidade e o número de variáveis. Apesar disso, oferece conhecimentos valiosos para este estudo. O modelo de Oliveira inclui conceitos importantes, como a definição de grafos e a utilização do problema do

transporte como base. O estudo também apresenta um modelo em programação linear mista para determinar o tipo de transporte mais adequado, comparando o transporte aéreo ao marítimo e as respectivas quantidades de carga.

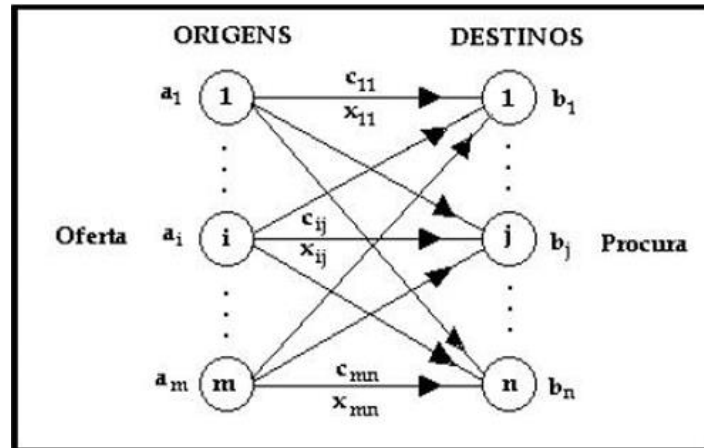


Figura 4. Rede do problema do transporte.

Fonte: OLIVEIRA, 2014.

2.5 UTILIZAÇÃO DE HEURÍSTICAS INTEGRADAS

Mesquita e Cunha (2011) abordam a programação de transporte na FAB, focando em roteiros com coleta e entrega simultâneas a partir do Rio de Janeiro, utilizando aeronaves C-130 Hércules. Eles propõem uma heurística integrada baseada na Busca Dispersa (Scatter Search) e Descida em Vizinhança Variável (Variable Neighborhood Descent), validada por testes com problemas reais da FAB.

Embora não utilizemos o método deles, o estudo destaca a eficácia de heurísticas mistas, combinando atividades simples com modelos matemáticos para resolver problemas complexos de roteirização. A abordagem de coleta e entrega simultâneas é relevante para o planejamento de missões de transporte aéreo logístico da FAB, otimizando voos, capacidade de carga e rotas eficientes, reduzindo custos e melhorando a eficiência operacional (MESQUITA; CUNHA, 2011).

Heurísticas são cruciais para encontrar soluções aproximadas para problemas complexos quando métodos exatos são impraticáveis. Hillier e Lieberman (2001) destacam o progresso em algoritmos heurísticos para problemas combinatórios, enquanto Cormen et al.

(2022) discutem o algoritmo guloso como solução para determinar a melhor rota. Adaptar um algoritmo guloso às especificidades das aeronaves da FAB e às complexidades logísticas pode ser eficaz para suporte à decisão.

3 METODOLOGIA

Neste capítulo será abordada as características do método de pesquisa, bem como todo o passo a passo realizado no estudo, desde o aprofundamento no conhecimento da situação problema, até a elaboração do modelo computacional e sua validação.

3.1 TIPO DE PESQUISA

Este trabalho é uma pesquisa aplicada, focada na solução de um problema específico descrito na Subseção 1.4. Metodologicamente, a pesquisa é quantitativa, utilizando dados numéricos para criar e otimizar o planejamento das missões de TAL da FAB. Quanto aos objetivos, é exploratória e experimental.

Conforme Gil (1991), pesquisas exploratórias ajudam a familiarizar o pesquisador com o problema, permitindo a formulação de hipóteses. Neste estudo, essa fase envolveu a coleta abrangente de dados, incluindo entrevistas informais com militares e questionários aos operadores do sistema de transporte aéreo logístico da FAB, para criar um banco de dados realista.

A fase experimental envolveu a criação de um modelo computacional baseado nos dados coletados, projetado para otimizar a alocação de recursos e rotas das aeronaves, utilizando programação linear e heurísticas avançadas. O modelo foi testado com dados reais das operações da FAB para avaliar sua eficácia na redução de custos das missões.

De acordo com Lüdke e André (1999), o estudo de caso é uma abordagem metodológica composta por três fases: exploratória, sistematização da coleta de dados e análise dos resultados. Este trabalho combina elementos de estudo de caso com pesquisa documental e bibliográfica, além de características experimentais descritas anteriormente.

3.2 FONTES DE PESQUISA

Para este estudo, foram utilizadas várias fontes, incluindo questionários, manuais de aeronaves, sites de informações sobre aeródromos e abastecimento, sistemas da FAB, revisão bibliográfica, documentos e regimentos da FAB, além de livros, artigos e trabalhos acadêmicos sobre o assunto.

Foi aplicado um questionário aos esquadrões aéreos incluídos no modelo para obter dados específicos das aeronaves operadas por eles e suas localizações. Por exemplo, o Primeiro Esquadrão de Transporte Aéreo, sediado em Belém-PA, respondeu três questionários sobre os modelos C-95 Bandeirante, C-97 Brasília e C-98 Grand Caravan. As informações coletadas incluíram: Aeronave (C-95, C-97, C-98, C-105 e KC-390); Peso Básico Operacional (PBO), que é o peso da aeronave vazia somado ao peso dos equipamentos de emergência e tripulação mínima, utilizando 100 kg para cada tripulante; Peso máximo de decolagem (MTOW); Peso máximo sem combustível (MZFW); Peso máximo de pouso (MLGW); Quantidade máxima de combustível; Consumo de combustível na primeira hora de operação e nas demais horas; Velocidade de cruzeiro; Quantidade máxima de carga; Diferença entre o PBO da aeronave mais pesada e mais leve da frota de cada esquadrão; e Tamanho da pista mínimo que não impacta no planejamento da missão. Para as aeronaves que utilizam paletes (C-105 e KC-390), foram coletadas informações sobre a quantidade máxima de paletes, peso de cada palete, capacidade de cada palete e configurações possíveis de passageiros e paletes, considerando que mais carga reduz o número de vagas para passageiros e vice-versa.

Na explanação do algoritmo, será explicada a utilização de cada informação colhida na pesquisa. As informações dos manuais das aeronaves foram confrontadas com os dados dos questionários, já que os esquadrões podem ser mais conservadores ou ter atualizações não incluídas nos manuais. Para a criação do banco de dados dos aeródromos, foram utilizados dois sites: o primeiro, do Centro Logístico da Aeronáutica, que lista locais com contratos ativos de

abastecimento, e o segundo, do Departamento de Controle do Espaço Aéreo, que fornece dados sobre aeródromos no Brasil, suas localizações geográficas, dimensões e estado de conservação.

O sistema HERCULES 2 da FAB foi usado para verificar dados de missões de TAL recentes, como quantidades de carga transportadas, passageiros, origens e destinos, criando um arquivo de missões exemplo para validar o modelo. Finalmente, o livro de Cormen et al. (2022) foi uma referência essencial para o algoritmo guloso, adaptado para calcular a melhor rota entre a origem e o destino de uma missão, considerando a localização do esquadrão aéreo e o retorno ao final da missão.

Algorithm 1 Greedy Path Algorithm

Input: origin, destination, airports, range
Output: path from origin to destination

```

path ← {origin}
dest ← destination           ▷ Airport of destiny
curr ← origin                ▷ Current airport
dest_lat, dest_lon ← get_coords(dest)   ▷ Get the destiny coordinates
while curr ≠ dest do           ▷ While not reached the destination
  curr_lat, curr_lon ← get_coords(curr)
  min_dist ← ∞
  next ← ∅                   ▷ Initialize the next airport variable
  for a ∈ airports do
    a_lat, a_lon ← get_coords(a)
    dist_to_curr ← get_dist(curr_lat, curr_lon, a_lat, a_lon)
    dist_to_dest ← get_dist(a_lat, a_lon, dest_lat, dest_lon)
    if dist_to_curr ≤ range and dist_to_dest < min_dist then
      min_dist ← dist_to_dest
      next ← a
    end if
  end for
  path ← path ∪ {next}
  curr ← next
end while
return path

```

Figura 5. Algoritmo do caminho guloso.

Fonte: O Autor.

O cálculo da melhor rota utilizando este algoritmo funciona da seguinte maneira: com base no banco de dados das aeronaves, obtemos o peso máximo de pouso e o peso básico operacional. Subtraindo esses valores, determinamos a capacidade disponível para a carga e o combustível necessário para o próximo trecho. Adicionando a carga e as pessoas a serem transportadas, podemos calcular o peso disponível para o abastecimento. Com essas

informações e a velocidade de cruzeiro da aeronave, é possível determinar a distância máxima que ela pode alcançar, ou alcance máximo. O algoritmo então busca dentro desse alcance o aeródromo mais próximo que, se não for o destino, encurte a distância até o destino, minimizando a soma dos trajetos desde a origem até o destino. O mesmo conceito se aplica para a saída da base do esquadrão até a origem da missão, assim como para o retorno do destino à base da aeronave utilizada. Esta explicação será abordada posteriormente de forma matemática e minuciosa.

As fontes secundárias de pesquisa incluíram uma revisão bibliográfica de livros, artigos, trabalhos acadêmicos e outros materiais relacionados ao tema principal da pesquisa, além de documentos da FAB que regulam suas operações e objetivos institucionais. Todas as referências estão listadas na última página.

3.3 DESCRIÇÃO DO MÉTODO DE PESQUISA

O método de pesquisa escolhido para o estudo foi dividido em quatro partes que serão explicadas logo abaixo:

3.3.1 LEVANTAMENTO DE INFORMAÇÕES PARA CRIAÇÃO DOS BANCOS DE DADOS

Como discorrido anteriormente, o primeiro passo para a pesquisa, além do estudo nos materiais de fundamentação teórica, foram a criação dos bancos de dados necessários para construção do modelo computacional. Através do questionário, entrevistas informais com envolvidos no planejamento das missões de TAL e pesquisa nos sites, fontes primárias de informações acerca dos aeródromos, foi possível a confecção dos bancos de dados das aeronaves participantes do estudo, e dos aeródromos utilizados no modelo. Possuindo ambos os bancos de dados, com as informações descritas no capítulo 3.2, necessárias para alimentar o modelo computacional, foi possível seguir para o próximo estágio.

3.3.2 DESENVOLVIMENTO DO CÓDIGO COM A UTILIZAÇÃO DO ALGORITMO GULOSO

Inicialmente, para a construção do modelo, foi necessário criar ferramentas que seriam utilizadas pelo algoritmo principal para calcular a melhor rota possível para uma determinada aeronave. Explicaremos detalhadamente cada uma dessas ferramentas e fórmulas matemáticas.

3.3.2.1 LISTA DE SÍMBOLOS

Nesta subseção serão apresentados todos os símbolos utilizados nas equações para criação do algoritmo, para uma melhor compreensão das fórmulas seguintes:

- d - Distância entre os dois pontos ao longo da superfície da esfera.
- r - Raio da esfera (para a Terra, aproximadamente 6.371 km).
- Φ_1 - Latitude do ponto 1 em radianos.
- Φ_2 - Latitude do ponto 2 em radianos.
- λ_1 - Longitude do ponto 1 em radianos.
- λ_2 - Longitude do ponto 2 em radianos.
- F_{disp} - Combustível disponível.
- W_{dep} - Peso de decolagem (Takeoff Weight).
- W_{op} - Peso Operacional (Operational Weight).
- C - Carga total (peso da carga + peso dos passageiros)
- F_{alt} - Combustível necessário para voar até o aeródromo alternativo.
- D_{alt} - Distância até o aeródromo alternativo.
- V - Velocidade de cruzeiro da aeronave.
- F_{cons} - Consumo de combustível por hora.
- F_{45} - Combustível necessário para 45 minutos de voo.
- F_{rem} - Combustível remanescente.
- T_{voo} - Tempo total de voo.
- M_{total} - Custo total da missão.

- R - Alcance da aeronave (distância máxima que pode ser percorrida).
- (Φ_k, λ_k) - Coordenadas do aeroporto k na rota.
- M_{flyh} - Custo por hora de voo da aeronave.
- n - Número total de aeroportos na rota.

3.3.2.2 PADRONIZAÇÕES

Primeiramente, foi desenvolvido um conversor de unidades de medida, considerando que algumas aeronaves utilizam diferentes unidades para calcular seu combustível, como quilos ou libras, e geralmente representam sua velocidade em “nós”. Para padronizar o estudo, foram adotados o quilograma como unidade de peso e quilômetros por hora para o cálculo da velocidade. Como padronização, também será considerado o peso de um passageiro ou tripulante igual a 100 Kg, pois é uma média aceitável e utilizada para planejamento pelos aeronavegantes. Essa informação será necessária para calcular o PBO das aeronaves com base na tripulação operacional mínima necessária, e para calcular a demanda de peso total de uma missão, pois ela é dividida em carga e passageiros, porém a informação precisa do peso dos passageiros só será descoberta ao ser executada a missão e houver a pesagem deles.

3.3.2.3 FUNÇÃO HAVERSINE

Para o cálculo das distâncias entre aeródromos, foi utilizada a fórmula de Haversine. Esta fórmula utiliza como entrada as coordenadas de latitude e longitude de dois pontos e gera como saída a distância entre eles em quilômetros. A função de Haversine fornece um dado confiável de distância porque considera a curvatura da Terra, permitindo calcular a menor distância entre dois pontos. Isso é especialmente importante em longas viagens, como as marítimas ou aéreas, onde a curvatura da Terra não pode ser ignorada. A fórmula é amplamente utilizada em sistemas de GPS.

$$d = 2r \sin^{-1} \left(\sqrt{\sin^2 \left(\frac{\Phi_2 - \Phi_1}{2} \right) + \cos(\Phi_1) \cos(\Phi_2) \sin^2 \left(\frac{\lambda_2 - \lambda_1}{2} \right)} \right) \quad (1)$$

3.3.2.4 FUNÇÃO ALCANCE MÁXIMO

Foi criada a função para cálculo do alcance da aeronave, que é uma informação de extrema importância para que o algoritmo guloso forneça os resultados desejados, pois através dela será possível calcular, com base no desempenho e autonomia da aeronave, qual a distância máxima que ela consegue atingir. Esta função é uma junção de algumas fórmulas específicas que serão descritas logo abaixo.

A primeira função é o cálculo do combustível disponível, que mostrará a capacidade máxima de abastecimento da aeronave tendo em vista seu peso básico operacional e a quantidade de passageiros e carga solicitada na missão:

$$F_{\text{disp}} = W_{\text{dep}} - (W_{\text{op}} + C) \quad (2)$$

É importante ressaltar que esse o resultado será confrontado com a capacidade máxima de combustível da aeronave a ser avaliada, podendo ser no máximo de igual valor.

Agora, para o cálculo do alcance da aeronave, deve-se retirar o valor de combustível necessário para um possível pouso no aeródromo de alternativa, somado a 45 minutos de voo em velocidade de cruzeiro, conforme o regulamento prevê, visando situações emergenciais.

Como essa função irá ser repetida diversas vezes, tendo em vista que ela estará dentro do algoritmo guloso, e será utilizada para buscar o aeroporto que criará a rota ideal, então ela funciona simulando a decolagem da aeronave do aeroporto atual para um candidato a destino. Para isso, para cada decolagem e possível destino calculado pelo algoritmo, ele produzirá um aeródromo de alternativa e retornará a distância do candidato a destino para a alternativa através da função de escolha da alternativa, apresentada na subseção 3.3.2.5.

Para o cálculo da quantidade necessária para os 45 minutos de voo extras, é utilizado o consumo da aeronave. Deve-se considerar o consumo a partir da segunda hora de voo, tendo em vista em alguns planejamentos de voo, é utilizado um consumo maior da aeronave na

primeira hora de voo, pois é nela que ocorre a decolagem e a subida até nível de cruzeiro, o que necessita um maior desempenho do motor e conseqüentemente maior consumo.

É importante observar que não há uma distância máxima padrão que poderia ser utilizada em todos os casos, pois a cada cenário específico considerado, há uma mudança na fórmula e o valor da função é alterado.

$$F_{\text{alt}} = \left(\frac{D_{\text{alt}}}{V} \right) \times F_{\text{cons}} \quad (3)$$

A Fórmula para o cálculo de 45 minutos de voo considera o consumo da aeronave em velocidade de cruzeiro e independe do cenário, variando apenas de aeronave para aeronave e pode ser representada a seguir:

$$F_{45} = \left(\frac{45}{60} \right) \times F_{\text{cons}} \quad (4)$$

A próxima fórmula será para o cálculo da quantidade exata de combustível que a aeronave poderá utilizar para alcançar o aeródromo mais distante, ao qual chamaremos de combustível remanescente. Este cálculo subtrai do combustível disponível inicialmente os valores de combustível necessários para alcançar o aeroporto de alternativa, além de 45 minutos adicionais de voo:

$$F_{\text{rem}} = F_{\text{disp}} - (F_{\text{alt}} + F_{45}) \quad (5)$$

Essa fórmula possibilita um cálculo confiável de combustível disponível para a aeronave percorrer a maior trajetória possível até o próximo aeródromo, realizando a menor rota final, permitindo que o algoritmo guloso forneça uma rota ótima, tendo em vista que a melhor rota, mais rápida e econômica, é aquela que possui a menor quantidade de pousos possíveis, pois quanto mais pousos, maior será o consumo de combustível e maior será o tempo total de voo.

A última fórmula para cálculo do alcance máximo por trecho de cada aeronave está expressa logo abaixo, permitindo que o algoritmo busque aeroportos em torno do aeródromo atual, por uma área circular de raio igual ao alcance máximo obtido, traçando a rota mais curta com menor quantidade de paradas.

$$R = \frac{F_{\text{rem}}}{F_{\text{cons}}} \times V \quad (6)$$

3.3.2.5 FUNÇÃO AERÓDROMO DE ALTERNATIVA

A função para escolha do aeródromo de alternativa será aplicada juntamente com a função de cálculo do alcance, pois para calcular o alcance é necessário saber qual aeroporto está sendo utilizado como alternativa daquele que está na posição de candidato ao próximo aeródromo. Portanto a função buscará dentro do banco de dados qual o aeródromo mais próximo ao de interesse e calculará a distância entre eles, gerando assim o alcance máximo da aeronave decolando do aeródromo atual, seguindo para um candidato a destino, alternando o aeródromo mais próximo. Essa informação é crucial para que, dentro do algoritmo guloso, seja verificada a possibilidade de a aeronave ter alcance suficiente para o próximo aeródromo, tendo em vista a quantidade mínima necessária de combustível.

3.3.2.6 ALGORITMO GULOSO

O algoritmo guloso para este modelo computacional inicialmente identifica a origem e o destino da missão, buscando as localizações geográficas dos aeródromos correspondentes no banco de dados. Caso não encontre, retorna uma mensagem de erro. Em seguida, inicia uma série de repetições para encontrar o próximo aeródromo candidato. Para cada candidato, calcula o alcance máximo da aeronave naquele trecho. Se a distância entre o aeroporto atual e o candidato for menor ou igual ao alcance, o algoritmo verifica a distância entre o atual, o possível aeródromo seguinte e o destino final. Se essa distância for a menor até o momento, é gravada, e o aeródromo candidato se torna o atual, repetindo o processo até que o destino da missão seja

alcançado. Se o alcance for menor que a distância entre os aeroportos atual e candidato, a possibilidade é descartada, passando para a próxima opção. Caso nenhuma pista atenda aos critérios, retorna uma mensagem de erro.

Devido à baixa carga computacional, o algoritmo é executado para todas as aeronaves do banco de dados ao escolher a aeronave para aplicação do modelo. Isso fornece ao operador o máximo de informações para decidir qual aeronave e esquadrão empregar na missão, servindo como uma valiosa ferramenta de apoio à decisão.

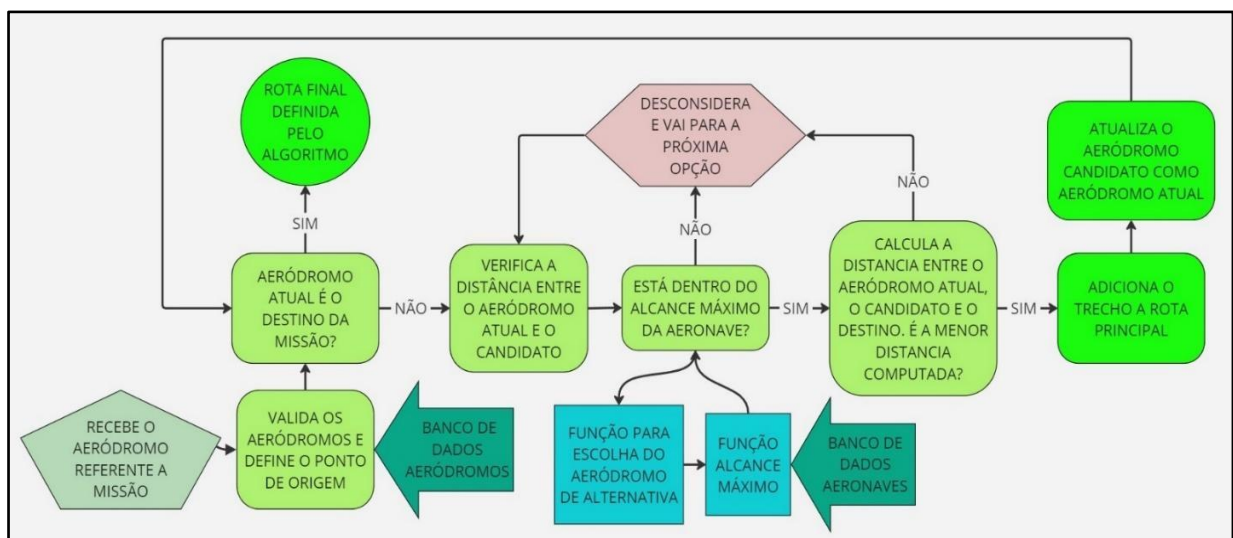


Figura 6. Diagrama do algoritmo guloso.

Fonte: O Autor.

Para completar a rota e o planejamento da missão, existem mais dois casos que são calculados separadamente e ao final são anexados ao melhor caminho encontrado, são eles: Quando a origem da missão difere da localização em que se encontra o esquadrão onde a aeronave em questão é sediada, ou quando o destino da missão difere da sede da aeronave.

Para esses casos foi adicionado o recurso binário “empty” para informar ao algoritmo que aquela trajetória será realizada com a aeronave vazia, o que aumenta a sua disponibilidade total de combustível, podendo aumentar seu alcance máximo. Consequentemente, será adicionada a rota final, a trajetória que a aeronave deverá realizar do seu esquadrão até a origem da missão, do destino da carga retornando até seu esquadrão de origem, ou ambas as situações

combinadas. Tornando a rota final precisa e rica em informações, pois dessa forma podemos diferenciar as rotas realizadas por aeronaves iguais, pertencentes a esquadrões diferentes, nos permitindo escolher qual esquadrão é o mais vantajoso, em termos de tempo e dinheiro.

3.3.2.7 FUNÇÃO TEMPO DE VOO E CUSTO TOTAL DA MISSÃO

Para medir o custo total da missão, seguindo a rota traçada pelo algoritmo, é utilizado o custo logístico da hora de voo de cada aeronave, que inclui gastos com combustível, óleo lubrificante, manutenção e desgaste de peças. Esses custos são calculados por hora voada e são informações reservadas da FAB. Como os custos por hora voada são fixos, o algoritmo inclui uma função para calcular o custo total da missão, considerando os trechos de ida e volta, se houver, permitindo um cálculo preciso do custo total para cada esquadrão e aeronave.

Durante o cálculo do custo total, é necessário determinar o tempo de voo de todos os trechos, somando todas as distâncias percorridas na rota ideal. Dividindo a distância total pela velocidade da aeronave, obtém-se o tempo de voo total da missão. Assim, é possível classificar as aeronaves e seus esquadrões em ordem crescente de custos totais, fornecendo informações importantes para a escolha das aeronaves e esquadrões que realizarão a missão.

Seguem as funções:

$$T_{voo} = \sum_{k=1}^{n-1} \left(\frac{\text{haversine}((\phi_k, \lambda_k), (\phi_{k+1}, \lambda_{k+1}))}{V} \right) \quad (7)$$

$$M_{total} = \sum_{k=1}^{n-1} \left(\frac{\text{haversine}((\phi_k, \lambda_k), (\phi_{k+1}, \lambda_{k+1}))}{V} \times M_{flyh} \right) \quad (8)$$

3.3.2.8 MODELO FINAL

Finalizadas as explicações acerca das funções presentes no algoritmo, torna-se fácil a compreensão de seu funcionamento geral. Resumidamente o operador fornecerá as informações da missão em questão, contendo: Aeródromo de origem, destino, quantidade de carga e

passageiros. O modelo executará o algoritmo para três situações diferentes: Saída da aeronave de sua sede até a origem da missão, cumprimento da missão indo da origem ao destino, e retorno da aeronave do destino até seu esquadrão. O algoritmo é aplicado a todas as aeronaves do banco de dados, e retornará ao usuário 5 informações, classificadas pelo custo crescente total da missão: Aeronave (juntamente com o esquadrão ao qual pertence), custo total da missão em dólares americanos, tempo de voo total de todos os trechos, rota ideal e, ao final, gera um mapa contendo a rota encontrada traçada para uma melhor visualização do resultado.

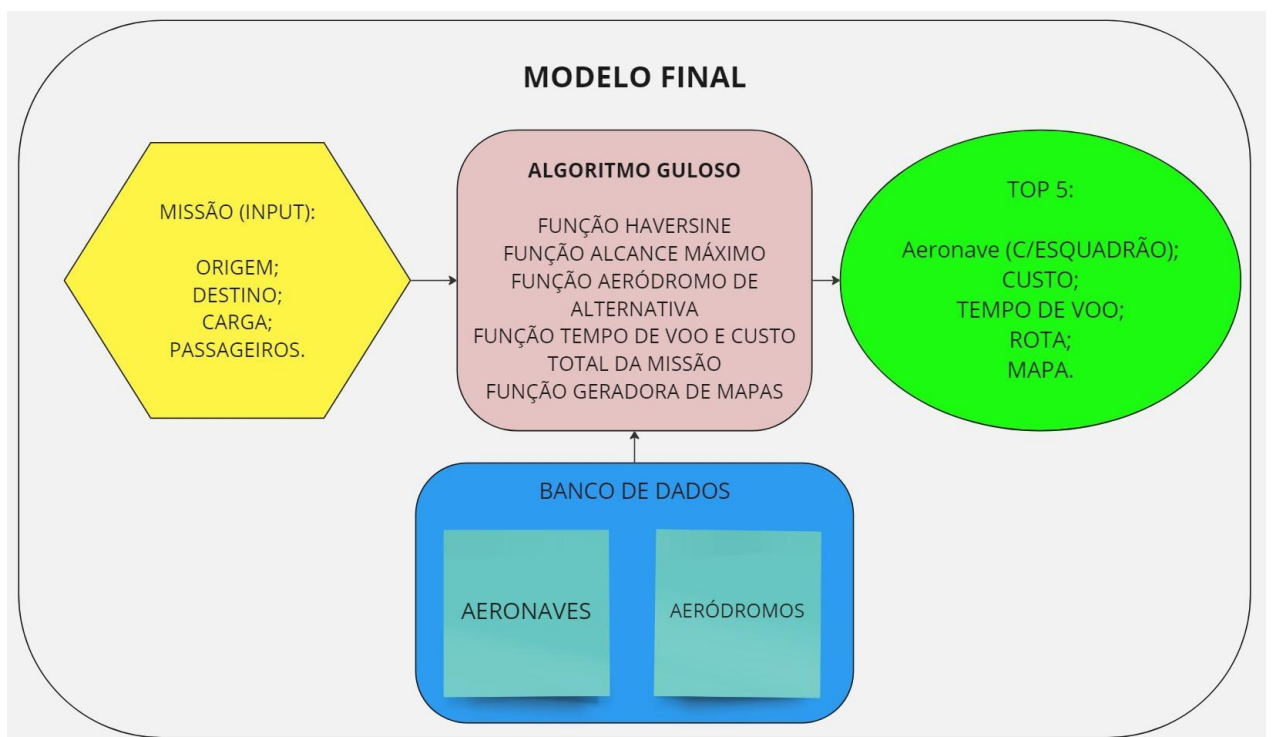


Figura 7. Modelo Final.

Fonte: O Autor.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção, serão apresentados e discutidos os resultados obtidos com a aplicação do modelo computacional em missões reais de Transporte Aéreo Logístico (TAL) realizadas pelos esquadrões de transporte da Força Aérea Brasileira (FAB). O objetivo é validar a eficácia do modelo e destacar os pontos positivos e negativos observados.

4.1 ANÁLISE DO RESULTADO DO MODELO

Para exemplificar, utilizamos a missão de número 5 do banco de dados do autor, retirada do sistema HERCULES 2. A missão consiste no transporte de 100 kg de carga e 11 passageiros do Aeroporto Internacional de Guarulhos – SP (SBGR) para o Aeroporto Internacional de Brasília – DF (SBBR).

```
Aeronave: C-95B (6 ETA)
Custo: U$7522.05
Tempo de voo: 4h54min
Rota: ['SBBR', 'SBGR', 'SBUL', 'SBBR']
Mapa salvo como Rota_C-95B (6 ETA)_missão_5.html

Aeronave: C-95B (3 ETA)
Custo: U$9244.25
Tempo de voo: 6h2min
Rota: ['SBGL', 'SBGR', 'SBUL', 'SBBR', 'SBGL']
Mapa salvo como Rota_C-95B (3 ETA)_missão_5.html

Aeronave: C-97 (6 ETA)
Custo: U$11605.38
Tempo de voo: 3h32min
Rota: ['SBBR', 'SBGR', 'SBBR']
Mapa salvo como Rota_C-97 (6 ETA)_missão_5.html

Aeronave: C-97 (3 ETA)
Custo: U$14293.08
Tempo de voo: 4h22min
Rota: ['SBGL', 'SBGR', 'SBBR', 'SBGL']
Mapa salvo como Rota_C-97 (3 ETA)_missão_5.html

Aeronave: C-95B (5 ETA)
Custo: U$14898.23
Tempo de voo: 9h43min
Rota: ['SBCO', 'SBGR', 'SBUL', 'SBBR', 'SBCH', 'SBCO']
Mapa salvo como Rota_C-95B (5 ETA)_missão_5.html
```

Figura 8. Resultado do modelo para a missão 5.

Fonte: O Autor.

Os resultados gerados pelo algoritmo foram classificados em ordem crescente de custo total da missão.

As cinco primeiras aeronaves selecionadas com seus respectivos esquadrões foram apresentadas, juntamente com informações detalhadas sobre o custo total, tempo de voo total, rota ideal e um mapa da rota traçada. Observações Importantes:

- As aeronaves C-98 Grand Caravan não apareceram entre as cinco primeiras classificadas, pois a capacidade de passageiros solicitados excede a capacidade máxima da aeronave. Isso demonstra que o algoritmo aplica corretamente as limitações de transporte das aeronaves.
- Todas as aeronaves listadas têm como primeiro e último aeródromo suas respectivas bases aéreas, indicando que o algoritmo considera a rota de saída da aeronave até a origem da missão e seu retorno à base operacional, proporcionando um cálculo preciso do custo total da missão.

4.2 ANÁLISE DAS ROTAS DE VOO

Em relação às rotas de voo, é possível observar a diferença entre a rota gerada para o C-95B Bandeirante e para o C-97 Brasília, embora os dois partam do mesmo aeródromo inicial. Isso se deve ao fato de que o desempenho do C-95, em termos de velocidade e capacidade de carga, é inferior ao do C-97. Essa limitação possibilita à segunda aeronave cumprir uma rota mais curta, buscando aeródromos mais distantes um do outro. Nesse caso, o C-97 é capaz até de ir direto à origem e retornar à sede, considerando que o destino da missão coincide com sua base aérea.

Também é possível observar que mesmo considerando aeronaves iguais, é de extrema importância que suas localidades, mesmo que próximas ou dentro de uma mesma região, devem ser consideradas na escolha da aeronave, nota-se que a preferência é das aeronaves que possuem sede ou na origem ou no destino da missão, o que reduz consideravelmente o custo final.

4.3 INFLUÊNCIA DO CUSTO DA HORA DE VOO

Apesar do desempenho superior do C-97, o custo da hora de voo dessa aeronave é significativamente mais alto comparado ao C-95B. Assim, o Bandeirante alcançou uma posição de maior prioridade na classificação devido ao seu menor custo logístico operacional.

Nos casos em que há disponibilidade de uma aeronave de menor rendimento e menor custo de hora de voo, ela frequentemente estará no topo da prioridade para ser escalada. No entanto, cabe ao utilizador do algoritmo avaliar o nível de prioridade e urgência da missão, bem como a janela de tempo esperada para sua conclusão. Dependendo da missão e das aeronaves comparadas, o tempo de voo pode dobrar ao utilizar uma aeronave de baixo desempenho em comparação com uma de maior capacidade. Portanto, é crucial ponderar esses fatores para garantir a eficiência e a eficácia das operações.

4.4 AERONAVES DE RAMPA

As aeronaves KC-390 Millennium e C-105 Amazonas aparecem na nona e décima primeira posição, respectivamente, pois, além de não possuírem bases aéreas na origem ou destino da missão, o que aumenta consideravelmente o custo total, ainda possuem os custos de hora de voo mais altos do banco de dados. Isso torna desvantajosa sua utilização em casos que não necessitem de suas capacidades máximas, considerando que, apesar do custo elevado, possuem as maiores capacidades de transporte de carga e passageiros.

O modelo também considera as restrições das aeronaves que utilizam paletes, porém para aplicá-las é necessária uma informação extra sobre a missão, referente a quantidade de paletes que serão utilizados para o transporte da carga.

Possuindo essa informação o algoritmo restringirá a quantidade máxima de passageiros possível de transportar de acordo com a quantidade de paletes utilizados. Tentar calcular a quantidade de paletes utilizando o peso máximo da carga e dividindo pela capacidade total dos paletes não resolve o problema, pois eles possuem uma capacidade muito alta e, concentrar toda a carga em um ou dois paletes, afetará demasiadamente o centro de gravidade da aeronave, o que torna a decolagem e as demais fases do voo perigosas.

No mais, mesmo possuindo uma previsão do número de paletes necessários, essa restrição nada mais é do que uma estimativa, pois a quantidade correta de paletes que será

utilizada bem como sua distribuição na aeronave será calculada pelo “Load Master” (mestre de carga), aeronavegante responsável pelo carregamento das aeronaves de rampa. Portanto, caso o coordenador da missão, aquela pessoa que sabe mais detalhadamente sobre o pedido de apoio realizado, saiba informações como a quantidade estimada necessária de paletes para o transporte da carga, seria possível alimentar o algoritmo com essa informação para uma resposta mais robusta acerca das limitações das aeronaves de rampa.

4.5 PONTOS POSITIVOS

O modelo desenvolvido apresenta vários pontos positivos. Primeiro, permite uma análise detalhada e precisa dos custos envolvidos em diferentes cenários de missões, proporcionando suporte à decisão baseado em dados concretos e gerando economia de recursos financeiros. Sua agilidade e praticidade são notáveis, processando informações em milissegundos com baixa carga computacional, essencial para situações de alta demanda e urgência.

Além disso, o modelo aplica restrições inteligentes para evitar erros nos cálculos, utilizando uma ampla gama de informações obtidas por questionários, pesquisas e entrevistas. Ele incorpora restrições e limitações reais das aeronaves, garantindo resultados aplicáveis e realistas, como limites de carga, passageiros, e capacidade de combustível. A análise detalhada dos custos e a escolha da aeronave mais eficiente promovem economia de recursos financeiros e operacionais. Por fim, o modelo fornece suporte valioso à decisão, apresentando dados fundamentais para a escolha da aeronave e do esquadrão, economizando de 20 a 30 minutos por planejamento, com uma média de 5 a 7 planejamentos diários.

Economia por planejamento	Média de planejamentos por dia	Economia total
20 a 30 minutos	5 a 7 planejamentos	1h40 a 3h30 por dia (8h20 até 17h30 semanais)

Tabela 1. Cálculo de economia Homem-Hora.

Fonte: O Autor.

O modelo desenvolvido apresenta baixa carga computacional, mesmo processando diferentes cenários para todas as aeronaves do banco de dados. Isso permite a rápida geração de informações ótimas com baixa complexidade, sendo ideal para operações em tempo real. Mesmo com pouca necessidade de processamento, o modelo fornece ferramentas de suporte a decisão que aumentam consideravelmente a consciência situacional do operador, como é mostrado na figura abaixo:

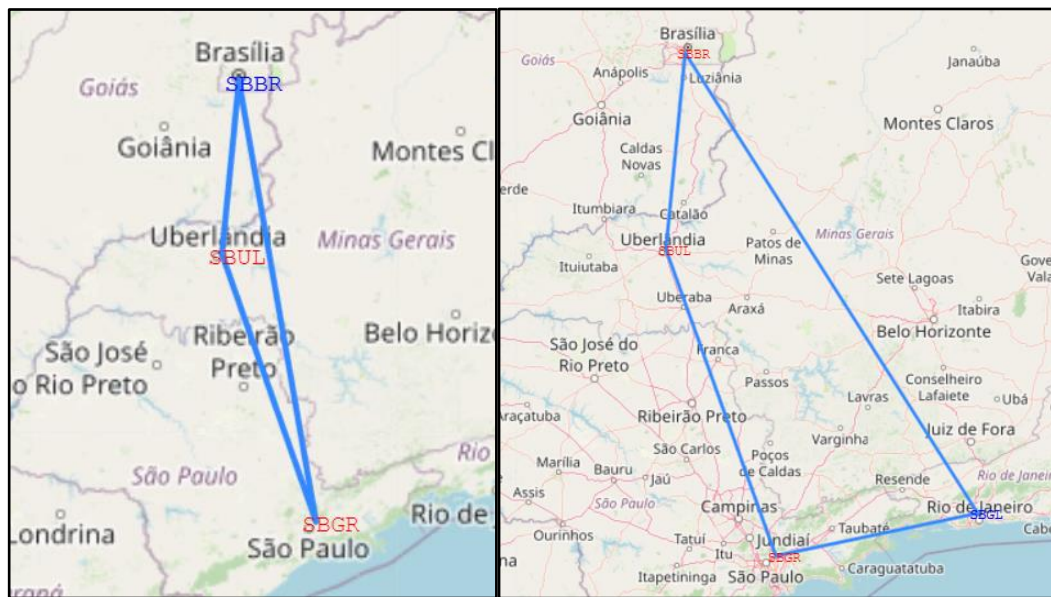


Figura 9. Mapa C-95B (6 ETA) e C-95B (3 ETA) respectivamente.

Fonte: O Autor.

Somando o conjunto de ferramentas propiciadas pelo algoritmo, e com suas características de operacionalidade, velocidade e praticidade, tem-se uma poderosa ferramenta de suporte à tomada de decisões que visa a economia de recursos humanos e financeiros.

4.2 PONTOS NEGATIVOS

O modelo apresenta algumas limitações significativas. Primeiramente, utiliza um algoritmo que não garante resultados ótimos em todos os casos, podendo gerar caminhos subótimos que, embora úteis, exigem esforço adicional para alcançar o resultado desejado. Além disso, não se integra automaticamente com sistemas operacionais da FAB, como SPCOA ou HERCULES 2, necessitando de atualizações manuais dos bancos de dados, o que aumenta a carga de trabalho e o risco de erros humanos.

Outra limitação é a não consideração de todas as variáveis envolvidas no planejamento de missões de TAL, como o impacto do tamanho da pista na capacidade de carga e operações em pistas críticas. O modelo também é restrito a uma missão específica por vez, sem suporte para múltiplas missões simultâneas. Isso exige que a DIVPROG consolide manualmente todas as demandas por região em um menor número de missões, limitando a eficiência e funcionalidade do modelo nesse aspecto.

5 CONCLUSÕES

5.1 SÍNTESE DAS ATIVIDADES REALIZADAS

Foi desenvolvido e validado um modelo computacional para otimizar o planejamento de missões de Transporte Aéreo Logístico (TAL) da Força Aérea Brasileira (FAB) utilizando um algoritmo guloso. O modelo determinou as aeronaves e rotas mais eficientes com base em capacidade de carga, número de passageiros e custos operacionais. Três hipóteses foram testadas:

H1: Criação de um modelo para determinar a aptidão de uma aeronave para uma missão TAL, comprovada através da validação com missões reais.

H2: Integração de variáveis preditivas para otimizar a decisão, contestada devido à dificuldade de prever variáveis como condições climáticas.

H3: Escolha do esquadrão e aeronave mais adequados, validada pelos resultados analisados.

5.2 CONTRIBUIÇÕES TEÓRICAS E PRÁTICAS

Foi desenvolvida uma abordagem inovadora usando algoritmos gulosos para o planejamento logístico militar, integrando variáveis operacionais e logísticas em um modelo computacional. Isso otimiza rotas e alocação de recursos, podendo ser aprimorado para incluir mais variáveis. A automatização do planejamento de missões de TAL reduz significativamente o tempo de planejamento manual, economizando de 8h20 até 17h30 semanais de homem-hora.

O modelo oferece suporte à decisão baseado em dados concretos, resultando em economia de recursos financeiros e humanos.

Testes com dados reais demonstraram a eficiência do modelo, gerando rotas econômicas. A análise detalhada dos custos e a escolha das aeronaves mais econômicas melhoram a gestão dos recursos disponíveis. Além disso, foi criado um banco de dados abrangente com informações de várias aeronaves, obtido através de um questionário específico, que enriqueceu a base de conhecimento do modelo e pode ser usado em outros estudos na aviação de transporte.

5.3 DESAFIOS E LIMITAÇÕES

O desenvolvimento do modelo enfrentou desafios significativos, como a criação de um banco de dados das aeronaves de transporte, devido à ausência de modelos semelhantes. A complexidade aumentou com as diferenças entre aeronaves, mas foi contornada através de uma coleta rigorosa de informações junto aos operadores. A modelagem das missões de TAL e as inúmeras variáveis interferentes dificultaram a produção do modelo, que começou com dados básicos para construir uma base sólida. Não foi possível incluir cálculos sobre a variação do Centro de Gravidade, distribuição de carga e operação em pistas críticas, devido à especificidade desses cálculos e ao conhecimento especializado necessário dos “Load Masters”.

5.4 DIREÇÕES PARA PESQUISAS FUTURAS

Para aprimorar o modelo, é essencial integrá-lo diretamente com sistemas operacionais da FAB, como SPCOA e HERCULES 2, automatizando o fluxo de dados e reduzindo a necessidade de atualizações manuais, aumentando a precisão e diminuindo o tempo de atividades manuais. Além disso, o modelo deve ser expandido para incluir variáveis adicionais no planejamento, como tamanho e condições das pistas, variações do centro de gravidade e cargas de diferentes volumes, tornando-o mais robusto e realista. Adaptar o modelo para suportar o planejamento de múltiplas missões simultaneamente é crucial, pois isso refletiria

melhor a realidade operacional da FAB e permitiria o planejamento conjunto de diversas missões.

Testes em cenários operacionais reais são necessários para validar e ajustar o modelo, garantindo que ele atenda às necessidades práticas dos planejadores de missão da FAB, com a coleta de feedback dos usuários. Também é importante desenvolver uma interface de usuário intuitiva, facilitando a interação com o modelo e permitindo que os planejadores possam inserir dados e obter resultados de maneira eficiente. A ampliação contínua do banco de dados de aeronaves, com informações detalhadas e precisas obtidas por meio de questionários e entrevistas com operadores, é fundamental para manter o modelo atualizado e relevante. Essas direções visam aprimorar a capacidade do modelo de fornecer suporte à decisão, tornando-o uma ferramenta essencial para o planejamento eficaz de missões de transporte aéreo logístico na FAB.

REFERÊNCIAS

- BAKER, S. F.; MORTON, D. P.; ROSENTHAL, R. E. et al. **Optimizing Military Airlift**. *Operations Research*, v. 50, n. 4, p. 582-602, ago. 2002.
- BIANCHINI, Denis. **Regulamentos de Tráfego Aéreo VFR e IFR**. 9ª ed. São Paulo: Editora Bianch Pilot Training, 2020.
- BRASIL. Comando da Aeronáutica. **Diretriz de Comando da Aeronáutica 11-45: Concepção Estratégica Força Aérea 100**. Brasília, DF: Comando da Aeronáutica, 2018.
- BRASIL. Comando da Aeronáutica. **Transporte Aéreo**. Disponível em: <https://www.fab.mil.br/transporte/>. Acesso em: 14 jun. 2024.
- CENTRO LOGÍSTICO DA AERONÁUTICA. **Abastecimento no Brasil**. Centro Logístico da Aeronáutica, 2019. Disponível em: <https://www2.fab.mil.br/celog/index.php/combustiveis-de-aviacao/2-uncategorised/195-abastecimento-no-brasil>. Acesso em: 15 jun. 2024.
- CORMEN, T. H.; LEISERSON, C. E.; RIVEST, R. L.; STEIN, C. **Introduction to Algorithms**. 4ª ed. MIT Press, 2022.
- DEPARTAMENTO DE CONTROLE DO ESPAÇO AÉREO. **AISWEB - DECEA**. Disponível em: <https://aisweb.decea.mil.br/>. Acesso em: 15 jun. 2024.
- GIL, A. C. **Métodos e Técnicas de Pesquisa Social**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 1991.
- HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. **Introduction to Operations Research**. 7ª ed. McGraw-Hill, 2015.

LÜDKE, M.; ANDRÉ, M. E. D. A. **Pesquisa em Educação: abordagens qualitativas**. São Paulo: EPU, 1999.

LUND, J.; BERG, R.; REPLOGLE, C. **Project Air Force Analysis of the Air War in the Gulf: An Assessment of Strategic Airlift Operational Efficiency**. Santa Monica, CA: RAND Corporation. 1993. (R-4269/4-AF).

MAYWALD, J. D.; REIMAN, A. D.; JOHNSON, A. A.; OVERSTREET, R. E. **The Myth of Strategic and Tactical Airlift**. *Air & Space Power Journal*, v. 31, p. 61-71, 2017.

MESQUITA, Antonio Celio Pereira de; CUNHA, Cláudio Barbieri da. **Uma heurística integrada baseada na metaheurística busca dispersa para problemas de roteirização de veículos com coleta e entrega simultâneas no contexto da Força Aérea Brasileira**. *Transportes*, Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, v. 19, n. 1, p. 33-42, 2011.

OLIVEIRA, A. M. C. R. **Problemas de Transporte de Mercadorias – Aplicação ao Caso da Força Aérea Portuguesa**. Comandante da Esquadra de Administração e Intendência Capitão António Miguel Cardeira Ramos Oliveira, 2014.

PAGONIS, Tenente-General William G., (1992). **Moving Mountains – Lessons in Leadership and Logistics from the Golf War**, Harvard Business School Press, Boston.