

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE AERONÁUTICA



Davi de Paiva Penha

**APRIMORANDO A AVALIAÇÃO DO INDICADOR ATM
- EXTENSÃO REAL EM ROTA COM TÉCNICAS DE
MACHINE LEARNING**

Trabalho de Graduação
2023

Curso de Engenharia Civil-Aeronáutica

Davi de Paiva Penha

**APRIMORANDO A AVALIAÇÃO DO INDICADOR ATM
- EXTENSÃO REAL EM ROTA COM TÉCNICAS DE
MACHINE LEARNING**

Orientador

Prof. Dr. Marcelo Xavier Guterres (ITA)

Coorientador

Wallace Silva Sant'Anna Souza (ITA)

ENGENHARIA CIVIL-AERONÁUTICA

**SÃO JOSÉ DOS CAMPOS
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE AERONÁUTICA**

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)
Divisão de Informação e Documentação

Penha, Davi de Paiva

Aprimorando a avaliação do Indicador ATM - EXTENSÃO REAL EM ROTA com técnicas de Machine Learning / Davi de Paiva Penha.

São José dos Campos, 2023.

54f.

Trabalho de Graduação – Curso de Engenharia Civil-Aeronáutica– Instituto Tecnológico de Aeronáutica, 2023. Orientador: Prof. Dr. Marcelo Xavier Guterres. Coorientador: Wallace Silva Sant’Anna Souza.

1. ATM. 2. KPI 05. 3. GMM. I. Instituto Tecnológico de Aeronáutica. II. Título.

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

PENHA, Davi de Paiva. **Aprimorando a avaliação do Indicador ATM - EXTENSÃO REAL EM ROTA com técnicas de Machine Learning**. 2023. 54f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos.

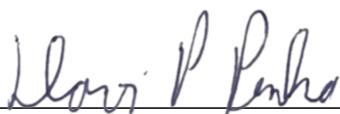
CESSÃO DE DIREITOS

NOME DO AUTOR: Davi de Paiva Penha

TÍTULO DO TRABALHO: Aprimorando a avaliação do Indicador ATM - EXTENSÃO REAL EM ROTA com técnicas de Machine Learning.

TIPO DO TRABALHO/ANO: Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) / 2023

É concedida ao Instituto Tecnológico de Aeronáutica permissão para reproduzir cópias deste trabalho de graduação e para emprestar ou vender cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte deste trabalho de graduação pode ser reproduzida sem a autorização do autor.



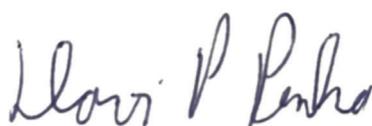
Davi de Paiva Penha

Rua H8A, 133

12.228-460 – São José dos Campos–SP

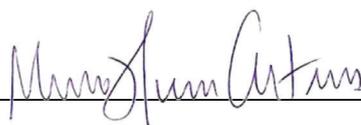
APRIMORANDO A AVALIAÇÃO DO INDICADOR ATM - EXTENSÃO REAL EM ROTA COM TÉCNICAS DE MACHINE LEARNING

Essa publicação foi aceita como Relatório Final de Trabalho de Graduação



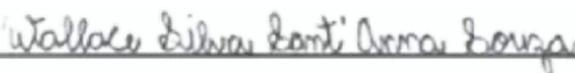
Davi de Paiva Penha

Autor



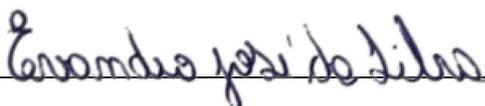
Marcelo Xavier Guterres (ITA)

Orientador



Wallace Silva Sant'Anna Souza (ITA)

Coorientador



Prof. Dr. Evandro José da Silva
Coordenador do Curso de Engenharia Civil-Aeronáutica

São José dos Campos, 17 de novembro de 2023.

Dedico este trabalho a todos os que sempre me incentivaram a alcançar meus sonhos.

Agradecimentos

Aos meus pais, que tiveram a paciência de me educar e me apoiar ao longo de toda a minha vida, e à minha irmã Lis.

À minha namorada Giovana, que está ao meu lado em todos os momentos difíceis para me apoiar e em todos os momentos bons para me lembrar de apreciá-los.

Aos meus amigos, pelo companheirismo e por me incentivarem a seguir com os meus sonhos.

Aos meus orientadores Prof. Dr. Marcelo Xavier Guterres e Wallace Silva Sant'Anna Souza, pelo apoio e orientação, sem os quais este trabalho não seria possível.

Aos meus colegas da turma da civil 23 por estarem sempre presentes para me ajudar ao longo da minha jornada universitária.

*“Foi o tempo que dedicaste à tua rosa
que a fez tão importante”*

— O PEQUENO PRÍNCIPE DE ANTOINE DE SAINT-EXUPÉRY

Resumo

Os indicadores ATM são ferramentas do gerenciamento do tráfego aéreo de grande importância para o controle da eficácia e eficiência do espaço aéreo brasileiro. Este estudo concentrou-se na análise das movimentações de espera em trajetórias de voos, com o objetivo de investigar seu impacto no indicador de tráfego aéreo KPI 05, para isso foram selecionados os aeroportos de Guarulhos, Brasília e Curitiba por possuírem operações em magnitudes distintas. Foram coletadas e analisadas as trajetórias de voo dos referenciados aeroportos, identificando esperas e quantificando suas distâncias em relação ao destino. Tendo em mãos os dados de distâncias para as esperas, foram desenvolvidos modelos de mistura Gaussiana para cada aeroporto, para avaliar a porcentagem de esperas dentro de cada zona de exclusão definida pela norma. Os resultados do modelo probabilístico determinaram que para os aeroportos de Guarulhos e Brasília era necessário um raio maior para que as zonas de exclusão eliminassem pelo menos 90% das esperas. Por fim, foi analisado o impacto de cada nova zona de exclusão no cálculo do KPI 05 para as rotas de maior número de esperas de cada aeroporto.

Abstract

ATM indicators are very important air traffic management tools for controlling the effectiveness and efficiency of Brazilian airspace. This study focused on the analysis of waiting movements in flight paths, with the aim of investigating their impact on the air traffic indicator KPI 05. To this end, the airports of Guarulhos, Brasília and Curitiba were selected because they have different operations and sizes. Flight paths from different airports were collected and analyzed, identifying waits and quantifying their distances from the destination. With the distance data for waits in hand, a Gaussian mixture model was developed for each airport to assess the percentage of waits within each exclusion zone defined by the standard. The results of the probabilistic model determined that for Guarulhos and Brasilia airports a larger radius was needed for the exclusion zones to eliminate at least 90% of waits. Finally, the impact of each new exclusion zone on the calculation of KPI 05 for the routes with the highest number of waits at each airport was analyzed.

Lista de Figuras

FIGURA 1.1 – Exemplo de voo entre os aeroportos O e D, conforme encontrado na MCA 100-22	16
FIGURA 3.1 – Fluxograma da Metodologia	21
FIGURA 3.2 – Representação do cálculo do KPI 05	27
FIGURA 4.1 – Valores BIC - SBGR	30
FIGURA 4.2 – Valores BIC - SBBR	31
FIGURA 4.3 – Valores BIC - SBCT	31
FIGURA 5.1 – Identificação das esperas no aeroporto de Guarulhos	33
FIGURA 5.2 – Histograma dos dados e densidade de probabilidade do modelo GMM - Aeroporto de Guarulhos	34
FIGURA 5.3 – Distribuição de probabilidade entre os componentes do modelo de Mistura Gaussiana para SBGR	35
FIGURA 5.4 – Probabilidade de Distância $> x$ para cada raio - Aeroporto de Guarulhos	35
FIGURA 5.5 – Gráficos de caixa para as trajetórias	36
FIGURA 5.6 – Rotas SBPA - SBGR com esperas	37
FIGURA 5.7 – Gráficos de caixa para SBPA - SBGR	38
FIGURA 5.8 – Rotas SBRJ - SBGR com esperas	39
FIGURA 5.9 – Gráficos de caixa para SBRJ - SBGR	39
FIGURA 5.10 – Identificação das esperas no aeroporto de Brasília	40
FIGURA 5.11 – Histograma dos dados e densidade de probabilidade do modelo GMM	41

FIGURA 5.12 –Distribuição de probabilidade entre os componentes do modelo de Mistura Gaussiana para SBBR	41
FIGURA 5.13 –Probabilidade de Distância $> x$ para cada raio - Aeroporto de Brasília	42
FIGURA 5.14 –Gráficos de Caixa KPI 05 - Aeroporto de Brasília	42
FIGURA 5.15 –Rotas SBSP - SBBR com esperas	44
FIGURA 5.16 –Gráficos de caixa para SBSP - SBBR	45
FIGURA 5.17 –Rotas SBRJ - SBBR com esperas	46
FIGURA 5.18 –Gráficos de caixa para SBRJ - SBBR	46
FIGURA 5.19 –Identificação das esperas no aeroporto de Curitiba	48
FIGURA 5.20 –Histograma dos dados e densidade de probabilidade do modelo GMM	49
FIGURA 5.21 –Distribuição de probabilidade entre os componentes do modelo de Mistura Gaussiana para SBCT	49
FIGURA 5.22 –Probabilidade de Distância $> x$ para cada raio - Aeroporto de Curitiba	50
FIGURA 5.23 –Gráficos de caixa para o aeroporto de Curitiba	51

Lista de Tabelas

TABELA 3.1 – Descrição da base positions	22
TABELA 3.2 – Descrição da base positions	22
TABELA 3.3 – Descrição da base agrupada	24
TABELA 4.1 – Números de Componentes para o modelo GMM	32
TABELA 5.1 – KPI-05 - SBGR	36
TABELA 5.2 – Rotas com maior espera - SBGR	37
TABELA 5.3 – KPI-05 para rota SBPA - SBGR	38
TABELA 5.4 – KPI-05 para rota SBRJ - SBGR	39
TABELA 5.5 – KPI-05 - SBBR	43
TABELA 5.6 – Rotas com maior espera - SBBR	43
TABELA 5.7 – KPI-05 para rota SBSP - SBBR	45
TABELA 5.8 – KPI-05 para rota SBRJ - SBGR	47
TABELA 5.9 – KPI-05 - SBCT	51

Lista de Abreviaturas e Siglas

ABEAR	Associação Brasileira das Empresas Aéreas
ADS-B	Automatic dependent surveillance-broadcast
ATM	Air traffic management
DECEA	Departamento de Controle do Espaço Aéreo
GANP	Global Air Navigation Plan
GMM	Gaussian Mixture Model
ICAO	International Civil Aviation Organization
KPI	Key Performance Indicator
KPA	Key Performance Area
MCA	Manual do Comando da Aeronáutica
ML	Machine Learning
NM	Milha Náutica
SBBR	Aeroporto de Brasília
SBCT	Aeroporto de Curitiba
SBGR	Aeroporto de Guarulhos

Sumário

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Problema de Pesquisa	17
1.2	Objetivo Geral	17
1.3	Objetivos Específicos	17
1.4	Justificativa	18
2	REVISÃO DE LITERATURA	19
2.1	Indicadores ATM	19
2.2	O indicador Extensão Real em Rota	19
2.3	Zonas de Exclusão de aeroportos	20
3	METODOLOGIA	21
3.1	Bases de Dados	21
3.2	Processamento e Tratamento dos Dados	22
3.3	Identificação das Esperas	24
3.4	Criação de Modelo Probabilístico GMM	25
3.5	Determinação da Área de Exclusão	26
3.6	Cálculo do Indicador Extensão Real em Rota	26
3.7	Análise do impacto das esperas no cálculo do KPI	27
4	CALIBRAÇÃO DOS PARÂMETROS	29
4.1	Otimização do intervalo de tempo entre dados ADS-B	29
4.2	Modelo GMM	29
5	ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	33

5.1	Aeroporto de Guarulhos	33
5.2	Aeroporto de Brasília	40
5.3	Aeroporto de Curitiba	48
6	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES DE TRABALHOS FUTUROS .	52
6.1	Conclusões	52
6.2	Recomendações de Trabalhos Futuros	53
	REFERÊNCIAS	54

1 Introdução

O Transporte aéreo é vital para a economia brasileira, porém também é muito sensível a crises devido a sua alta complexidade. Dessa forma, trabalhar a eficiência das operações do setor é essencial para manter seu funcionamento saudável. Fez-se necessário para os órgãos reguladores monitorar a eficiência dessas operações utilizando dados mensuráveis baseados em indicadores de desempenho, conhecidos como *Key Performance Indicators* (KPI), contidos em áreas chave para avaliação dos desempenhos, conhecidas por *Key Performance Areas* (KPA).

Os KPIs são ferramentas de gestão comumente utilizadas em todas as áreas de negócios. Tratam-se de indicadores-chave normalmente relacionados a metas, objetivos ou estratégias específicas para monitorar o desempenho de um determinado setor. Esses indicadores devem ser baseados em valores mensuráveis e estarem diretamente relacionados com os resultados das operações do setor.

Visando medir a eficiência do gerenciamento do tráfego aéreo no Brasil, o Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA) criou a MCA 100-22, um documento que busca trazer indicadores ATM (do inglês, *Air Traffic Management*) para esse contexto. No documento são descritas onze KPAs e dezenove KPIs ao todo que abrangem as operações destas áreas.

A eficiência de voo é uma das KPAs determinadas na MCA 100-22, e diz respeito a eficiência operacional e econômica das operações da aviação. Dentro dessa área de performance é definido o KPI05 - Extensão real em rota, que compara a distância da trajetória real percorrida pela aeronave em comparação à mais curta ou à planejada. É um indicador que determina a eficiência horizontal do voo, podendo sofrer influência de diversos fatores como intervenções dos controladores de voo, condições meteorológicas, dentre outros fatores.

Para medir o KPI 05 de um determinado voo, supondo uma rota entre os aeroportos A e B, temos os pontos O (Origem na área de referência), D (destino na área de referência), N (ponto de entrada na área medida) e X (ponto de saída da área medida), por ser um indicador focado na etapa de cruzeiro do voo é definida uma área de exclusão ao redor dos aeroportos com objetivo de desconsiderar fases de subida, descida ou espera na trajetória.

Essa área de exclusão é normalmente definida por um raio de 40 NM na decolagem e entre 40 ou 100 NM no pouso, a depender de fatores da área terminal de aproximação do aeroporto de destino. Tendo estes pontos e áreas determinados, o KPI é calculado pela Equação 1.1, tendo L como a distância real percorrida pela aeronave entre os pontos N e X . A Figura 1.1 mostra um exemplo de cálculo do KPI05 para um voo entre os aeroportos A e B para o caso de ambos estarem dentro da área medida, nela é possível observar os pontos O e D das trajetórias nos aeroportos de origem e destino, assim como os pontos N e X , onde a trajetória cruza o raio da zona de exclusão.

$$KPI05 = \frac{(L - H)}{H} \quad (1.1)$$

$$H = \frac{(ND - XD) + (OX - ON)}{2} \quad (1.2)$$

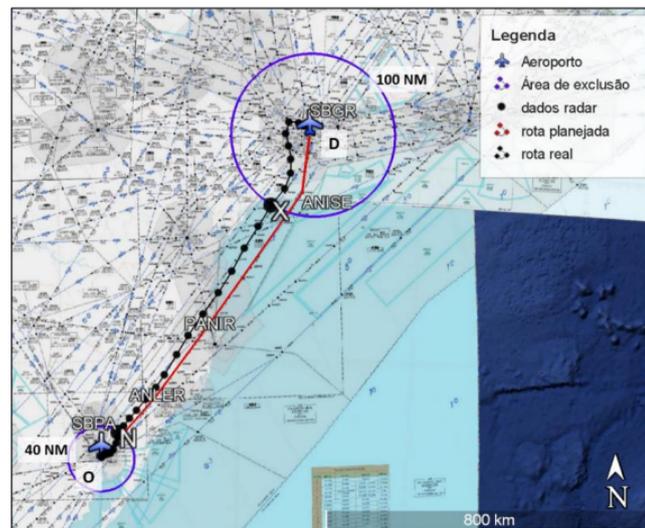


FIGURA 1.1 – Exemplo de voo entre os aeroportos O e D, conforme encontrado na MCA 100-22

Dados de trajetórias de rotas aéreas podem ser obtidos por meio da tecnologia ADS-B, onde receptores recebem a posição das aeronaves em tempo real, possibilitando traçar o caminho realizado pela aeronave e, conseqüentemente, o cálculo do KPI 05 (RODRIGUES, 2010).

1.1 Problema de Pesquisa

Uma das questões a serem tratadas a respeito da avaliação do indicador Extensão Real em Rota é o tamanho da área de exclusão que, ocasionalmente, não exclui de forma precisa movimentos como esperas, podendo afetar a precisão do resultado. A partir disso o problema de pesquisa deste trabalho de graduação é:

“As áreas de exclusão atuais são suficientes para eliminar as esperas? Qual a área de exclusão mais apropriada para garantir a remoção das esperas?”

1.2 Objetivo Geral

A partir do problema de pesquisa, foi considerado como objetivo geral deste estudo o seguinte produto:

“Propor melhorias à metodologia de cálculo do KPI 05 - Extensão Real em Rota através de áreas de exclusões dinâmicas calculadas por meio de um modelo probabilístico”

1.3 Objetivos Específicos

Para alcançar o objetivo geral deste estudo, foram definidos os objetivos específicos enumerados abaixo.

1. Processar a base de dados para melhorar a qualidade das análises;
2. Identificar as esperas;
3. Criar um modelo probabilístico para estimar a probabilidade de uma espera estar dentro da zona de exclusão;
4. Definir a zona de exclusão mais apropriada para 3 aeroportos escolhidos;
5. Desenvolver o cálculo do KPI 05 a partir dos dados processados;
6. Analisar o impacto das novas zonas de exclusão ao cálculo do KPI 05.

1.4 Justificativa

A eficiência é um fator essencial para as operações da aviação, sendo um fator decisivo para seus custos. As operações do transporte aéreo são muito sensíveis a fatores como condições climáticas, preços de combustíveis, políticas internacionais, demandas de mercado, condições geográficas e outros fatores. Desta forma, é de grande importância estudar formas eficazes de otimizar os serviços prestados neste setor.

O indicador ATM de extensão real em rota pode ter seu cálculo influenciado por uma imprecisão na escolha da área de exclusão, onde esta pode por vezes não englobar alguns movimentos da aeronave que não se encaixam na etapa de cruzeiro, como esperas. Estes movimentos podem resultar em um KPI 05 diferente do que foi efetivamente realizado.

É interessante para o setor de transporte aéreo aprimorar a avaliação de seus indicadores, para que possam de fato representar a eficiência do gerenciamento de tráfego aéreo. Para tal, é preciso avaliar as variáveis utilizadas para o cálculo do indicador e suas precisões, no caso do indicador KPI 05 uma espera fora da área de exclusão representaria uma imprecisão no trecho utilizado para o cálculo.

Uma área de exclusão que não contém todas as esperas pode afetar o cálculo do KPI 05. Caso a espera ocorra fora do raio de exclusão, o movimento da aeronave durante essa manobra será considerado para os cálculos, tornando o valor do KPI diferente do valor efetivamente praticado, por estar sendo calculado fora da fase de cruzeiro.

2 Revisão de Literatura

2.1 Indicadores ATM

Em 2016, a *International Civil Aviation Organisation* (ICAO) elaborou seu quinto Plano Global de Navegação Aérea (ICAO, 2016), cujo propósito é guiar o desenvolvimento do sistema de gerenciamento do tráfego aéreo global. Neste documento foram definidos os indicadores de performance que são utilizados para mensurar o gerenciamento do tráfego aéreo globalmente.

Para oficializar a metodologia a ser utilizada em indicadores ATM, o DECEA publicou o documento MCA100-22 (DECEA, 2020), onde também são indicados os eventos relevantes para a medição dos indicadores e também suas fontes de dados.

A partir desses indicadores e suas respectivas metodologias definidas pelas organizações regulamentadoras, alguns estudos utilizam dados da ADS-B para estimar eficiência de voo do espaço aéreo europeu. Dentre outras contribuições, descrevem-se recomendações quanto a metodologia do cálculo dos indicadores de eficiência, assim como o design de processos de limpeza dos dados (LEONES *et al.*, 2018).

2.2 O indicador Extensão Real em Rota

O KPI 05 (Extensão Real em Rota) é definido como a eficiência horizontal do voo da trajetória efetivamente realizada quando comparada à ideal ou à planejada (DECEA, 2020). Essa trajetória pode sofrer alterações em voo devido a intervenções do controle de tráfego aéreo, a exemplo de vetorações, esperas ou desvios durante a aproximação. Para remover esse efeito, o documento define uma zona de exclusão nos aeroportos de raio de 40 NM ou 100 NM para o aeroporto de destino e 40 NM para o aeroporto de origem.

Em uma pesquisa em conjunta entre EUROCONTROL e FAA (2016) foi elaborado um estudo comparando o espaço aéreo dos EUA com o europeu, incluindo indicadores de eficiência. Nele, observou-se que um dos fatores que são comparados é a eficiência horizontal em rota, utilizando zonas de exclusão de 100 NM. Ainda, é analisada a eficiência

dentro dos 100NM da zona de exclusão, onde as esperas são mencionadas como um dos fatores principais para o aumento de ineficiência.

O estudo Calvo *et al.* (2015) traz uma nova visão ao indicador Extensão Real em Rota, propondo um aprimoramento do indicador levando em consideração não apenas a distância percorrida, mas também o gasto de combustível. A nova metodologia proposta pelo estudo demonstra ser eficiente para prever o fator vertical da trajetória, que normalmente não é considerado utilizando dados de satélite. No estudo são utilizadas zonas de exclusão de raio 100 NM para o aeroporto de destino, como prevê a norma, e não são feitas adaptações quanto a essa variável.

2.3 Zonas de Exclusão de aeroportos

A zona de exclusão tem como objetivo eliminar trechos da trajetória que possam interferir no cálculo do indicador extensão real em rota, visando considerar apenas o trecho de cruzeiro para o indicador. Um dos motivos para interferência no cálculo do KPI são as esperas, quando a aeronave realiza uma trajetória circular para esperar sua vez de aterrissar na pista, sendo assim é importante para as zonas de exclusão abrangerem as esperas.

No estudo Zhang *et al.* (2022) uma rede neural convolucional foi utilizada para detectar as esperas dentro das trajetórias, os dados foram então comparados com uma identificação por meio de uma regra vetorial para testar sua eficiência. O momento de espera pode ser detectado a partir dos dados da trajetória quando em um gráfico da distância entre a aeronave e o aeroporto ao longo do tempo existe um mínimo local, demonstrando que em algum momento a aeronave se afastou do aeroporto antes de voltar a se aproximar. Essa regra pode gerar falsos positivos caso a aeronave realize manobras muito próximas do aeroporto que também criem um mínimo local para aproximação.

3 Metodologia

A metodologia da presente pesquisa teve como objetivo desenvolver um modelo probabilístico para associar a área de exclusão do KPI-05 à detecção de esperas nas rotas aéreas e, por fim determinar se as áreas de exclusão atuais são suficientes para excluir 90% das esperas, escolhendo uma nova área de exclusão caso as atuais não sejam suficientes.

Toda a metodologia foi realizada utilizando como suporte ferramentas da linguagem de programação Python e suas bibliotecas. A Figura 3.1 retrata o fluxograma metodológico que descreve o passo-a-passo utilizado para cumprir os objetivos específicos. Ressalta-se que uma descrição detalhada de cada etapa do fluxograma é apresentada nas subseções 3.1 a 3.7.

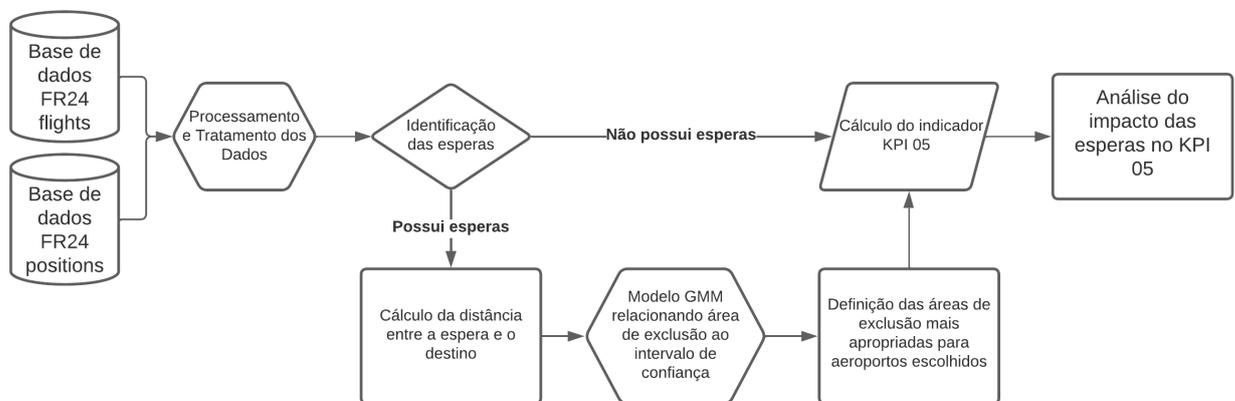


FIGURA 3.1 – Fluxograma da Metodologia

3.1 Bases de Dados

Para estudar o indicador, foram utilizadas duas bases de dados fornecidas pelo *Flight Radar24*. Os dados são coletados por receptores ADS-B, que identificam a posição e as informações das aeronaves em tempo real.

A primeira base de dados utilizada foi a base “positions”, que contém dados de posição geográfica da aeronave, direção, velocidade e outras informações dinâmicas. As variáveis

disponíveis nesta base de dados podem ser encontradas na Tabela 3.1.

TABELA 3.1 – Descrição da base positions

Variável	Descrição
flight_id	Identificador do voo nas bases FR24
lat	Coordenada de Latitude
lon	Coordenada de Longitude
head	Direção da aeronave
time	Data e horário da coleta do dado

A segunda base de dados utilizada é conhecida como “flights” e contém informações sobre as características do voo estáticas, como origem, destino e número do voo. As variáveis disponíveis nesta base de dados são descritas na Tabela 3.2.

TABELA 3.2 – Descrição da base positions

Variável	Descrição
flight_id	Identificador do voo nas bases FR24
plan_dep	Código que identifica o aeroporto de origem
lat_dep	Coordenada de latitude do aeroporto de origem
lon_dep	Coordenada de longitude do aeroporto de origem
plan_arr	Código que identifica o aeroporto de destino no plano de voo
real_arr	Código que identifica o aeroporto de destino mais atualizado
lat_arr	Coordenada de latitude do aeroporto de destino
lon_arr	Coordenada de longitude do aeroporto de destino

Para o estudo foram selecionados os dados das bases referentes ao período entre Maio de 2022 e Janeiro de 2023, totalizando 9 meses de dados. Os dados das bases estão separados em diferentes arquivos, cada um deles representando os dados referentes a cada dia do período.

3.2 Processamento e Tratamento dos Dados

Para obter a base de dados completa, foram combinadas as duas bases de dados utilizando a coluna “flight_id” em comum como referência para relacionar as informações estáticas dos voos aos dados de posição capturados em tempo real pelos receptores ADS-B.

Para a realização do tratamento dos dados, foram notados os problemas a seguir provenientes da forma como os dados são recebidos.

- Os dados da base positions são fornecidos em arquivos separados para cada dia de coleta, isso significa que qualquer voo que tenha partida e chegada em dias diferentes necessitou dos dados combinados de arquivos diferentes.
- Por serem dados coletados de receptores ADS-B, os dados estão condicionados à ativação do transponder e à existência de antenas próximas ao local, o que significa que os intervalos de tempo entre a coleta das posições de um voo não estavam originalmente padronizados.
- Diferentes receptores podem coletar o mesmo dado, duplicando pontos da trajetória.
- A base contém informações de todos os voos que cumprem com os requisitos da coleta, incluindo outras operações além da aviação civil regular.
- Os dados podem eventualmente ser coletados quando a aeronave está em solo, e nessa situação necessitaram ser descartados.

Devido ao grande volume de dados, foram eliminados todos os pontos das trajetórias entre intervalos iguais de tempo, otimizando o processamento dos dados de forma a não afetar os resultados e formatos das trajetórias. Para a identificação de esperas foi utilizado um intervalo de tempo igual a 10 segundos para padronização devido a menor necessidade de precisão no formato. No cálculo do KPI-05 foi utilizado um intervalo de 5 segundos para manter uma maior precisão nas distâncias percorridas.

Ao eliminar pontos entre intervalos iguais de tempo também foi resolvido o problema de dados duplicados para casos em que os dados foram recebidos por diferentes receptores. Tendo conhecimento destas situações, os dados foram tratados de forma a melhorar a qualidade das suas eventuais análises, eliminando os eventuais problemas que uma base não tratada poderia trazer.

Para lidar com os diferentes tipos de voos contidos na base, foi necessário remover as informações provenientes de voos que não são de interesse para o cálculo da KPI-05, como atividades militares e helicópteros. Para trajetórias que passam por diferentes fusos horários, procedeu-se com uma adequação temporal dos dados a fim de unir corretamente voos que eventualmente tiverem uma data diferente para partida e chegada.

Para remover dados de solo das trajetórias foram filtrados todos os dados com distância do aeroporto de origem e distância do aeroporto de destino menores que 2 NM. Voos com aeroporto de destino planejado diferente do aeroporto de destino final, que configuram mudança de rota, também foram removidos a fim de eliminar falsos movimentos de espera e para não afetar o cálculo do KPI.

3.3 Identificação das Esperas

Os movimentos de espera podem ser facilmente identificados visualmente na trajetória de chegada das aeronaves em seu aeroporto de destino, caracterizados por uma primeira curvatura de 180 graus de sua trajetória, seguida de uma trajetória reta no sentido oposto da trajetória original, seguida por uma segunda curvatura de 180 graus, repetindo o procedimento a partir de um ponto fixo de espera.

Identificar as esperas individualmente para cada uma das rotas de maneira visual torna-se impraticável para uma amostra grande de dados. Dessa forma foi necessário desenvolver um algoritmo confiável para realizar essa tarefa.

Para criação do algoritmo utilizou-se uma heurística, onde todos os movimentos de espera em uma trajetória ocorrem com a trajetória cruzando a si mesma, dessa forma, trajetórias que se cruzam foram identificadas como trajetórias com movimentos de esperas, caso a direção da aeronave fosse próxima no ponto de início e de fim das esperas. A distância entre a espera e o aeroporto foi medida a partir do ponto de início da espera mais distante da trajetória.

Ao fim deste processo, foi uma base resultante contendo os dados agrupados para cada voo, contendo as colunas descritas na Tabela 3.3.

TABELA 3.3 – Descrição da base agrupada

Variável	Descrição
flight_id	Identificador do voo nas bases FR24
plan_dep	Código que identifica o aeroporto de origem
lat_dep	Coordenada de latitude do aeroporto de origem
lon_dep	Coordenada de longitude do aeroporto de origem
real_arr	Código que identifica o aeroporto de destino no plano de voo
lat_arr	Coordenada de latitude do aeroporto de destino
lon_arr	Coordenada de longitude do aeroporto de destino
time	Data e horario do último dado coletado do voo
lat_first_point	Coordenada de latitude do primeiro ponto fora das áreas de exclusão
lon_first_point	Coordenada de longitude do primeiro ponto fora das áreas de exclusão
lat_last_point	Coordenada de latitude do último ponto fora das áreas de exclusão
lon_last_point	Coordenada de longitude do último ponto fora das áreas de exclusão
has_wait	Variável booleana que identifica a ocorrência da espera
wait_distance	Distância da aeronave no início da espera até o aeroporto de destino

3.4 Criação de Modelo Probabilístico GMM

Um modelo de Mistura Gaussiana (GMM) é uma ferramenta estatística que utiliza uma combinação de múltiplas distribuições gaussianas de forma a representar a distribuição generalizada de dados não lineares. Para criação do modelo probabilístico, foram utilizadas as distâncias das esperas como fonte de dados para modelagem do modelo GMM.

Um modelo de Mistura Gaussiana é definido pelos parâmetros $\theta = \{\omega, \mu, \Sigma\}$, onde ω é o vetor contendo os pesos para cada uma das k gaussianas da mistura, μ é o vetor das médias das gaussianas e Σ é o vetor de matrizes de covariância de cada uma das gaussianas.

Desta forma, a densidade de probabilidade para um valor de distância x no modelo GMM de k gaussianas é dada pela Equação 3.3.

$$p(x) = \sum_{k=1}^K \omega_k N(x, \mu_k, \Sigma_k) \quad (3.1)$$

Para determinar os parâmetros $\theta = \{\omega, \mu, \Sigma\}$ do modelo, deve-se maximizar a probabilidade de uma dada distância pertencer ao modelo GMM, essa probabilidade é representada pela Equação 3.4

$$L(x) = \prod_{i=1}^n \prod_{k=1}^K [p(k|x_i)]^{\delta_{ik}} \quad (3.2)$$

Onde δ_{ik} tem valor 1 caso x_i pertence à gaussiana k e 0 caso contrário, no entanto, não é inicialmente conhecido os valores de δ_{ik} . Para resolver o problema, utiliza-se um algoritmo Expectation-Maximization, que iterativamente posiciona pontos em diferentes gaussianas e re-estima os parâmetros do modelo.

O algoritmo Expectation-Maximization funciona da seguinte forma:

- Inicialização: θ é inicializado com valores iniciais de igual proporção.
- Expectation: são calculadas as probabilidades de que cada ponto x pertença a cada gaussiana.

$$\delta_{ik} = p(k|x_i) \quad (3.3)$$

- Maximization: com os valores de δ_{ik} fixos, os parâmetros são maximizados.

$$\hat{\omega}_k = \frac{\sum_{i=1}^n p(k|x_i)}{N} \quad (3.4)$$

$$\hat{\mu}_k = \frac{\sum_{i=1}^n p(k/x_i)x_i}{\sum_{i=1}^n p(k/x_i)} \quad (3.5)$$

$$\hat{\Sigma}_k = \frac{\sum_{i=1}^n p(k/x_i) \|x_i - \hat{\mu}_k\|^2}{\sum_{i=1}^n p(k/x_i)} \quad (3.6)$$

- Os passos Expectation-Maximization são repetidos até o modelo encontrar uma convergência

Dessa forma, tendo os dados de distância das esperas até o aeroporto de origem, desenvolveu-se um modelo probabilístico de Mistura Gaussiana para as posições de espera em comparação à distância do aeroporto. Para tal, utilizou-se a biblioteca *scikit-learn* do Python.

3.5 Determinação da Área de Exclusão

Tendo em mãos o modelo GMM, foram estudadas as áreas de exclusão dos seguintes aeroportos:

- Aeroporto Internacional de Brasília (Brasília, DF): SBBR
- Aeroporto Internacional Afonso Pena (Curitiba, PR): SBCT
- Aeroporto Internacional de São Paulo (Guarulhos, SP): SBGR

Os três aeroportos foram escolhidos por serem aeroportos movimentados com diferentes aspectos operacionais, geográficos e meteorológicos.

Primeiro foi observado a probabilidade de uma espera ocorrer dentro da zona de exclusão definida pela norma de 100NM para o aeroporto de Guarulhos e 40 NM para os aeroportos de Curitiba e Brasília (DECEA, 2020). A partir dessas observações foi possível avaliar se as áreas de exclusão são apropriadas para cobrir um mínimo de 90% das esperas observadas.

3.6 Cálculo do Indicador Extensão Real em Rota

De acordo com a MCA 100-22, o KPI 05 (extensão real em rota) é calculado medindo a distância real percorrida pela aeronave na etapa fora das zonas de exclusão e então utilizando esse valor para obter a razão com a distância ideal da etapa, conforme as equações 3.7 e 3.8. Na Figura 3.2 é possível observar que os pontos N e X se encontram localizados no cruzamento entre o trecho real percorrido pela aeronave e as circunferências

das zonas de exclusão dos aeroportos de origem e de destino, o caminho percorrido entre N e X é o trecho que interessa para o cálculo do KPI 05.

$$KPI_{05} = \frac{L - H}{H} \quad (3.7)$$

$$H = \frac{(ND - XD) + (OX - ON)}{2} \quad (3.8)$$

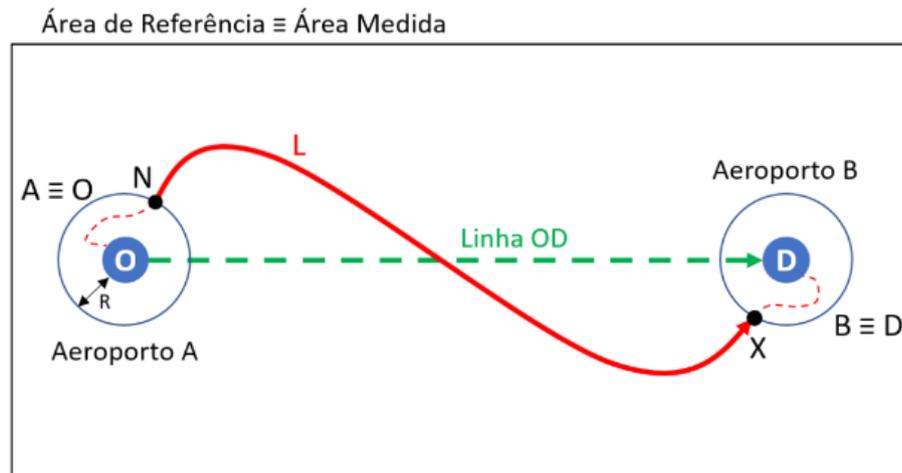


FIGURA 3.2 – Representação do cálculo do KPI 05

Para a linha Origem-Destino (OD), utiliza-se a distância mínima entre as duas coordenadas dos aeroportos de origem e de destino. A distância real percorrida é calculada utilizando os dados ADS-B de georreferenciamento fornecidos nas bases de dados.

Utilizando a base de dados descrita na Tabela 3.3, foram obtidos os dados dos pontos O, D, N e X. A fim de determinar quais pontos da trajetória estão dentro das zonas de exclusão, a distância entre a aeronave e os aeroportos de origem e destino foi calculada utilizando as coordenadas de cada ponto e as coordenadas dos aeroportos. Utilizando os dados dos pontos de trajetórias contidos na base positions, descrita na tabela 3.1, inicialmente foram utilizados um raio de 40 NM para os aeroportos de origem e 40 NM ou 100 NM para os aeroportos de destino no cálculo do KPI, conforme determinado pela norma (DECEA, 2020). Essa mesma metodologia foi aplicada novamente utilizando valores diferentes para o raio da zona de exclusão, conforme foram determinados no modelo GMM, com o objetivo de observar a influência dessa diferença de raios no indicador.

3.7 Análise do impacto das esperas no cálculo do KPI

Tendo em mãos os dados de voos de cada aeroporto com as esperas devidamente identificadas e quantificadas, e os raios de zona de exclusão apropriados, foram selecionados

as duas rotas com maior número de esperas. O KPI 05 foi calculado para as rotas de cada aeroporto considerando a zona de exclusão determinada pela norma e a zona de exclusão estimada pelo modelo GMM.

Obtendo os valores de KPI para as diferentes zonas de exclusão, foi possível analisar os impactos das esperas a partir das diferenças entre as médias e medianas de cada conjunto de dados.

4 Calibração dos Parâmetros

4.1 Otimização do intervalo de tempo entre dados ADS-B

Para o estudo, foram utilizados os dados ADS-B referentes ao período entre maio de 2022 e janeiro de 2023, sendo um arquivo da base de dados para cada dia deste período, totalizando 276 arquivos. Este grande volume de dados apresentou um desafio para a capacidade de processamento computacional, por esse motivo foi necessário tratar a base de dados visando diminuir o tempo gasto com processamento de todos os arquivos.

As bases de dados possuem grande volume de linhas, com algumas trajetórias contendo diversos pontos para pequenos intervalos de tempo. Esse nível de detalhamento das trajetórias não é necessário considerando o tamanho das rotas de voo e a velocidade média de uma aeronave comercial. Para otimizar o processamento foi aplicado um filtro que elimina pontos de pequenos intervalos de tempo, deixando nas bases apenas pontos entre intervalos maiores que um intervalo de tempo fixo determinado pelo nível de detalhamento das trajetórias necessário para realizar o estudo.

Para o algoritmo de identificação das esperas foi utilizado um intervalo de tempo de 10 segundos. Esse intervalo foi determinado para um menor nível de detalhamento dos formatos das trajetórias necessário para identificação das esperas, sendo necessário apenas identificar o ponto de cruzamento das trajetórias.

Para o algoritmo de cálculo do KPI-05 foi utilizado um intervalo de tempo de 5 segundos. O KPI utiliza a distância real percorrida, sendo necessário um nível melhor de detalhes das curvas e posições da aeronave.

4.2 Modelo GMM

Para otimizar a utilização do modelo GMM, foi utilizado o Critério de Informação Bayesiana (BIC) com objetivo de determinar o número de componentes mais apropriado para modelagem das distâncias de esperas dos aeroportos.

O BIC, derivado da teoria da informação Bayesiana, é uma medida que balanceia a

qualidade do ajuste do modelo com a complexidade do modelo. Sua formulação incorpora a penalização por modelos mais complexos, promovendo a preferência por modelos mais simples que ainda capturem adequadamente os padrões nos dados.

A partir do modelo foram identificados os gráficos de valores BIC para cada número de componentes em cada aeroporto, conforme as Figuras 4.1, 4.2 e 4.3.

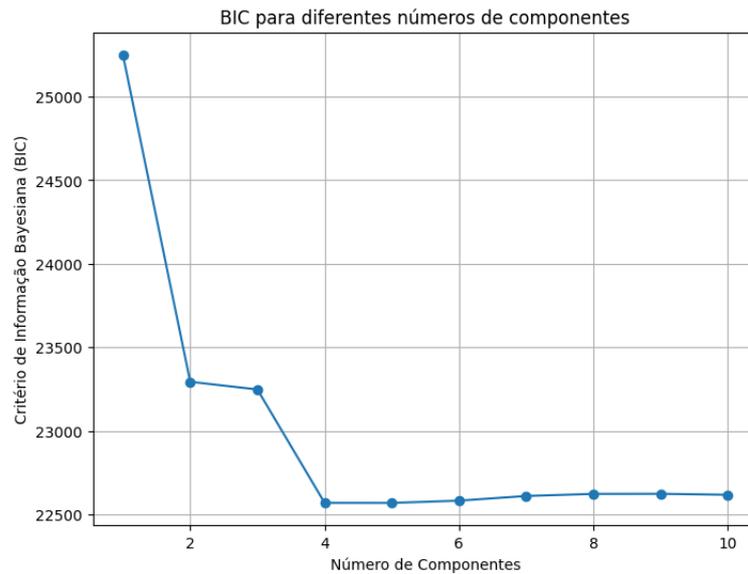


FIGURA 4.1 – Valores BIC - SBGR

Na Figura 4.1, observa-se uma brusca diminuição do valor BIC no intervalo entre 1 e 2 componentes, seguida de uma leve estabilização do BIC entre 2 e 3 componentes e finalmente uma última variação brusca entre 3 e 4 componentes. Depois de 4 componentes o gráfico não apresentou variação significativa do valor BIC, demonstrando que esse é o número de componentes mais apropriado para o modelo de SBGR.

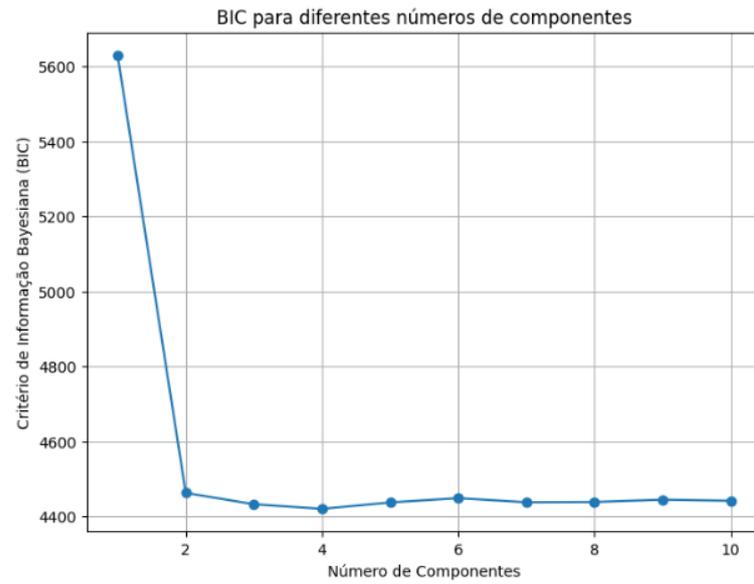


FIGURA 4.2 – Valores BIC - SBBR

Na Figura 4.2, observa-se uma brusca diminuição do valor BIC no intervalo entre 1 e 2 componentes. Para valores maiores que 2 componentes o gráfico não apresentou variação significativa do valor BIC, sendo assim o modelo de 2 componentes é suficiente para os dados de SBBR.

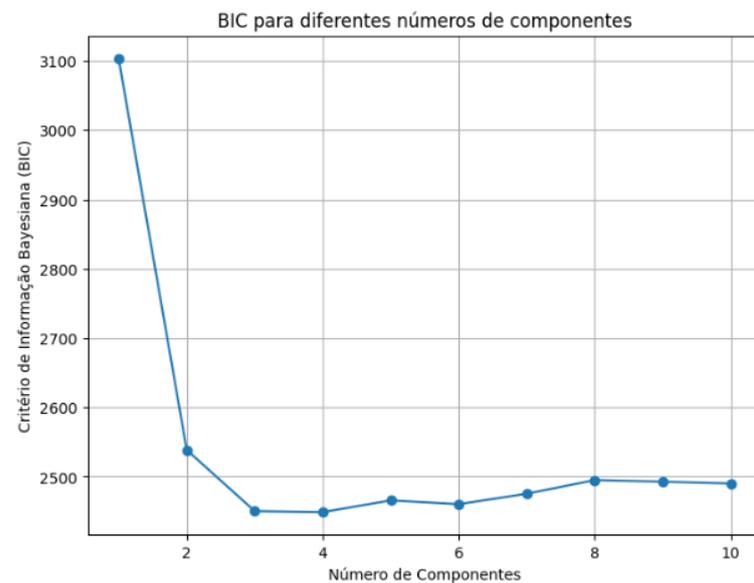


FIGURA 4.3 – Valores BIC - SBCT

Na Figura 4.3, ocorre uma brusca redução do valor BIC até o número de componentes ser 3, em seguida o valor se estabiliza. A partir desse resultado, foi determinado que o modelo GMM para SBCT utilizaria 3 componentes

A partir dos gráficos foram determinados os números de componentes para cada aeroporto, conforme a tabela 4.1.

TABELA 4.1 – Números de Componentes para o modelo GMM

Aeroporto	Número de Componentes
SBGR	4
SBBR	2
SBCT	3

5 Análise e Discussão dos Resultados

5.1 Aeroporto de Guarulhos

Na Figura 5.1 são representadas todas as rotas da base de dados com aeroporto de destino em SBGR que tiveram esperas identificadas pelo algoritmo, com suas respectivas posições de espera representadas pelos marcadores, a circunferência vermelha representa a distância de 100 NM do aeroporto. Visualmente foi possível identificar a distribuição das esperas ao longo do mapa, com uma concentração maior próxima ao aeroporto e distribuições maiores em rotas mais utilizadas.

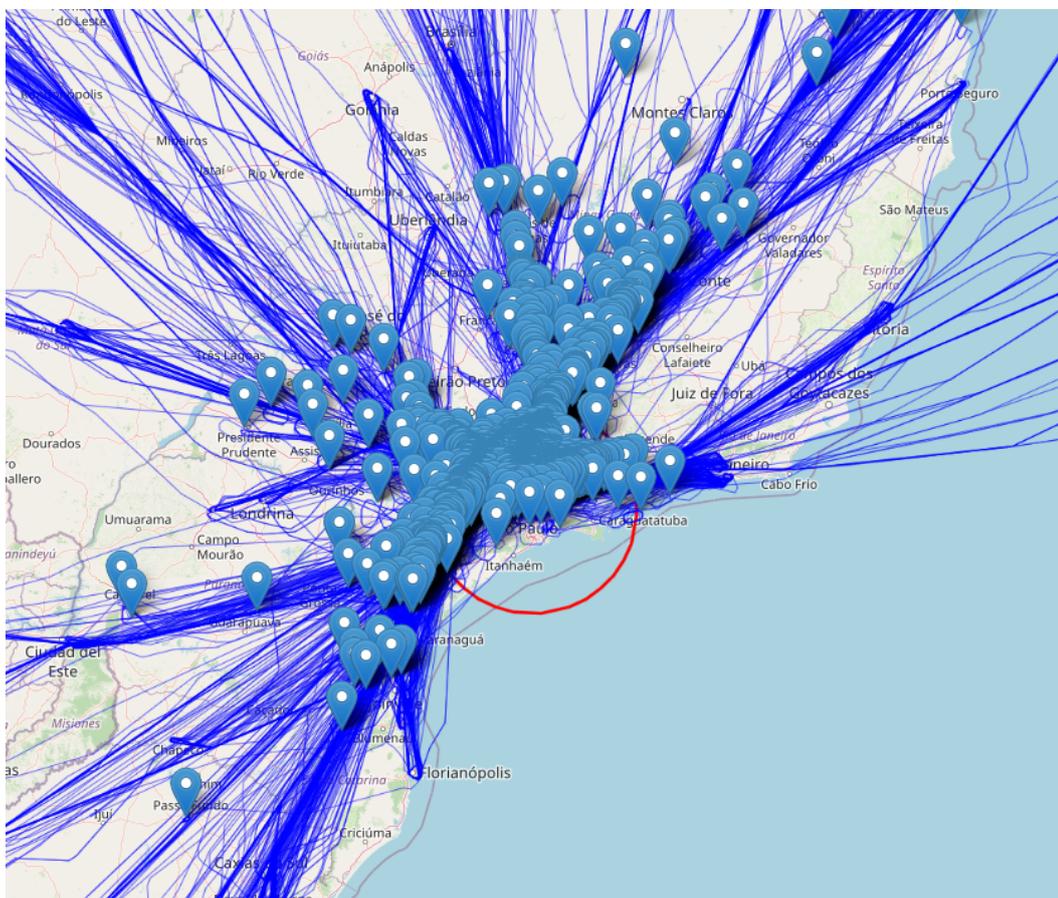


FIGURA 5.1 – Identificação das esperas no aeroporto de Guarulhos

Com os dados processados para as rotas com destino o aeroporto de Guarulhos e as distâncias onde ocorrem os movimentos de espera, foi possível obter o Histograma da Figura 5.2. Neste é possível identificar os dados reais das esperas representados pelas colunas azuis e a função de densidade de probabilidade representada pela curva. Além disso, observa-se que o modelo se aproxima da tendência real dos dados, contendo 2 picos maiores e um pico menor. A partir dos dados e do ajuste de parâmetros do Modelo de Mistura Gaussiana, foi obtido a densidade de probabilidade do modelo para as distâncias.

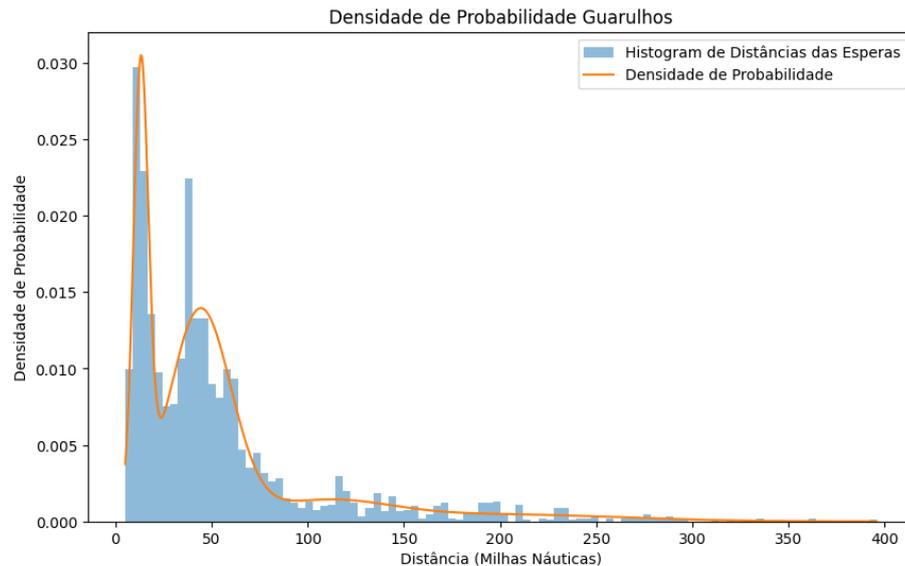


FIGURA 5.2 – Histograma dos dados e densidade de probabilidade do modelo GMM - Aeroporto de Guarulhos

Em sequência, a Figura 5.3 denota a distribuição de probabilidade dos componentes no modelo GMM. Na distribuição, é possível observar que o primeiro componente se encontra mais próximo do intervalo entre 0 e 25 NM, na região do primeiro pico, o segundo componente se encontra na região do segundo pico, com formato mais definido na região do segundo pico da Figura 5.2, em seguida o terceiro pico pode ser associado ao pico menor da região entre 100 NM e 150 NM.

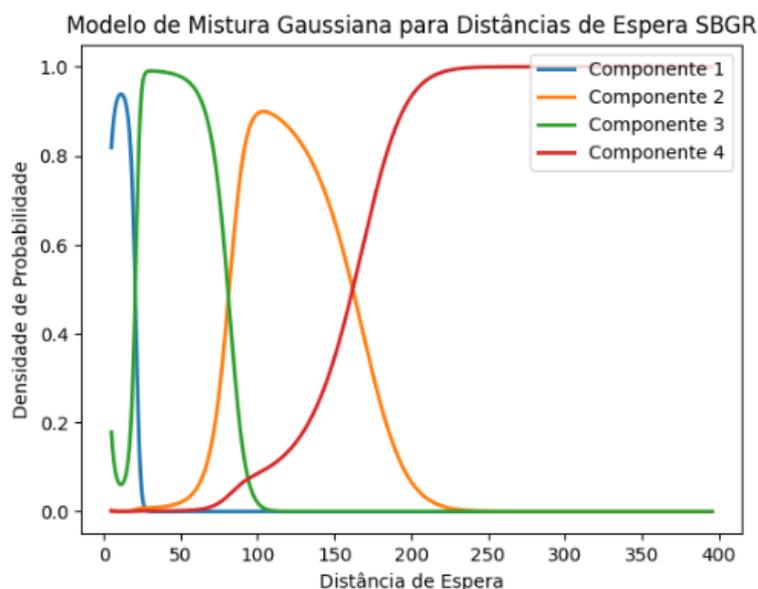


FIGURA 5.3 – Distribuição de probabilidade entre os componentes do modelo de Mistura Gaussiana para SBGR

A probabilidade de uma espera ocorrer dentro de uma determinada distância foi calculada utilizando a probabilidade acumulada do modelo, subtraindo-a de 1, conforme a Figura 5.4. Na Figura é possível identificar uma brusca variação inicial, nos primeiros 75 NM, seguida de uma variação menos brusca. Utilizando a curva é possível encontrar a probabilidade para a distância de 100 NM próxima de 13,3%. Para a probabilidade de 10%, observou-se que distância seria de 123,12 NM aproximadamente.

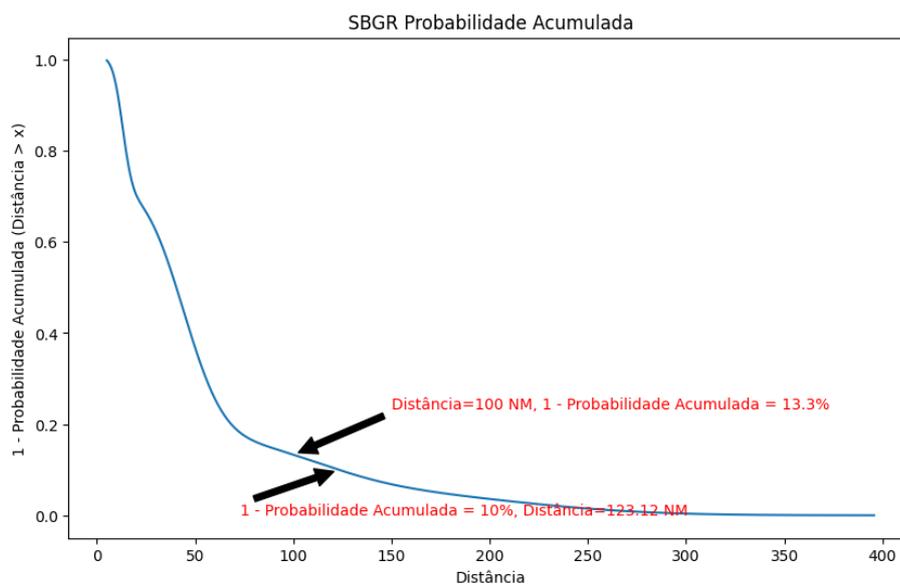


FIGURA 5.4 – Probabilidade de Distância > x para cada raio - Aeroporto de Guarulhos

Os Resultados identificaram que para o aeroporto de Guarulhos 86,7% das esperas no modelo estarão a uma distância menor que 100NM. Dessa forma o modelo previu que

o raio de 100 NM determinado pela norma não conterà o percentual determinado como apropriado para as esperas. Segundo o modelo desenvolvido, 90% das esperas estarão numa distância menor ou igual a aproximadamente 123,12 NM.

Com esses dados, desenvolveu-se a Figura 5.5 que detalha 3 gráficos de caixa comparando o valor do KPI-05 para todas as trajetórias, trajetórias com esperas e trajetórias sem esperas, respectivamente.

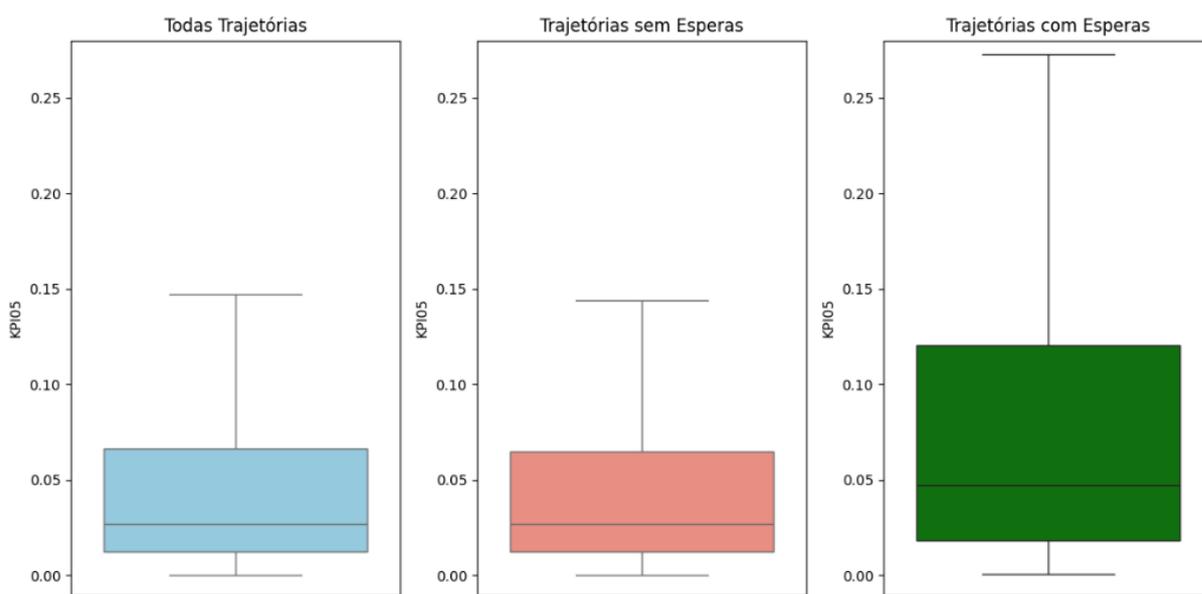


FIGURA 5.5 – Gráficos de caixa para as trajetórias

Na Figura 5.5 observa-se que uma variação pequena da mediana do KPI 05 entre a opção com todas as trajetórias e a variante com a remoção das esperas. Isso pode ser explicado pela fração pequena de voos que contém esperas quando comparados com o número total de trajetórias. Em sequência, a média e a mediana do KPI 05 para as três variantes são detalhados na Tabela 5.1

TABELA 5.1 – KPI-05 - SBGR

	Todas Trajetórias	Trajeto�rias sem Esperas	Trajeto�rias com Esperas
M�dia	5,64%	5,53%	9,90%
Mediana	2,70%	2,67%	4,72%

Para an lise das rotas foram selecionadas as duas rotas com maior n mero de esperas dentre as rotas com destino no aeroporto de Guarulhos, conforme a Tabela 5.2.

TABELA 5.2 – Rotas com maior espera - SBGR

Aeroporto de Origem	Número de voos com esperas
SBPA	129
SBRJ	105
SBCT	90
SBCF	80
SBGL	77

A fim de analisar os impactos de uma mudança de raio da zona de exclusão de 100 NM para 123 NM foram comparados os KPIs das rotas considerando os dois possíveis raios.

Para o Aeroporto de Porto Alegre (SBPA) obteve-se as trajetórias representadas na Figura 5.4, onde o círculo vermelho representa a zona de exclusão para 100 NM e o círculo verde a zona de exclusão de 123 NM.

A Figura 5.6 contém todas as trajetórias da rota SBPA - SBGR que foram identificadas esperas, a zona de exclusão de 100 NM se encontra em vermelho na parte superior e a zona de exclusão de 123 NM se encontra em verde na parte superior, a zona de exclusão do aeroporto de origem se encontra em vermelho na parte inferior. As rotas encontradas na Figura 5.6 demonstram a distribuição de esperas ao longo do trecho, com muitas esperas próximas no intervalo entre 100 NM e 123 NM.

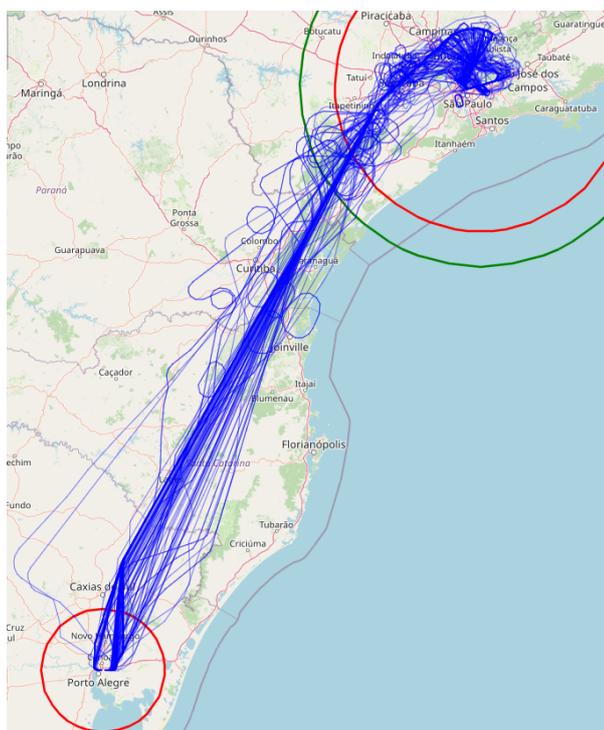


FIGURA 5.6 – Rotas SBPA - SBGR com esperas

Comparando os gráficos de caixa para o KPI-05 considerando os raios de 100 NM e 123 NM foi obtida a Figura 5.7, onde o gráfico referente ao raio de 100 NM se encontra a esquerda e o gráfico referente ao raio de 123 NM se encontra a direita. É perceptível uma pequena variação do KPI 05 ao aumentar o raio para 123 NM. Valores para média e mediana do KPI 05 considerando os dois possíveis raios se encontram na Tabela 5.3

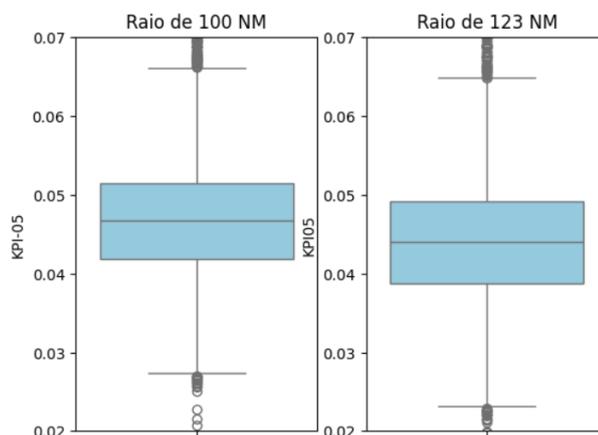


FIGURA 5.7 – Gráficos de caixa para SBPA - SBGR

TABELA 5.3 – KPI-05 para rota SBPA - SBGR

Raio	Média	Mediana
100 NM	4,95%	4,67%
123 NM	4,63%	4,40%

A variação no raio da zona de exclusão resultou em uma melhoria do valor do KPI, eliminando trechos de espera das rotas utilizado para o cálculo do indicador, de forma que este represente melhor o momento de cruzeiro dos voos.

Para o Aeroporto do Rio de Janeiro (SBRJ) obteve-se as trajetórias representadas na Figura 5.8, onde o círculo vermelho representa a zona de exclusão para 100 NM e o círculo verde a zona de exclusão de 123 NM. Na Figura é possível identificar muitos movimentos de espera dentro do raio de 123 NM, com algumas exceções. Outro aspecto das rotas é a proximidade entre as zonas de exclusão dos aeroportos de origem e de destino, de forma que o aumento do raio de 100 NM para 123 NM quase diminui pela metade a distância entre as zonas de exclusão.

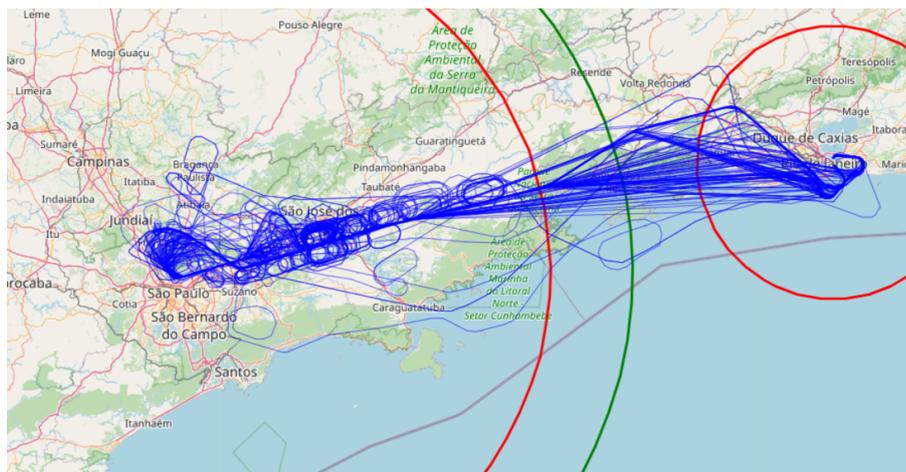


FIGURA 5.8 – Rotas SBRJ - SBGR com esperas

Comparando os gráficos de caixa para o KPI-05 considerando os raios de 100 NM e 123 NM foi obtida a Figura 5.9, onde o gráfico referente ao raio de 100 NM se encontra a esquerda e o gráfico referente ao raio de 123 NM se encontra a direita. É observado para essa rota um grande aumento do KPI provocado pelo aumento do raio da zona de exclusão. Valores para média e mediana do KPI 05 considerando os dois possíveis raios se encontram na Tabela 5.4

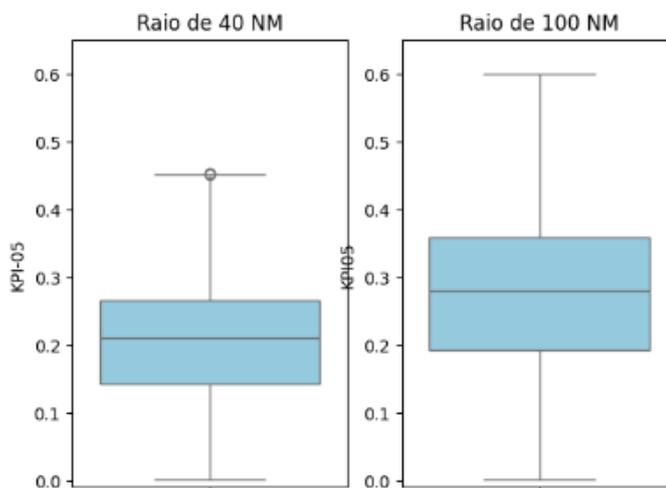


FIGURA 5.9 – Gráficos de caixa para SBRJ - SBGR

TABELA 5.4 – KPI-05 para rota SBRJ - SBGR

Raio	Média	Mediana
100 NM	21,09%	21,07%
123 NM	28,07%	27,99%

Para a rota SBRJ - SBGR o aumento da zona de exclusão diminuiu o valor médio do

KPI. Observando a Figura 5.8 é possível perceber que os dois aeroportos são localizados muito próximos, dessa forma o aumento da zona de exclusão provoca um aumento da sensibilidade do KPI ao valor da diferença $L - H$. O aumento da zona de exclusão para trechos pequenos pode então diminuir a eficácia do cálculo do indicador.

5.2 Aeroporto de Brasília

Na Figura 5.10 são representadas todas as rotas da base de dados com aeroporto de destino em SBBR que tiveram esperas identificadas pelo algoritmo, com suas posições de esperas representadas pelos marcadores, a circunferência vermelha representa a distância de 100 NM do aeroporto para referência. Para este aeroporto as rotas apresentaram mais situações anômalas, com algumas rotas passando por outros aeroportos antes de seguirem para o destino final em Brasília.

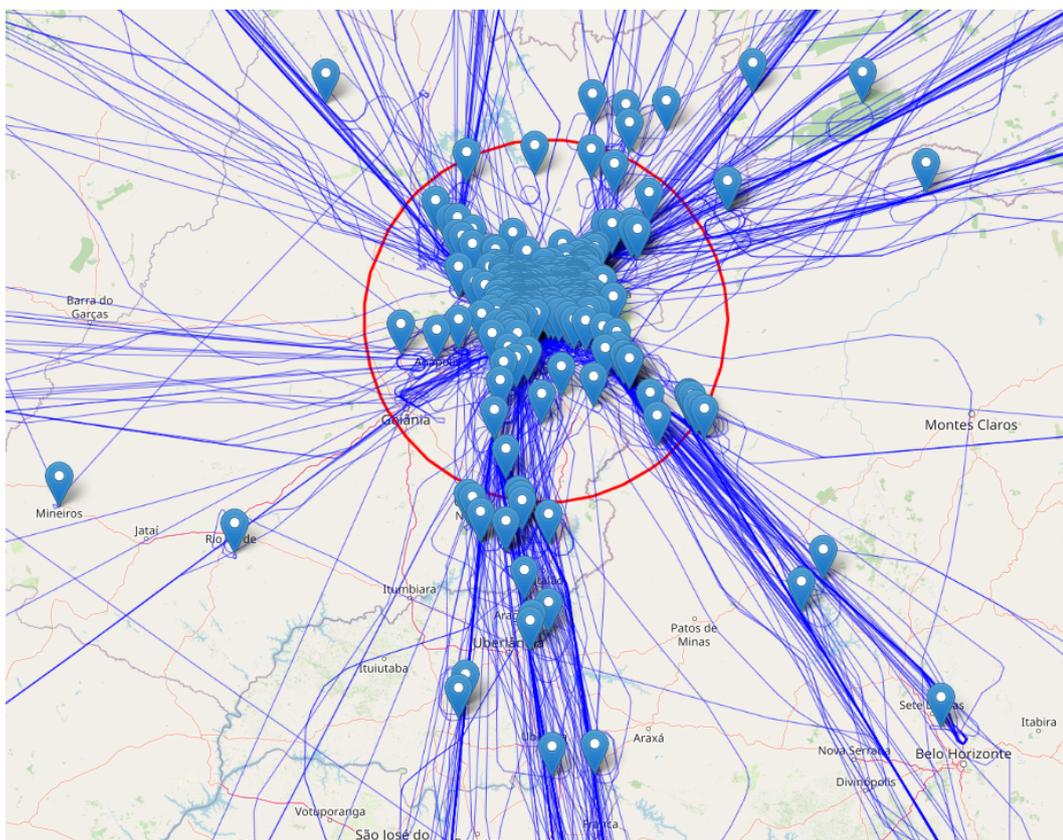


FIGURA 5.10 – Identificação das esperas no aeroporto de Brasília

Para o aeroporto de Brasília o histograma com os dados das esperas e a densidade de probabilidade calculada pelo modelo GMM estão representados no gráfico da Figura 5.11, onde a curva em laranja representa a densidade de probabilidade obtida pelo modelo GMM. Os dados apresentaram apenas um grande pico no intervalo entre 0 e 50 NM, com dados fora deste intervalo distribuídos entre 50 e 150 NM.

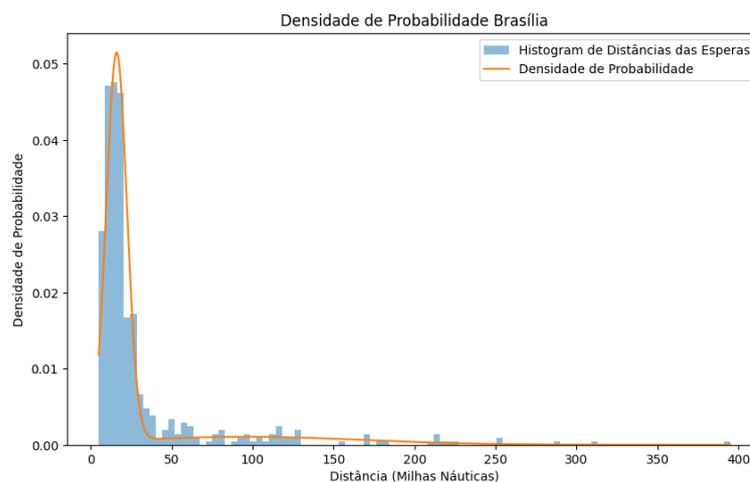


FIGURA 5.11 – Histograma dos dados e densidade de probabilidade do modelo GMM

A distribuição de probabilidades na Figura 5.12 representa as probabilidades de cada componente do modelo GMM. Na distribuição é possível perceber que o componente 2 se encontra na região do pico de dados entre 0 e 50 NM, seguido do Componente 1 abrangendo todos os dados acima deste intervalo.

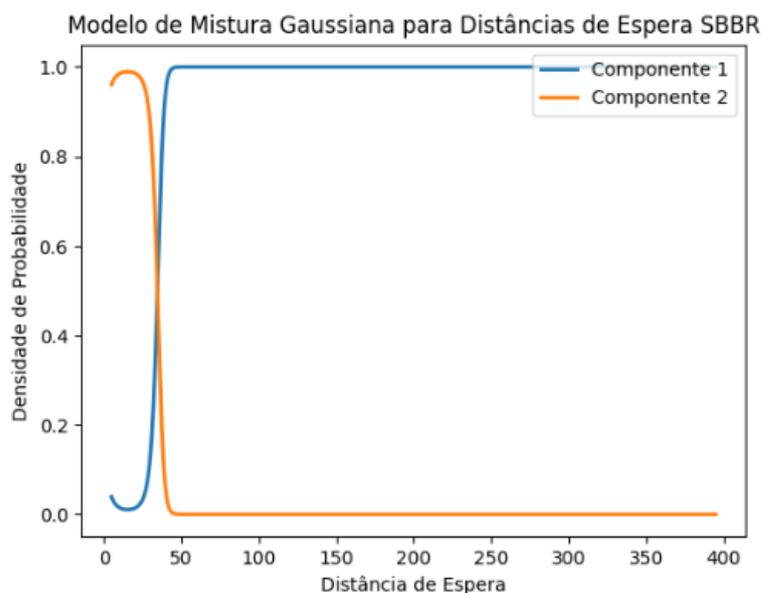


FIGURA 5.12 – Distribuição de probabilidade entre os componentes do modelo de Mistura Gaussiana para SBBR

O gráfico contendo a probabilidade de um raio não conter uma espera calculado a partir das densidades de probabilidade para o aeroporto de Brasília está representado na Figura 5.13. Similarmente ao aeroporto de Guarulhos, é possível identificar uma brusca variação inicial, nos primeiros 25 NM, seguida de uma variação menos brusca. Utilizando a curva é possível encontrar a probabilidade para a distância de 40 NM próxima de 15,45%. Para a probabilidade de 10%, observou-se que distância seria de 100 NM aproximadamente.

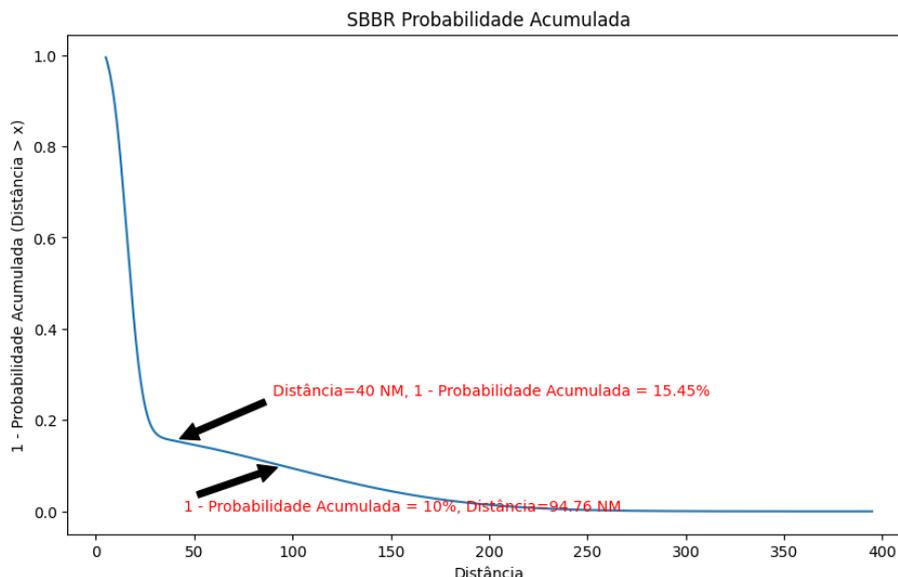


FIGURA 5.13 – Probabilidade de Distância > x para cada raio - Aeroporto de Brasília

Para Brasília o raio normalmente utilizado para cálculo do KPI é de 40 NM, nesse raio foi estimado conter aproximadamente 84,55% das esperas, sendo necessário um raio maior para conter 90% das esperas. O raio de 100 NM é suficiente para conter 90% das esperas no modelo.

Na Figura 5.14, similarmente a Figura 5.5, observa-se que a variação nos valores de KPI 05 removendo as trajetórias com esperas é pouco significativa, apesar dos valores de KPI para apenas trajetórias com esperas possuir grande diferença dos valores sem esperas. Os valores de média e mediana do KPI 05 para os casos podem ser encontrados na Tabela 5.5

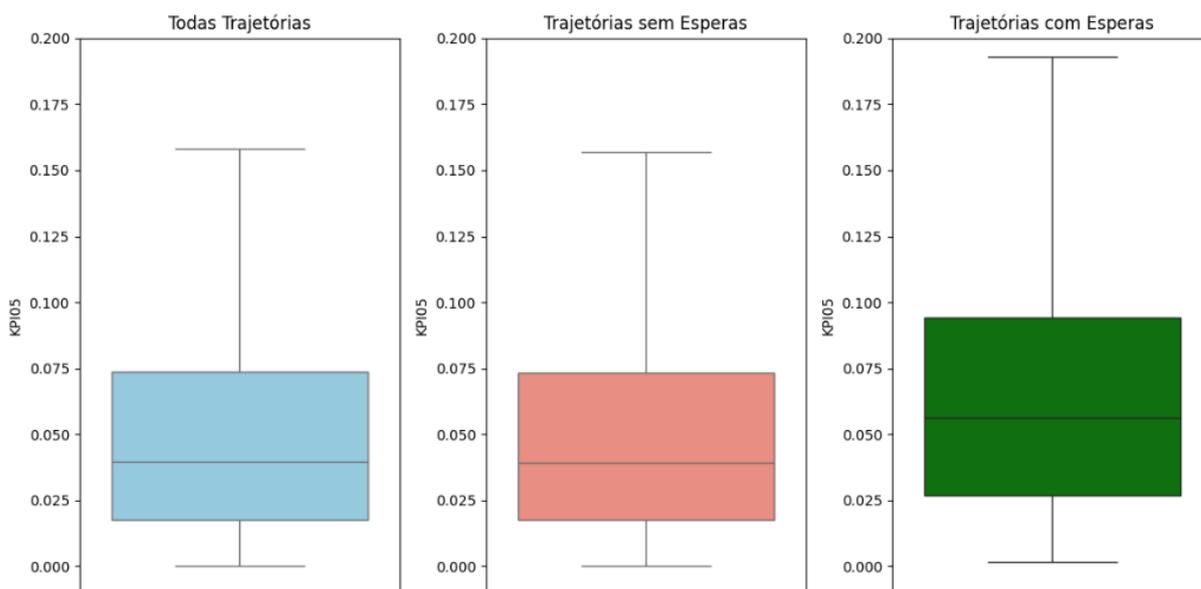


FIGURA 5.14 – Gráficos de Caixa KPI 05 - Aeroporto de Brasília

TABELA 5.5 – KPI-05 - SBBR

	Todas Trajetórias	Trajetórias sem Esperas	Trajetórias com Esperas
Média	5,07%	5,02%	9,03%
Mediana	3,96%	3,94%	5,62%

Para análise das rotas foram selecionadas as duas rotas com maior número de esperas dentre as rotas com destino no aeroporto de Brasília, conforme a Tabela 5.6

TABELA 5.6 – Rotas com maior espera - SBBR

Aeroporto de Origem	Número de voos com esperas
SBSP	66
SBRJ	60
SBKP	36
SBCF	27
SBSV	24

A fim de analisar os impactos de uma mudança de raio da zona de exclusão de 40 NM para 100 NM foram comparados os KPIs das rotas considerando os dois possíveis raios.

Para o Aeroporto de São Paulo (SBSP) obteve-se as trajetórias representadas na Figura 5.15, onde o círculo vermelho representa a zona de exclusão para 40 NM e o círculo verde a zona de exclusão de 100 NM.

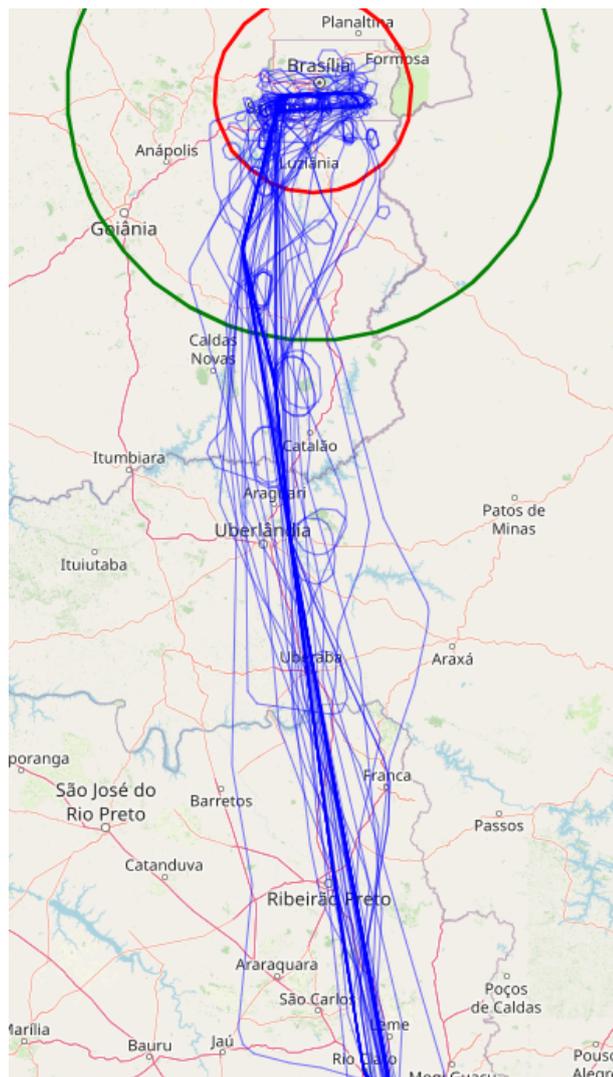


FIGURA 5.15 – Rotas SBSP - SBRR com esperas

Comparando os gráficos de caixa para o KPI-05 considerando os raios de 40 NM e 100 NM foi obtida a Figura 5.16. É perceptível na Figura um aumento dos valores de KPI desta rota ao aumentar o raio. Valores para média e mediana do KPI 05 considerando os dois possíveis raios se encontram na Tabela 5.7

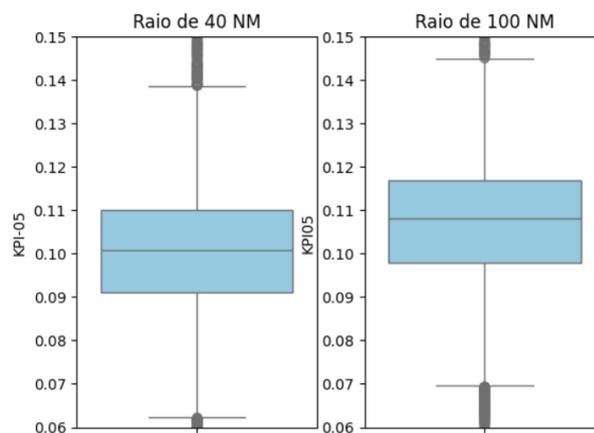


FIGURA 5.16 – Gráficos de caixa para SBSP - SBBR

TABELA 5.7 – KPI-05 para rota SBSP - SBBR

Raio	Média	Mediana
40 NM	9,95%	10,02%
100 NM	10,64%	10,77%

A variação no raio da zona de exclusão resultou em um pequeno aumento do KPI. Apesar da zona de exclusão de 100 NM eliminar um maior número de esperas, essa diferença não é significativa para melhorar o cálculo do KPI na rota SBSP - SBBR pois enquanto a base de dados total possui 5050 voos neste trecho, apenas 66 foram identificados com esperas, sendo assim outros fatores que provocam o aumento do KPI ao aumentar o raio para todos os voos são mais relevantes do que a diminuição provocada pela eliminação das esperas.

Com voos oriundos do Aeroporto do Rio de Janeiro (SBRJ) obteve-se as trajetórias representadas na Figura 5.17, onde o círculo vermelho representa a zona de exclusão para 40 NM e o círculo verde a zona de exclusão de 100 NM. Na imagem a maioria das esperas da rota podem ser identificadas dentro da zona de 40 NM, com algumas esperas próximas de 100 NM.

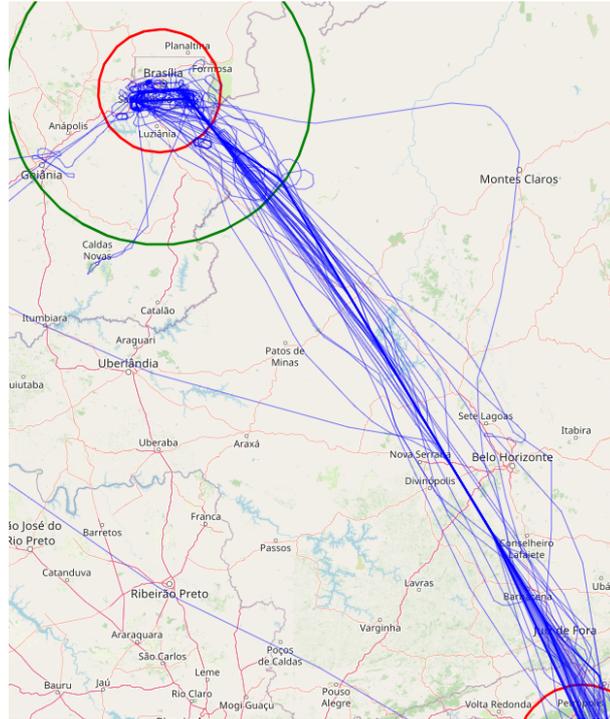


FIGURA 5.17 – Rotas SBRJ - SBBR com esperas

Comparando os gráficos de caixa para o KPI-05 considerando os raios de 40 NM e 100 NM foi obtida a Figura 5.18. Similarmente ao resultado para as rotas de SBSP - SBBR, na Figura ocorre pouca variação dos valores de KPI. Valores para média e mediana do KPI 05 considerando os dois possíveis raios se encontram na Tabela 5.8

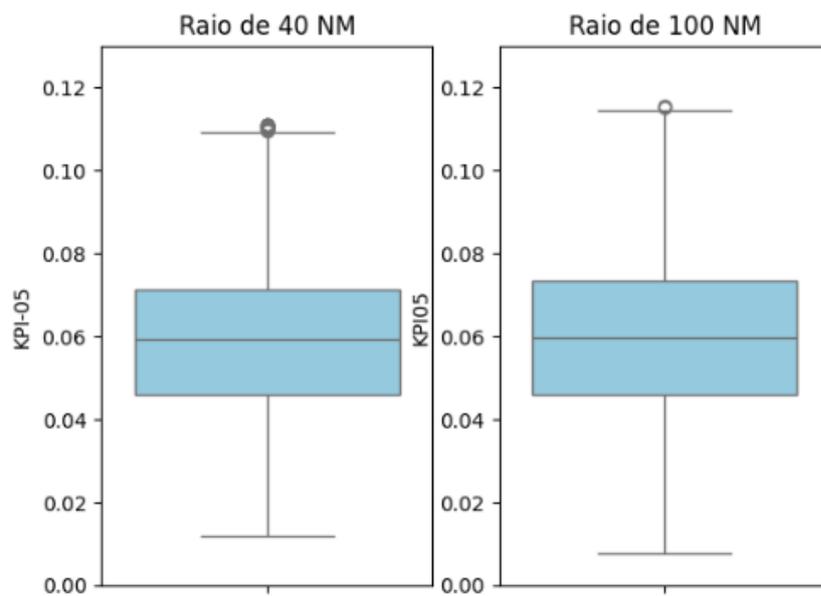


FIGURA 5.18 – Gráficos de caixa para SBRJ - SBBR

TABELA 5.8 – KPI-05 para rota SBRJ - SBGR

Raio	Média	Mediana
40 NM	5,88%	5,91%
100 NM	5,93%	5,96%

Similarmente à rota SBSP - SBBR, a rota partindo do aeroporto SBRJ também apresenta um pequeno aumento do KPI após alteração do raio da zona de exclusão. Nessa rota foram identificados 3908 voos na base de dados, sendo apenas 60 deles voos que contém esperas. As esperas fora da zona de exclusão não foram significativas o suficiente para afetar o cálculo do KPI.

5.3 Aeroporto de Curitiba

Na Figura 5.19 são representadas todas as rotas da base de dados com aeroporto de destino em SBCT que tiveram esperas identificadas pelo algoritmo, com suas posições de esperas representadas pelos marcadores, a circunferência vermelha representa a distância de 100 NM do aeroporto para referência. Para este aeroporto a imagem mostra que a maioria dos marcadores de esperas ocorre dentro das proximidades do aeroporto, com algumas exceções.

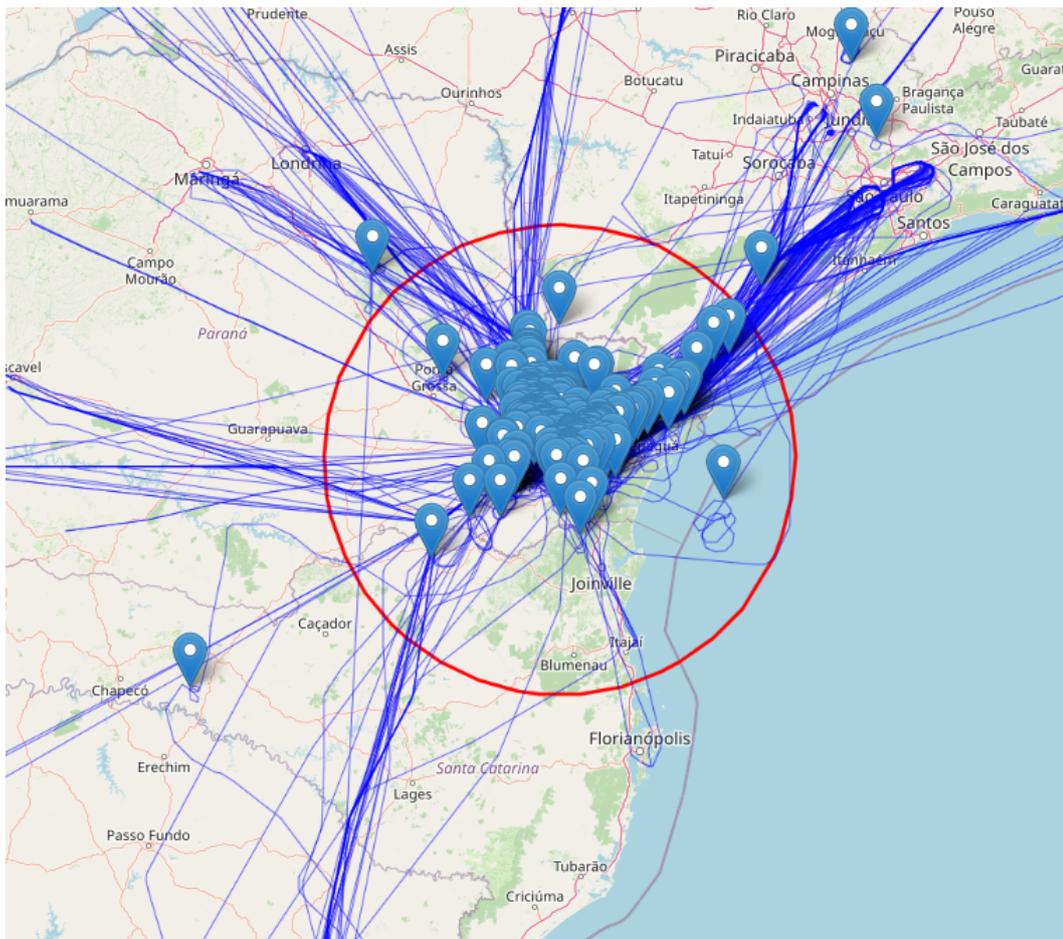


FIGURA 5.19 – Identificação das esperas no aeroporto de Curitiba

As mesmas análises foram feitas para o aeroporto de Curitiba, resultando no Histograma da Figura 5.20, onde a curva em laranja representa a densidade de probabilidade obtida pelo modelo GMM. Os dados para Curitiba apresentaram um grande pico no intervalo entre 0 e 25 NM com uma proporção menor considerável entre 25 e 50 NM. A partir da imagem é possível observar que as esperas para esse aeroporto possuem probabilidade pequena de se posicionarem a uma distância maior que 50 NM

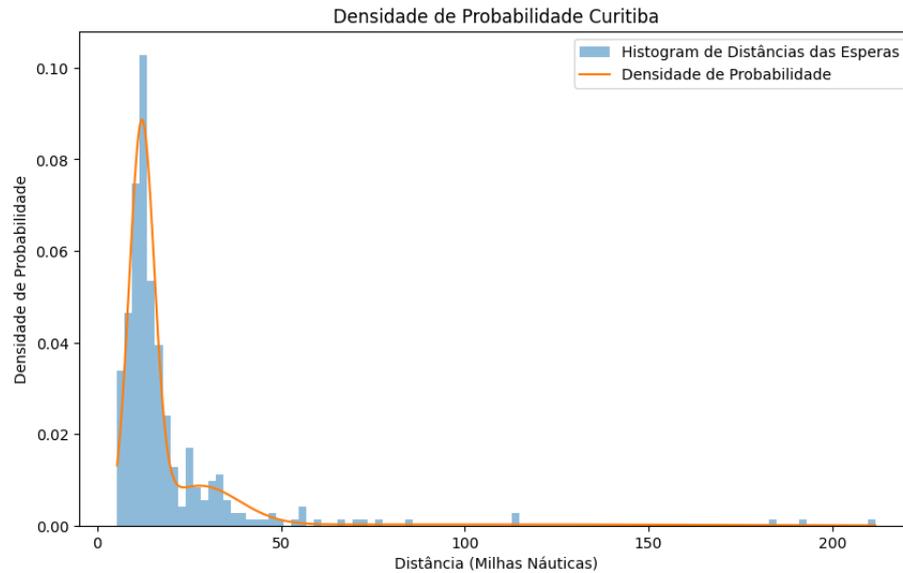


FIGURA 5.20 – Histograma dos dados e densidade de probabilidade do modelo GMM

A distribuição de probabilidade entre os componentes do modelo GMM para o aeroporto de Curitiba se encontra na Figura 5.21. O componente 1 do modelo se encaixa na posição do maior pico, sendo o componente de peso mais relevante, enquanto os componentes 2 e 3 auxiliam com o formato do gráfico fora deste intervalo

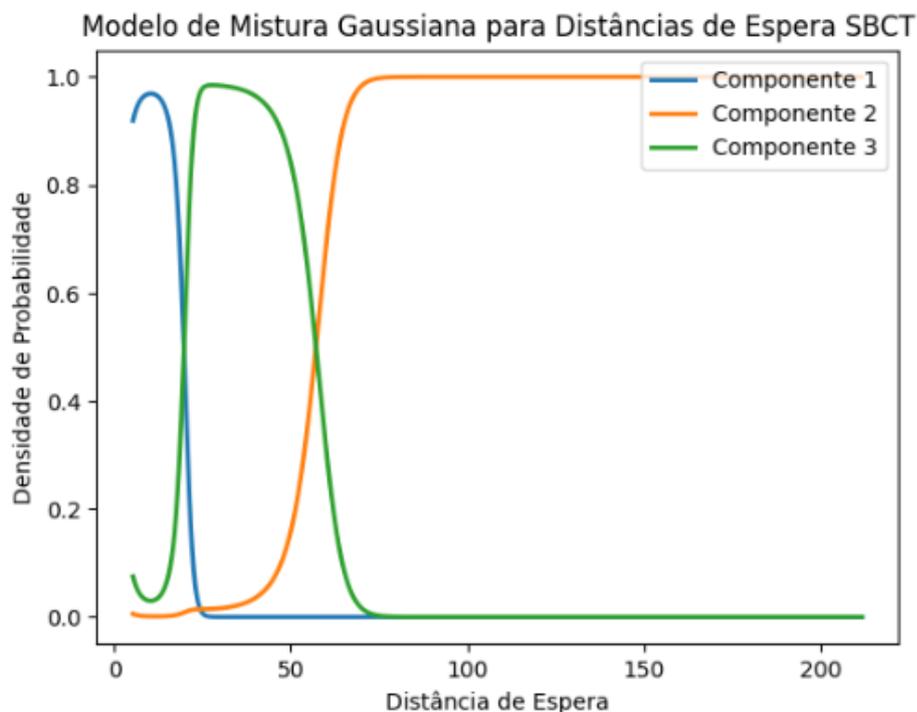


FIGURA 5.21 – Distribuição de probabilidade entre os componentes do modelo de Mistura Gaussiana para SBCT

A Figura 5.13 contém o gráfico da probabilidade de um raio não conter uma espera calculado a partir das densidades de probabilidade para o aeroporto de Curitiba. No

gráfico é possível identificar que a grande maioria das esperas estarão contidas no raio de 50 NM, com o raio de 40 NM atual contendo 6,35% das esperas e o raio de 34,08 NM contendo 10% das esperas.

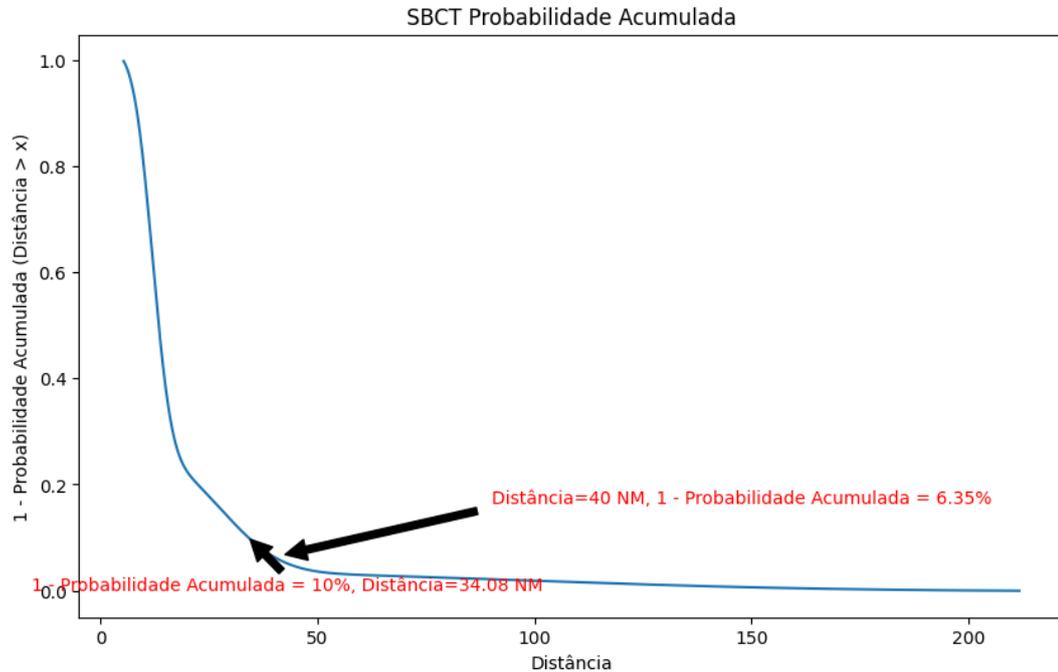


FIGURA 5.22 – Probabilidade de Distância > x para cada raio - Aeroporto de Curitiba

A partir da Figura 5.22 é possível concluir que o raio de 40 NM, conforme determinado pela norma para o aeroporto de Curitiba, é suficiente para conter a maioria das esperas de forma satisfatória.

A Figura contém os gráficos de caixa para o KPI 05 do aeroporto de Curitiba. Os gráficos apresentaram comportamento similar aos das Figuras 5.5 e 5.14, com poucas variações provocadas pela remoção das esperas. Os valores das médias e medianas podem ser encontrados na Tabela 5.9

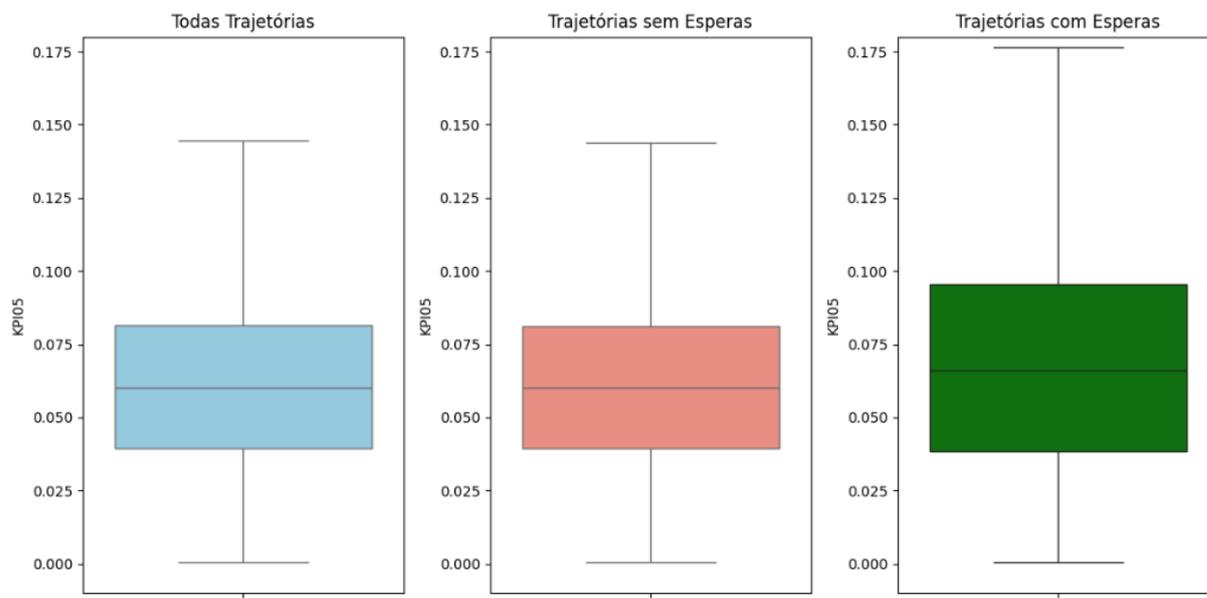


FIGURA 5.23 – Gráficos de caixa para o aeroporto de Curitiba

TABELA 5.9 – KPI-05 - SBCT

	Todas Trajetórias	Trajetórias sem Esperas	Trajetórias com Esperas
Média	7,16%	7,09%	10,72%
Mediana	6,01%	6,00%	6,59%

Para o aeroporto de Curitiba o raio de 40 NM já inclui mais de 90% das esperas, sendo assim essa zona de exclusão pode ser considerada apropriada.

6 Conclusões e Recomendações de Trabalhos Futuros

O presente documento apresentou uma análise da zona de exclusão utilizada no cálculo do KPI-05, com foco no impacto dos movimentos de espera nos resultados do indicador. A partir de um modelo de mistura Gaussiana, foi possível investigar as posições de espera para as rotas com destino nos aeroportos de Guarulhos, Brasília e Curitiba. A partir do modelo probabilístico, foi possível identificar a eficácia das zonas de exclusão na eliminação de esperas das trajetórias consideradas para o cálculo do KPI, e propor zonas de exclusão que contenham uma porcentagem de esperas maior que 90%. A partir das rotas com maior número de esperas o Estudo analisou o impacto da mudança de zonas de exclusão para cálculo do KPI.

6.1 Conclusões

Para o Aeroporto de Guarulhos, observou-se que a zona de exclusão atual de 100 NM não é suficiente para conter 90% das esperas, contendo 86,7% das esperas. O raio que conteria 90% das esperas foi estimado então à distância de 123 NM do aeroporto. No entanto, ao recalcular os valores de KPI-05 para as rotas com maior número de esperas, notou-se que não ocorreu uma melhora significativa no KPI para a rota entre o Rio de Janeiro e Guarulhos, indicando que outros fatores no cálculo do KPI ao aumentar o raio de exclusão possuem peso maior na média do indicador, contrabalanceando os efeitos da eliminação das esperas

No caso de Brasília, a zona de exclusão de 40 NM também se mostrou insuficiente para abranger 90% das esperas, sendo estimado um raio de 100 NM como mais apropriado para conter as esperas. Similarmente a Guarulhos, o aumento do raio não se traduziu em melhorias substanciais no KPI. Nesse contexto, é evidente que outros fatores operacionais podem exercer uma influência mais significativa no desempenho do indicador.

Já para o Aeroporto de Curitiba, a zona de exclusão de 40 NM foi considerada suficiente para conter a grande maioria das esperas, indicando uma conformidade mais adequada

com os parâmetros estabelecidos.

6.2 Recomendações de Trabalhos Futuros

Para identificação das esperas foi utilizada uma heurística baseada na característica geométrica do movimento de espera na trajetória, que não consegue diferenciar se o movimento foi provocado por uma espera ou se está relacionado a outras anomalias da rota. Um possível aprimoramento para o trabalho seria identificar as esperas de maneira mais precisa a partir de históricos dos voos.

Essa heurística utilizada para identificação das esperas também foi capaz de identificar outros tipos de anomalias relacionadas a outros eventos, como mudanças de rota e passagens por outros aeroportos antes de chegar ao destino final. Desta maneira, a utilização da heurística para identificação de anomalias em geral pode também ser objeto de estudo.

Ao aumentar os raios das zonas de exclusão, foi identificado um aumento do KPI para algumas rotas, demonstrando que outros aspectos do cálculo do KPI que impactam sua magnitude em contrapartida da eliminação das esperas, que supostamente diminuiria o valor do KPI. Estes outros aspectos poderiam ser estudados para determinar de forma mais precisa o que provocou este comportamento.

Para as rotas que apresentaram o KPI maior devido ao aumento do raio foi possível perceber que esse aumento era provocado pelo trecho entre as zonas de exclusão dos aeroportos de origem e destino ser muito pequeno. Desta forma, qualquer pequeno distúrbio causaria um KPI-05 maior, tornando o cálculo impreciso. Um estudo da imprecisão provocada por largas áreas de exclusão (superior a 100 NM) e trechos em cruzeiro curtos poderia ter como objetivo estudar outras propostas para calcular este KPI a fim de mitigar esse efeito.

Referências

- CALVO, E.; CORDERO, J. M.; D'ALTO, L.; LÓPEZ-LEONÉS, J.; VILAPLANA, M.; CIVITA, M. L. A new method to validate the route extension metric against fuel efficiency. *In: Eleventh USA/Europe Air Traffic Management Research and Development Seminar. Proceedings* [...]. [S.l.: s.n.], 2015.
- DECEA. **MCA100-22**: Metodologia de indicadores atm do SISCEAB. DEPARTAMENTO DE CONTROLE DO ESPAÇO AÉREO, 2020. Available at: <https://publicacoes.decea.mil.br/publicacao/mca-100-22>. Accessed on: 04/04/2023.
- EUROCONTROL; FAA. **2015 Comparison of ATM-related performance: U.S. – Europe**. EUROCONTROL and Air Traffic Organization System Operations Services, 2016. Available at: <https://www.eurocontrol.int/sites/default/files/content/documents/single-sky/pru/publications/other/us-eu-comparison-2015.pdf>. Accessed on: 01/06/2023.
- ICAO. **GANP**: Kpi overview. ICAO, 2016. Available at: https://www4.icao.int/ganportal/ASBU/KPI?_gl=1*dc9kqc*_ga*NTY2MDk1ODQ2LjE2ODU4NTQ4MjY-*_ga_992N3YDLBQ*MTY4NzEwNzU0OC4yLjEuMTY4NzEwNzgwMi4wLjAuMA... Accessed on: 01/06/2023.
- LEONES, J. L.; MORALES, M. P.; D'ALTO, L.; ESCALONILLA, P. S.; HERRER, D. F.; BRAVO, M. S.; CÀMARA, F. C.; MATEO, Á. M.; NAMEE, B. M.; WANG, S. *et al.* Advanced flight efficiency key performance indicators to support air traffic analytics: Assessment of european flight efficiency using ads-b data. *In: IEEE. 2018 IEEE/AIAA 37th Digital Avionics Systems Conference (DASC). Proceedings* [...]. [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–10.
- RODRIGUES, C. V. C. **ADS-B-automatic dependent surveillance broadcast: estudo do impacto em Portugal**. Thesis (Doutorado) — Universidade da Beira Interior (Portugal), 2010.
- ZHANG, S.; ZHANG, Y.; TAY, T.; SHANKAR, J. Learning-based aircraft trajectory analysis tool for holding and vectoring identification with ads-b data. *In: IEEE. 2022 IEEE 25th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Proceedings* [...]. [S.l.: s.n.], 2022. p. 1100–1105.

FOLHA DE REGISTRO DO DOCUMENTO

1. CLASSIFICAÇÃO/TIPO TC	2. DATA 22 de novembro de 2023	3. DOCUMENTO Nº DCTA/ITA/TC-119/2023	4. Nº DE PÁGINAS 54
5. TÍTULO E SUBTÍTULO: Aprimorando a avaliação do Indicador ATM - EXTENSÃO REAL EM ROTA com técnicas de Machine Learning			
6. AUTOR(ES): Davi de Paiva Penha			
7. INSTITUIÇÃO(ÕES)/ÓRGÃO(S) INTERNO(S)/DIVISÃO(ÕES): Instituto Tecnológico de Aeronáutica – ITA			
8. PALAVRAS-CHAVE SUGERIDAS PELO AUTOR: Indicadores ATM; KPI05; Modelo de Mistura Gaussiana			
9. PALAVRAS-CHAVE RESULTANTES DE INDEXAÇÃO: Controle do tráfego aéreo; Indicadores de desempenho; Aprendizagem (inteligência artificial); Processos gaussianos; Transporte aéreo; Transporte.			
10. APRESENTAÇÃO: <input checked="" type="checkbox"/> Nacional <input type="checkbox"/> Internacional ITA, São José dos Campos. Curso de Graduação em Engenharia Civil-Aeronáutica. Orientador: Prof. Dr. Marcelo Xavier Guterres; co-orientador: Wallace Silva Sant'anna Souza. Publicado em 2023.			
11. RESUMO: Os indicadores ATM são ferramentas do gerenciamento do tráfego aéreo de grande importância para o controle da eficácia e eficiência do espaço aéreo brasileiro. Este estudo concentrou-se na análise das movimentações de espera em trajetórias de voos, com o objetivo de investigar seu impacto no indicador de tráfego aéreo KPI 05, para isso foram selecionados os aeroportos de Guarulhos, Brasília e Curitiba por possuírem operações em magnitudes distintas. Foram coletadas e analisadas as trajetórias de voo dos referenciados aeroportos, identificando esperas e quantificando suas distâncias em relação ao destino. Tendo em mãos os dados de distâncias para as esperas, foram desenvolvidos modelos de mistura Gaussiana para cada aeroporto, para avaliar a porcentagem de esperas dentro de cada zona de exclusão definida pela norma. Os resultados do modelo probabilístico determinaram que para os aeroportos de Guarulhos e Brasília era necessário um raio maior para que as zonas de exclusão eliminassem pelo menos 90% das esperas. Por fim, foi analisado o impacto de cada nova zona de exclusão no cálculo do KPI 05 para as rotas de maior número de esperas de cada aeroporto.			
12. GRAU DE SIGILO: <input checked="" type="checkbox"/> OSTENSIVO <input type="checkbox"/> RESERVADO <input type="checkbox"/> SECRETO			