

OTIMIZAÇÃO DO PLANEJAMENTO DE MISSÕES DE TRANSPORTE AÉREO LOGÍSTICO DA FAB UTILIZANDO CLUSTERING

Guillermo Federico Andrade Ureta

Orientador: Prof. Dr. Antonio Celio Pereira de Mesquita (Cel R1)

RESUMO

No contexto atual da Força Aérea Brasileira (FAB), o planejamento e execução de missões de Transporte Aéreo Logístico (TAL) é desafiada por restrições orçamentárias e aumento nos custos operacionais. Essas limitações impactam diretamente a capacidade operacional, tornando imperativa a otimização dos recursos financeiros. Este estudo propõe a utilização de técnicas de *clustering*, especificamente do método *K-means*, para desenvolver uma ferramenta de planejamento que melhore a eficiência do uso dos recursos. A análise foi realizada utilizando dados de missões anteriores para estabelecer parâmetros interpretativos que classificam a eficiência de uma nova missão e auxiliam na tomada de decisões estratégicas. O método demonstrou ser eficaz ao criar uma ferramenta ágil e de simples interpretação, além de se manter sempre atualizada ao contexto operacional da FAB. A implementação dessa ferramenta proporciona uma visão clara e quantificável da eficiência financeira, contribuindo significativamente para a gestão das operações aéreas na FAB.

Palavras-chave: Força Aérea Brasileira (FAB), Transporte Aéreo Logístico (TAL), Otimização de recursos, K-means, Eficiência financeira, Tomada de decisão, Clustering.

OPTIMIZATION OF PLANNING FOR FAB'S AIR LOGISTIC TRANSPORT MISSIONS USING CLUSTERING

ABSTRACT

In the current context of the Brazilian Air Force (FAB), the planning and execution of Air Logistic Transport (ALT) missions are challenged by budgetary constraints and rising operational costs. These limitations directly impact operational capacity, making the

optimization of financial resources imperative. This study proposes the use of clustering techniques, specifically the K-means method, to develop a planning tool that enhances the efficiency of resource use. The analysis was conducted using data from previous missions to establish interpretive parameters that classify the efficiency of a new mission and assist in strategic decision-making. The method proved effective in creating an agile tool that is easy to interpret and remains consistently updated to the operational context of the FAB. The implementation of this tool provides a clear and quantifiable view of financial efficiency, significantly contributing to the management of air operations in FAB.

Keywords: Brazilian Air Force (FAB), Air Logistic Transport (ALT), Resource optimization, K-means, Financial efficiency, Decision making, Clustering.

1 INTRODUÇÃO

Desde sua criação em 1941, a Força Aérea Brasileira (FAB) tem sido fundamental na manutenção da soberania nacional e no suporte à sociedade, que realiza desde operações de ataque a missões de evacuação aeromédica. Dentre as ações executadas pela FAB, se destaca o Transporte Aéreo Logístico (TAL), que consiste em empregar Meios Aeroespaciais para deslocar pessoal e material, a fim de atender a necessidades logísticas. O TAL é crucial não apenas para deslocamento de tropas e equipamentos militares, mas também em ações humanitárias, como apoio em desastres naturais, repatriações e distribuição de suprimentos médicos durante crises.

Apesar do tamanho das responsabilidades e da complexidade das missões executadas pela FAB, o Brasil tem aplicado paulatinos cortes orçamentários ao Ministério da Defesa, indo na contramão do contexto internacional, impondo um cenário financeiro desafiador para as Forças Armadas. O panorama financeiro é especialmente desafiador para a FAB, em relação às outras Forças Armadas, devido à crescente pressão dos custos operacionais impulsionada pela alta no preço do combustível de aviação e pela valorização do dólar, aumentando as despesas que são frequentemente calculadas nessa moeda.

Nesse cenário adverso, o Comando de Operações Aeroespaciais (COMAE), organização da FAB responsável pelo cumprimento da atividade fim da Força, envida esforços visando a imperativa necessidade de otimizar o emprego de seus recursos financeiros de modo a manter sua capacidade operacional. Entretanto, devido a desafios significativos do ambiente de planejamento de missões de TAL, este órgão ainda não dispõe de uma ferramenta que forneça uma visão clara do uso de recursos financeiros no momento do planejamento de uma nova missão, dificultando medidas oportunas de melhoria da eficiência.

Dado o contexto, o objetivo deste trabalho é desenvolver uma ferramenta que forneça uma métrica de eficiência do uso dos recursos do COMAE no planejamento de missões de TAL. A criação desta ferramenta tem como base as hipóteses de que é possível utilizar método de *Clustering* no banco de dados de missões realizadas e que esses *Clusters* são úteis na criação de parâmetros de interpretação da métrica utilizada pela ferramenta. Ao analisar a validade das hipóteses e viabilidade da ferramenta, pretende-se não apenas responder aos desafios atuais, mas também estabelecer uma base para a otimização contínua do emprego dos recursos da Força Aérea.

Este trabalho está estruturado da seguinte forma: A Seção 2, Referencial Teórico, discute metodologias de *clustering*, demonstrando sua aplicabilidade em diferentes contextos da aviação. A Seção 3, Dados e Método, descreve todo o arcabouço teórico necessário para a definição do método adotado, principalmente no que tange às métricas usadas para analisar o Transporte Aéreo Logístico. Na Seção 4, Resultados e Discussão, são apresentados os resultados da aplicação do método para a criação da ferramenta de planejamento. A conclusão, na Seção 5, reflete sobre os impactos, relevância e limitações dos achados para a gestão eficaz das operações de transporte aéreo da FAB.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Método *K-means* de *Clustering*

Segundo Moura, Rubem e Mello (2016), a análise de *cluster* é uma técnica que congrega diversos métodos utilizados para avaliar a semelhança entre as unidades de um conjunto, de acordo com critérios selecionados previamente, resultando em grupos de similaridade. Assim sendo, esses grupos são internamente homogêneos, mas dissimilares entre si.

Entre os principais métodos de *clustering*, encontram-se o *Hierarchical Clustering*; o *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise* (DBSCAN); e o *K-means*, conhecido por sua eficiência em grandes conjuntos de dados, onde *k*, métrica selecionada arbitrariamente, representa o número de *clusters* a serem formados. Neste método, os centros de cada *cluster* são recalculados iterativamente para minimizar a variância interna (CHRISTOPHER; BALAMURUGAN, 2013).

Uma das métricas usadas na avaliação do resultado da aplicação de um método de *clustering* é a *Silhouette Score* global. Em essência, ela é crucial para determinar a eficácia com que cada ponto de dado foi agrupado, além de verificar se os *clusters* formados são claramente distintos e significativamente diferenciados entre si. A métrica varia de -1 a +1, onde valores próximos a +1 indicam que os pontos estão bem posicionados dentro de seus respectivos *clusters*. Isso significa que a distância média de cada ponto aos outros pontos do mesmo *cluster* é significativamente menor do que sua distância aos pontos dos outros *clusters*, refletindo uma alta coesão interna e uma boa separação entre os *clusters*.

Esse conjunto de métodos são aplicados nos mais diversos contextos, inclusive na área da aviação, na qual trabalhos anteriores mostraram resultados significativos tanto na avaliação da precisão e eficiência de companhias aéreas quanto na área de segurança de voo, ao contribuir na detecção de anomalias. Os próximos tópicos apresentam estudos que ilustram a versatilidade

e a potência da aplicação de técnicas de *clustering* na aviação, seja na análise de eficiência operacional ou na criação de bases comparativas essenciais na identificação e prevenção de anormalidades que podem levar a acidentes. Os estudos também demonstram a capacidade das técnicas de *clustering* em lidar com dados complexos e de grande volume, identificando padrões compreensíveis contribuindo para melhorar a segurança, a eficiência e a sustentabilidade no setor aéreo.

2.1.1 Clustering na análise de performance

Em seu estudo, Moura, Rubem e Soares de Mello (2016) analisaram a contribuição de métodos de *clustering*, como o *K-means*, no cálculo de desempenho de companhias aéreas. Neste estudo, propuseram a utilização de clusterização estática integrada à abordagem preexistente de Análise Envoltória de Dados (DEA) para lidar com diferenças de escalas de volume de operação e frota. Tal abordagem permitiu uma avaliação comparativa mais justa, ao realizar uma compensação pelas diferenças de escala entre os *clusters* criados a partir do método *K-means*, dada a eficiência na formação de grupos com características operacionais similares. Especificamente, este estudo destacou a eficácia da clusterização em refinar a análise de eficiência, permitindo uma discriminação mais precisa entre empresas (Moura, Rubem & Soares de Mello, 2016).

2.1.2 Clustering na gestão da segurança de voo

2.1.2.1 Detecção de anomalias em dados de voo

Numa abordagem voltada à segurança de voo, Li *et al.* (2016) exploraram o uso da técnica de *clustering* para a identificação de operações anormais em dados de voo. O objetivo principal na utilização dessa técnica foi superar as limitações dos métodos existentes, visto que estes dependem de critérios pré-definidos e podem deixar de detectar questões emergentes. Ao

identificar dissimilaridades comparativas, a abordagem proposta não depende de critérios pré-definidos, oferecendo uma ferramenta de gestão proativa de segurança de voo.

O método, denominado ClusterAD-Flight, utiliza dados do gravador de dados voo (FDR) para realizar uma clusterização que identifica padrões e *outliers* em fases críticas do voo. Especificamente nesse estudo, o método foi aplicado às fases de decolagem e aproximação final. Os métodos de *clustering* mostraram eficácia na identificação de voos que desviam de padrões comuns, classificando-os como anomalias. Os testes demonstraram que a detecção de anomalias múltiplas por kernel e a baseada em *clusters* são capazes de identificar desvios operacionalmente significativos, superando a capacidade do método de detecção de exceções usado atualmente pela indústria aérea (LI *et al.*, 2016).

O estudo destacou como a clusterização baseada em densidade pode fornecer ideias valiosas para a gestão de segurança na aviação, permitindo intervenções proativas antes da ocorrência de incidentes (LI *et al.*, 2016).

2.1.2.2 Predição de níveis de alerta em acidentes aéreos

Ainda no contexto de gestão da segurança de voo, Christopher e Balamurugan (2013) demonstraram a aplicabilidade de *clustering* na predição de níveis de alerta em acidentes aéreos e compararam a eficácia dos diferentes métodos usando uma base de dados de registros de acidentes aéreos de 1950 a 2012.

Utilizando uma variedade de algoritmos de *clustering*, como DBSCAN, Farthest First e *K-Means*, junto com algoritmos de classificação, o estudo avaliou a performance de diferentes métodos na previsão do nível de alerta dos componentes de aeronaves. Os resultados mostraram que, para os dados analisados, o algoritmo Farthest First realizava a clusterização de forma mais eficiente, destacando-se na rapidez e na precisão, o que é essencial para a análise de grandes volumes de dados e para a tomada de decisão rápida e eficaz na gestão de riscos na aviação (Christopher & Balamurugan, 2013).

3 DADOS E MÉTODO

3.1 Métricas de Análise do Transporte Aéreo

Dada a complexidade e os altos custos associados à operação de aeronaves, é crucial dispor de métricas que avaliem custo, receita e eficiência, permitindo uma gestão eficaz dos recursos financeiros. A análise das métricas é essencial para a sustentabilidade financeira das companhias aéreas, ao passo que não apenas orienta a tomada de decisões estratégicas, mas também promove a transparência e a responsabilidade na gestão (PINCHEMEL *et al.*, 2022).

Segundo Silva *et al.* (2021), estimar os custos envolvidos no emprego de uma frota é uma tarefa fundamental também no contexto da aviação militar. A utilização de modelos para a estimativa de custos logísticos se mostra fundamental para a previsão de despesas e a tomada de decisões estratégicas. O ato de mensurar essas métricas de forma precisa impacta diretamente no planejamento orçamentário do suporte logístico anual da Força (SILVA *et al.* 2021).

Uma medida primordial para a gestão da FAB é o cálculo de custos totais associados a missões específicas. Esse cálculo, ademais da função de planejamento estratégico, possibilita o repasse de verbas, uma vez que, em complemento às suas várias atribuições, o COMAE também apoia outros Órgãos Governamentais em missões do interesse público, tendo então que ser ressarcido (BRASIL, 2010).

Como exemplo de Missão Aérea de Apoio Externo (MAAE) tem-se o caso das operações de Transporte de Órgãos, Tecidos e Equipes (TOTEQ), uma missão realizada pela FAB em apoio à Central Nacional de Transplantes (CNT). De acordo com Brasil (2024), no ano de 2023 foram transportados 259 órgãos vitais, com gastos em torno de R\$ 16.046.650,36, em aproximadamente 1.251 horas de voo (BRASIL, 2024).

Apesar da profunda importância social ao considerar a urgência e sensibilidade das missões, essas operações, decorrentes de solicitação, não constam no planejamento do seu

Esforço Aéreo Anual, sendo necessário a valoração destes custos para o repasse da verba (BRASIL, 2010). Portanto, faz-se mister a implementação de métricas rigorosas e precisas tanto no contexto da aviação civil, quanto da FAB, especialmente em tempos desafiadores impostos por restrições orçamentárias e pelo aumento constante dos custos operacionais.

3.1.1 Custo logístico da hora de voo

Despontando como uma das principais métricas utilizadas no setor da aviação, o Custo Logístico da Hora de Voo (CLHV) é fundamental para o planejamento estratégico, permitindo a formulação de orçamentos e a avaliação de recursos necessários para operações (BRASIL, 2010).

Segundo o Departamento de Defesa dos Estados Unidos, o CLHV permite uma visão abrangente dos custos envolvidos na manutenção, suprimento, aquisição e modernização das aeronaves, proporcionando uma base sólida para a avaliação do impacto financeiro das operações aéreas (UNITED STATES, 2010). A metodologia americana de cálculo do CLHV inclui a teoria de custo do ciclo de vida, que considera todos os custos incorridos ao longo da vida útil das aeronaves, desde a aquisição até a desativação (UNITED STATES, 2011). A metodologia de cálculo pode variar entre instituições, refletindo diferentes estruturas e necessidades.

A FAB descreve o CLHV como métrica igualmente importante para valorar o impacto orçamentário das missões e para fornecer parâmetros de custo por hora de voo, permitindo o cálculo das missões indenizáveis executadas em apoio a outros órgãos públicos (BRASIL, 2010).

De acordo com Brasil (2010), o CLHV abrange todos os aspectos logísticos e operacionais, incorporando custos de manutenção, suprimento, combustíveis, lubrificantes, e até mesmo os custos indiretos associados às atividades aéreas. A metodologia utiliza Centros de Custo para esses diferentes aspectos logísticos, conforme retratado na Figura 1.

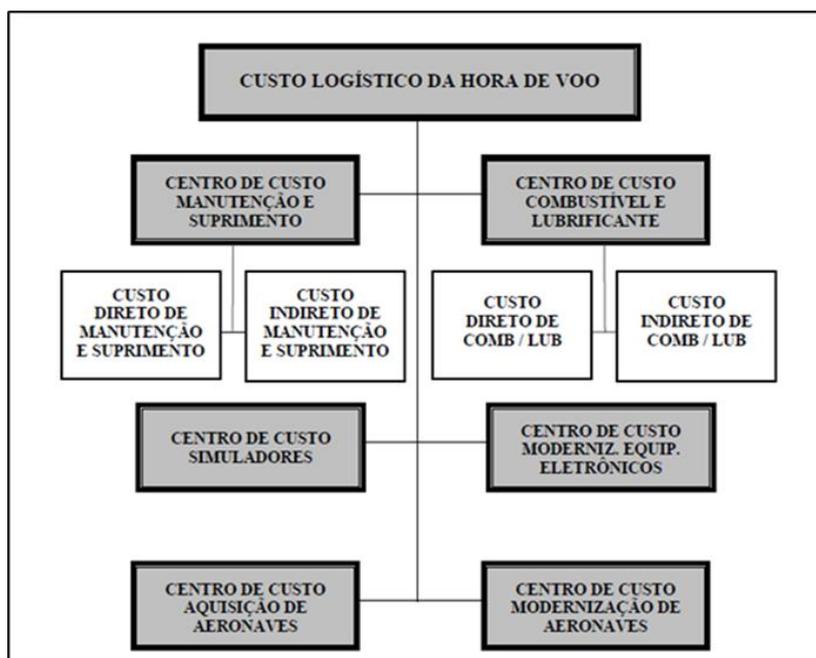


Figura 1 – Fluxograma da estrutura do Custo Logístico da Hora de Voo (BRASIL, 2010, p. 14).

Cada Centro de Custo possui forma específica de valoração específica, como exemplo, o custo da hora de voo dos simuladores é calculado com base nos contratos de suporte logístico e nos gastos de manutenção preventiva e corretiva. Já os custos diretos e indiretos de manutenção e suprimento são coletados e analisados utilizando o Sistema de Logística de Material e Serviços (SILOMS) (BRASIL, 2010).

O cálculo do CLHV é um processo detalhado que envolve a coleta e processamento de uma vasta gama de dados financeiros e operacionais. Esses valores são então divididos pelo número total de horas voadas pelas aeronaves da frota no período considerado, resultando no custo por hora de voo (BRASIL, 2010). O produto dos cálculos de CLHV é uma planilha detalhada que apresenta os custos da hora de voo de cada aeronave da frota representada em dólares americanos. As cotações médias mensais das moedas estrangeiras são coletadas e lançadas em planilhas específicas para obter a taxa média anual do câmbio (BRASIL, 2010). Os valores de CLHV são recalculados uma vez por semestre devido à volatilidade dos custos envolvidos, como contratos de manutenção, preços de combustíveis e variações cambiais.

Essa base de dados é uma ferramenta essencial para calcular o esforço aéreo de cada aeronave, baseado no quanto cada projeto consome de recursos financeiros. A utilidade do CLHV também é fundamental para a elaboração de planejamento estratégico, ao permitir o cálculo do consumo de recursos financeiros de cada operação aérea.

3.1.2 Medidas de eficiência

Embora o CLHV seja uma métrica valiosa para a gestão orçamentária e financeira, ao fornecer um valor absoluto dos custos operacionais, não são captadas nuances importantes sobre a eficiência da aplicação dos recursos, o que limita sua utilidade para o planejamento das missões num nível tático. Medidas de eficiência são cruciais, por fornecerem parâmetros para avaliar a forma com que as missões de TAL estão sendo executadas, permitindo ajustes estratégicos que podem resultar em economias significativas e melhor desempenho geral, tanto para companhias aéreas como para a aviação militar (PINCHEMEL *et al.*, 2022).

Kazemi e Bagherieh-Mashhadi (2014), em sua análise comparativa das eficiências das companhias aéreas na região do Oriente Médio e Norte da África, utilizam métricas como quilômetros de assentos disponíveis (ASK) e quilômetros de passageiros pagos (RPK). Essas métricas foram essenciais para entender como as companhias aéreas utilizam seus recursos e identificar práticas que levam a um melhor desempenho operacional (KAZEMI; BAGHERIEH-MASHHADI, 2014).

Pinchemel *et al.* (2022), também investigaram a relevância de alguns indicadores de desempenho na gestão e eficiência operacional de companhias aéreas, apontando outros indicadores de desempenho, como a taxa de ocupação de assentos (PLF) e os quilômetros de toneladas de carga (RTK). Estes indicadores permitiram medir a capacidade das aeronaves em transportar passageiros e carga de forma eficiente, ao passo que, métricas como o custo por assento quilômetro disponível (CASK) e o RPK ajudaram a entender a relação entre custos

operacionais e receitas geradas, proporcionando uma visão clara sobre a eficiência financeira das operações (PINCHEMEL *et al.*, 2022).

No contexto da FAB, indicadores como RPK, que medem a receita gerada por passageiro transportado por quilômetro voado, têm pouco significado prático. Em contrapartida, outras métricas que estão mais diretamente ligadas a disponibilidade e custo, como o ASK, o PLF e o CASK, são mais relevantes para a aviação militar, visto que permitem avaliar a utilização dos recursos, a eficiência das operações e o custo operacional.

3.2 Planejamento de Missões TAL da FAB

O COMAE, sendo o órgão encarregado pelo emprego dos meios sob seu controle operacional, realiza o planejamento e execução tanto de missões permanentes e rotineiras como de missões isoladas e inopinadas. Dessa forma, é imprescindível a existência de uma sistemática que organize o fluxo de solicitações, dando condições à realização de um planejamento bem elaborado e oportuno acionamento dos meios disponíveis. Com essa finalidade, a FAB estabelece o fluxo para acionamento e emprego de meios aeroespaciais e de Força Aérea em Brasil (2024).

As solicitações de missões aéreas chegam ao COMAE por diferentes meios, a depender do órgão solicitante. Para as Organizações Militares da FAB, o principal meio é o Sistema de Planejamento e Condução de Operações Aeroespaciais (SPCOA). O maior volume de solicitações é de missões de TAL, dadas as características de mobilidade, velocidade e flexibilidade; entretanto, essas missões apresentam elevados custos, fazendo com que as solicitações devam ser bem fundamentadas e analisadas com rigor antes de seu cumprimento (BRASIL, 2023).

De acordo com as exigências, os pedidos são tratados por diferentes setores:

- a) Solicitações de grande complexidade ou Pedidos de Missões Conjuntas (PMC):
Divisão de Planos e Diretrizes (DIVPLAN);
- b) Solicitações diversas: Divisão de Programação (DIVPROG); e
- c) Solicitações urgentes: Divisão de Operações Correntes (DIVOC).

A partir do recebimento da solicitação pela Divisão competente, as missões são classificadas em função de sua natureza, conforme descrito na Tabela 1.

Tabela 1 - Classificação da natureza da missão (BRASIL, 2023, p. 5).

PRIORIDADE	DESCRIÇÃO
ALTA	Deve-se priorizar a utilização do meio proposto para o cumprimento do pedido ou, no caso de indisponibilidade deste, o melhor meio disponível, independentemente da localidade do Esquadrão Aéreo e/ou projeto.
NORMAL	Deve-se priorizar a utilização do meio proposto para o cumprimento do pedido ou, no caso de indisponibilidade deste, o melhor meio disponível, preferencialmente, da localidade do Esquadrão Aéreo e/ou projeto. No caso de inexistência de meios da localidade do Esquadrão, poderão ser utilizados meios de outras sedes, bem como o pedido poderá sofrer atrasos no cumprimento de datas / horários propostos, conforme demanda acertada junto ao coordenador da missão.
BAIXA	Deve-se priorizar a utilização do meio proposto para o cumprimento do pedido ou, no caso de indisponibilidade deste, o pedido poderá sofrer atrasos no cumprimento de datas / horários propostos e aguardará a disponibilidade da aeronave sugerida.
APROVEITAMENTO	Não será alocado meio aéreo para atendimento do pedido, porém serão envidados esforços para associar o pedido a alguma missão existente. A confirmação do aproveitamento será realizada na aprovação da missão em PDIOA, com contato posterior da DIVPROG ao coordenador. Não havendo indisponibilidade de aeronave associada, e não houver outra missão passível de aproveitamento, o pedido não será programado.

Após essa etapa, o ciclo de planejamento da missão se inicia, onde são considerados diversos fatores que, em conjunto, influenciam diretamente na eficiência das missões. Conforme explorado por Chao e Hsu (2014), a eficiência operacional é maximizada quando se

leva em consideração variáveis que influenciam diretamente no uso dos recursos, e não apenas nos custos diretos e absolutos, como o CLHV.

Ainda segundo Chao e Hsu (2014), uma das principais variáveis é a otimização da rota, visto a drástica influência na redução do combustível necessário e aumento da eficácia das operações logísticas. Nesse contexto, o COMAE se destaca pelo alto investimento nessa estratégia, buscando minimizar o tempo total de voo e, conseqüentemente, os custos, além de maximizar a utilização da capacidade de carga das aeronaves, consolidando diversas demandas em uma única missão.

De acordo com Joo e Fowler (2014), a alocação eficiente de recursos é outra variável vital para manter a eficiência operacional. Assim sendo, o COMAE, na gerência de seus meios, trata de alocar vetores próximos à área de atuação da missão, buscando minimizar a distância das aeronaves ao ponto de início ou término da missão. Essa abordagem é indispensável para minimizar os gastos com traslado.

Ainda na tentativa de alocar de modo eficiente os recursos, são observadas especificações técnicas das aeronaves, visando a compatibilidade com as características da missão, como capacidade de carga, distância de pista requerida para pouso e decolagem e velocidade de cruzeiro. Este fator de planejamento também influencia diretamente os custos operacionais, visto que ajustes na carga útil e na escolha das aeronaves podem resultar em economias substanciais, melhorando a eficiência geral das operações (CHAO; HSU, 2014).

3.3 Nova Ferramenta de Planejamento

Faz-se mister apontar que, apesar da série de fatores meticulosamente planejados de forma a utilizar com eficiência os recursos disponíveis, nenhum deles fornece uma medida direta do custo-benefício da missão tal como está planejada. Isso frequentemente resulta em

uma falta de clareza sobre o real impacto das medidas adotadas no planejamento na eficiência da missão.

Portanto, fica clara a contribuição do objetivo desse artigo ao propor a criação de uma métrica de eficiência que possa ser utilizada como ferramenta no planejamento de missões de TAL, entregando ao decisor uma visão clara do resultado dos esforços envidados à otimização de todas as variáveis relacionadas ao planejamento, ainda em momento oportuno de realizar gerências.

Entretanto, o ambiente dinâmico e com alto volume de demanda, no qual o COMAE deve trabalhar, traz consigo desafios à criação e utilização dessa ferramenta. O primeiro deles é a complexidade das métricas de eficiência comumente utilizadas, como as já mencionadas ASK, PLF e CASM. Por essas métricas exigirem cálculos complexos e dependerem de dados que, frequentemente, não são calculados no momento do planejamento, estão mais relacionadas ao uso gerencial na análise pós-ação e não à aplicação tática.

Observa-se também que apenas calcular uma métrica de eficiência sem parâmetros de comparação adaptados ao contexto e realidade de operação da FAB, não oferece uma visão prática. As operações da Força Aérea possuem características únicas que diferem significativamente das operações civis, fazendo com que os parâmetros interpretativos utilizados por companhias aéreas por vezes não sejam adequados. Outro obstáculo é a alta mutabilidade das variáveis de planejamento, onde imprevistos desencadeiam mudanças em cascata em todas as outras variáveis, incluindo a própria métrica de eficiência, exigindo esforços em cálculos adicionais.

Tendo em vista os três obstáculos apresentados, este artigo propõe um método de criação da nova ferramenta de planejamento dividido em três etapas, cada uma visando a superação de um desafio, seguindo a ordem na qual foram apresentados. As próximas subseções detalham as referidas etapas:

- a) Etapa 1: Definição de métricas de eficiência;
- b) Etapa 2: Estabelecimento de parâmetros de interpretação; e
- c) Etapa 3: Desenvolvimento computacional da ferramenta.

3.3.1 Etapa 1: Definição de métricas de eficiência

A seleção adequada da métrica de eficiência é fundamental para garantir sua aplicabilidade prática no contexto operacional do COMAE. A métrica escolhida deve atender a critérios específicos para assegurar que se integre efetivamente ao sistema de planejamento, sem sobrecarregar o processo. Os requisitos essenciais para a escolha da métrica incluem:

- a) **Simplicidade:** Ao ser utilizada num ambiente dinâmico e com alta demanda, o cálculo da métrica não pode resultar em um aumento significativo da carga de trabalho dos envolvidos no planejamento. Dessa forma, é desejável que a métrica tenha tão poucas variáveis quanto possível.
- b) **Variáveis Conhecidas:** A métrica deve utilizar variáveis que já estão disponíveis no método de planejamento atual. Isso também garante que a implementação da ferramenta não resulte em cálculos adicionais.
- c) **Banco de dados:** É fundamental que as variáveis utilizadas na métrica estejam disponíveis nos relatórios das missões anteriormente realizadas pelo COMAE. Essa disponibilidade é essencial para a criação de uma base de dados, objeto da segunda etapa do método.

As métricas de eficiência apresentadas na Seção 3.1 foram analisadas à luz desses critérios, sem descartar a opção de criação de uma nova métrica, caso nenhuma tenha aderência à realidade atual da FAB.

3.3.2 Etapa 2: Estabelecimento de parâmetros de interpretação

Após a seleção de uma métrica de eficiência adequada, é fundamental estabelecer parâmetros que permitam a interpretação dessa métrica, tendo em vista que diferenças significativas entre as operações militares e outras áreas da aviação requerem um modelo de avaliação ajustado às particularidades das missões da FAB.

Para desenvolver essa base de comparação utilizando dados reais de missões da FAB, foi solicitado ao COMAE uma amostra de Relatórios de Missão (MISREL), documentos detalhados preenchidos pelo comandante da aeronave ao final de cada missão. Esses relatórios são de acesso restrito, portanto, foram disponibilizados, especificamente, dados das missões realizadas pela aeronave C-97 do 5º Esquadrão de Transporte Aéreo (ETA) nos anos de 2022 e 2023. Os dados foram extraídos do sistema e disponibilizados em planilhas Excel, com cada linha representando uma etapa da missão e cada uma das 35 colunas, campos de informação.

Estes relatórios contêm informações cruciais para o estudo, como data e código de identificação da missão, Unidade Aérea (UAe) responsável pela execução, modelo de aeronave utilizada, aplicação do esforço aéreo utilizado – relacionado ao tipo de Ação de Força Aérea realizada, aeródromos de decolagem e pouso, número de passageiros transportados, combustível e lubrificante consumidos, tempo de voo por etapa e custos com diárias da tripulação.

Para a análise desses dados, foi utilizado o software *Orange* (orangedatamining.com), que opera com a linguagem Python. Este processo exigiu um entendimento profundo das operações de TAL da FAB para interpretar, plotar e corrigir os dados, além de filtrar e selecionar as informações relevantes para a criação das métricas necessárias.

Após o processamento dos dados, técnicas de *data mining* foram aplicadas, de modo a gerar uma tabela que relacionasse as missões aos valores da métrica escolhida. Após avaliada a aplicação de três métodos de *clustering*: DBSCAN, *K-means* e *Hierarchical Clustering*, o

método *K-means* foi selecionado por sua eficiência computacional, adequação aos dados e flexibilidade na escolha do número de *clusters*. Definimos o parâmetro *K* com base no número ideal de rótulos, buscando um equilíbrio que evitasse excessiva complexidade ou simplificação, facilitando assim a interpretação dos resultados.

O uso do *K-means* permitiu a validação das hipóteses propostas de utilização da técnica de *clustering*, resultando em *k clusters* que representam diferentes níveis de eficiência operacional. A segmentação desse espectro possibilita uma comparação direta e eficaz dos cenários de missões, ainda na fase de planejamento, orientando decisões estratégicas e otimizando o uso de recursos.

3.3.3 Etapa 3: Desenvolvimento computacional da ferramenta

A etapa final envolveu a criação de um *script* em *Python* que utiliza como entradas dados resultados do planejamento de uma nova missão, integrando eficientemente o cálculo da métrica de eficiência selecionada na primeira etapa e a comparação com os parâmetros estabelecidos na segunda etapa. Ao entregar o resultado simples e operacional de forma automática após a inserção dos dados, a ferramenta cumpre a premissa de ser ágil, fácil e eficaz.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Após a explanação do arcabouço teórico necessário para a estruturação do trabalho e a descrição do método empregado para a criação da ferramenta de planejamento, esta seção descreve a aplicação das três etapas do método proposto e a análise oportuna dos resultados.

4.1 Etapa 1: Definição de Métricas de Eficiência

Para a escolha da métrica de eficiência, realizou-se uma análise detalhada à luz dos critérios de simplicidade, uso de variáveis conhecidas e compatibilidade com o banco de dados do COMAE, conforme descrito na Seção 3.3.1. As métricas tradicionalmente utilizadas no setor

da aviação civil, apresentadas na Seção 3.1.2, foram inicialmente consideradas. No entanto, nenhuma delas se mostrou plenamente aderente aos critérios estabelecidos pelos seguintes motivos:

- a) **Quilômetros de Passageiros Pagos (RPK)**: sendo uma medida que considera a receita gerada com a venda de assentos, não possui significado prático para a Força Aérea, que não opera sob a lógica de receita de vendas.
- b) **Quilômetros de Assentos Disponíveis (ASK) e Quilômetros de Toneladas de Carga (RTK)**: estas duas métricas não atendem aos critérios de simplicidade e compatibilidade com o banco de dados. O critério da simplicidade é ferido ao passo que, para calcular a eficiência global da missão, é necessário calcular a métrica para as etapas individuais e somá-las, o que aumenta sua complexidade. Além disso, o banco de dados das missões não dispõe de valores de distância voada por etapa, uma vez que os relatórios de missão utilizam o valor de Tempo de Voo, devido à sua relação imediata com cálculo de custos, consumo de combustível e lubrificante, bem como os cálculos de horários de decolagem e pouso.
- c) **Custo por Assento Quilômetro Disponível (CASK)**: esta métrica é derivada do custo total do voo dividido pelo ASK, portanto, enfrenta as mesmas limitações do ASK e RTK.
- d) **Taxa de Ocupação de Assentos (PLF)**: esta métrica, calculada pela divisão do RPK pelo ASK, também não é aplicável devido às mesmas razões.

Diante da inadequação das métricas convencionais, foi necessário desenvolver uma nova métrica que capturasse a eficiência com que um recurso é utilizado em um cenário de planejamento específico e atendesse a todos os critérios.

O ponto de partida foi identificar a intersecção de variáveis disponíveis tanto no banco de dados das missões já realizadas, quanto no momento do planejamento, as quais comporiam

a base de cálculo. A métrica desenvolvida foi o Custo Médio por Passageiro (CMP), definido pela Equação 1:

$$CMP = \frac{(CLHV \times TEV) + DIÁRIAS}{PAX/ETAPAS} \quad (1)$$

onde:

CLHV: Valor de Custo Logístico da Hora de Voo, em reais, da aeronave utilizada.

TEV: Soma do tempo de voo de todas as etapas da missão.

DIÁRIAS: Soma dos custos com diárias da tripulação.

PAX: Soma do número de passageiros transportados em cada etapa.

ETAPAS: Número de etapas da missão.

Ao analisar a composição do CMP, nota-se que os três critérios estabelecidos são satisfeitos. A simplicidade, primeiro deles, é uma de suas características, tendo em vista que, ao ser composta por poucas variáveis, facilita o processo de cálculo no momento do planejamento. Além disso, ao utilizar dados gerais da missão, não requer cálculos para cada etapa. Outra vantagem é que todos os dados necessários são armazenados pelo preenchimento do MISREL e são conhecidos no momento do planejamento por meio de outros fatores já calculados anteriormente ou facilmente obtidos, atendendo aos dois outros critérios.

Esta métrica foi projetada para ser prática e direcionada à realidade operacional da FAB, garantindo uma avaliação efetiva da eficiência financeira das missões, uma vez que ela pode ser entendida como descrito na Equação 2:

$$CMP = \frac{\text{Custo total da missão}}{\text{Média de passageiros transportados}} \quad (2)$$

Assim, ao calcular a média de custo por pessoa transportada, ela relaciona os custos totais da missão com a utilização da capacidade da aeronave. Numa análise relativizada, é possível notar que valores elevados de CMP indicam um custo desproporcionalmente alto para transportar cada passageiro, concitando uma análise do custo-benefício da missão tal qual o planejamento proposto. Outra vantagem da métrica é que, ao expressar a eficiência em termos

financeiros, ela permite a comparação com custos envolvidos na utilização de outros modais de transporte, como por exemplo, a compra de passagens em companhias aéreas.

É necessário apontar que o CMP utiliza como entrada o número de passageiros transportados, não considerando o transporte de carga total, o que representa uma limitação do escopo, uma vez que sua utilização tem valor prático no uso do planejamento de missões TAL em aeronaves voltadas para transporte de passageiros, como as aeronaves C-97 e C-99.

Essa restrição poderia ser contornada ao substituir o uso da variável PAX pelo cômputo de quilos transportados, entretanto a abordagem escolhida tem motivação em dois aspectos:

- a) O primeiro é a necessidade de estimar o peso total transportado na aeronave, entre carga e passageiros, exigido pela abordagem utilizando o custo médio por quilo transportado. O peso da carga transportada pode ser obtido através das informações de solicitação da missão, apesar dos desafios com a acurácia do valor. Entretanto, o peso de cada passageiro não é um valor conhecido no momento do planejamento, nem armazenado nos MISREL, fazendo com que a métrica ferisse os critérios de “variáveis conhecidas” e compatibilidade com o banco de dados do COMAE para esse caso.
- b) O segundo é a vantagem do CMP de permitir a comparação direta de seu resultado com o valor da compra de passagens aéreas, por meio do Formulário de Indicação de Serviço Público Aéreo (FISPA), modal frequentemente utilizado para o transporte de militares em viagens a serviço quando os custos de acionamento de uma missão não se justificam.

Portanto, o CMP atendeu aos critérios selecionados pelo método como indispensáveis e ainda possui características altamente desejáveis ao mensurar a eficiência do uso dos recursos em termos de valores diretos de custo.

4.2 Etapa 2: Estabelecimento de Parâmetros de Interpretação

Após a definição de métricas de eficiência na etapa anterior, a Etapa 2 foca no estabelecimento de parâmetros que permitam a interpretação adequada do valor de CMP calculado para novas missões. Este processo se inicia com uma fase intensiva de data mining seguida pela aplicação da técnica de *clustering*, com o objetivo de validar a hipótese de que o método *K-means* é adequado para os dados em questão.

4.2.1 Data mining

O tratamento das informações é um passo crucial antes de qualquer análise. Os dados fornecidos pelo COMAE, extraídos dos MISREL de missões realizadas pela aeronave C-97 do 5º ETA nos anos de 2022 e 2023, são inicialmente processados em um *workflow* no *software* Orange. Esse *workflow* foi dividido e ilustrado na Figura 2 e na Figura 3, sendo descritos os principais pontos de acordo com a numeração correspondente.

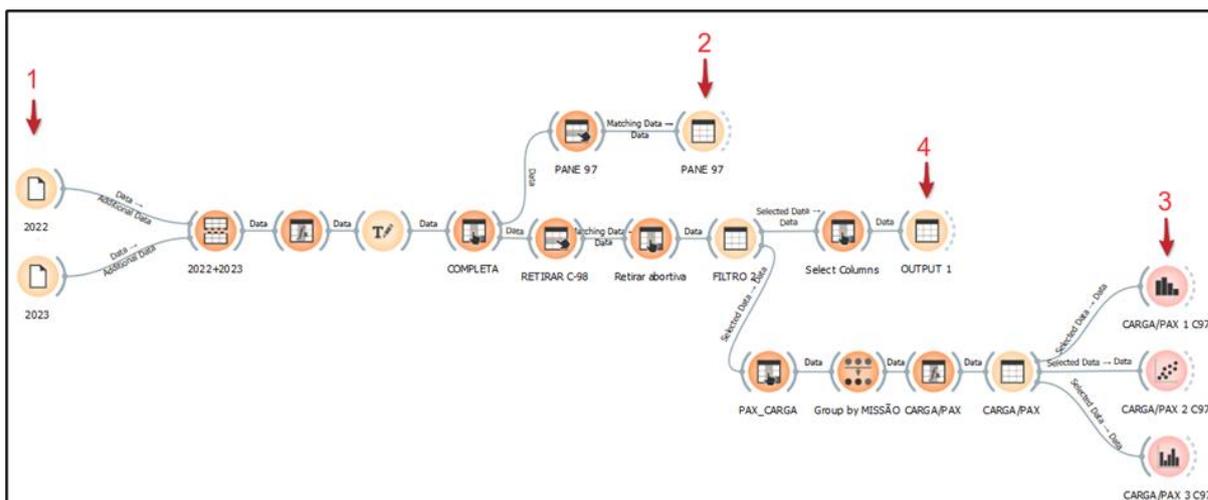


Figura 2 – Parte 1 do *workflow*: análise e tratamento inicial das informações das missões realizadas.

Primeiramente, as duas planilhas, de 2022 e 2023, foram unificadas em uma única base de dados (1). Em seguida, essas informações passam por etapas de renomeação de campos, filtragem de dados, correção de valores e interpretação de resultados. Após a análise das etapas

OUTPUT 2 (7), uma planilha contendo informações de 98 missões divididas em três campos: o código identificador da missão, o valor de custo total e o CMP.

Portanto, com a aplicação dessa sequência de procedimentos, foi obtida a base de dados na qual será aplicado o método *K-means*, analisado no tópico a seguir.

4.2.2 Aplicação do método *K-means*

Aplicou-se, então, a ferramenta *K-Means* (8) no *workflow*, retratado na Figura 4, sobre o banco de dados OUTPUT 2 com o CMP como único critério.

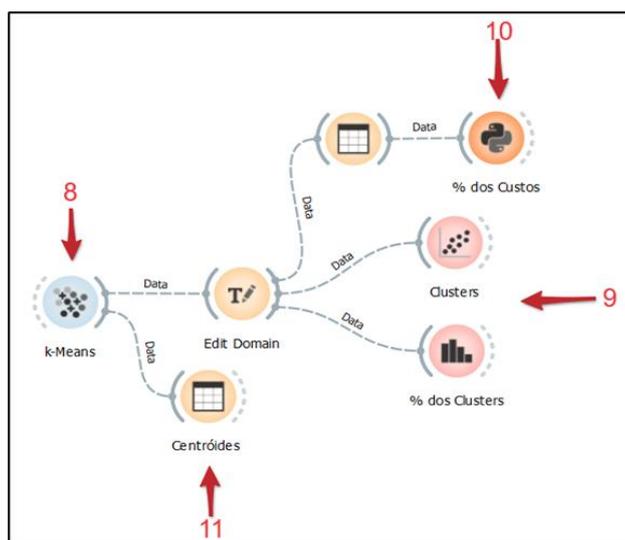


Figura 4 – Aplicação do *K-means*.

A análise começa com a definição do número ideal de *clusters* (*K*). Para isso, foram considerados dois critérios: objetividade para o decisor e análise do *Silhouette Score*.

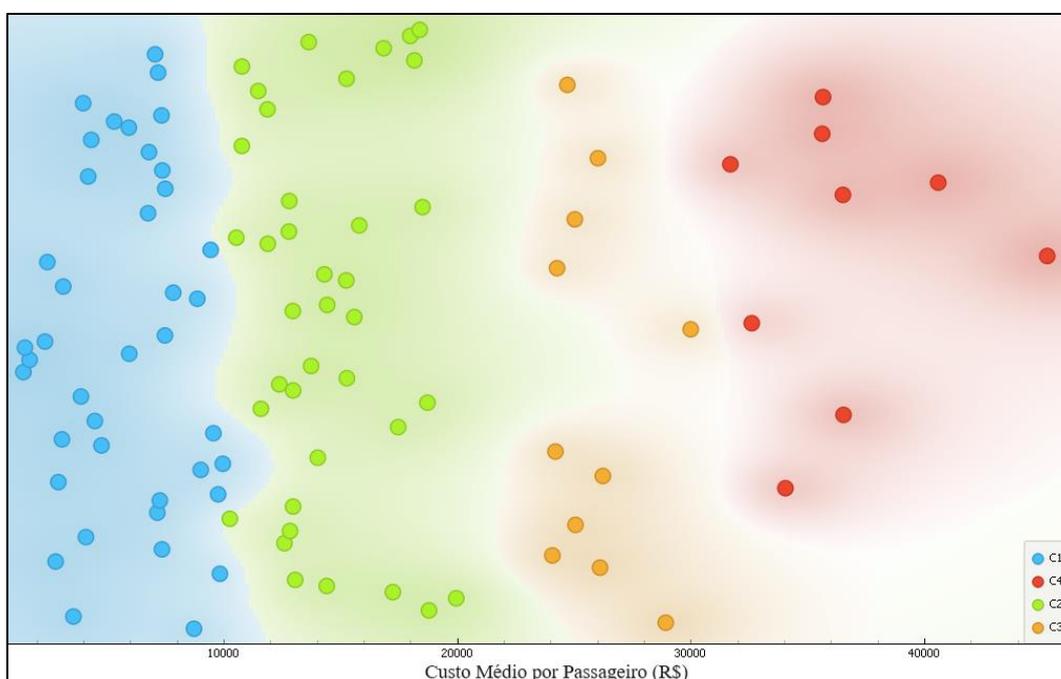
O primeiro critério visa garantir um equilíbrio entre não ter um número excessivo nem insuficiente de *clusters*. O objetivo é simplificar a interpretação dos resultados pelos tomadores de decisão, sem a complexidade que um número elevado de categorias poderia introduzir, ao mesmo tempo evitando uma generalização excessiva que poderia ocorrer com poucos *clusters*. Dentro do primeiro critério, foram considerados modelos com *K* variando de 3 a 6. O segundo critério foi a análise do *Silhouette Score* para os quatro modelos, obtendo os resultados disponíveis na Tabela 2.

Tabela 2 – Análise de *Silhouette Score* dos diferentes modelos.

K	3	4	5	6
<i>Silhouette Score</i>	0,590	0,594	0,576	0,599

Os valores de *Silhouette Score* observados variaram de 0,577 a 0,599, indicando uma adequada separação e coesão entre os *clusters* em todos os modelos testados. Isso sugere que a formação de *clusters* é consistente e significativa para o escopo de valores de K. Dessa forma, em atenção ao primeiro critério, que visa facilitar a interpretação e aplicação prática, o valor K=4 foi identificado como ideal.

Tendo criado o modelo, é possível realizar a visualização dos *clusters* por meio de ferramentas de plotagem (9), resultando na Figura 5.

Figura 5 – Resultado da distribuição dos *clusters*.

Os resultados do *clustering* são visualizados no gráfico, onde cada marcação corresponde a uma das 98 missões analisadas, distribuídas no eixo X de acordo com seu valor de CMP. O gráfico é colorido por *clusters*, conforme legenda na figura, facilitando a identificação visual das categorias de eficiência sugeridas na Tabela 3.

Tabela 3 – Classificação dos *clusters*.

<i>Cluster</i>	Cor	Classificação
C1	Azul	Excelente eficiência
C2	Verde	Boa eficiência
C3	Laranja	Baixa eficiência
C4	Vermelho	Muito baixa eficiência

Esta visualização, ao demonstrar a eficácia do método *K-means* na base de dados do COMAE, destaca em vermelho as missões que requerem atenção devido ao alto custo por passageiro, sugerindo áreas potenciais para melhoria operacional e financeira.

Ainda, utilizando outra forma de plotagem dos dados, é possível compreender melhor a distribuição das missões e o impacto financeiro associado, aprofundando a análise exploratória, conforme a Figura 6.

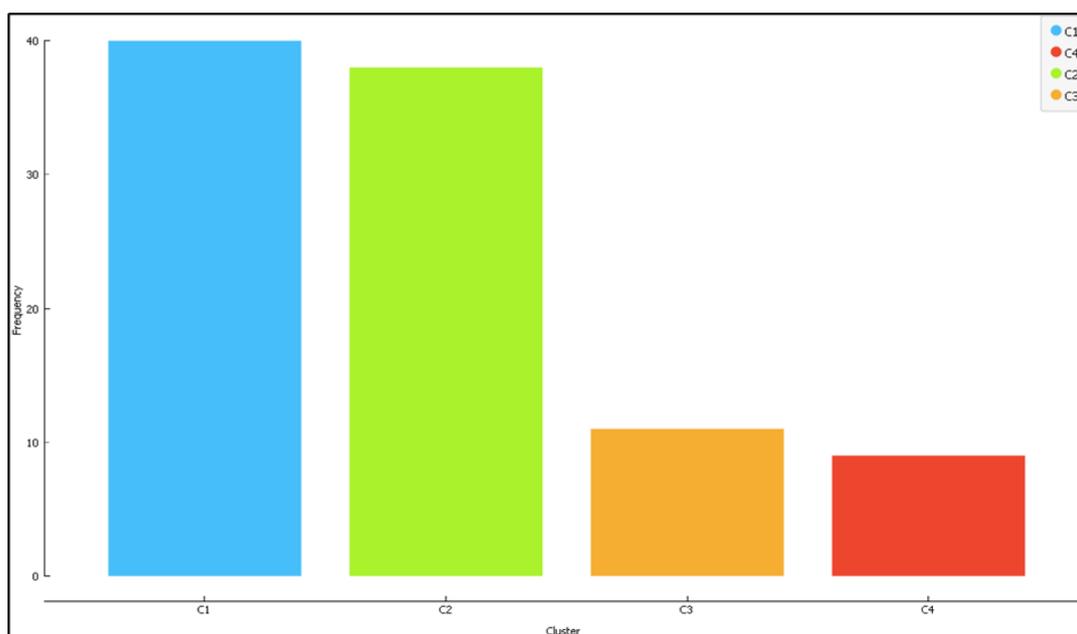


Figura 6 – Representatividade dos clusters no volume de missão.

Com base nas informações retiradas do gráfico da Figura 6 e no *script* (10) da Figura 4, é possível obter as informações da Tabela 4.

Tabela 4 – Representatividade dos clusters no volume de missão e custos totais.

<i>Cluster</i>	Missões (%)	Custos Totais (%)
C1	40,82	24,05
C2	38,78	42,71
C3	11,22	17,60
C4	9,18	15,63

Estes dados indicam que, enquanto a maior parte das missões é conduzida com alta eficiência de recursos (C1 e C2), ainda há uma margem significativa para melhorias, especialmente nas missões categorizadas como de baixa eficiência (C3 e C4), que desproporcionalmente elevam os custos totais.

Com essa análise detalhada, o COMAE pode não apenas planejar missões futuras com maior precisão, mas também implementar medidas corretivas para aquelas missões que não utilizam os recursos de maneira eficiente. Esta abordagem analítica baseada em dados é essencial para otimizar as operações e garantir a sustentabilidade financeira das missões.

4.3 Etapa 3: Desenvolvimento Computacional da Ferramenta

Após a definição da métrica de eficiência na Seção 4.1 e a criação de parâmetros para sua interpretação na Seção 4.2, esta etapa tem o objetivo de desenvolver uma ferramenta que integre e automatize as etapas anteriores de forma eficiente e acessível. Para isso, foi criado *script* descrito na Figura 7.

```

Editor
def python_script():
2
3 # Insira os dados da missão:
4 CLHV = 3389.65
5 DÓLAR = 5.59
6 TEV = 20
7 DIÁRIAS = 1000
8 PAX = 80
9 ETAPAS = 4
10
11 def calcular_custo_por_pax(CLHV, DÓLAR, TEV, DIÁRIAS, PAX, ETAPAS):
12     CMP = ((CLHV * DÓLAR * TEV) + DIÁRIAS) / (PAX / ETAPAS)
13     return CMP
14 CMP = calcular_custo_por_pax(CLHV, DÓLAR, TEV, DIÁRIAS, PAX, ETAPAS)
15 centroides = np.array([5837.75, 14415.8, 25961, 36488.6])
16 classificacoes = ["Excelente eficiência", "Boa eficiência", "Baixa eficiência", "Muito baixa eficiência"]
17 index = np.argmin(np.abs(centroides - CMP))
18 classificacao = classificacoes[index]
19 print(f"CMP calculado: {CMP:.2f}")
20 print(f"Classificação da missão: {classificacao}")
21
return out_data, out_learner, out_classifier, out_object

Console

Running script:
CMP calculado: 18998.14
Classificação da missão: Boa eficiência
>>>

```

Figura 7 – *Script* da ferramenta de planejamento.

O usuário inicialmente insere os dados da missão - em destaque na Figura 9. Nota-se o baixo número de variáveis, ainda com a inserção manual da cotação do dólar - consequência de restrições da plataforma *Orange*, representando uma oportunidade de melhoria. Após a inserção dos dados, as etapas que seguem são automáticas e nada mais do *script* deve ser modificado.

É calculado, então, o Custo Médio por Passageiro (CMP) usando as informações inseridas pelo usuário para a nova missão planejada utilizando a fórmula (1). Com o valor de CMP da nova missão, o *script* utiliza os centroides dos *clusters* criados na Etapa 2 para alocar a nova missão no *cluster* correspondente e então associa a missão ao rótulo adequado, em termos de eficiência. O *script* por fim entrega o valor de CMP do cenário de planejamento e a interpretação desse valor por meio da classificação da missão, conforme os rótulos de eficiência estabelecidos.

Após a descrição do funcionamento da ferramenta, fica destacada a simplicidade dos cálculos, agilidade e facilidade de interpretação. Essas características permitem que os decisores modifiquem as variáveis de planejamento diversas vezes e apliquem o *script* para cada uma delas até que a classificação de eficiência desejada seja obtida promovendo uma busca iterativa pela melhoria. Tal flexibilidade é essencial em um ambiente operacional onde

condições variáveis e exigências táticas podem alterar os parâmetros de uma missão com frequência.

Ademais, a forma com que a ferramenta foi projetada lhe promove uma outra característica valiosa. À medida que cada missão é realizada e seus dados são inseridos no sistema, estes contribuem para a atualização e recalibragem dos *clusters* de eficiência. Isso ocorre porque a melhoria contínua nas operações tende a elevar o padrão geral de eficiência, enquanto os valores absolutos de custo por passageiro em todo o espectro tendem a diminuir. Esse rearranjo dinâmico dos *clusters* garante que a ferramenta não apenas avalie, mas também incentive a melhoria contínua, ajustando-se para representar o desafio de sempre buscar a redução da representatividade do *cluster* de missões menos eficientes. Portanto, a forma com que foi estruturada a ferramenta faz com que ela nunca se torne obsoleta e continue refletindo os padrões de operação da FAB.

Portanto, a ferramenta desenvolvida, cumpre com sucesso os parâmetros definidos pelo método proposto, confirmando a hipótese de que a técnica de *clustering* foi essencial para seu desenvolvimento e traz em sua formulação a capacidade de retroalimentação, promovendo uma melhoria contínua.

5 CONCLUSÕES

Este estudo empregou técnicas de *clustering* para desenvolver uma ferramenta de planejamento de missões de Transporte Aéreo Logístico, focando na otimização do uso de recursos financeiros da Força Aérea Brasileira. Através da análise de dados históricos de missões e da aplicação do método *K-means*, foi possível estabelecer parâmetros claros que ajudam na interpretação da eficiência financeira das operações, validando as hipóteses iniciais.

O estudo apresenta contribuições tanto teóricas como práticas ao passo que aborda a aplicação de técnicas de *clustering* em um novo contexto, proporcionando uma visão qualitativa

e qualitativa da eficiência operacional, como também auxilia no planejamento estratégico de missões, oferecendo uma ferramenta ágil, simples e sempre adaptada à realidade da Força, promovendo uma melhoria continuada da eficiência das operações.

A ferramenta criada, ao objetivar a acurácia, utiliza como entrada apenas os dados de transporte de pessoal, não sendo capaz de captar a eficiência de missões voltadas ao transporte de carga. Essa característica representa tanto uma limitação quanto uma oportunidade de trabalhos futuros aplicarem o método para diferentes tipos de operações.

Referências Bibliográficas

AGÊNCIA NACIONAL DE AVIAÇÃO CIVIL (ANAC). **Preço do combustível de aviação ainda pressiona tarifa do bilhete aéreo em agosto**. 2022. Disponível em: <<https://www.gov.br/anac/pt-br/noticias/2022/alta-de-170-no-combustivel-de-aviacao-impacta-preco-do-bilhete-aereo-em-julho>>. Acesso em: 17 jul. 2024.

BORNE, T.; GIESTEIRA, L. F.; COUTO, L. F. **Governança Orçamentária no Brasil: Regras Orçamentárias e Programas Estratégicos: Decifrando a Lógica do Orçamento do Ministério da Defesa**. Rio de Janeiro: Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), 2022.

BRASIL. Comando da Aeronáutica. **DCA 1-1 - Doutrina Básica da Força Aérea Brasileira - Volume 2**, 2020.

BRASIL. Comando da Aeronáutica. **Relatório de Gestão 2023**. Disponível em: <<https://www.fab.mil.br/relatoriodegestao>>. Acesso em: 18 jul. 2024.

BRASIL. Ministério da Defesa. Comando da Aeronáutica. Diretoria de Material Aeronáutico e Bélico**. **Instrução para o Cálculo do Custo Logístico da Hora de Voo (ICA 400-2)**, 2010.

CHAO, C.-C.; HSU, C.-W. Cost analysis of air cargo transport and effects of fluctuations in fuel price. **Journal of Air Transport Management**, 2014.

CHRISTOPHER, A. B. A.; BALAMURUGAN, S. A. A. Performance of Different Clustering Methods and Classification Algorithms for Prediction of Warning Level in Aircraft Accidents: An Empirical Study. **2013 Fourth International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT)**. Tiruchengode, India, 2013, pp. 1-7, doi: 10.1109/ICCCNT.2013.6726844.

FIACO, R. M. D. **Um estudo para avaliar a liberação do teto das tarifas aeroportuárias**. 2017. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Transportes) - Instituto Militar de Engenharia, Rio de Janeiro. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/370411317>>. Acesso em: 20 jul. 2024.

INTERNATIONAL AIR TRANSPORT ASSOCIATION (IATA). **Unveiling the Biggest Airline Costs**. [2024]. Disponível em: <<https://www.iata.org/en/iata->

repository/publications/economic-reports/unveiling-the-biggest-airline-costs/>. Acesso em: 17 jul. 2024.

JOO, S.-J.; FOWLER, K. **Exploring comparative efficiency and determinants of efficiency for major world airlines**. Hasan School of Business, Colorado State University-Pueblo, 2014.

KAZEMI, M.; BAGHERIEH-MASHHADI, A. A Comparative Analysis of Airlines Efficiency: Evidence from Middle East and North Africa. **Advances in Business-Related Scientific Research Conference (ABSRC)**, Milan, Italy, December 10-12, 2014. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/303876499>>. Acesso em: 20 jul. 2024.

LI, et al. Analysis of Flight Data Using Clustering Techniques for Detecting Abnormal Operations. **Journal of Aerospace Information Systems**, v. 12, n. 9, setembro 2015, 2016.

MOURA, A. L.; RUBEM, A. P. S.; SOARES DE MELLO, J. C. C. B. Avaliação de empresas aéreas com modelo de análise envoltória de dados clusterizado pela escala de operação. **Journal of Transport Literature**, v. 10, n. 1, p. 20-24, 2016.

PINCHEMEL, A.; CAETANO, M.; ROSSI, R. M.; SILVA, M. A. Indicadores de desempenho de companhias aéreas e seus impactos na eficiência operacional. **Brazilian Business Review**, v. 19, n. 6, p. 643-661, 2022. Disponível em: <<https://www.bbronline.com.br/article/view/2022.19.6.4.pt>>. Acesso em: 15 jul. 2024.

SILVA, E. A.; BIASO JUNIOR, A.; SILVA, J. F. **Aplicação de modelo paramétrico de estimativa para o custo logístico da hora de voo do Gripen NG**. 2021. Disponível em: <https://www.maxwell.vrac.puc-rio.br/31896/31896_8.PDF>. Acesso em: 15 jul. 2024.

SILVA, R. Q. **Orçamento da defesa nacional de 2010 a 2018: análises e perspectivas**. Brasília: Assecor, 2019. Disponível em: <<https://www.assecor.org.br/rbpo>>. Acesso em: 18 jul. 2024.

UNITED STATES. Department of Defense. **Application of Flight Hour Cost for Logistics (CLHV) in the U.S.**. Washington, D.C.: Department of Defense, 2010.

UNITED STATES. Department of Defense. **International Flight Hour Cost for Logistics (CLHV)**. Washington, D.C.: Department of Defense, 2011.