

Arthur Medeiros Macedo

**Metodologia Para Modelagem Computacional
de Kalman Fuzzy Baseada em Triangulação de
Fontes de Informação para Rastreamento e
Previsão de Comportamento em Sistemas
Suborbitais**

São Luís - MA

2022

Arthur Medeiros Macedo

Metodologia Para Modelagem Computacional de Kalman Fuzzy Baseada em Triangulação de Fontes de Informação para Rastreamento e Previsão de Comportamento em Sistemas Suborbitais

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Maranhão, como requisito para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica na área de concentração de Automação e Controle.

Universidade Federal do Maranhão – UFMA

Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas

Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica

Orientador: Dr. Ginalber Luiz de Oliveira Serra

São Luís - MA

2022

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).
Diretoria Integrada de Bibliotecas/UFMA

Medeiros Macedo, Arthur.

Metodologia Para Modelagem Computacional de Kalman Fuzzy Baseada em Triangulação de Fontes de Informação para Rastreamento e Previsão de Comportamento em Sistemas Suborbitais / Arthur Medeiros Macedo. - 2022.
92 p.

Orientador(a): Ginalber Luiz de Oliveira Serra.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica/ccet, Universidade Federal do Maranhão, São Luís - MA, 2022.

1. Agrupamento Nebuloso. 2. Estimação e Filtragem. 3. Identificação por Observador de Filtro de Kalman. 4. Projeto por Excitação de Entrada. 5. Rastreamento de Posição. I. de Oliveira Serra, Ginalber Luiz. II. Título.

Arthur Medeiros Macedo

Metodologia Para Modelagem Computacional de Kalman Fuzzy Baseada em Triangulação de Fontes de Informação para Rastreamento e Previsão de Comportamento em Sistemas Suborbitais

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Maranhão, como requisito para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica na área de concentração de Automação e Controle.

Trabalho aprovado. São Luís - MA, 18 de março de 2022:

**Prof. Dr. Ginalber Luiz de Oliveira
Serra**
Orientador - IFMA

**Prof. Dr. Francisco das Chagas de
Souza**
Membro da banca examinadora - UFMA

**Prof. Dr. Omar Andres Carmona
Cortes**
Membro da banca examinadora - IFMA

São Luís - MA
2022

*Este trabalho é dedicado a todos que
contribuem para o programa espacial brasileiro.*

Agradecimentos

Agradeço em primeiro lugar a Deus pois Ele é a fonte de vida e esperança, que permitem sonhar e realizar. Em Deus encontro motivo para viver sonhando e realizando.

Agradeço aos meus pais Mardoqueu Macêdo Pereira e Ana Etelvina de Medeiros Macêdo por terem sempre valorizado o ensino e investido em minha vida para o desenvolvimento pessoal e profissional.

Agradeço ao meu orientador Ginalber Luiz de Oliveira Serra pelo direcionamento, orientação e sua experiência, que foram essenciais para meu aprendizado e entendimento, que permitiram concluir este trabalho.

Agradeço também a todos professores, amigos e familiares que através de aulas, conversas e dicas contribuíram para a realização deste trabalho.

*“Portanto, quer comais quer bebaís,
ou fazeis outra qualquer coisa,
fazei tudo para glória de Deus.”
(Bíblia Sagrada, 1 Coríntios 10:31)*

Resumo

Foguetes suborbitais são lançados transportando carga úteis para o ambiente de microgravidade. Além das aplicações da atividade aeroespacial e o acesso ao espaço, a atividade de lançamento de foguete promove o desenvolvimento científico e tecnológico cujos ganhos atingem diversos setores. Os dados de rastreo do veículo são monitorados pela Segurança de Voo, utilizados principalmente para determinar se o voo está dentro do limite de segurança previsto, ou se há necessidade de terminar o voo através da destruição do veículo. Atualmente, o Centro de Lançamento de Alcântara (CLA) realiza o rastreo de veículos aeroespaciais através de sistemas com radares de rastreo. Com o objetivo de elevar o nível de disponibilidade dos dados de localização do veículo, este trabalho propõe uma abordagem de determinação da posição do foguete baseado em triangulação de antenas. Calcula-se portanto a estimação da posição do foguete com base apenas nos dados de ângulos de azimute e elevação de antenas que apontam para sua direção. O resultado das triangulações são sinais de entrada para um filtro dinâmico que tem como objetivo entregar uma precisão próxima à do sinal radar. Este filtro dinâmico deverá considerar não linearidades inerentes à dinâmica da trajetória. Para tratar tais não linearidades, uma técnica de agrupamento nebuloso foi usada para particionar a trajetória e então utilizar filtros lineares para cada partição e um sistema nebuloso para tratar tais agrupamentos. Técnicas de identificação de sistemas foram aplicadas para converter o sinal de triangulação para um sinal semelhante ao do radar de rastreo e redução de erros e ruídos no sinal. Foram realizadas simulações para demonstrar o desempenho do método proposto utilizando dados reais de voo de um veículo suborbital. A implementação demonstra que o método estima a posição do veículo baseado apenas em dados de azimute e elevação de antenas que apontam para o veículo. Também, que o projeto de filtro dinâmico permitiu a redução dos erros e ruídos na estimação da posição do foguete.

Palavras-chave: Projeto por Excitação de Entrada. Estimação e Filtragem. Agrupamento Nebuloso. Identificação por Observador de Filtro de Kalman. Rastreamento de Posição.

Abstract

Suborbital rockets are launched carrying a payload to the microgravity environment. In addition to the applications of aerospace activity and access to space, the rocket launch activity promotes scientific and technological development. Vehicle tracking data is monitored by Flight Security, primarily used to determine whether the flight is within the prescribed safety limit or whether there is a need to terminate the flight by destroying the vehicle. Currently, the Alcantara Launch Center (CLA) performs the tracking of aerospace vehicles through systems with tracking radars. In order to increase the level of availability of vehicle location data, this work proposes an approach for determining the position of the rocket-based on antenna triangulation. Therefore, the rocket's position is estimated based only on the azimuth and elevation data of the antennas pointing in its direction. The result of triangulations is input signals for a dynamic filter that aims to achieve accuracy close to the radar signal. This dynamic filter must consider inherent nonlinearities to the trajectory dynamics. To handle such nonlinearities, a fuzzy clustering technique was used to partition the trajectory and then use linear filters for each partition and a fuzzy system to manage such clusters. System identification techniques have been applied to convert a signal from the triangulation step into a radar-like signal and reduce errors and noise. Simulations were carried out to demonstrate the performance of the proposed method using historical actual flight data from a suborbital vehicle. The implementation demonstrates that the technique estimates the vehicle position based only on azimuth and elevation data from antennas pointing to the vehicle. Also, the dynamic filter design reduces errors and noise in rocket estimation.

Keywords: Modeling by Input Excitement. Estimation and Filtering. Fuzzy Clustering. The Observer/Kalman Filter Identification. Position tracking.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Exemplo de Dados Agrupados	30
Figura 2 – Exemplo de Avaliação de Hipervolume	34
Figura 3 – Exemplo de Variável Linguística	35
Figura 4 – Função de pertinência trapezoidal	35
Figura 5 – Diagrama do Sistema Nebuloso Baseado em Regras	35
Figura 6 – Esboço da função de pertinencia para fuzificador Singleton, Gaussiano, Triangular e Trapezoidal.	36
Figura 7 – Exemplo de defusificador de média dos centros	38
Figura 8 – Exemplo de defusificador de centro de gravidade.	39
Figura 9 – Exemplo de defusificador de máximo	39
Figura 10 – Exemplo de não linear representada por três regras lineares	40
Figura 11 – Função de distribuição de probabilidade em estimação por filtro de kalman	44
Figura 12 – Triangulação considerando a soma vetorial	46
Figura 13 – Distância entre rampa e antena	47
Figura 14 – Sistema de Coordenadas ENU	49
Figura 15 – Diagrama para definição dos <i>clusters</i>	51
Figura 16 – Diagrama de Identificação do Sistema	56
Figura 17 – Triangulação por Filtro de Kalman	61
Figura 18 – Posição Estimada Pelo Sistema de Radares do CLA	63
Figura 19 – Localização das Antenas para Triangulação	65
Figura 20 – Posição Estimada por Triangulação	65
Figura 21 – Definição do Número de <i>Cluster</i>	66
Figura 22 – Particionamento do Conjunto de Dados em <i>Clusters</i>	67
Figura 23 – Grau de Pertinência da Posição com Relação aos <i>clusters</i>	68
Figura 24 – Grau de Pertinência da Posição com Relação aos <i>clusters</i> com $m = 1.1$	68
Figura 25 – Grau de Pertinência da Posição com Relação aos <i>clusters</i> com $m = 2.5$	68
Figura 26 – Simulação de Rastreo de Veículo Suborbital com Perda de Sinal Radar	72
Figura 27 – Sinais no Eixo Z	72
Figura 28 – Sinais no Eixo X e Y.	73
Figura 29 – Grau de Pertinência dos Sinais Filtrados no Tempo	73
Figura 30 – Simulação de Rastreo de Veículo Suborbital com Perda de Sinal Radar	74
Figura 31 – Simulação de Rastreo de Veículo Suborbital com Perda de Sinal Radar e Perda de Sinal de Triangulação	76
Figura 32 – Posição do CLA (ALAMINO, 2014).	87
Figura 33 – Foguetes da Família Sonda (ALAMINO, 2014)	88
Figura 34 – Foguetes de Sondagens Nacionais (D’AMATO, 2019).	89

Figura 35 – Lançamento de Foguete de Treinamento Básico.	90
Figura 36 – Exemplo de Zona Protegida (ZP) e Zona Não Protegida (ZNP) (Centro de Lançamento de Alcântara, 2017).	91

Lista de tabelas

Tabela 1	–	Localidade das antenas do CLA	64
Tabela 2	–	Distância entre cada antena e a rampa de lançamento	64
Tabela 3	–	Performance Metrics.	74
Tabela 4	–	Performance Metrics.	75
Tabela 5	–	Performance Metrics.	75

Lista de abreviaturas e siglas

AEB	Agência Espacial Brasileira
CLA	Centro de Lançamento de Alcântara
CLBI	Centro de Lançamentos da Barreira do Inferno
CLFBI	Campo de Lançamento de Foguetes da Barreira do Inferno
CTA	Centro Técnico da Aeronáutica
ECEF	<i>Earth-Centered, Earth-Fixed</i>
ENU	<i>East North Upward</i>
ERA	<i>Eigensystem Realization Algorithm</i>
FAB	Força Aérea Brasileira
FTB	Foguete de Treinamento Básico
FTI	Foguete de Treinamento Intermediário
GNSS	<i>Global Navigation Satellite System</i>
GTEPE	Grupo de Trabalho de Estudos de Projetos Especiais
IMU	<i>Inertial Measurement Unit</i>
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
MAE	<i>Mean Absolute Error</i>
MAPE	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
MECB	Missão Espacial Completa Brasileira
OKID	<i>Observer/Kalman Filter Identification</i>
PBDAE	Política Nacional de Desenvolvimento das Atividades Espaciais
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
VLS	Veículo Lançador de Satélites
ZNP	Zona Não Protegida
ZNPP	Zona Não Protegida Principal
ZP	Zona Protegida

Sumário

1	INTRODUÇÃO	23
1.1	Trabalhos Correlatos	24
1.2	Objetivos	26
1.3	Objetivos Gerais	26
1.4	Objetivos Específicos	27
1.5	Trabalhos Publicados pelo Autor	27
1.6	Organização do Trabalho	28
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	29
2.1	Análise de Agrupamento	29
2.1.1	Algoritmo <i>c – Means</i>	30
2.1.2	Algoritmo Gustafson-Kessel	31
2.1.3	Determinação do Número de <i>Clusters</i>	33
2.2	Sistema Nebulosos	34
2.2.1	Modelo Takagi-Sugeno	38
2.3	Filtro de Kalman	41
3	FILTRO DE KALMAN NEBULOSO	45
3.1	Triangulação de Antenas	45
3.1.1	Triangulação utilizando duas antenas	46
3.1.2	Cálculo do vetor distância entre antenas	47
3.1.3	Cálculo de Posição	47
3.2	Particionamento da Trajetória	49
3.3	Identificação de Sistema	50
3.3.1	Eigensystem Realization Algorithm	54
3.3.2	Ganho de Kalman	55
3.4	Filtro de Kalman Nebuloso	56
3.5	Intervalo Cego	58
3.6	Passos da Metodologia	60
4	RESULTADOS E ANÁLISES	63
4.1	Cálculo das Triangulações	64
4.2	Particionamento da Trajetória em <i>clusters</i>	66
4.3	Definição dos Filtros Dinâmicos e Ganhos de Kalman	67
4.4	Simulações	71

5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	77
	REFERÊNCIAS	79
	 APÊNDICES	 83
	APÊNDICE A – CONTEXTUALIZAÇÃO	85
A.1	Início do Programa Espacial Brasileiro	85
A.2	O Centro de Lançamento de Alcântara	86
A.3	Foguetes Nacionais	87
A.4	Segurança Operacional	89

1 Introdução

Veículos suborbitais são foguetes projetados para levar carga paga a um ambiente suborbital, geralmente para realizar medições e experimentos científicos ([ABREU; OLIVEIRA; NETO, 2020](#)). Além disso, o desenvolvimento de veículos suborbitais contribuem no processo de desenvolvimento de veículos orbitais.

No Brasil, o Centro de Lançamento de Alcântara, dentre outras atividades, realiza lançamentos de veículos suborbitais ([Centro de Lançamento de Alcântara, 2021](#)). O Centro de Lançamento é o responsável pela segurança de voo com respeito à segurança das pessoas, meio ambiente e instalações em uma operação de lançamento. Para se garantir a segurança nestas áreas, o Centro de Lançamento deve dispor de sistema de terminação de voo, que tem a capacidade de destruir o veículo durante o voo ([Federal Aviation Administration, 2011](#)) através de telecomando.

O comando da terminação do voo deve seguir as diretrizes estabelecidas no plano de segurança do Centro ([Wallops Flight Facility, 2002](#)). Um dos critérios para se comandar a terminação de voo é a perda de sinal de localização do veículo. Este procedimento mitiga a possibilidade de o veículo adentrar uma zona protegida.

No Brasil, o Centro de Lançamento dispõe de radares de rastreo para executar a localização do veículo durante o voo ([Omnisys grupo Thales, 2010](#)). Este trabalho apresenta uma metodologia de localização de veículos suborbitais usando outros sinais além dos radares de rastreo. O método proposto utiliza dados de antenas de telemédidas, ao invés de radares de rastreo, para estimação da posição do veículo. O trabalho estuda em nível acadêmico o rastreamento de veículos espaciais mesmo em cenários de perda de sinal radar.

O objetivo final do trabalho é de elevar o nível de disponibilidade de dados de localização do veículo para a segurança de voo de um centro de lançamento, principalmente em momentos de tomada de decisão para terminação de voo em cenário de perda de sinal radar.

A proposta apresentada no presente trabalho utiliza sinais das antenas de telemédidas, inicialmente através de triangulação de antenas em pares. O resultado das triangulações são sinais de entrada para um filtro dinâmico que tem como objetivo entregar uma precisão próxima à do sinal radar. Este filtro dinâmico deverá considerar não linearidades inerentes à dinâmica da trajetória. Para tratar tais não linearidades, uma técnica de agrupamento nebuloso foi usada para particionar a trajetória e então utilizar um sistema nebuloso para tratar tais agrupamentos. Técnicas de identificação de sistemas foram aplicadas para converter o sinal de triangulação para um sinal semelhante ao do

radar de rastreio.

Serão realizadas simulações para demonstrar o desempenho do método proposto utilizando dados reais de voo de um veículo suborbital. Os resultados serão comparados e discutidos. A metodologia proposta será detalhada mais adiante.

1.1 Trabalhos Correlatos

Com relação à estimação da posição de veículos espaciais, várias linhas de pesquisas estão em desenvolvimento. Alguns trabalhos publicados nos últimos anos relacionados a este tema são apresentados a seguir.

A capacidade de disponibilidade e continuidade de dados de localização de foguetes suborbitais foi estudada em (BRAUN; GRILLENBERGER; MARKGRAF, 2018). Neste trabalho, foi abordada a combinação da utilização de receptores de navegação por satélite combinado com unidade de medida inercial (IMU). Em casos de eventual falha na comunicação do receptor do sensor por satélite, devido à possíveis interferências, um receptor aumentado é proposto incluindo sinais do IMU.

Se comparado com o sistema de radar de rastreio, a navegação por satélite (GNSS) apresenta maior acurácia com menor complexidade. Contudo, a utilização de GNSS somente pode sofrer de falhas, pois exigem a conexão constante do receptor com a constelação de satélites. Neste sentido o trabalho em (BRAUN; GRILLENBERGER; MARKGRAF, 2018) propõe um sistema aumentado utilizando GNSS combinado com IMU, que é utilizado para calcular a posição e velocidade do foguete durante o período que o sistema GNSS esteja fora de operação. O sistema proposto consiste em sensores inerciais, o receptor de navegação por satélite e o filtro de erro. O sistema aumentado proposto é baseado no filtro de kalman padrão, além de modelos de covariância de erros de posição e velocidade dos sensores de IMU. Os resultados deste trabalho utilizam dados de um voo real gravado de um foguete de sondagem e mostraram a aplicabilidade desta solução principalmente na fase propulsada.

Considerando ainda o problema de rastreamento de foguetes suborbitais o trabalho de (ABREU; OLIVEIRA; NETO, 2020) aborda a comparação de quatro estimadores diferentes, sendo eles o filtro $\alpha - \beta$, filtro de Kalman padrão, filtro de Kalman estendido e o filtro de Kalman sem cheiro. Neste cenário, o sensor utilizado foi o sistema de radar de rastreio do centro de lançamento, em que os estimadores implementados atuam para estimar a posição e velocidade do foguete em voo. Neste trabalho se utilizou dados de um voo real rastreado por sistema de radar, objetivando a melhoria da previsão do ponto de impacto. Concluiu-se que o filtro de Kalman sem cheiro superou os demais estimadores no rastreamento em termos de precisão e robustez.

Para a detecção e estimação da posição de foguetes supersônicos, ([MALANOWSKI et al., 2018](#)) estudou a utilização de radares bi-estáticos. O foco deste trabalho foi no rastreamento de foguetes experimentais amadores. Em geral, foguetes desta categoria utilizam de sensores por navegação de satélite, contudo, devido a elevadas acelerações, estes sensores acabam por se danificar. Assim, estudou-se um meio para rastrear o foguete baseado em sensor não embarcado, além de baixo custo. Deve ainda ter alta taxa de atualização, devido às elevadas velocidades durante o voo. Neste cenário, um sensor por radar biestático passivo se apresenta como solução. Nesta tecnologia, o sensor utiliza transmissores não cooperativos, a exemplos de transmissores de sinal de televisão ou rádio para a iluminação do alvo. O trabalho concluiu que a utilização de radar passivo pode ser aplicada na detecção de foguete. Esta tecnologia se mostrou uma solução de baixo custo e efetiva. Pode ser construída por antenas comuns com receptor e um computador para processamento dos dados. Também, devido à natureza passiva, não é necessária licença para uso da radiofrequência.

A utilização de sistema radar bi-estático passivo é amplamente utilizado na utilização de aeronaves. No trabalho de ([MALANOWSKI et al., 2018](#)), pôde-se observar esta tecnologia aplicada no rastreamento de foguetes. Um efeito identificado nesta aplicação é a influência das perdas devido a elevadas altitudes ou grande proximidade do alvo com o sistema transmissor.

No âmbito de foguetes orbitais, ([Gómez Martínez; GIORGI; EISSFELLER, 2017](#)) apresenta uma metodologia para estimação da posição e orientação do veículo em relação à uma nave espacial utilizando sensores por câmeras. Neste trabalho o objetivo é a realização do encontro do foguete com a nave de forma segura e autônoma. Nesta metodologia, os sensores exploram as características das formas geométricas do foguete. É aplicado um método de rastreamento juntamente com um filtro de Kalman estendido para rastrear a cinemática do veículo.

A determinação precisa da atitude de um voo de sondagem foi estudada em ([ETTL; SCHMIDT, 2018](#)). O trabalho envolveu a utilização de unidade de medida inercial (IMU), bastante utilizada na determinação de atitude do veículo, juntamente com o Sistema Global de Navegação por Satélite (GNSS), bastante utilizado para determinar a posição e vetores de velocidade do foguete com maior precisão, porém com baixa taxa de atualização. A proposta deste trabalho consistiu na implementação de um algoritmo executado de forma embarcada que combinasse as medidas da unidade de medida inercial (IMU), que possui alta taxa de amostragem, porém com elevados erros de estimação que aumenta no tempo, juntamente com dados do GNSS. O algoritmo apresentado é baseado no filtro de Kalman. Os resultados mostram o potencial desta fusão de sensores em aplicações de guiamento e controle.

Um sistema desenvolvido para localizar e rastrear foguetes de sondagem foi apre-

sentado em (CHELSTOWSKI et al., 2018). A solução consiste no projeto de uma conexão sem fio entre o foguete e uma estação em solo. O projeto envolve o terminal embarcado com um transceiver digital na faixa de 868 MHz. Também foi desenvolvido projeto para a estação em solo mover a plataforma da antena para se obter a maximização do ganho na comunicação em direção ao foguete. Os dados de GNSS podem então ser transmitidos para a estação em solo, em tempo real, durante o voo. O trabalho concluiu que o projeto pode ser aplicado na estimação da posição do foguete, considerando as potências de transmissão dos terminais.

O trabalho apresentado em (WIJTVLIET et al., 2020) estuda a localização precisa de foguetes de sondagens através de experimento embarcado na carga útil, que utiliza interferometria e medições de radiação. Neste trabalho, antenas são instaladas no lado externo do módulo de transmissão, as quais emitem ondas não moduladas em três fontes distintas. Os sinais destas antenas são recebidos por estações no solo próximo ao centro de lançamento. As estações no solo realizam medições para comparação de fase através de três antenas distintas, para então determinar a direção do foguete. As estimação de todas as estações terrenas são combinadas para estimação final da posição do foguete. O experimento foi realizado em um voo do foguete REXUS 25.

No experimento realizado em (WIJTVLIET et al., 2020), o subsistema de localização e rastreamento embarcado consistiu em um microcontrolador conectado a três transmissores de radiofrequência de frequência próximas de 434 MHz espaçadas fisicamente em 120 deg. Cada estação de solo consistiu em três antenas separadas fisicamente. As fases dos sinais recebidos em cada antena foram calculados baseado em *clocks* sincronizados pelo Sistema Global de Navegação por Satélite. A estação de solo também contém amplificadores de entrada com filtro passa banda seguido de amplificador de ganho variável, necessário para manter o sinal relativamente constante durante o voo do foguete. A conclusão deste trabalho observou as dificuldades em interferências de transmissores na mesma frequência e no entendimento dos padrões de ganhos das antenas e nos efeitos de propagação em múltiplos caminhos.

1.2 Objetivos

Os objetivos deste trabalho podem ser classificados entre objetivos gerais e objetivos específicos.

1.3 Objetivos Gerais

- Implementar um filtro de Kalman nebuloso para estimar a posição de veículo suborbital por triangulação de antenas.

1.4 Objetivos Específicos

- Elevar a disponibilidade de dados de rastreo do voo, e assim melhorar o nível de segurança de voo espacial em Centro de Lançamento.
- Apresentar uma metodologia para rastreamento de voos de veículos suborbitais. Os dados de entrada para a metodologia a ser apresentada serão valores dos ângulos de azimute e elevação de antenas que rastreiam a direção do veículo em voo.
- Estudar técnicas de identificação de sistemas e filtragem computacionais para voo de veículos suborbitais.
- Realizar estudo de técnicas de modelagem e identificação de sistema baseado em métodos numéricos, além de definição de sistemas dinâmicos nebulosos por método de clusterização afim de gerar técnica de filtragem nebulosa.
- Estudar método de estimação da posição de veículo por triangulação de duas ou mais antenas além de técnica de filtragem computacional de sistema dinâmico.

1.5 Trabalhos Publicados pelo Autor

Os seguintes trabalhos relacionados com esta dissertação foram publicados.

- MACEDO, A. M.; SERRA, G. L. O. Filtragem Nebulosa Baseada em Modelo via Triangulação de Sensores para Estimação de Posição de Foguetes Suborbitais. *Recentes Avanços em Sistemas Fuzzy. Sociedade Brasileira de Matemática Aplicada e Computacional*. Campinas, Brasil 2021. ISBN: 978-65-86388-07-7.
- MACEDO, A. M.; SERRA, G. L. O. Metodologia Baseada em Inteligência Computacional para Rastreamento de Foguetes Suborbitais por Triangulação de Antenas. In: Anais do XV Congresso Brasileiro de Inteligência Computacional, Brasil, 2021. DOI: 10.21528/CBIC2021-12.
- MACEDO, A. M.; SERRA, G. L. O. Metodologia de Modelagem e Filtragem Baseada em Triangulação de Sensores para Rastreamento de Veículos Suborbitais. In: Anais do XV Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI), Brasil, 2021. DOI: 10.20906/sbai2021/215477.
- MACEDO, A. M.; SERRA, G. L. O. Localização de Veículos Aeroespaciais por Triangulação de Antenas. In: Anais do Simpósio de Aplicações Operacionais em Áreas de Defesa (SIGE), São José dos Campos, SP, Brasil, 2020. ISSN: 1983 7402.

- MACEDO, A. M.; SERRA, G. L. O. Filtragem Computacional Nebulosa para Rastreamento e Previsão Adaptativa da Trajetória de Foguetes Suborbitais. In: Anais do XXIII Congresso Brasileiro de Automática 2020, Porto Alegre - RS. DOI: 10.48011/asba.v2i1.985.

1.6 Organização do Trabalho

Este trabalho está dividido em capítulos, inicialmente, no Capítulo 1, são apresentados estudos de trabalhos que abordam o tema de rastreo de foguetes, apresentando o que tem sido objeto de pesquisa na área. Também são apresentados os objetivos gerais e específicos do trabalho.

No Capítulo 2 está a fundamentação teórica do trabalho. Neste capítulo são apresentados conceitos que serão explorados no desenvolvimento da metodologia, como análise e algoritmos de agrupamento nebuloso, sistema de regras nebulosas e filtro de kalman.

No Capítulo 3 está apresentada a abordagem do trabalho para se estabelecer o método proposto de estimação da posição de foguetes por triangulação de antenas. Neste capítulo são apresentados os conceitos e cálculos de triangulação, particionamento da trajetória e filtragem nebulosa.

No Capítulo 4 estão os resultados da implementação computacional em ambiente simulado aplicando a metodologia proposta. Os valores da simulação são apresentados. Os resultados são discutidos e analisados.

O Capítulo 5 apresenta as considerações finais do trabalho, com a conclusão e propostas de trabalhos futuros.

O Apêndice A apresenta a contextualização da problemática para se entender como o resultado do trabalho está inserido no âmbito de aplicação real. Neste capítulo são apresentados o panorama de lançamento de foguetes e a importância do processo de rastreo.

2 Fundamentação Teórica

2.1 Análise de Agrupamento

A análise de agrupamento serve para separar dados em grupos distintos de acordo com a semelhança existente entre os dados de um mesmo grupo. As técnicas de agrupamentos não necessitam de informações a priori para realizar o particionamento. A maioria das técnicas de agrupamento utilizam apenas os dados disponíveis para realizar a classificação, não se utilizando de métricas de estatística conhecidas previamente. O agrupamento permite identificar estruturas presentes no conjunto de dados e utilizar essa estrutura para projetar sistemas mais simples destinados para cada subconjunto de dados separadamente.

Os dados utilizados para análise de agrupamento podem ser quantitativos, qualitativos ou uma mescla dos dois tipos. No caso estudado neste trabalho, os dados são quantitativos, representando a posição do veículo. Os dados representam alguma observação do processo, podendo possuir dimensão n . Assim, pode-se representar uma observação como um vetor coluna $z_k = [z_{1k}, z_{2k}, \dots, z_{nk}]^T$. Um conjunto completo de observação, considerando N observações, pode ser representado por uma matriz que concatena os N vetores coluna.

$$Z = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \dots & z_{1N} \\ z_{21} & z_{22} & \dots & z_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ z_{n1} & z_{n2} & \dots & z_{nN} \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

No particionamento de uma trajetória no espaço, as colunas representam a posição do veículo em casa instante de tempo, e as linhas a posição projetada nos eixos x, y e z. A matriz Z representa assim a trajetória completa de um voo.

Pode-se definir um *cluster* como um grupo de objetos que possuem mais similaridades entre si do que com outros objetos de outro *cluster* (JAIN; DUBES, 1988). Às vezes pode-se facilmente identificar *cluster* visualmente quando se trata de dados concentrados em um plano bi-dimensional, como na Figura 1.

Neste exemplo rapidamente identificamos que os dados podem ser particionados em quatro subconjuntos. Ao visualizar os dados do exemplo, identifica-se quais subconjunto de dados possuem a menor distância entre si, se comparado com dados de outro subconjunto. Essa atividade inclui a definição de proximidade e como medir esta característica. Nem sempre a tarefa de identificar *cluster* é tão simples. No caso deste trabalho, a trajetória

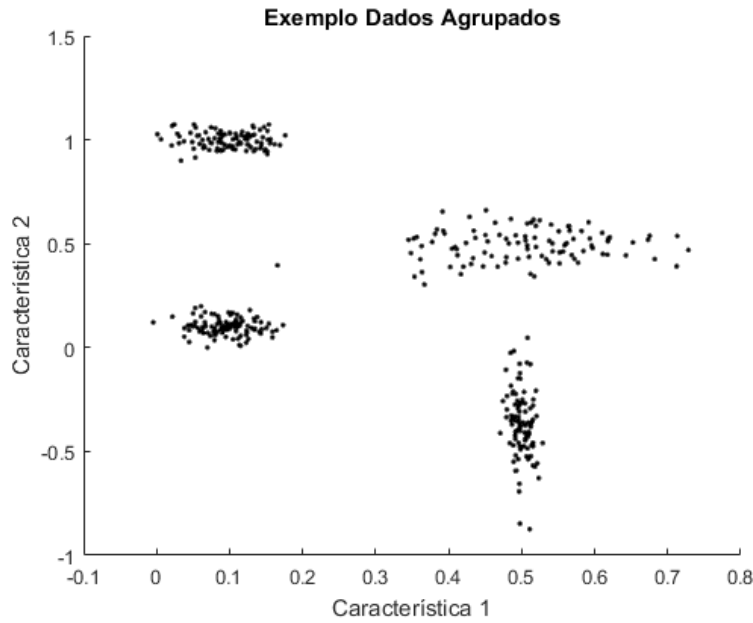


Figura 1 – Exemplo de Dados Agrupados

de um veículo é uma curva contínua, dificultando assim a definição das fronteiras do subconjunto.

Para se estabelecer a interpretação de similaridade, deve-se obter uma definição matemática para se poder medir esta grandeza. Define-se portanto a similaridade como a norma de um vetor distância. Esta distância pode ser estabelecida com relação a outro objeto ou com relação a um objeto geométrico calculado que pode assumir diferentes formatos.

Os métodos de agrupamento podem ser classificados como nebuloso ou não-nebuloso. Agrupamento não-nebuloso implica que um determinado objeto deve pertencer a apenas um *cluster* somente. Assim, os subconjuntos são mutuamente exclusivos. Por outro lado, agrupamento nebuloso permite que um objeto pertença a mais de um *cluster* simultaneamente, em que um grau de pertinência estabelece a relação do objeto com determinado *cluster*. Agrupamentos nebulosos são utilizados em situações em que não se tem de forma precisa as fronteiras dos *clusters*, como ocorre no caso de uma trajetória de um voo de veículo suborbital.

Para agrupamento do tipo nebuloso, o grau de pertinência de um objeto k em relação ao *cluster* i é definido pelo valor μ_{ik} , que pode assumir valores reais entre 0 e 1. Além disso, o somatório dos graus de pertinência de um determinado objeto deve ser 1.

2.1.1 Algoritmo $c - Means$

O algoritmo nebuloso $c - means$, bastante conhecido na literatura, realiza a análise de agrupamento através da minimização de um funcional, objetivando-se portanto

minimizar a função apresentada na Equação 3.2.

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m D_{ikA}^2 \quad (2.2)$$

onde N é o tamanho do conjunto de dados, μ_{ik} é o grau de pertinência do k -ésimo dado do i -ésimo *cluster* para ser minimizado, c é o número total de *clusters*, $m > 1$ é um parâmetro relacionado à suavidade dos *clusters*, D é o vetor distância dado por:

$$D_{ikA}^2 = (z_k - v_i)^T A (z_k - v_i) \quad (2.3)$$

em que A é a matriz de norma induzida a ser otimizada, z_k é o k -ésimo dado, e v_i é o centro do i -ésimo *cluster* a ser otimizado.

Para se obter soluções viáveis, A é restringida. Pode-se então restringir o determinante de A para um valor fixo.

Observe que ao minimizar a função em (2.2), minimiza-se o quadrado da distância entre os objetos de um mesmo *cluster* em relação ao centro do respectivo *cluster*. A distância é ponderada pelo fator de grau de pertinência associado a determinado objeto.

2.1.2 Algoritmo Gustafson-Kessel

O algoritmo Gustafson-Kessel é parte da família de algoritmos orientados por dados e é derivado da base do funcional *c-means*. Uma vantagem desse algoritmo sobre o clássico *c-means* é sua capacidade de identificar *clusters* com diferentes formatos e orientações (Robert Babuska, 1998). A diferença em relação ao clássico *c-means* é a atribuição de uma matriz de norma induzida para cada *cluster*:

$$D_{ikA_i}^2 = (z_k - v_i)^T A_i (z_k - v_i) \quad (2.4)$$

Assim, o algoritmo Gustafson-Kessel é representado pelos seguintes passos (Robert Babuska, 1998):

Passo 0:

De posse de um conjunto de dados Z de tamanho N , deve-se escolher um número de *clusters* entre 1 e N , escolher um fator exponencial m , relacionado à suavidade do *cluster*, e a tolerância para terminação do algoritmo $\epsilon > 0$.

Arbitrar os valores de $\rho_i = |A_i| > 0$.

Inicialize a matriz de partição aleatoriamente U^0 , com graus de pertinência entre 0 e 1 e somatório 1 para cada objeto.

Inicialize o contador de iteração $l = 1$.

Passo 1: Calcular os centros dos *clusters*

$$v_i^{(l)} = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik}^{(l-1)})^m z_k}{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik}^{(l-1)})^m} \quad (2.5)$$

Passo 2: Calcular as matrizes de covariância do *cluster*

$$F_i = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik}^{(l-1)})^m (z_k - v_i^{(l)})(z_k - v_i^{(l)})^T}{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik}^{(l-1)})^m} \quad (2.6)$$

Passo 3: Calcular as distâncias

$$D_{ikA_i}^2 = (z_k - v_i^{(l)})^T [\rho_i \det(F_i)^{1/n} F_i^{-1}] (z_k - v_i^{(l)}) \quad (2.7)$$

$$1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq N$$

Passo 4: Atualizar a matriz das partições

para $1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq N$,

$$\mu_{ik}^{(l)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c (D_{ikA_i} / D_{jkA_i})^{2/(m-1)}} \quad (2.8)$$

respeitando $\mu_{ik}^{(l)} \in [0, 1]$ com $\sum_{i=1}^c \mu_{ik}^{(l)} = 1$.

Avaliar Término de Iterações

Se $\|U^{(l)} - U^{(l-1)}\| > \epsilon$, incrementar l e voltar ao Passo 1 .

Ao fim deste procedimento, os centros dos *clusters* estarão definidos como v_i .

Assim, pode-se calcular os graus de pertinência de um novo dado z_k em relação ao *cluster* i , aplicando o Passo 3 e em seguida o Passo 4.

Algumas características podem ser pontuadas com relação ao algoritmo Gustafson-Kessel. O fator exponencial m influencia diretamente no quão suave é a transição entre os *clusters*. Quanto mais próximo o valor de m é de um, mais abrupta é a transição entre os *clusters*, reduzindo abruptamente o grau de pertinência à medida que se afasta do centro do *cluster*. Quanto mais os valores de m são maiores que um, o grau de pertinência vai assumindo mais suave é a transição entre os *clusters*. O número de *clusters* c inicial também influencia significativamente o resultado. O calculo desse valor será abordado em seguida na Seção 2.1.3.

Quanto ao valor de ρ_i , este é relacionado ao volume do *clusters*. Caso não se conheça a priori, pode-se assumir o valor um. Observe que este algoritmo utiliza um valor de ρ_i fixado antecipadamente, o que implica em uma restrição do volume *clusters* também antecipadamente.

Os autovetores da matriz de covariância do *clusters* representado por F_i são relacionados com a orientação da forma do *clusters*, podendo portanto assumir valores distintos para cada direção.

2.1.3 Determinação do Número de *Clusters*

Os algoritmos de agrupamento vistos até aqui assumem um valor de quantidade de *clusters* a serem particionados. No caso de um problema em que não se tenha informações sobre a estrutura das partições, deve-se assumir um número apropriado de modo que as partições façam sentido.

O algoritmo Gustafson-Kessel considera o número total de *clusters* já definido de antemão. Duas abordagens padrão podem ser tomadas para se determinar o número de *clusters* apropriado. A primeira abordagem se utiliza de medições de validade, em que se calcula valores de medidas conhecidos na literatura para se avaliar a escolha do número de *clusters* assumido. Na segunda abordagem, primeiramente se realiza o agrupamento considerando um número elevado de *clusters*, e seguida é realizado o processo de mesclagem de *clusters* similares e compatíveis a partir de determinado critério até se chegar no número final c de *clusters*.

Entende-se que no caso da execução de um algoritmo de agrupamento considerando o número correto de *clusters* presentes no conjunto de dados, o resultado será a separação de subconjuntos bem separados e compactos. A concentração dos subconjuntos pode ser medida pela métrica de hipervolume.

O hipervolume nebuloso V_h é definido como:

$$V_h = \sum_{i=1}^c [\det(F_i)]^{1/2} \quad (2.9)$$

em que F_i é a matriz de covariância do i -ésimo *cluster*.

Um pequeno valor de V_h indica um número de *clusters* apropriado. Então deve-se analisar V_h para diferentes números de *clusters* e escolher um número que entregue um valor pequeno para V_h . Ocorre que também se deve manter o número total de *clusters* razoavelmente baixo para não se elevar demasiadamente a complexidade do sistema. Assim, escolhe-se o valor de c que represente um baixo valor de hipervolume assim como matenha baixo o número de c total, em uma tarefa de análise de custo-benefício.

Como exemplo, a Figura 2 apresenta o cálculo da métrica de hipervolume do Exemplo apresentado na Figura 1 para diferentes valores de c .

Observe que neste exemplo há uma redução significativa do hipervolume até a iteração que se assume o número de c igual a 4. Intuitivamente, através da observação da Figura 1, este é o resultado que se espera.

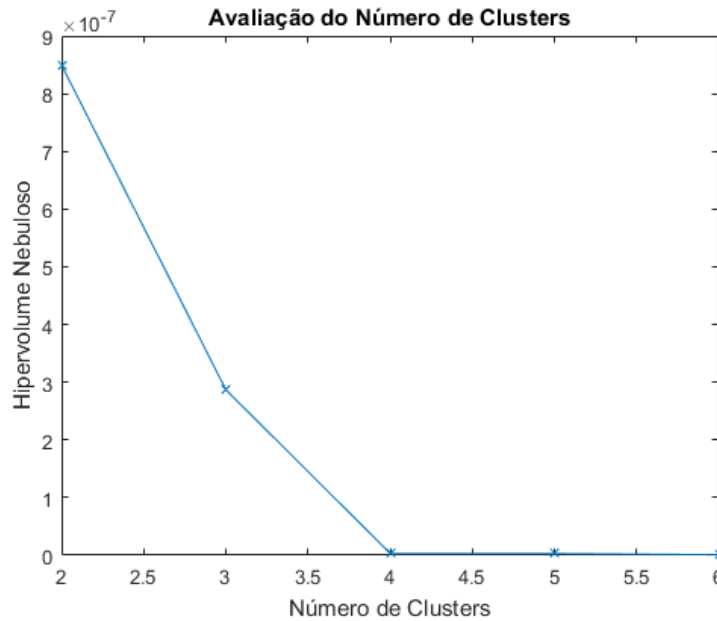


Figura 2 – Exemplo de Avaliação de Hipervolume

2.2 Sistema Nebulosos

Uma das vantagens da modelagem em sistema nebuloso é que esta permite trabalhar com termos linguísticos que são presentes no dia a dia das pessoas. Termos como “rápido” ou “grande” podem ser atribuídos a variáveis nebulosas “velocidade” e “comprimento” respectivamente. A lógica tradicional resolve de forma bem estruturada problemas em que as variáveis assumem valores numéricos, contudo para valores linguísticos, a modelagem nebulosa possui vantagem.

Como exemplo, pode-se definir uma variável nebulosa d que representa o diâmetro de um motor foguete, podendo assumir valores “pequeno”, “médio”, “grande” e “muito grande”. Observe que a Figura 3 apresenta uma relação dos valores numéricos do diâmetro em um conjunto de valores linguísticos, sendo as funções de pertinência chamadas de funções gaussianas.

A Figura 4 apresenta uma possível função de pertinência trapezoidal para se mapear os valores do eixo x em conjuntos nebulosos.

Após definidas as variáveis nebulosas, um sistema nebuloso baseado em regras Se-Então pode ser utilizado.

Se <antecedente> então <consequente>

A Figura 5 apresenta um diagrama do sistema nebuloso baseado em regras. Nele, o dado de entrada são dados não nebulosos, que são convertidos para variáveis nebulosas a partir do processo de fuzificação. Realiza-se portanto a inferência do resultado a partir de

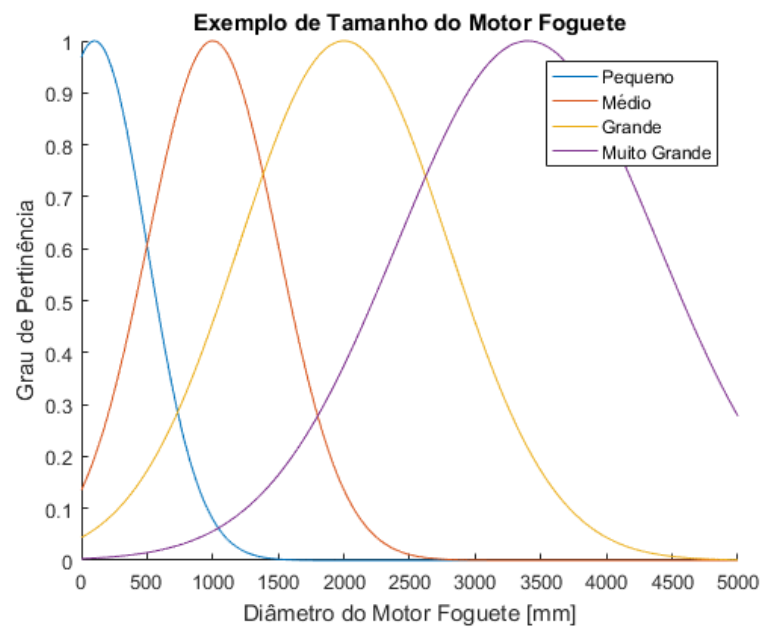


Figura 3 – Exemplo de Variável Linguística

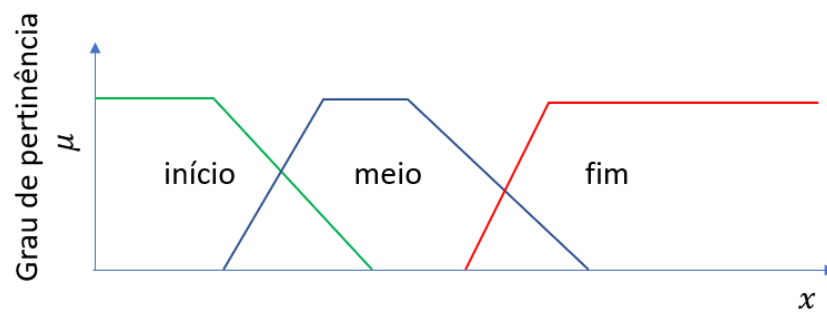


Figura 4 – Função de pertinência trapezoidal

um conjunto de regras a serem interpretadas por uma máquina de inferência. Por fim, um processo de defuzzificação transforma o resultado em valor não nebuloso.

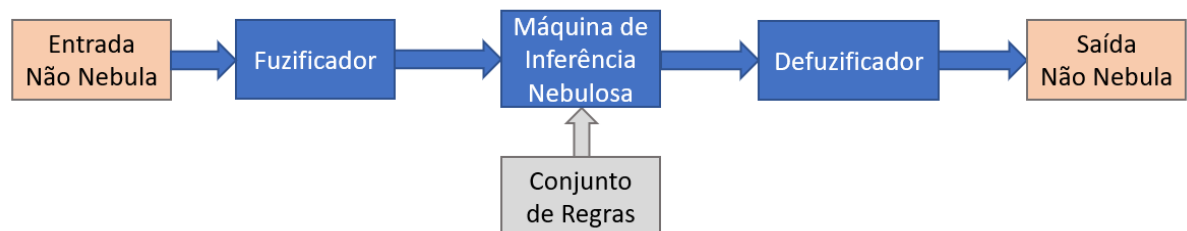


Figura 5 – Diagrama do Sistema Nebuloso Baseado em Regras

O processo de fuzificação, é o mapeamento de uma valor real em um conjunto nebuloso. Observa-se que o valor real pode não ser uma variável nebulosa, assumindo valores absolutos. Após o processo de fuzificação, a variável é relacionada à uma função de pertinência, atribuindo graus de pertinência a um conjunto de valores. Assim caso o sinal

de entrada esteja corrompido por ruído, o próprio processo de fuzificação pode ajudar a suprimir o ruído de entrada.

Pode-se citar como métodos de fuzificadores o *Singleton*, o Gaussiano, o triangular e o trapezoidal. A Figura 6 apresenta o esboço da função do grau de pertinência para esses tipos de fuzificadores. A largura das curvas são parâmetros a escolha do projetista do sistema.

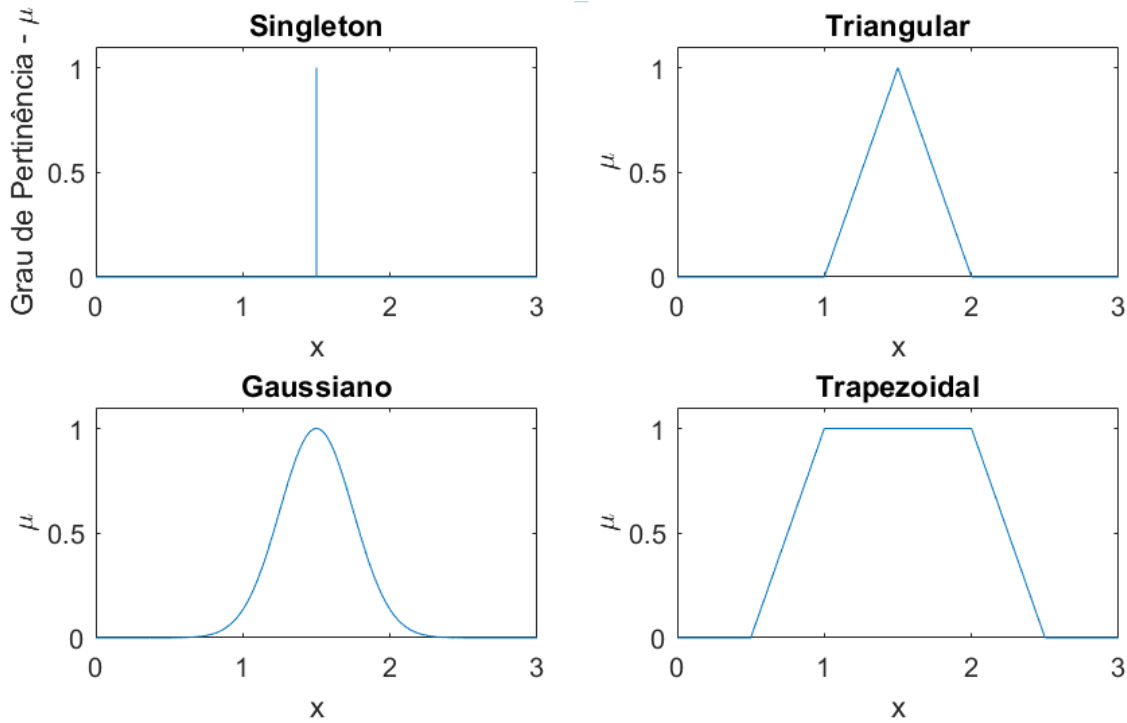


Figura 6 – Esboço da função de pertinência para fuzificador Singleton, Gaussiano, Triangular e Trapezoidal.

Cada um possui suas vantagens e desvantagens. O método *Singleton* é o mais simples de ser aplicado considerando apenas o valor de entrada com grau de pertinência 1 e para os demais valores zero.

Já no método gaussiano, o processo de fuzificação mapeia a variável de entrada não nebulosa x^* em conjunto nebuloso assumindo a função de pertinência exponencial.

Se considerarmos uma variável de entrada, não como um vetor, mas como um valor não nebuloso x^* , após o processo de fuzificação pelo método gaussiano, a variável nebulosa possuirá a seguinte função de pertinência:

$$\mu(x) = e^{-\left(\frac{x - x^*}{a}\right)^2} \quad (2.10)$$

em que a é um parâmetro positivo que influencia na largura da curva de pertinência.

Se considerarmos a variável de entrada como um vetor de dimensão n , $x^* = [x_1^* \ x_2^* \ x_3^* \ \dots \ x_n^*]^T$ temos:

$$\mu(x) = e^{-\left(\frac{x_1 - x_1^*}{a_1}\right)^2} \star \dots \star e^{-\left(\frac{x_n - x_n^*}{a_n}\right)^2} \quad (2.11)$$

em que a_i são parâmetros positivos e $\star$ é o operador da norma t comumente implementada como o produto algébrico ou o operador mínimo.

Já no fuzificador triangular, a função de pertinência recebe uma forma triangular centrada em x^* , e largura definida como um parâmetro a ser escolhido.

Para se interpretar o sistema de regras nebulosas, pode-se relacionar uma regra com uma implicação lógica $p \rightarrow q$, e então se utilizar das operações de conjunto de intersecção, união e complemento para definir a interpretação das regras.

Há diferentes definições de operações nebulosas de intersecção, união e complemento, o que dá origem a diversas abordagens de interpretação das regras. Como exemplo pode-se citar a Implicação de Dienes-Rescher, Implicação de Lukasiewicz, Implicação de Zadeh, Implicação de Godel e Implicação de Mamdani.

A abordagem de implicação mais utilizada é a de Mamdani. Nesta abordagem o grau de pertinência final é o mínimo entre os graus de pertinência do antecedente implicado no consequente (TAKACS, 2003). Alternativamente, o produto entre os graus de pertinência do antecedente aplicado no consequente é chamado de implicação Larsen.

Considerando o sistema baseado em regras, o método a ser escolhido como máquina de inferência define como as regras serão interpretadas. Dentre as máquinas de inferências mais conhecidas pode-se citar as baseadas em regras individuais e as baseadas em composições de regras. Na abordagem da inferência baseada em regras individuais, cada regra do sistema produz uma saída nebulosa, e posteriormente, todas as saídas são combinadas para produzir uma única saída do sistema. Na abordagem da inferência por combinação, uma única relação nebulosa é estabelecida combinando todas as regras, e então se produz uma única saída para o sistema nebuloso.

Dentre as abordagens mais comuns, a máquina de inferência produto é baseada em regras individuais aplicando o produto algébrico como a abordagem de implicação, bem como o produto algébrico como operador t-norm para a intersecção de conjuntos nebulosos.

Como ultima etapa do processo nebuloso, tem-se o conceito de defusificador. Este é o procedimento aplicado para mapear dados nebulosos em resultados não nebulosos.

O defusificador de média dos centros é bastante conhecido e utilizado devido ser intuitivo. Nele, o resultado final não nebuloso é calculado como a média ponderada dos centros de cada conjunto nebuloso resultados das regras. O peso aplicado na ponderação é

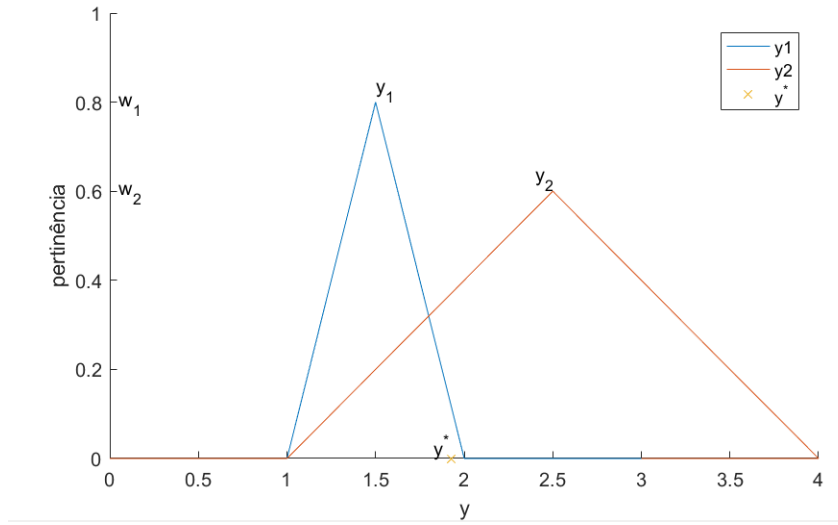


Figura 7 – Exemplo de defusificador de média dos centros

a altura de cada conjunto nebuloso correspondente.

$$y^* = \frac{\sum_{l=1}^M \bar{y}_l w_l}{\sum_{l=1}^M w_l} \quad (2.12)$$

em que l é índice relacionado a cada uma das M regras. w_l é a altura do conjunto nebuloso associado à regra l .

A Figura 7 apresenta um exemplo de defusificador de média dos centros para duas funções de pertinência triangulares.

Outro processo comum de defusificador é o de centro de gravidade. Neste, o resultado final é o centro da área embaixo da curva da função de pertinência do resultado nebuloso. Considerando $\mu_{B'}(y)$ como o grau de pertinência da saída nebulosa y , temos que a saída final y^* é dado por:

$$y^* = \frac{\int y \mu_{B'}(y) dy}{\int \mu_{B'}(y) dy} \quad (2.13)$$

A Figura 8 apresenta um exemplo de defusificador de centro de gravidade.

O terceiro processo de defusificador comum é o de máximo. Neste, o valor de saída escolhido é que representa o maior grau de pertinência da saída nebulosa.

A Figura 9 representa um exemplo de defusificador de máximo.

2.2.1 Modelo Takagi-Sugeno

Dependendo da estrutura do consequente na proposição nebulosa, pode-se classificar o sistema de regras em 3 diferentes tipos, podendo ser modelo linguístico, modelo relacional ou modelo Takagi-Sugeno (Robert Babuska, 1998).

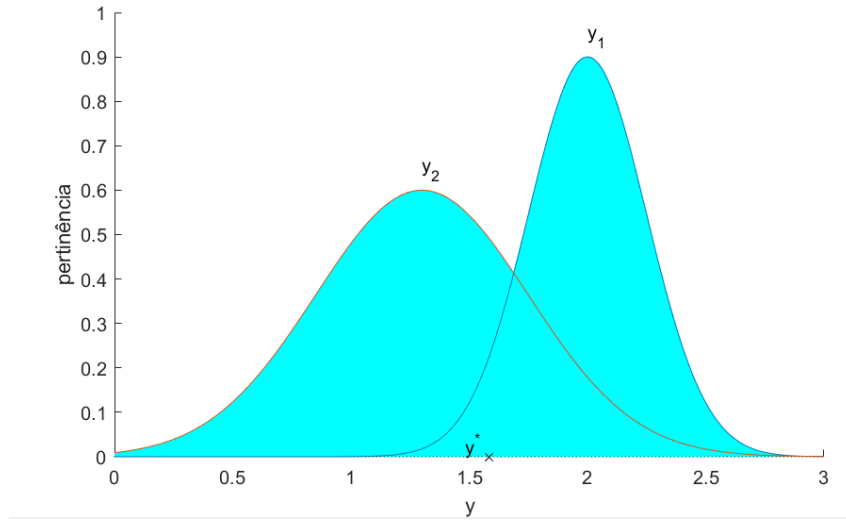


Figura 8 – Exemplo de defusificador de centro de gravidade.

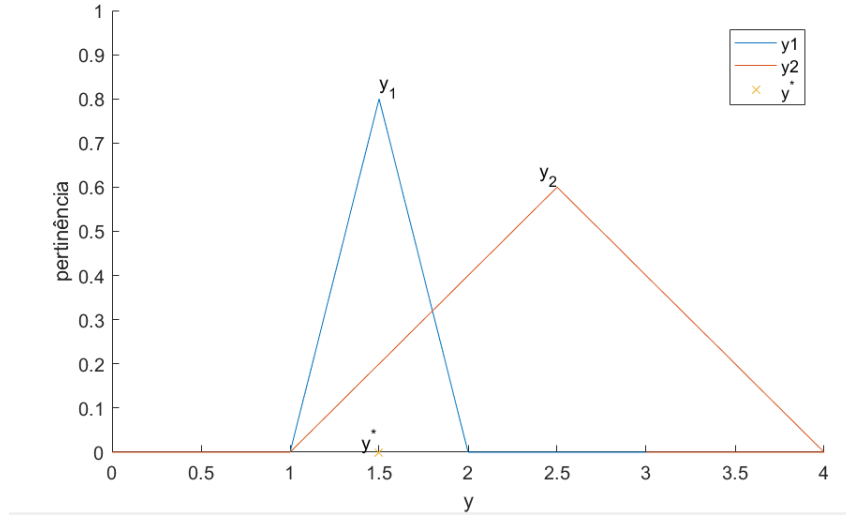


Figura 9 – Exemplo de defusificador de máximo

No modelo linguístico, ambos o antecedente e consequente são proposições nebulosas. Já no modelo relacional, pode-se ter uma proposição associada com diferentes consequentes através uma relação nebulosa. Quanto ao modelo Takagi-Sugeno, nele o consequente assume valores não nebulosos através de uma função das variáveis do antecedente.

Em aproximações de modelos não lineares pode-se utilizar do modelo Takagi-Sugeno em um sistema baseado em regras nebulosas. Neste modelo, o consequente das regras é não-nebuloso sendo uma função das entradas do modelo.

$$\begin{aligned}
 R_1 : & \quad \text{Se } x \text{ é } A_1 \text{ então } y_1 = f_1(x) \\
 R_2 : & \quad \text{Se } x \text{ é } A_2 \text{ então } y_2 = f_2(x) \\
 & \quad \vdots \\
 R_K : & \quad \text{Se } x \text{ é } A_K \text{ então } y_K = f_K(x)
 \end{aligned} \tag{2.14}$$

em que o antecedente x é uma variável nebulosa e o consequente y é uma função com resultado não-nebuloso. Considerando um índice $i = 1, 2, 3, \dots, K$, define-se R_i como a i -ésima regra nebulosa, e K o número de regras na base de regras nebulosas. A_i é o conjunto nebuloso de um antecedente, da i -ésima regra definido pela função de pertinência associada (Robert Babuska, 1998). A_i pode ser expresso como uma combinação lógica entre os componente de $x = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \dots \ x_n]^T$, em que cada regra pode ser expressa como:

$$R_i : \text{ Se } x_1 \text{ é } A_{i1} \text{ e } x_2 \text{ é } A_{i2} \text{ e } \dots \text{ e } x_n \text{ é } A_{in} \text{ então } y_i = f_i(x) \quad (2.15)$$

Comumente a função f_i é parametrizada, em que sua estrutura se mantém constante para todas as regras porém cada uma utilizando diferentes valores dos parâmetros.

Pode-se exemplificar esse modelo por uma aplicação linear afim, em que:

$$y_i = a_i^T x + b_i \quad (2.16)$$

em que a_i e b_i são parâmetros vetoriais e um *offset* escalar respectivamente. A Figura 10 apresenta uma função não linear, que pode ser aproximada por três funções lineares, podendo ser interpretadas como três regras nebulosas Takagi-Sugeno. O sistema final é então composto pela concatenação dos modelos locais.

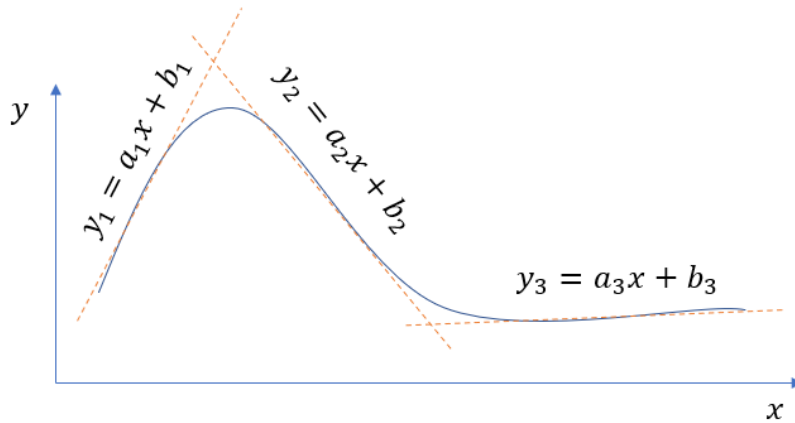


Figura 10 – Exemplo de não linear representada por três regras lineares

Para definir um sistema nebuloso no modelo Takagi-Sugeno na função da Figura 10, pode-se utilizar um fusificador trapezoidal, conforme a Figura 4. Assim, o conjunto de regras nebulosas desse exemplo pode ser escrito como:

$$\begin{aligned} R_1 : & \text{ Se } x \text{ é início então } y = a_1x + b_1 \\ R_2 : & \text{ Se } x \text{ é meio então } y = a_2x + b_2 \\ R_3 : & \text{ Se } x \text{ é fim então } y = a_3x + b_3 \end{aligned} \quad (2.17)$$

No modelo Takagi-Sugeno, a máquina de inferência é simplificada para a expressão em (2.18).

$$y = \frac{\sum_{i=1}^K \mu_i(x) y_i}{\sum_{i=1}^K \mu_i(x)} \quad (2.18)$$

A expressão acima também pode ser interpretada como a implementação de um defusificador de média dos centros.

2.3 Filtro de Kalman

O filtro de Kalman foi desenvolvido por Rudolf E. Kalman em 1960 (KALMAN, 1960) como um estimador de estados não observados a partir de variáveis observadas que podem conter ruídos de medição (DIRACO; URREA; AGRAMONTE, 2021). Em estudos subsequentes, o filtro de Kalman Estendido foi desenvolvido com o objetivo de reduzir os grande efeitos negativos do processo de linearização em dinâmicas não lineares. Sendo um estimador ótimo, o filtro de Kalman tem se mostrado adaptável para problemas não lineares.

O filtro de Kalman é um estimador recursivo ótimo que aloca os polos do filtro baseado em medições estocásticas de erro de medição ou erro de processo (CRASSIDIS; JUNKINS, 2004).

Sua aplicação é bastante disseminada em robótica, aplicada em rastreamento de trajetória, estimação de posição para manipulação de robôs e detecção de objetos. Sua estrutura permite a fusão de sensores, a exemplo de odômetros, GNSS, lasers e sensores ultrassônicos.

Os erros envolvidos no processo não são conhecidos, porém pode-se assumir algumas considerações sobre eles, sendo um ruído gaussiano de média zero.

A estimação do filtro é baseado em dois passos:

- Estimação do estado baseado na sua dinâmica
- Melhoria da primeira estimação baseada nas informações das variáveis observadas (sensores)

Esta estimação se dá de forma recursiva, permitindo a aplicação em tempo real. Após o algoritmo realizar a primeira etapa de predição, uma nova etapa de atualização é realizada corrigindo a estimativa do estado.

Pode-se considerar portanto um sistema discreto corrompido por ruído, modelado pela representação em espaço de estados a seguir:

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) + \gamma_k w_k \\ y_{k+1} &= Cx(k+1) + v_{k+1} \end{aligned} \quad (2.19)$$

em que v_k e w_k são a representação de ruído branco gaussiano com média zero, não tendo portanto correlação. O sinal w_k representa um ruído de processo e o sinal v_k o ruído de medição.

Como primeiro passo para a estimação de estados de um sistema dinâmico, tem-se a equação de atualização dos estados (AGUIRRE, 2015) dado por:

$$\hat{x}(k+1)^- = A\hat{x}(k)^+ + B_k u(k) \quad (2.20)$$

em que o índice superior $+$ representa um sinal no instante k após incluído a informação disponível daquele instante, enquanto o índice $-$ representa o sinal no instante k antes de ser incluída a informação disponível daquele instante.

Assim, $\hat{x}(k+1)^-$ é estimado apenas pela propagação do sinal de entrada $u(k)$ juntamente com a estimação final dos estados do instante anterior $x(k)^+$. Esta etapa é conhecida como etapa de propagação.

Após a chegada da informação disponível no instante $k+1$, pode-se atualizar a estimação do estado na etapa conhecida como etapa de assimilação, em que:

$$\hat{x}(k+1)^+ = \hat{x}(k+1)^- + K_{k+1} [y_{k+1} - C\hat{x}(k+1)^-] \quad (2.21)$$

em que y_{k+1} é a informação disponível no instante $k+1$.

Para se calcular o ganho de Kalman K_{k+1} , primeiramente pode-se estudar como as etapas de propagação e assimilação alteram a função de densidade de probabilidade do valor do estado estimado no instante corrente $f_k \sim N(\bar{x}(k), P_k)$, em que $\bar{x}(k)$ é a média e P_k a matriz de covariância.

Na etapa de propagação, tem-se que $f_- \sim N(\bar{x}(k+1)^-, P_{k+1}^-)$. Assim, devemos determinar $\bar{x}(k+1)^-$ e P_{k+1}^- . Considerando a dinâmica do sistema temos:

$$x(k+1)^- = Ax(k)^+ + Bu(k) + \gamma_k w_k \quad (2.22)$$

Calculando a média, temos:

$$\bar{x}(k+1)^- = A\bar{x}(k)^+ + Bu(k) \quad (2.23)$$

Percebe-se que a Equação 2.23 equivale à etapa de propagação caso em que estimativa é o seu valor médio. Resta então calcular a matriz de covariância.

$$\begin{aligned} P_{k+1}^- &= E[(\hat{x}(k+1)^- - E[\hat{x}(k+1)^-])(\hat{x}(k+1)^- - E[\hat{x}(k+1)^-])^T] \\ &= AP_k^+ A^T + \gamma_k Q \gamma_k^T \end{aligned} \quad (2.24)$$

no qual $Q = E[w_k w_k^T]$ é a matriz de covariância do ruído de processo.

Na etapa de assimilação, com o objetivo de calcular um ganho que minimize a covariância do erro, deve-se primeiramente caracterizar a função de densidade de probabilidade do estado atualizado $x(k+1)^+$ podendo ser representado por $f_+ \sim N(\bar{x}(k+1)^+, P_{k+1}^+)$.

Pode-se relacionar as médias de f_+ e f_- como:

$$\bar{x}(k+1)^+ = \bar{x}(k+1)^- + K_{k+1} [y_{k+1} - C\bar{x}(k+1)^-] \quad (2.25)$$

e relação das matrizes de covariância como:

$$P_{k+1}^+ = (I - K_{k+1}C)P_{k+1}^-(I - K_{k+1}C)^T + K_{k+1}RK_{k+1}^T \quad (2.26)$$

Em que $R = E[v_k v_k^T]$ é a matriz de covariância do ruído de medição.

Portanto, pode-se calcular o valor do ganho K_{k+1} para que o traço de P_{k+1}^+ seja minimizado, fazendo assim a minimização do somatório dos quadrados dos erros de estimação $[\hat{x}(k+1)^+ - x(k+1)]$.

O problema computacional passa a ser portanto:

$$\min_{K_{k+1}} Tr(P_{k+1}^+) \quad (2.27)$$

Resolvendo o problema de minimização, derivando e igualando a zero, tem-se que o ganho K_{k+1} é dado por:

$$K_{k+1} = P_{k+1}^- C^T [C P_{k+1}^- C^T + R]^{-1} \quad (2.28)$$

Substituindo esse resultado na expressão de P_{k+1}^+ :

$$P_{k+1}^+ = P_{k+1}^- - K_{k+1} C P_{k+1}^- \quad (2.29)$$

Pode-se agrupar as equações que definem o filtro de Kalman padrão. Considerando os valores iniciais $\hat{x}_0^+$, P_0 , R e Q , as etapas de propagação e assimilação se dão pelas equações:

$$\begin{aligned}
 \hat{x}(k+1)^- &= A\hat{x}(k)^+ + B_k u(k) \\
 P_{k+1}^- &= AP_k^+ A^T + \gamma_k Q \gamma_k^T \\
 K_{k+1} &= P_{k+1}^- C^T [C P_{k+1}^- C^T + R]^{-1} \\
 \hat{x}(k+1)^+ &= \hat{x}(k+1)^- + K_{k+1} [y_{k+1} - C\hat{x}(k+1)^-] \\
 P_{k+1}^+ &= P_{k+1}^- - K_{k+1} C P_{k+1}^-
 \end{aligned} \tag{2.30}$$

A Figura 11 apresenta o gráfico com a função de distribuição de probabilidade em estimação de estado por filtro de Kalman. Observe que o resultado é uma composição entre a estimação pela dinâmica $\hat{x}(k+1)^-$ e pela medição y_{k+1} . A Figura também representa que a covariância final do erro P_{k+1}^+ é menor do que a covariância do erro após apenas a primeira etapa P_{k+1}^- .

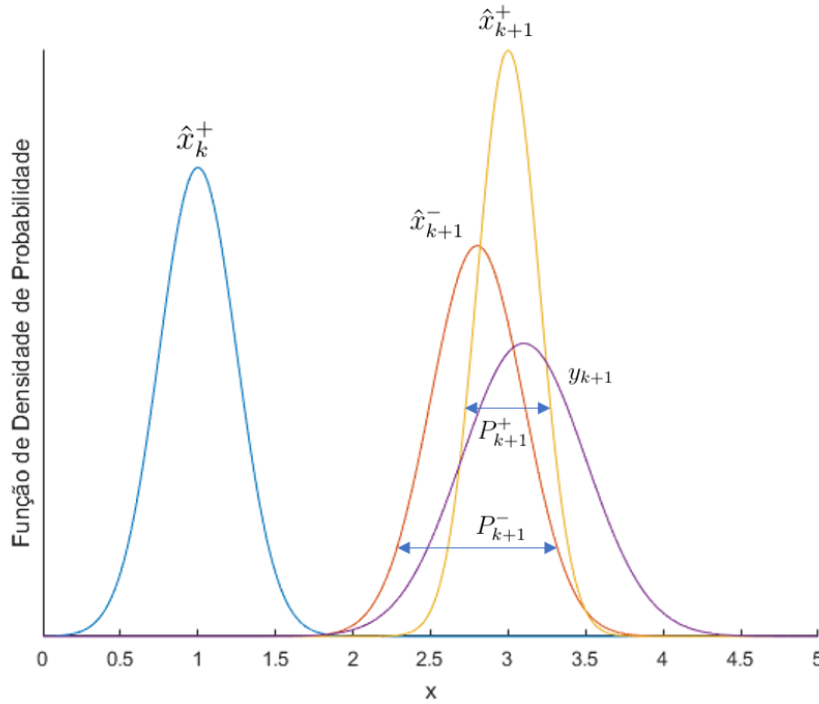


Figura 11 – Função de distribuição de probabilidade em estimação por filtro de Kalman

3 Filtro de Kalman Nebuloso

3.1 Triangulação de Antenas

Atualmente, o CLA possui sistema de telemedidas com 3 antenas fixas. Em algumas operações, uma antena móvel de telemedidas é instalada adicionalmente no Centro. Além disso, o Centro de Lançamento da Barreira do Inferno (CLBI), localizado em Natal-RN, possui antenas de telemedidas e de radar para rastreio. Observa-se que cada antena de telemedidas possui sistema de direcionamento de azimuth e elevação automático em busca da direção com melhor nível de sinal ruído. Assim, cada antena de telemedidas estima a direção do foguete, contudo não possui dados relacionados à distância, diferentemente dos radares. Para estimação da posição do foguete baseado apenas em dados de ângulos, azimuth e elevação das antenas, pode-se usar técnicas de triangulação entre diferentes antenas.

A utilização de triangulação é bastante estudada e difundida para definição de medidas. O pioneiro desta técnica é o matemático e astrônomo holandês Willebrord Snell. Em 1617 ele publicou o trabalho intitulado *Eratosthenes Batavus* contendo estudo sobre medidas do planeta terra a partir da técnica proposta de triangulação. Este trabalho é o fundamento da ciência Geodésia. Na época, Snell estudou a triangulação com a tentativa de definir com precisão as corretas medidas da Terra. O estudo se baseava em medidas relativas de localização de pontos sobre a superfície da Terra.

O método padrão, ainda utilizado, é o de posicionar duas estacas e medir a distância entre elas. Uma terceira estaca é colocada em uma posição que se deve conhecer. Os ângulos entre as estacas são medidos utilizando o equipamento teodolito. Assim, pelas regras de trigonometria, pode-se calcular a posição relativa da terceira estaca (MURDIN, 2009).

A triangulação é vastamente utilizada como método de mapeamento de grandes áreas, a partir da análise trigonométrica. O princípio básico é de que se conhecendo um lado do triângulo, bem como dois de seus ângulos, pode-se calcular os demais lados e ângulos. Atualmente a triangulação é utilizada para diversas funções, desde agrimensura e metrologia até direcionamento de armamento.

Com o objetivo de se obter sistemas redundantes de rastreio do foguete além dos dados dos radares já disponíveis, a utilização de técnicas de triangulação entre as diversas antenas do Centro podem disponibilizar dados de localização. Tais dados de localização necessitam ter precisão compatíveis com a atividade espacial. Este trabalho propõe a triangulação de diversas antenas do centro e filtragem dos resultados com um projeto de filtro dinâmico a ser estudado em seguida.

Calcula-se portanto a estimação da posição do foguete com base apenas nos dados de ângulos de azimuth e elevação de cada antena. O resultado da triangulação será tratado em seguida por um projeto de filtro dinâmico para se reduzir erros de estimação.

3.1.1 Triangulação utilizando duas antenas

Deve-se estimar a posição no espaço tridimensional baseado apenas em ângulos. Pode-se definir a posição pela relação da soma vetorial entre os vetores de distância do foguete e das respectivas antenas.

Na Figura 12, pode-se observar a relação do triângulo pela Equação 3.1.

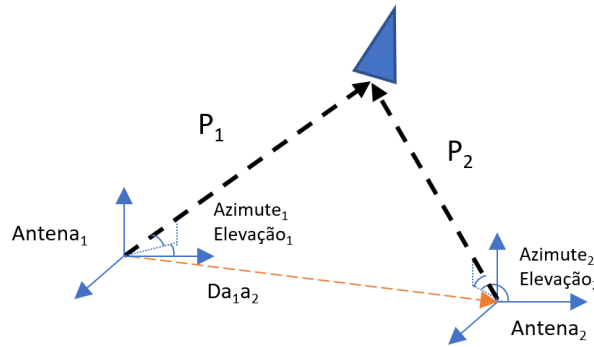


Figura 12 – Triangulação considerando a soma vetorial

$$\overrightarrow{Da_1a_2} + \vec{P}_2 = \vec{P}_1 \quad (3.1)$$

$\overrightarrow{Da_1a_2}$ representa a distância entre as antenas que estão sendo utilizadas na triangulação.

$\vec{P}_1 \in \mathbb{R}^{(1 \times 3)}$ e $\vec{P}_2 \in \mathbb{R}^{(1 \times 3)}$ são vetores linhas dados pelas relações abaixo.

$$\vec{P}_1 = D_1[\cos(\beta_1)\cos(\alpha_1), \cos(\beta_1)\sin(\alpha_1), \sin(\beta_1)] \quad (3.2)$$

$$\vec{P}_2 = D_2[\cos(\beta_2)\cos(\alpha_2), \cos(\beta_2)\sin(\alpha_2), \sin(\beta_2)] \quad (3.3)$$

em que α_i e $\beta_i \in \mathbb{R}$ são os valores dos ângulos de azimuth e elevação de cada antena respectivamente. D_1 e $D_2 \in \mathbb{R}$ são as únicas variáveis desconhecidas, que são facilmente calculadas para cada posição do foguete usando as equações (3.2) e (3.3) aplicadas em (3.1).

Após cálculo de $\vec{P}_1$, a posição do foguete em relação à rampa de lançamento $\overrightarrow{P_{xyz}}$ pode ser calculada conforme observado na Figura 13 pela relação abaixo.

$$\overrightarrow{P_{xyz}} = \overrightarrow{RA_1} + \vec{P}_1 \quad (3.4)$$

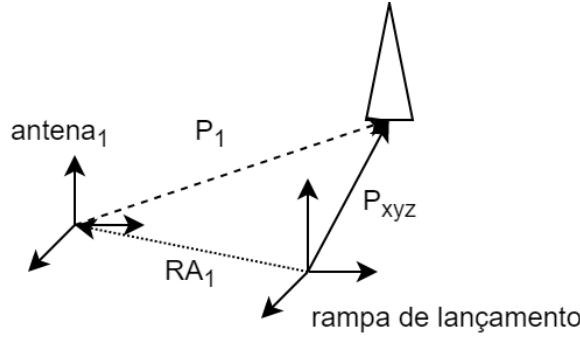


Figura 13 – Distância entre rampa e antena

3.1.2 Cálculo do vetor distância entre antenas

Para o cálculo de $\overrightarrow{RA_i}$ definido como a distância entre a rampa de lançamento e a antena i , e $\overrightarrow{Da_1a_2}$ já definido anteriormente, tem-se a seguinte relação.

$$\overrightarrow{Da_1a_2} = \overrightarrow{RA_2} - \overrightarrow{RA_1} \quad (3.5)$$

Assim, basta calcular os valores de $\overrightarrow{RA_i}$ para cada antena para então se ter a posição do foguete por (3.4). Considerando que o valor de $\overrightarrow{RA_i}$ não se altera, pode-se utilizar dados de testes, cujos valores do vetor linha $\overrightarrow{P_{xyz}}(t) \in \mathbb{R}^{(1 \times 3)}$, $\alpha_i(t)$ e $\beta_i(t)$ são conhecidos, assim aplica-se (3.4) e (3.2) para tempos de amostragem t diferentes.

$$\begin{aligned} \overrightarrow{P_{xyz}}(t = T_s) &= \overrightarrow{RA_1} + \overrightarrow{P_1}(t = T_s) \\ \overrightarrow{P_{xyz}}(t = 2T_s) &= \overrightarrow{RA_1} + \overrightarrow{P_1}(t = 2T_s) \\ &\vdots \\ \overrightarrow{P_{xyz}}(t = nT_s) &= \overrightarrow{RA_1} + \overrightarrow{P_1}(t = nT_s) \end{aligned} \quad (3.6)$$

Se considerar apenas um instante de tempo, as Equações (3.4) e (3.2) configuram um sistema linear com 3 equações e 4 incógnitas. Contudo calculando novamente (3.4) e (3.2), para cada novo instante de tempo t , adiciona-se 1 incógnita e 3 equações, tornando o sistema sobredeterminado. Neste caso, deve-se usar a maior quantidade de dados disponíveis para teste e estimar o valor de $\overrightarrow{RA_i}$ pelo método de mínimos quadrados (AGUIRRE, 2015).

3.1.3 Cálculo de Posição

Uma vez calculado o $\overrightarrow{RA_1}$ e $\overrightarrow{RA_2}$, pode-se definir a posição por triangulação de duas antenas usando (3.5), (3.1), (3.2) e (3.3) seguindo as equações a seguir (MACEDO;

SERRA, 2020).

$$\overrightarrow{Da_1a_2} = \overrightarrow{RA_2} - \overrightarrow{RA_1} \quad (3.7)$$

$$[Da_1a_{2x}, Da_1a_{2y}, Da_1a_{2z}] = \overrightarrow{Da_1a_2} \quad (3.8)$$

$$M = \begin{bmatrix} \cos(\beta_1(t))\cos(\alpha_1(t)) & -\cos(\beta_2(t))\cos(\alpha_2(t)) \\ \cos(\beta_1(t))\sin(\alpha_1(t)) & -\cos(\beta_2(t))\sin(\alpha_2(t)) \\ \sin(\beta_1(t)) & -\sin(\beta_2(t)) \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$$D = \begin{bmatrix} D_1(t) \\ D_2(t) \end{bmatrix}, T = \begin{bmatrix} Da_1a_{2x} \\ Da_1a_{2y} \\ Da_1a_{2z} \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

$$M(t)D(t) = T \quad (3.11)$$

$$D(t) = (M(t)^T M(t))^{-1} M(t)^T T \quad (3.12)$$

$$\overrightarrow{P_1}(t) = D_1[\cos(\beta_1)\cos(\alpha_1), \cos(\beta_1)\sin(\alpha_1), \sin(\beta_1)] \quad (3.13)$$

$$\overrightarrow{P_{xyz}}(t) = \overrightarrow{RA_1} + \overrightarrow{P_1}(t) \quad (3.14)$$

$$\overrightarrow{P_{xyz}}(t) = [\hat{x}(t), \hat{y}(t), \hat{z}(t)] \quad (3.15)$$

em que $\hat{x}(t)$, $\hat{y}(t)$ e $\hat{z}(t) \in \mathbb{R}$ são os valores da distância estimada do foguete em relação à rampa de lançamento no instante t .

É natural que após a estimação da posição mediante o processo de triangulação, o resultado apresente erros. Um dos fatores que pode produzir oscilação no resultado da triangulação é à dinâmica dos servomecanismos das antenas, que atuam à procura da direção que entregue a melhor relação sinal ruído para o sensor. Assim, nos instantes em que o veículo se encontrar próximo das antenas, pode ocorrer uma grande oscilação da resposta, pois é nesse momento que ocorre a maior variação de ângulos de azimute e elevação.

Observe que este trabalho considera a plataforma de lançamento como a origem do sistema de coordenadas. Então tanto os sinais provenientes dos radares quanto os sinais dos cálculos de triangulação devem se referir a esta origem. No caso dos radares, basta adicionar o vetor distância do radar até a plataforma de lançamento para ter todos os dados de rastreamento referindo à mesma origem.

Considerou-se o sistema de coordenadas ENU (*East, North, Upward*) com a origem na plataforma de lançamento, conforme demonstrado na Figura 14. Esta etapa de triangulação não incluiu os efeitos da curvatura da Terra nem de refração atmosférica, podendo ser objeto de estudos posteriores. Assim, para o estudo de posições locais, o sistema ENU é aplicável. No caso de estudo com distâncias elevadas, deve-se considerar a utilização de outro sistema de coordenadas a exemplo do sistema geocêntrico ECEF (*Earth-Centered, Earth-Fixed*), no qual a origem é o centro de massa da Terra.

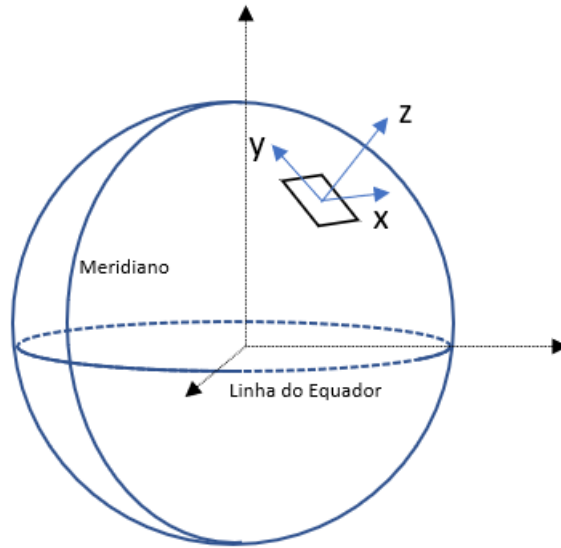


Figura 14 – Sistema de Coordenadas ENU

3.2 Particionamento da Trajetória

A posição calculada por triangulação, conforme visto na Seção 3.1, é apenas uma estimativa da posição real do veículo. Se comparado com sinais de radar de rastreamento, que são dedicados a essa atividade, a triangulação entrega uma estimativa com elevados ruídos e erros. Com o objetivo de reduzir tais erros e ruídos, pode-se projetar um filtro dinâmico cuja entrada são os sinais provenientes das triangulações, e cuja saída é uma estimativa com mais acurácia e precisão.

O filtro dinâmico a ser projetado deverá lidar com não linearidades presentes no problema de lançamento. Pode-se citar como não linearidades conhecidas o movimento aplicado nos servomecanismos das antenas em busca do apontamento para o veículo. Os sistemas em solo de antenas procuram a direção de melhor nível sinal ruído, e para isto, percorrem uma faixa de valores de ângulos para encontrar o melhor apontamento, principalmente no início do voo, quando a distância do veículo até as antenas é pequena. Além disso, o próprio sistema de servomecanismo possui sua dinâmica de atuação. Também, há o efeito causado pela variação da densidade atmosférica e da força da gravidade ao

longo da variação de altitude do veículo. Também há a presença de efeitos de difração na propagação da onda eletromagnética emitida pelo veículo. Portanto, há diversas não linearidades presentes nesta aplicação.

A dinâmica do filtro para reduzir os erros e ruídos dos sinais das triangulações pode ser de elevada complexidade, devido à presença de não linearidades inerentes ao sistema. Para contornar isto, pode-se particionar a trajetória do foguete em *clusters*, por técnica de agrupamento (MA; YANG; HOWARD, 2019), e então projetar filtros dinâmicos mais simples para cada *cluster*.

O projeto de um filtro dinâmico que contemple todas as não linearidades do voo é de complexidade elevada. Contudo a literatura apresenta conhecimento sobre aplicações de filtros lineares, incluindo projetos no domínio do tempo e na frequência.

Visando a implementação de filtros lineares, pode-se particionar a trajetória em *clusters*, e assim projetar filtros de menor complexidade com técnicas conhecidas e já bastante utilizadas. Ocorre que a identificação do ponto na trajetória em que se define como a separação entre os *clusters* não é unânime. Pode-se então aplicar conhecimentos de sistemas nebulosos para o particionamento da trajetória.

Uma abordagem a ser seguida é a de particionar os dados disponíveis para subconjuntos, e então aplicar um modelo mais simples para cada subconjunto. Técnicas de agrupamento nebuloso são aplicadas no caso de particionamento de um conjunto de dados em que a transição entre os subconjuntos não se dá de forma abrupta.

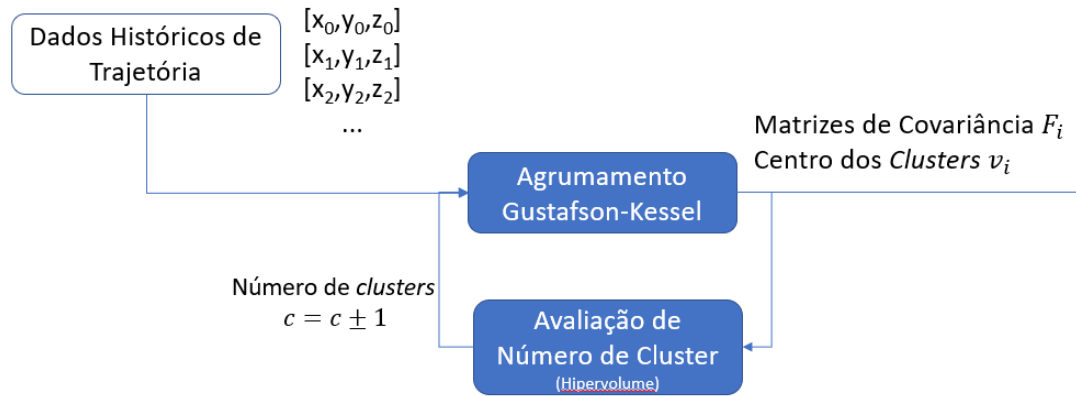
Pode-se então se utilizar do algoritmo de agrupamento nebuloso Gustafson-Kessel para se obter essa definição de subconjuntos da trajetória. Este algoritmo, da classe *c-means*, permite a definição de *clusters* nebulosos, minimizando um funcional que pode ser interpretado como a minimização de distância às formas geométricas definidas no subconjunto de dados, devido à matriz de norma induzida do funcional a ser minimizado.

Este trabalho utilizou a abordagem de medições de validade, a partir do requisito de hipervolume, definido em 2.9 para determinação do número total de *clusters*.

A Figura 15 apresenta o diagrama da etapa de definição dos centros dos *clusters* bem como suas matrizes de covariância, que serão utilizadas para calcular o grau de pertinência da posição durante o voo.

3.3 Identificação de Sistema

Após a etapa de particionamento do conjunto de dados, um filtro dinâmico deve ser projetado para tomar os valores provenientes da etapa de triangulação e filtrá-los para um sinal com características próximas às do radar de trajetografia. Para isto, pode-se usar um algoritmo de identificação de sistemas.

Figura 15 – Diagrama para definição dos *clusters*

A implementação do filtro a ser projetado é baseado em um modelo matemático, que represente o comportamento do sistema físico em uma linguagem matemática. Pode-se dividir técnicas de modelagem em três categorias: modelagem caixa branca, modelagem caixa preta e modelagem caixa cinza.

Na modelagem caixa branca, o sistema físico deve ser bastante conhecido, e as leis que regem seu comportamento devem ser dominadas em teoria satisfatoriamente. Devido a alta complexidade teórica dos comportamentos de sistemas físicos reais, nem sempre essa abordagem de modelagem produz um resultado aplicável.

Na modelagem caixa preta, por outro lado, não se conhece a teoria que descreve o comportamento do sistema físico. Assim, há apenas os dados reais de entradas e saída do sistema para se concluir as relações de causa e efeito. Nesse tipo de modelagem se aplica técnicas de identificação de sistemas.

Há ainda a classificação de sistema de caixa cinza, a qual pode ser compreendida entre as duas classificações de modelagem descritas anteriormente. Nela, se tem algum conhecimento prévio sobre a estrutura do modelo matemático do sistema, contudo o conhecimento é limitado e incompleto. Assim, pode-se utilizar técnicas de identificação de sistema incluindo tais conhecimentos nos modelos.

Identificação de sistemas consiste no processo do desenvolvimento ou melhoria de uma representação matemática de um sistema físico a partir da análise de dados experimentais.

Um modelo matemático analítico de um sistema geralmente se apresenta incorreto, carregando consigo diversos fatores de erros, a exemplo de aproximações nas derivações numéricas, erros na modelagem dos elementos e diferenças existentes entre os materiais e performances reais se comparados com o comportamento teórico.

O desafio de realizar o processo de identificação de sistemas tem sido presente há décadas. Na área de projeto de controle, a identificação para se obter um modelo

significativo é de grande importância. Muitas técnicas de identificação de sistemas são baseadas em amostras de pulso ou no histórico da resposta do sistema ao impulso, também conhecido como os parâmetros de Markov (JUANG, 1994).

Considerando um sistema dinâmico linear representado em espaço de estados com condições iniciais nulas $x(0) = 0$.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) &= Cx(k) + Du(k) \end{aligned} \quad (3.16)$$

Assim, após l instantes de tempo decorridos, os estados e saídas do sistema podem ser calculados por:

$$\begin{aligned} x(0) &= 0 \\ y(0) &= Du(0) \\ \\ x(1) &= Bu(0) \\ y(1) &= CBu(0) + Du(0) \\ \\ x(2) &= ABu(0) + Bu(1) \\ y(2) &= CABu(0) + CBu(1) + Du(2) \\ \\ &\vdots \\ x(l) &= \sum_{i=1}^l A^{i-1}Bu(l-i) \\ y(l) &= \sum_{i=1}^l CA^{i-1}Bu(l-i) + Du(l) \end{aligned} \quad (3.17)$$

De forma matricial pode-se escrever as saídas do sistema em função dos sinais de entradas históricos da seguinte forma.

$$y = Y \times U \quad (3.18)$$

Em que

$$y = [y(0) \ y(1) \ y(2) \ \dots \ y(l-1)] \quad (3.19)$$

$$Y = [D \ CB \ CAB \ \dots \ CA^{l-2}B] \quad (3.20)$$

$$U = \begin{bmatrix} u(0) & u(1) & u(2) & \dots & u(l-1) \\ & u(0) & u(1) & \dots & u(l-2) \\ & & u(0) & \dots & u(l-3) \\ & & & \ddots & \vdots \\ & & & & u(0) \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

Observe que y contém as saídas no sistema, U contém as entradas e Y é a matriz contendo os parâmetros de Markov a serem determinados.

Ocorre que o cálculo desses parâmetros de forma direta invertendo U não é viável devido a complexidade computacional deste cálculo. Contudo, há outros métodos de se calcular os parâmetros de Markov do sistema, que serão abordados mais adiante.

O método utilizado neste trabalho objetiva obter a representação de um modelo em espaço de estados baseado nos dados de entrada e saída do filtro, conhecido como OKID *Observer/Kalman Filter Identification* (JUANG, 1994).

O método OKID permite calcular os parâmetros de Markov do modelo linear do sistema para se determinar a representação em espaço de estados assim como o observador do sistema. Este observador permite que este método seja utilizado em sistemas em malhas abertas assim como pode ser utilizado diretamente nos projetos de controle e filtro. Não é necessário conhecimento prévio do modelo, atuando de forma similar a um filtro adaptativo. Este método já foi empregado em sistemas reais de veículos espaciais, satélites e previsão de trajetória de foguetes (PIRES; SERRA, 2018).

Considere o sistema linear discreto com representação em espaço de estados após adição e subtração do termo $Ky(k)$ na parte direita da equação:

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) - Ky(k) + Ky(k) \\ y(k) &= Cx(k) + Du(k) \end{aligned} \quad (3.22)$$

em que $u(k)$ é o sinal de entrada do filtro, $y(k)$ a saída. Neste caso, $u(k)$ são as estimações de posição baseada em triangulação de um *cluster* particular.

Rearranjando os termos, temos:

$$\begin{aligned} x(k+1) &= \bar{A}x(k) + \bar{B}v(k) \\ \bar{A} &= A - KC \\ \bar{B} &= \begin{bmatrix} B - KD, & K \end{bmatrix} \\ v(k) &= \begin{bmatrix} u(k) \\ y(k) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.23)$$

Os Parâmetros do Observador de Markov podem ser obtidos por:

$$\bar{Y} = \bar{y}\bar{V}^T[\bar{V}\bar{V}^T]^{-1} \quad (3.24)$$

em que

$$\begin{aligned} \bar{y} &= [y(p) \quad y(p+1) \quad \dots \quad y(l-1)] \\ \bar{V} &= \begin{bmatrix} u(p) & u(p+1) & \dots & u(l-1) \\ v(p-1) & v(p) & \dots & v(l-2) \\ v(p-2) & v(p-1) & \dots & v(l-3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v(0) & v(1) & \dots & v(l-p-1) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.25)$$

l é o tamanho do conjunto de dados, p é um número inteiro arbitrado pequeno para que $\bar{A}^p$ seja suficientemente pequeno.

Uma vez calculados os Parâmetros do Observador de Markov $\bar{Y}$, pode-se recuperar os Parâmetros de Markov originais do sistema, primeiramente separando $\bar{Y}$ em:

$$\bar{Y} = [\bar{Y}_0 \quad \bar{Y}_1 \quad \bar{Y}_2 \quad \dots \quad \bar{Y}_p] \quad (3.26)$$

e

$$\begin{aligned} \hat{D} &= \bar{Y}_0 \\ \bar{Y}_k &= [\bar{Y}_k^{(1)} \quad -\bar{Y}_k^{(2)}]; k = 1, 2, 3, \dots \end{aligned} \quad (3.27)$$

Então, os Parâmetros de Markov Y do sistema podem ser obtidos por:

$$\begin{aligned} Y_0 &= \hat{D} \\ [Y_k \quad Y_k^o] &= [\bar{Y}_k^{(1)} - \bar{Y}_k^{(2)} D \quad \bar{Y}_k^{(2)}] - \sum_{i=1}^{k-1} \bar{Y}_i^{(2)} [Y_{k-i} \quad Y_{k-i}^o] \end{aligned} \quad (3.28)$$

na qual Y_k é o k -ésimo Parâmetro de Markov. Y_k^o será usado posteriormente para calculo dos ganhos de Kalman K em (3.22).

Uma vez calculados os Parâmetros de Markov do sistema, pode-se utilizar um método de identificação para determinar as matrizes A , B e C em (3.22). Neste trabalho, o algoritmo ERA (*Eigensystem Realization Algorithm*) foi utilizado (SARKAR; RAO; SHUBHANGA, 2018).

3.3.1 Eigensystem Realization Algorithm

Dado que os parâmetros de Markov Y_n foram calculados na etapa anterior, pode-se calcular as matrizes da representação em espaço de estados aplicando o algoritmo Eigensystem Realization Algorithm (ERA).

O conhecimento dos parâmetros de Markov do sistema permite a construção de matrizes de Hankel, o que permite a obtenção de um modelo em espaço de estados.

Pode-se então determinar a matriz de Hankel $\alpha m \times \beta r$, como segue:

$$H(k-1) = \begin{bmatrix} Y_k & Y_{k+1} & \dots & Y_{k+\beta-1} \\ Y_{k+1} & Y_{k+2} & \dots & Y_{k+\beta} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{k+\alpha-1} & Y_{k+\alpha} & \dots & Y_{k+\alpha+\beta-2} \end{bmatrix} \quad (3.29)$$

em que n é a ordem do sistema, $\alpha \geq n$ e $\beta \geq n$. m é o número de sinais de saída e r o número de sinais de entrada.

Seguindo o ERA, a matriz A pode ser estimada por:

$$\hat{A} = \Sigma_n^{-1/2} R_n^T H(1) S_n \Sigma_n^{-1/2} \quad (3.30)$$

na qual Σ_n , R_n e S_n são calculados através da decomposição de valor singular de $H(0)$, satisfazendo:

$$H(0) = R \Sigma S^T \quad (3.31)$$

Σ é matriz retangular que pode ser aproximada por:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_n & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.32)$$

Logo, R_n e S_n são as primeiras n colunas das matrizes R e S , em que n é a dimensão do sistema.

As matrizes B e C podem ser estimadas por:

$$\begin{aligned} \hat{B} &= \Sigma_n^{1/2} S_n^T E_r \\ \hat{C} &= E_m^T R_n \Sigma_n^{1/2} \end{aligned} \quad (3.33)$$

definindo O_i como a matriz nula de ordem i e I_i como a matriz identidade de ordem i , $E_m^T = [I_m \ O_m \ \dots \ O_m]$ e $E_r = [I_r \ O_r \ \dots \ O_r]$.

3.3.2 Ganho de Kalman

Dado que as matrizes A , B , C e D foram calculadas na etapa anterior, o ganho de Kalman K em (3.22) é dado por:

$$K = -(\Theta^T \Theta)^{-1} \Theta^T Y^o \quad (3.34)$$

em que Y^o foi calculado em (3.28), e Θ é a matriz de observabilidade do sistema:

$$\Theta = \begin{bmatrix} C & CA & CA^2 & \dots & CA^k \end{bmatrix}^T \quad (3.35)$$

A Figura 16 apresenta o processo de identificação de sistema até esta etapa, considerando a etapa de agrupamento nebuloso.

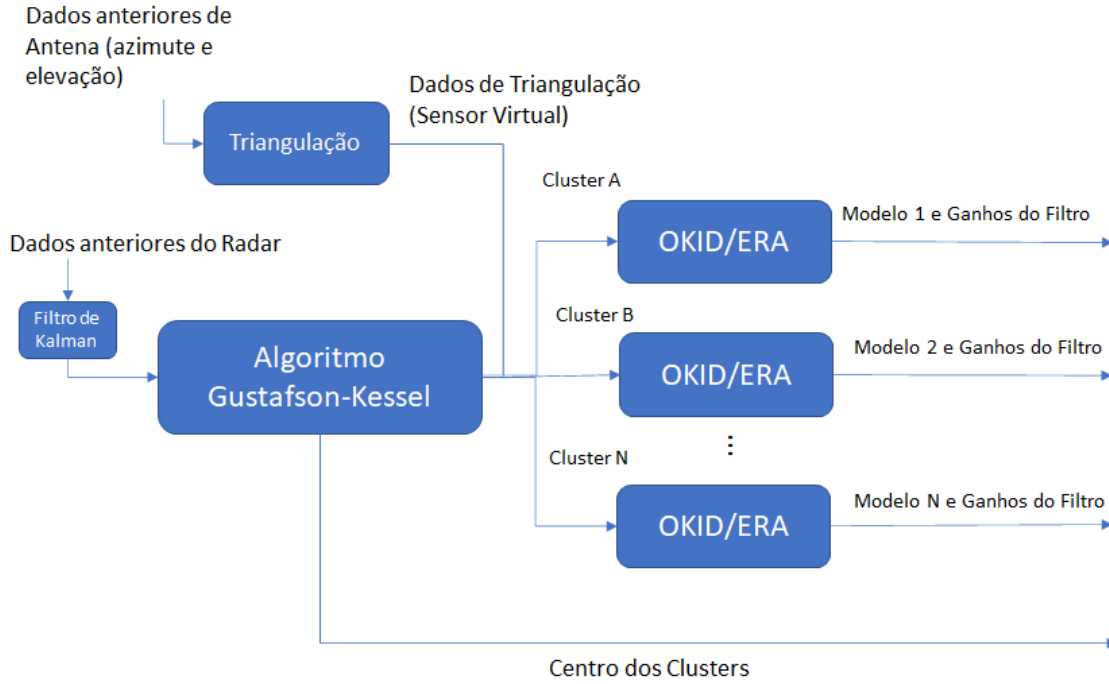


Figura 16 – Diagrama de Identificação do Sistema

3.4 Filtro de Kalman Nebuloso

Como mencionado anteriormente, cada par de antenas entrega uma estimaco da posico do veculo suborbital baseado no mtodo de triangulao, gerando vrias estimaces. Estes valores podem ser utilizados como entrada de um filtro que os convertam em uma nica estimaco com caractersticas semelhantes s do radar.

Para se obter o filtro dinmico que realiza esta converso, o algoritmo OKID  utilizado (JNIOR; COSTA, 2018) tomando como dado de entrada todos os sinais histricos proveniente das diferentes triangulaes realizadas, e tomando como sada os dados histricos provenientes do sensor radar.

Aps a separaco da trajetria em *clusters* como explicado anteriormente, ao invs de se utilizar os dados histricos de toda a trajetria para o algoritmo OKID, pode-se utilizar apenas aqueles dados que fazem parte do mesmo *cluster* (de maior grau

de pertinência) para cada rodada do algoritmo OKID. Ao fim deste processo, tem-se c números de filtros dinâmicos (A , B , C , D and K), em que c é o número de *clusters*.

Até aqui, todos os procedimentos foram realizados anteriormente ao voo, com dados históricos, para se definir os c filtros que serão usados durante o voo. Portanto, durante o voo, pode-se obter a posição estimada utilizando a seguinte relação:

$$\hat{x}_i(k+1) = [\hat{A}_i - K_i \hat{C}_i] \hat{x}_i(k) + [\hat{B}_i - K_i \hat{D}_i] u(k) + K_i y(k) \quad (3.36)$$

$$\hat{y}_i(k) = \hat{C}_i \hat{x}_i(k) + \hat{D}_i u(k) \quad (3.37)$$

Os sinais $u(k)$ e $y(k)$ são sinais da etapa de triangulação e dados do sensor radar respectivamente. $\hat{A}_i$, $\hat{B}_i$, $\hat{C}_i$, $\hat{D}_i$ e K_i são matrizes do filtro do i -ésimo *cluster* obtido pelo algoritmo OKID. O número total de filtros é o número total de *clusters*.

Considerando que em cada instante a posição do veículo está associada a cada um dos *clusters* com um grau de pertinência μ_i , pode-se aplicar o modelo Takagi-Sugeno para calcular a estimativa final do veículo.

Pode-se definir o conjunto de regras nebulosas, em que cada regra está relacionada a um *cluster*. Assim, as variáveis de entrada são o conjunto de dados incluindo as estimativas da posição pelo cálculo de triangulação u bem como a estimação da posição proveniente do sistema radar y .

Observa-se que a metodologia proposta objetiva se obter a estimativa da posição do veículo sem utilizar os dados do radar quando estes não estiverem disponíveis. Contudo, os dados do sistema radar são utilizados na etapa de identificação do sistema, anterior ao voo, para projetar o filtro nebuloso. Além disso, durante o voo ainda pode-se utilizar os sinais de radar quando disponíveis para refinar a estimativa, assim a metodologia proposta estimaria a posição do veículo apenas nos intervalos de tempo em que os dados do radar não estão disponíveis.

Assim, as variáveis linguísticas do sistema nebuloso são definidas pelo conceito de *cluster*. Ao invés de utilizar valores linguísticos como “pequeno”, “médio”, “grande” e “muito grande” usa-se valores c_1 , c_2 , c_3 , e assim por diante. A função de pertinência portanto é definida pelo algoritmo Gustafson Kessel, que resulta no valor de μ , conforme em (2.8).

Este trabalho utilizou o método *Singleton* como fuzzificador, em que o sistema de

regras passa a ser então descrito conforme (3.38).

$$\begin{aligned} R_1 : & \text{ Se } y \text{ é } c_1 \text{ então } \hat{y}_1 = f_1(u, y) , \\ R_2 : & \text{ Se } y \text{ é } c_2 \text{ então } \hat{y}_2 = f_2(u, y) , \\ & \vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \end{aligned} \tag{3.38}$$

em que $\hat{y}_i$ é o consequente que representa a estimativa da posição para o i -ésimo *cluster*. A função do consequente $f(u, y)$ é portanto o resultado da representação em espaço de estados com filtro dinâmico conforme descrito em (3.36) e (3.37).

Portanto, a estimação final, semelhantemente em (2.18) considerando todas as regras nebulosas, pode ser calculada por:

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^c \mu_i \hat{y}_i}{\sum_{i=1}^c \mu_i(x)} \tag{3.39}$$

dado que na etapa do processo de agrupamento nebuloso tem-se que $\sum \mu_i = 1$, pode-se simplificar a estimação final por:

$$\hat{y}(k) = \mu_1 \times \hat{y}_1(k) + \mu_2 \times \hat{y}_2(k) + \dots + \mu_c \times \hat{y}_c(k) \tag{3.40}$$

na qual μ_i é o grau de pertinência de $\hat{y}(k-1)$ com relação ao *cluster* i .

Note que (3.36) utiliza dados do radar de trajetografia em $y(k)$ para atualizar o vetor de estados $\hat{x}(k)$. Contudo, uma vez que os dados do radar estejam disponíveis, pode-se utilizar eles próprios como uma estimação final da posição do veículo, não apresentando nenhuma vantagem na utilização de (3.37) e (3.40) para estimação da posição do veículo.

Contudo, se o sinal do radar de trajetografia $y(k)$ não estiver disponível, pode-se utilizar os filtros dinâmicos projetados para estimar o estado por:

$$\hat{x}_i(k+1) = \hat{A}_i \hat{x}_i(k) + \hat{B}_i u(k) \tag{3.41}$$

e então usar (3.37) e (3.40) para estimação final da posição do veículo.

3.5 Intervalo Cego

Para efeitos de estudo, pode-se definir um método para o cenário em que nem os sinais do radar nem os sinais das triangulações estejam disponíveis por certo intervalo de tempo durante um voo. Neste caso, estima-se a posição do veículo baseado tão somente em dados dos sensores de instantes anteriores.

No caso em que não há nenhuma fonte de estimação de posição do veículo, o Oficial de Segurança de Voo de um Centro de Lançamento pode tomar a decisão de terminar o

vo, caso o Plano de Segurança assim o determine. Contudo, este trabalho apresenta um método para fins acadêmicos que propaga a dinâmica que o veículo tomou até o momento de perda dos sinais.

Esta propagação da dinâmica pode ser utilizada como a estimação da posição do veículo durante este intervalo cego. O sistema de radar poderia portanto se utilizar desta estimação para ajustar seu sistema de servomecanismos na tentativa de apontar novamente para o veículo e restabelecer o rastreamento do voo.

O Filtro de Kalman Padrão (LI JIE PAN; LIU, 2018) pode ser usado como método de propagação da dinâmica do veículo.

Considerando os estados como posição, velocidade e aceleração em todos os três eixos, pode-se representar a dinâmica do veículo em espaço de estado como segue:

$$x(k+1) = Ax(k) + w_k \quad (3.42)$$

e

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.46)$$

O Filtro de Kalman Padrão pode ser dividido em dois passos. O passo de predição e o passo de atualização ([AGUIRRE, 2015](#)).

Primeiramente, o passo de predição pode ser calculado por:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k/k-1} &= A\hat{x}_{k-1/k-1} \\ P_{k/k-1} &= AP_{k-1/k-1}A^T + Q \\ \hat{y}_k &= C\hat{x}_{k/k-1} \end{aligned} \quad (3.47)$$

e o passo de atualização por:

$$\begin{aligned} K_k &= P_{k/k-1}C^T[CP_{k/k-1}C^T + R]^{-1} \\ \hat{x}_{k/k} &= \hat{x}_{k/k-1} + K_k[y_k - \hat{y}_k] \\ P_{k/k} &= P_{k/k-1} - K_kCP_{k/k-1} \\ \hat{y}_k &= C\hat{x}_{k/k} \end{aligned} \quad (3.48)$$

Portanto, durante o voo, no caso em que pelo menos uma fonte de posição esteja disponível (sinal do radar e/ou de triangulação), ambos os passos de predição e de atualização podem ser realizados. Contudo, durante o período quando não há nenhuma fonte de estimação de posição, apenas o passo de predição pode ser realizado. Logo, a posição estimada $\hat{y}_k$ é calculada com base apenas em dados anteriores.

A Figura 17 demonstra o diagrama que cobre o processo de filtragem proposto. No diagrama, os dados das antenas passivas são entradas para o processo de triangulação. Os dados de radar são utilizados juntamente com os sinais de triangulação para a entrada de cada filtro associado aos *clusters*. Quando o sinal de radar está indisponível, os sinais de triangulação somente são utilizados na estimativa. No final do processo, o defusificador entrega uma estimativa única da posição do veículo.

3.6 Passos da Metodologia

Podemos ainda descrever a metodologia proposta pelo seguintes passos.

Para o processamento anteriormente ao voo fazemos:

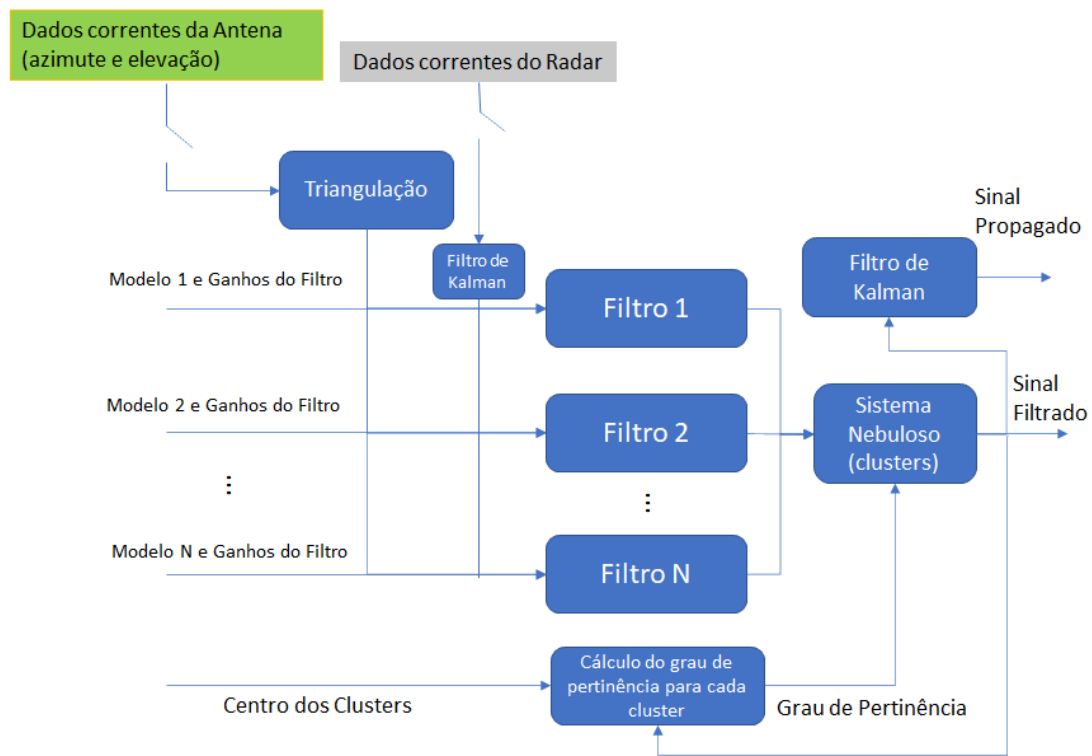


Figura 17 – Triangulação por Filtro de Kalman

Etapa de Clusterização:

1. Obter dados histórico de rastreamento por radar de um voo anterior.
2. Para valores acima de 1 de quantidade de *clusters*:
 - 2.1. Particionar o conjunto de dados históricos pelo algoritmo Gustafson-Kessel pela Equação 2.5, Equação 2.6, Equação 2.7 e Equação 2.8.
 - 2.2. Calcular o Hipervolume dado pela Equação 2.9.
 - 2.3. Parar quando o acréscimo da quantidade de *clusters* não represente diminuição significativa do Hipervolume.
3. Escolher a quantidade de *clusters* aquela que represente um baixo valor de Hipervolume porém considerando uma relativa quantidade baixa de *clusters*.
4. Executar o algoritmo Gustafson-Kessel com a quantidade de *clusters* já escolhida.
5. Armazenar os valores dos centros dos *clusters* bem como as matrizes de covariância dos *clusters* dados pela Equação 2.5 e Equação 2.6.

Etapa de Projeto de Filtro Nebuloso:

1. Particionar o conjunto de dados históricos em *clusters*, considerando apenas aquele com maior grau de pertinência dado pela Equação 2.8 do algoritmo Gustafson-Kessel.
2. Para Cada Cluster:
 - 2.1. Obter sinais de triangulação dada pela Equação 3.15.

- 2.2. De posse dos sinais de triangulação e dos sinais da trajetória real rastreado por sistema radar, montar os vetores de entrada e saída dados por:
- 2.3. $y(k) =$ dados históricos do radar.
- 2.4. $u(k) =$ dados das triangulações calculadas.
- 2.5. Calcular os parâmetros do observador de Markov $\bar{Y}$ pela Equação 3.24.
- 2.6. Calcular os parâmetros de Markov do filtro dinâmico Y além de cálculo de Y_k^o pela Equação 3.28.
- 2.7. Estimar matrizes A, B, C, D do espaço de estados do filtro dinâmico pela Equação 3.30, Equação 3.33 e Equação 3.27.
- 2.8. Calcular ganho do Observador de Kalman K dado pela Equação 3.34.

Para o processamento durante o voo fazemos:

Etapas de Fuzificação:

1. Calcular sinais de triangulação pela Equação 3.15.
2. Determinar grau de pertinência da posição corrente relacionado com cada *cluster* pela Equação 2.8.

Etapas de Filtragem:

Para cada cluster:

1. Se o sinal de radar está disponível:
 - 1.1. A estimação da posição segue o rastreado pelo radar.
 - 1.1. Atualizar os estados do filtro dinâmico pela Equação 3.36.
2. Se o sinal de radar não está disponível:
 - 2.1. Se dados de triangulação estão disponíveis:
 - 2.1.1. A estimação da posição é dada pela Equação 3.41 e Equação 3.37.
 - 2.2. Se os dados de triangulação não estão disponíveis:
 - 2.2.1. A estimação da posição é dada pela Equação 3.48.

Etapas Defuzificação:

Calcular a estimação final considerando todos os *clusters* pela Equação 3.40.

4 Resultados e Análises

Foram realizadas simulações utilizando a metodologia apresentada neste trabalho. Foram utilizados dados de um voo real de um veículo suborbital. Os dados são de um lançamento realizado em 2018 no Centro de Lançamento de Alcântara de uma Operação com Foguete de Treinamento. Os dados de rastreamento dos radares bem como os de ângulos das antenas de telemetria são provenientes dos sistemas de rastreamento daquele Centro. As simulações para emprego da metodologia exposta foi realizada em computador com Sistema Operacional Windows 10 com o software MATLAB R2016a.

Para o rastreamento do foguete, o Centro atualmente utiliza seu sistema de radares, totalizando dois radares, um de proximidade (Adour) e um de precisão (Atlas). O radar Adour está localizado em Alcântara a menos de 10 km da rampa de lançamento, enquanto o radar Atlas está localizado no município da Raposa a menos de 30 km da rampa de lançamento. A trajetória rastreada estimada pelo sistema de radares é apresentada na Figura 18. Cada radar do CLA, separadamente estima a posição do foguete, seja por modo de funcionamento eco de pele, ou seja, através da comunicação do transponder radar embarcado. Ocorre que atualmente apenas o melhor sinal entre os radares, avaliado pelo centro de tratamento de dados, é considerada como dado de localização do foguete no CLA.

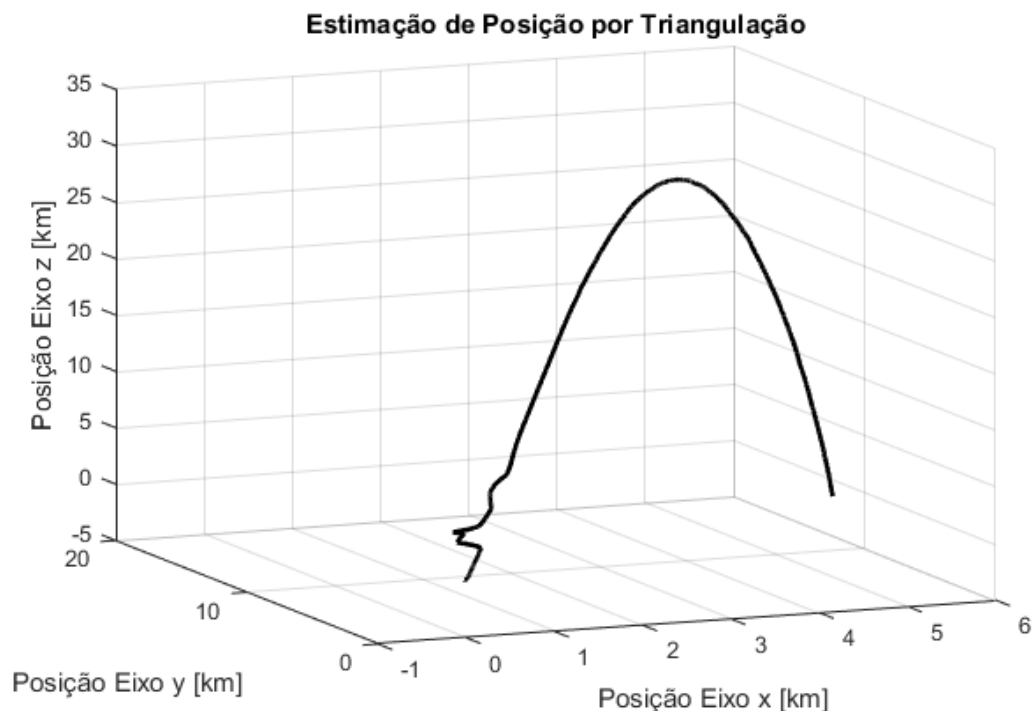


Figura 18 – Posição Estimada Pelo Sistema de Radares do CLA

Além dos sistema de radares, o CLA possui um sistema de telemedidas com um total de 3 antenas, sendo duas localizadas em Alcântara e uma no município da Raposa. O CLA também utiliza dados de antenas auxiliares em seus sistemas, a exemplo de dados de telemedidas e de radar de localização do Centro de Lançamento da Barreira do Inferno (CLBI), localizado em Natal ou antenas móveis instaladas para determinadas operações. Contudo, para o estudo apresentado aqui, apenas as 3 antenas de telemedidas, já citadas, foram utilizadas para o processo de estimação da posição nos intervalos em que os sinais de radar estiverem indisponíveis. Neste trabalho portanto, além dos sinais de radar, foram utilizados os dados das 3 antenas atuantes na Operação para fins de estimação da posição do foguete.

Considerando que a triangulação de duas antenas, conforme já abordado na seção anterior, se baseia nos ângulos de elevação e azimute de cada antena, é importante que estas antenas estejam situadas em locais diferentes. Portanto foram calculadas triangulações entre antenas considerando sempre uma antena situada no município de Alcântara e outra situada no município da Raposa. A Figura 19 apresenta a localização dos municípios próximos à capitão do Maranhão, São Luís. A Tabela 1 identifica um nome para cada antena e seu respectivo município.

Tabela 1 – Localidade das antenas do CLA

Identificador da Antena	Município
Stella	Alcântara
Redundante	Alcântara
Zodiac	Raposa

4.1 Cálculo das Triangulações

Seguindo a metodologia apresentada no capítulo 3.1, foram calculadas as distâncias entre cada antena e a rampa de lançamento ($\overrightarrow{RA_i}$) baseado em dados de teste e utilizando o estimador de mínimos quadrados. A Tabela 2 apresenta os valores calculados.

Tabela 2 – Distância entre cada antena e a rampa de lançamento

Antena	$\overrightarrow{RA_i}$ (km)
Redundante	(-5.6, -2.1, 0.5)
Adour	(-5.9, -1.7, 0.0)
Zodiac	(26.8, -14.3, -0.1)

De posse dos valores de $\overrightarrow{RA_i}$, estima-se a posição por triangulação das antenas da Tabela 1 duas a duas considerando uma de Alcântara e uma da Raposa. Totalizam-se 2



Figura 19 – Localização das Antenas para Triangulação

trajetórias estimadas por triangulação seguindo as equações de (3.7) a (3.15). O gráfico destas trajetórias estão apresentados na Figura 20.

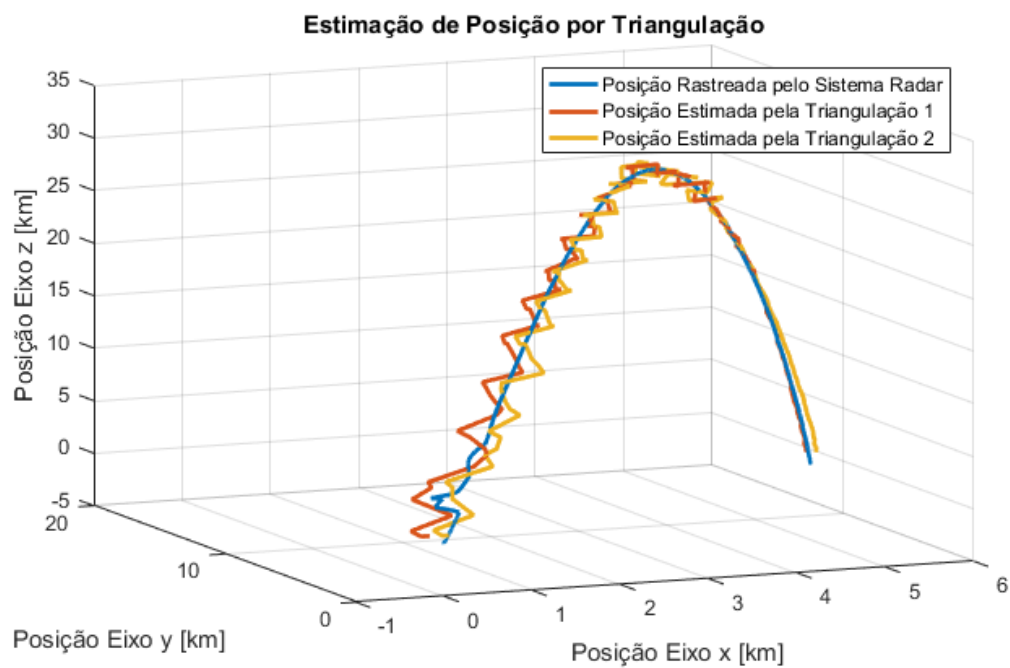


Figura 20 – Posição Estimada por Triangulação

O sistema de radares do CLA apresenta a trajetória na Figura 18. Observa-se

que nos momentos iniciais, a trajetória apresenta distorções de rastreo. Essas distorções podem ser interpretadas como erro de medições devido à proximidade do foguete com o solo, a exemplo de reflexões de onda em construções e outros objetos.

A Figura 20 demonstra que as trajetórias trianguladas representam uma trajetória que tende a se aproximar àquela considerando os dados do sistema de radares do CLA. Observa-se que as medições via triangulação apresenta elevado níveis de ruído oscilatório, cuja causa pode ser atribuída ao comportamento dos servomotores de cada antena na busca da direção de melhor sinal ruído.

Ainda na Figura 20, em análise detalhada da curva, é observado que há desvio ao longo do tempo entre as trajetórias por triangulação e a trajetória pelo sistema de radares, cuja causa pode ser atribuída a diversas causas não modeladas, a exemplo da curvatura da terra, efeitos de difração da atmosfera, entre outros.

4.2 Particionamento da Trajetória em *clusters*

Os dados do radar de trajetografia foram usados para determinar os *clusters* que serão utilizados nos próximos passos. Seguindo a metodologia apresentada anteriormente, o hipervolume para diferentes número de *clusters* foi calculado pelo algoritmo Gustafson-Kessel, com expoente de peso $m = 1,5$.

A Figura 21 mostra a curva representando o hipervolume para diferentes escolhas de número de *clusters*.

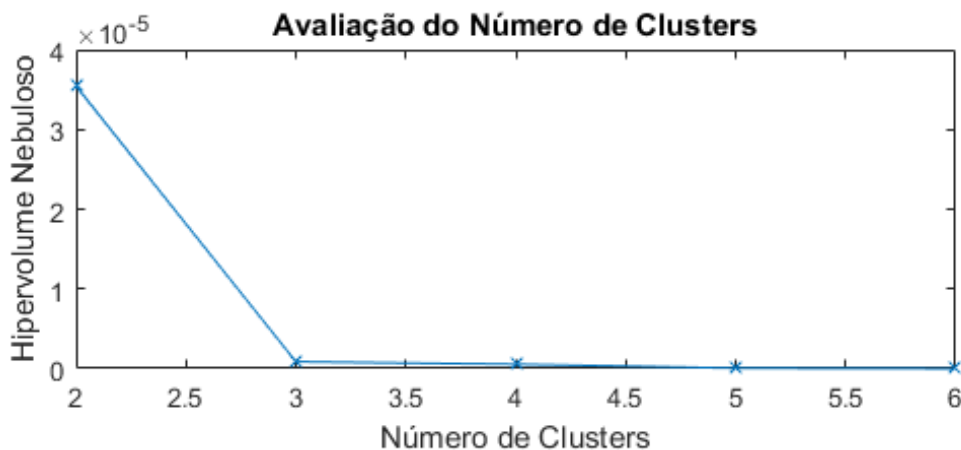


Figura 21 – Definição do Número de *Cluster*

De acordo com a Figura 21, três *clusters* é um número razoável, pois representa um baixo hipervolume mantendo um número baixo de *clusters*. Observe que para valores menores que três, o valor do hipervolume cresce substancialmente. Por outro lado, para valores maiores que três, não se observa um decréscimo significativo. Observa-se ainda que ao se aumentar o número de *clusters*, há uma redução da quantidade de dados em cada

cluster que servirá como entrada na etapa de identificação de sistema, prejudicando sua execução. Nessas condições, o valor de três *clusters* foi escolhido.

Portanto, o algoritmo de Gustafson-Kessel para três *clusters* foi utilizado. A Figura 22 mostra como o conjunto de dados foi particionado em *clusters*.

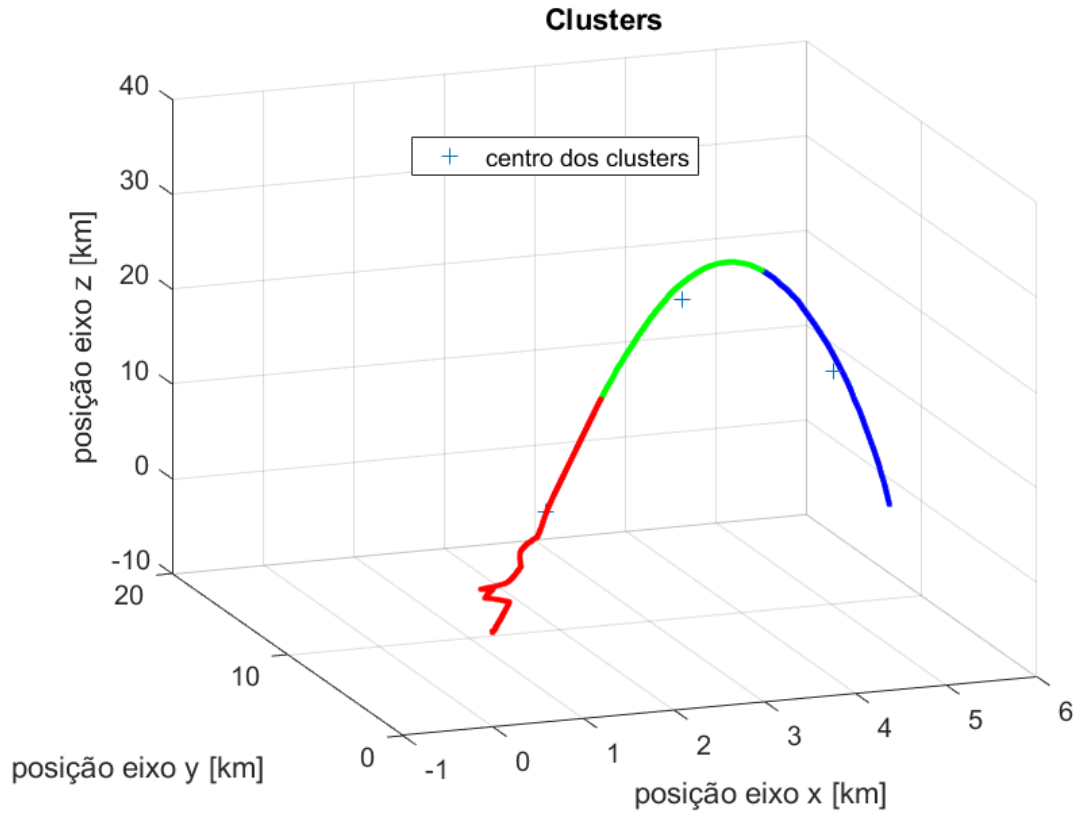


Figura 22 – Particionamento do Conjunto de Dados em *Clusters*

Após a separação da trajetória em *clusters*, pode-se visualizar o grau de pertinência de cada posição com relação aos *clusters* definidos. Os gráficos da Figura 23 demonstram as curvas que representam os graus de pertinência de cada posição ao decorrer da trajetória associados a cada *cluster*.

Observe que o parâmetro m apresentado em (2.2) está relacionado diretamente com a suavidade da curva do grau de pertinência. Quanto maior é este parâmetro, mais suave é a curva. Para ilustrar esse efeito, o parâmetro m foi alterado para 1.1 e 2.5, cujos efeitos são apresentados nas Figuras 24 e 25.

4.3 Definição dos Filtros Dinâmicos e Ganhos de Kalman

Para cada *cluster*, o algoritmo OKID foi utilizado para determinar os Parâmetros de Markov. Duas triangulações foram realizadas como entradas do algoritmo OKID. Cada triangulação é um resultado de cálculos para diferentes pares de antenas de telemidas.

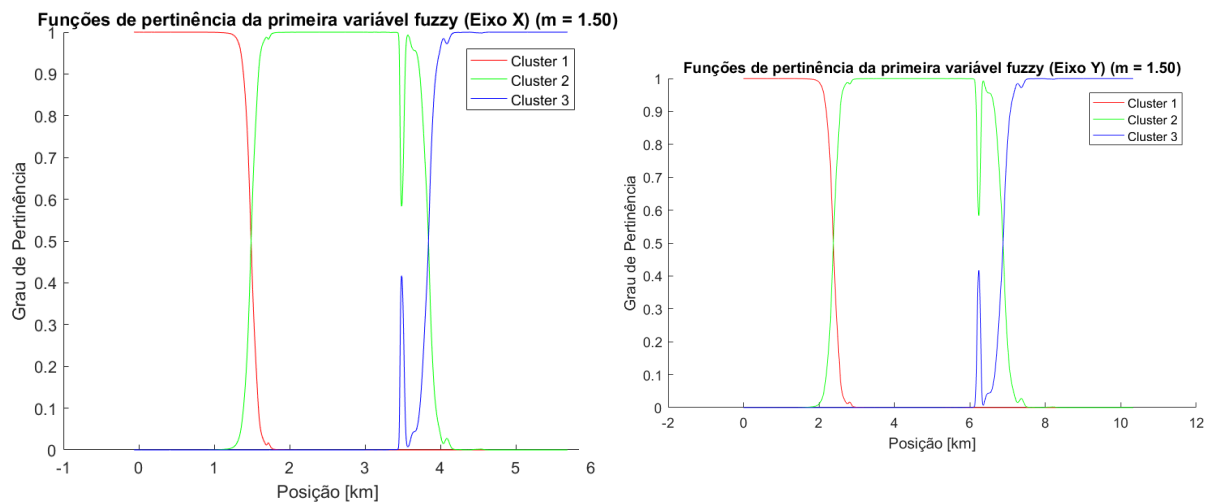


Figura 23 – Grau de Pertinência da Posição com Relação aos *clusters*.

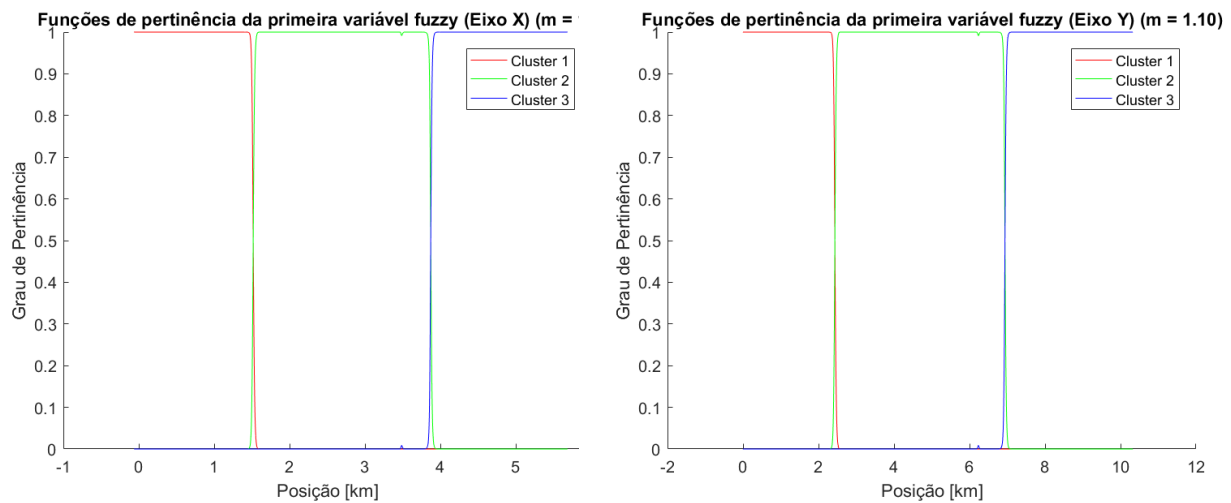


Figura 24 – Grau de Pertinência da Posição com Relação aos *clusters* com $m = 1.1$.

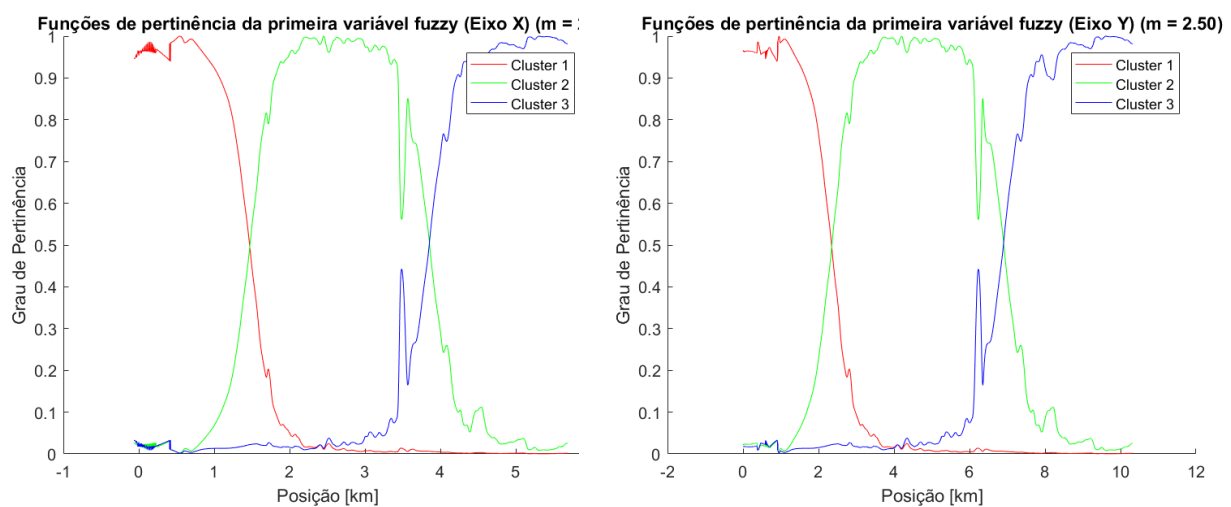


Figura 25 – Grau de Pertinência da Posição com Relação aos *clusters* com $m = 2.5$.

Nesta etapa, o OKID foi utilizado para cada eixo separadamente, e então as matrizes do sistema nos três eixos foram concatenadas posteriormente nas mesmas matrizes do sistema em espaço de estados.

Todas as rodadas de OKID, para cada eixo separadamente, utilizaram os parâmetros de dimensão da matriz A como $n = 2$, número inteiro arbitrário em (3.25) $p = 2$ e quantidade de parâmetros de Markov $q = 2$ para cada eixo. Após esta etapa, o algoritmo ERA determinou as matrizes do espaço de estados para cada *cluster* em cada eixo. Portanto, ao final deste processo, obtêm-se três modelos de filtro de ordem seis.

Para o *cluster* 1 temos o seguinte filtro dinâmico e ganho de Kalman:

$$A_1 = \begin{bmatrix} 1.10 & -0.52 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.40 & -0.19 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.60 & -0.52 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.25 & 0.75 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.48 & -1.11 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.15 & 0.77 \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} 0.11 & -0.30 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ -0.36 & 0.23 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & -0.72 & 0.45 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.19 & 0.17 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & -0.55 & 0.09 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & -0.12 & 0.39 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$C_1 = \begin{bmatrix} -0.34 & -0.39 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & -0.85 & -0.20 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & -0.61 & -0.26 \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

$$D_1 = \begin{bmatrix} -0.36 & 0.47 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.14 & -0.02 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.90 & -0.64 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

$$K_1 = \begin{bmatrix} -1.88 & 0.00 & 0.00 \\ -0.69 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & -1.77 & 0.00 \\ 0.00 & 0.83 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & -2.29 \\ 0.00 & 0.00 & 0.57 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

Para o *cluster* 2 temos o seguinte filtro dinâmico e ganho de Kalman:

$$A_2 = \begin{bmatrix} 1.15 & -0.33 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.05 & 0.85 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 1.41 & -0.44 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.43 & 0.57 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 1.25 & -0.26 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.25 & 0.74 \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} -0.12 & 0.15 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ -0.03 & -0.03 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & -0.00 & -0.13 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.01 & 0.05 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & -0.06 & 0.07 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.01 & -0.02 \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

$$C_2 = \begin{bmatrix} -0.19 & -0.04 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & -0.13 & -0.05 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & -0.10 & -0.02 \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

$$D_2 = \begin{bmatrix} 0.01 & -0.01 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & -0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & -0.00 \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

$$K_2 = \begin{bmatrix} -12.18 & 0.00 & 0.00 \\ 9.18 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & -14.51 & 0.00 \\ 0.00 & -1.66 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & -22.66 \\ 0.00 & 0.00 & 11.84 \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

Para o *cluster* 3 temos o seguinte filtro dinâmico e ganho de Kalman:

$$A_3 = \begin{bmatrix} 1.39 & -0.49 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.49 & 0.47 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 1.25 & -0.32 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.27 & 0.70 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 1.38 & -0.40 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.40 & 0.61 \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

$$B_3 = \begin{bmatrix} -0.22 & 0.09 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.10 & -0.04 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.20 & -0.24 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & -0.00 & 0.07 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & -0.21 & 0.12 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.07 & -0.03 \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

$$C_3 = \begin{bmatrix} -0.24 & -0.11 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & -0.31 & -0.07 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & -0.24 & -0.08 \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

$$D_3 = \begin{bmatrix} 0.02 & -0.02 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & -0.04 & 0.04 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.03 & -0.02 \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

$$K_3 = \begin{bmatrix} -7.03 & 0.00 & 0.00 \\ -1.79 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & -6.65 & 0.00 \\ 0.00 & 2.01 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & -8.31 \\ 0.00 & 0.00 & -0.25 \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

4.4 Simulações

Para se obter os resultados finais, dois cenários foram simulados. No primeiro cenário, o filtro foi usado juntamente com os dados do radar, exceto durante certo intervalo, simulando assim uma perda de sinal de radar. Durante este período, apenas os sinais de triangulação ficaram disponíveis.

A Figura 26 demonstra a simulação de perda do sinal radar durante o intervalo entre 5 e 25 segundos, entre 60 e 80 segundos e entre 110 e 130 segundos. O voo total possui duração de 166 segundos.

Note que a posição estimada segue a trajetória real, mostrando que o filtro teve sucesso convertendo os sinais de triangulação em uma estimativa próxima da trajetória real.

Pode-se visualizar o efeito do filtro projetado observando os gráficos separados por eixo das Figura 27 e 28. Observa-se que os sinais de triangulação apresentam uma oscilação muito acentuada, principalmente nos primeiros instante no eixo X e Y, e nos instantes do meio do voo no eixo Z. O filtro, contudo, atua entregando um sinal com menos oscilação, se beneficiando também do sinal do radar, quando este está disponível.

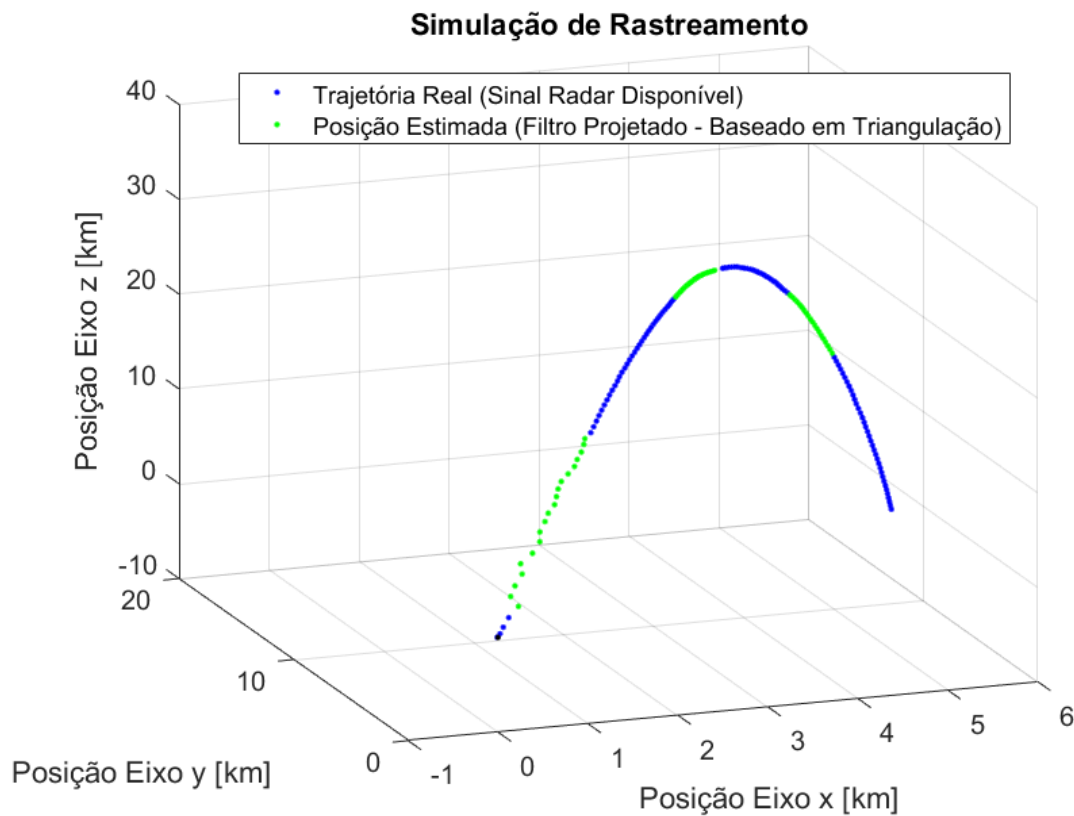


Figura 26 – Simulação de Rastreamento de Veículo Suborbital com Perda de Sinal Radar

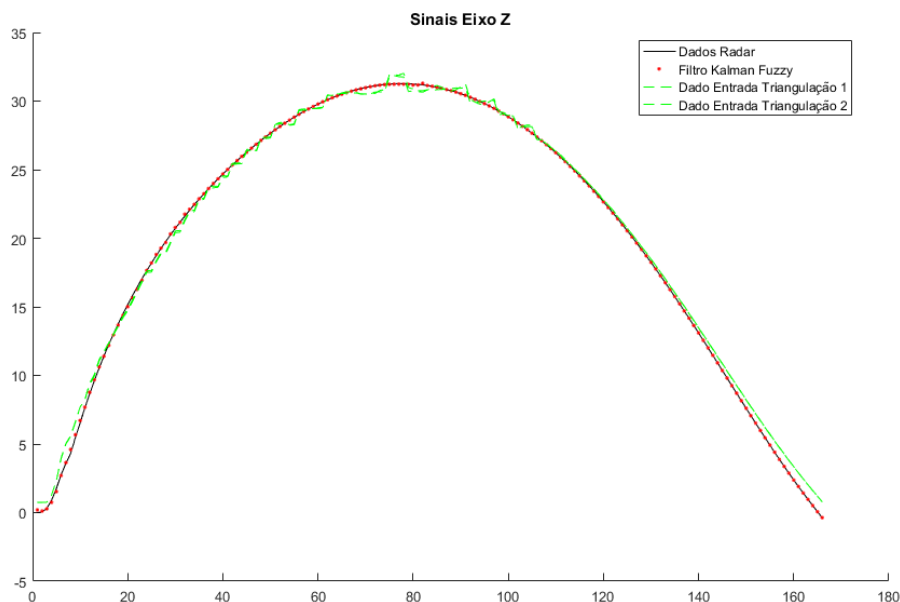


Figura 27 – Sinais no Eixo Z

A Figura 29 apresenta o grau de pertinência do sinal de saída do filtro dinâmico com relação aos *clusters* definidos anteriormente. Observe que nos momentos iniciais do voo, os valores possuem pertinência maior no *cluster* 1. Seguindo o voo, ocorre uma transição

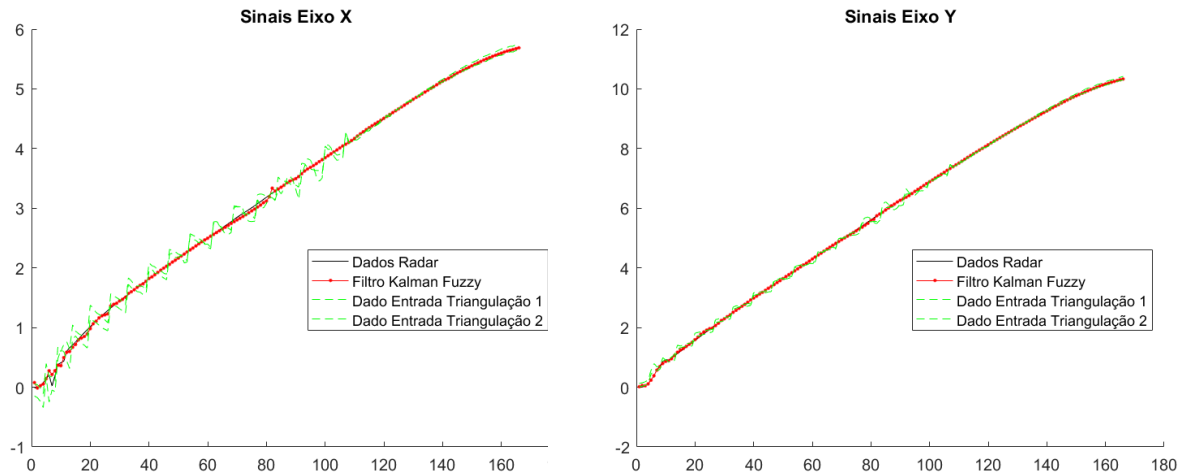


Figura 28 – Sinais no Eixo X e Y.

da máxima pertinência do *cluster* 1 para o *cluster* 2. Do meio para o fim do voo, ocorre novamente uma transição, sendo do *cluster* 2 para o *cluster* 3. Observe que as transições não ocorrem de forma abrupta, e sim de forma gradual. A pertinência apresentada neste gráfico que está intimamente ligada ao peso de qual conjunto do filtro dinâmico será utilizado, conforme (3.40).

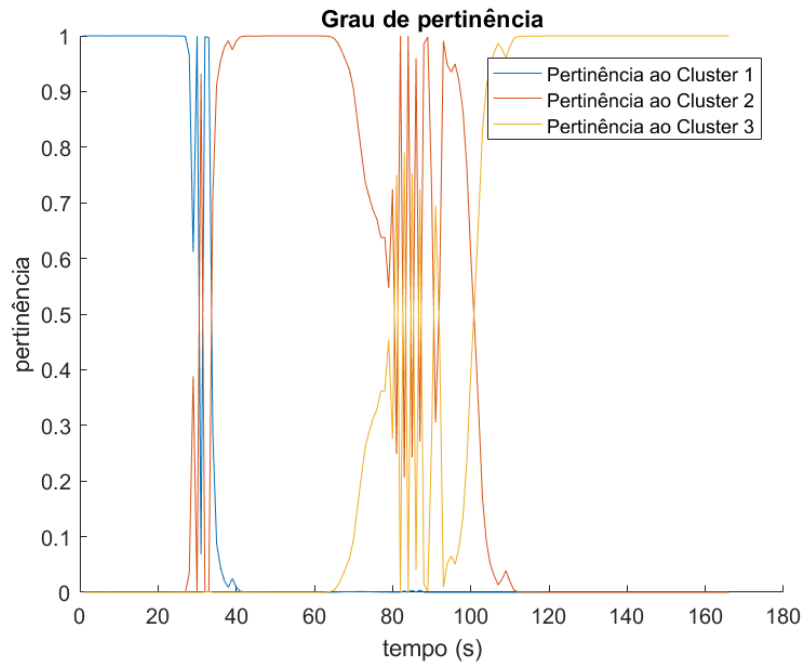


Figura 29 – Grau de Pertinência dos Sinais Filtrados no Tempo

Idealmente seria interessante se o filtro projetado estimasse uma posição idêntica àquela caso fosse calculada pelo radar. Contudo, há a presença de erros de estimação, ainda que pequenos. Para aplicações de segurança de área, como a introduzida no contexto do problema deste trabalho, o erro de estimação deverá ser considerado para definir as

margens do envelope da trajetória que, caso o veículo esteja dentro do envelope definido, o voo ainda é considerado seguro. Assim, quanto menor é o erro esperado de estimação, maior poderá ser estas margens de segurança do voo.

Para efeitos de comparação, a Figura 30 apresenta os erros absolutos durante o intervalo de perda de sinal simulado. Note que o nível de erro para cada intervalo é menor no caso do sinal filtrado se comparado com os sinais de triangulações sem o filtro.

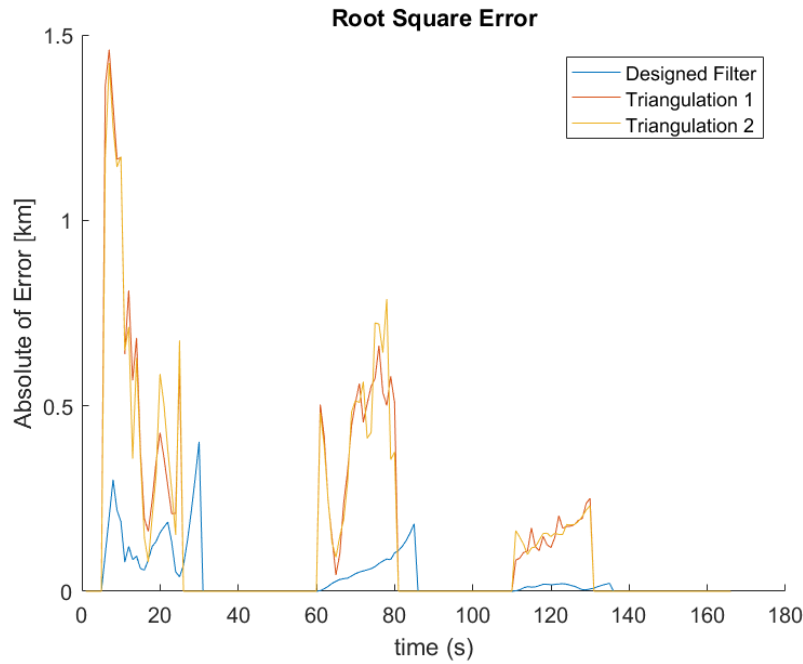


Figura 30 – Simulação de Rastreo de Veículo Suborbital com Perda de Sinal Radar

A Tabela ?? apresenta métricas de desempenho para a estimação de posição durante os intervalos simulados de perda de sinal radar. Observe que para todas as métricas, o RMSE (*Root Mean Square Error*), o MAE (*Mean Absolute Error*) e o MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), a estimação utilizando o filtro projetado apresenta desempenho superior ao da triangulação sem o filtro.

Tabela 3 – Performance Metrics.

Tracking Method	RMSE	MAE	MAPE
Designed Filter	0.090	0.064	0.007
Triangulation 1	0.519	0.402	0.042
Triangulation 2	0.510	0.398	0.040

Para efeitos de comparação, a mesma metodologia foi implementada e simulada considerando o parâmetro relacionado à suavidade dos *clusters* m para valores de 1.1 e de 2.5.

Utilizando o valor de $m = 1.1$, obteve-se o desempenho apresentado na tabela 4.

Utilizando o valor de $m = 2.5$, obteve-se o desempenho apresentado na tabela 5.

Ao comparar os resultados para diferentes valores de m , observou-se que $m = 1.5$ apresentou um desempenho com menores níveis de erros, se comparado a valores $m = 1.1$ e $m = 2.5$.

É importante destacar que as métricas de desempenho apresentadas consideram a simulação de três intervalos com duração de 20 segundos cada, como mencionado anteriormente. Durante o restante do voo, o sinal de radar também serviu como entrada do observador do filtro projetado. O sinal de radar é importante neste processo pois auxilia o filtro a melhorar a sua precisão através do observador. Se considerarmos o voo completo sem nenhum sinal de radar disponível, o filtro projetado não terá o mesmo desempenho.

O segundo cenário simulado inclui intervalos em que nem sinal de radar nem sinal de triangulação estão disponíveis, portanto a propagação baseada no Filtro de Kalman foi utilizada durante este intervalo cego. O Filtro de Kalman utilizado possui os parâmetros de covariância do ruído do processo $Q = 10^{-3}I$, covariância do ruído de medição $R = 10^{-1}I$ e matriz de covariância do erro inicial de $P_0 = 10^3I$.

Neste segundo cenário, uma perda de sinal radar foi simulado entre os intervalos de 5 a 30 segundos, de 60 a 85 segundos e de 110 a 135 segundos, e uma perda de sinais de triangulação foi simulada entre os intervalos de 20 e 25 segundos, de 80 a 85 segundos e de 125 a 130 segundos.

A Figura 31 mostra que mesmo no cenário simulado de completa perda de sinal, o filtro é capaz de propagar a dinâmica do veículo com base em posições anteriores para estimar sua posição. É válido pontuar que a propagação da dinâmica do veículo não prevê que haja uma mudança repentina na sua trajetória, como pode ocorrer em caso de um veículo controlado na fase propulsada em um cenário em que o veículo apresente problemas em seus sensores inerciais. Assim, a propagação apenas considera que a dinâmica

Tabela 4 – Performance Metrics.

Tracking Method	RMSE	MAE	MAPE
Designed Filter	0.093	0.068	0.007
Triangulation 1	0.519	0.402	0.042
Triangulation 2	0.510	0.398	0.040

Tabela 5 – Performance Metrics.

Tracking Method	RMSE	MAE	MAPE
Designed Filter	0.100	0.076	0.007
Triangulation 1	0.519	0.402	0.042
Triangulation 2	0.510	0.398	0.040

seria mantida. Este fato deve ser levando em consideração para a tomada de decisão de terminação de voo, caso necessário.

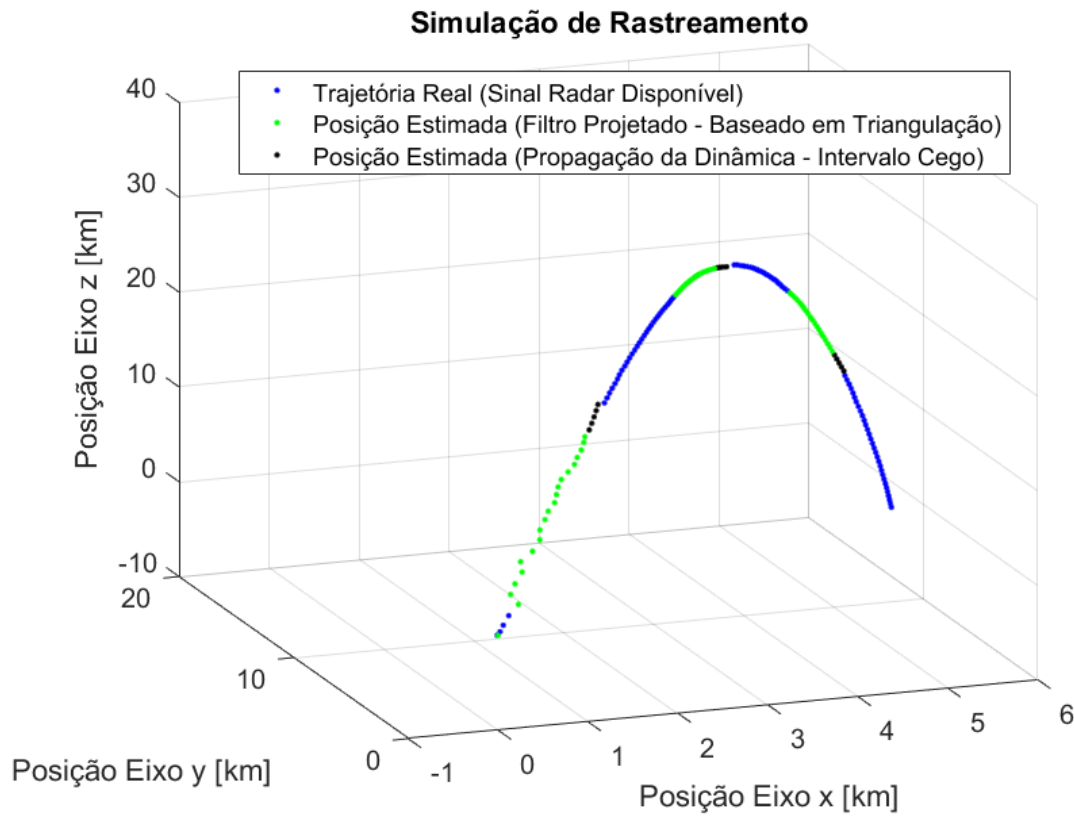


Figura 31 – Simulação de Rastreio de Veículo Suborbital com Perda de Sinal Radar e Perda de Sinal de Triangulação

5 Considerações Finais

Este trabalho apresenta um método para estimação de posição de um veículo suborbital usando triangulação de antenas. Objetiva-se elevar a capacidade do Centro de Lançamento para rastrear os veículos mesmo em cenários de indisponibilidade temporária dos radares de trajetografia. Também, este trabalho apresenta um método para projeto de filtro dinâmico com observador, baseado em sistema nebuloso, que melhora a precisão da estimação da posição do veículo. Algumas simulações foram realizadas considerando diferentes cenários de perda de sinal de radar durante o voo suborbital.

Os resultados mostram que as técnicas de triangulação de antenas passivas permitem estimar a posição do foguete, contudo é necessário a implementação de um filtro dinâmico para melhorar a acurácia da estimação. A utilização apenas da triangulação apresenta elevados erros de estimação, que podem ser atribuídos às dinâmicas dos sensores, às limitações dos servomecanismos das antenas e às distorções da direção de propagação do sinal recebido.

O projeto do filtro dinâmico para atenuar o erro de estimação foi apresentado. Foi considerado uma abordagem nebulosa com a separação da trajetória em *clusters* para lidar com as não linearidades da dinâmica do voo. Observou-se que a implementação do filtro reduziu os erros de estimação da triangulação, entregando um resultado com maior precisão. O filtro projetado implementa um observador, que se beneficia dos sinais dos radares, enquanto estes estiverem disponíveis, para atualizar sua estimação.

No cenário de perda do sinal radar, o filtro projetado não se utiliza do observador, contudo ainda assim entrega uma estimação da posição do foguete baseado nos sinais de triangulações somente. Observa-se que esta estimação possui um erro menor se comparado à triangulação, contudo o grande tempo de permanência nesse cenário pode ocasionar elevação no erro de estimação, uma vez que o observador não garante a atualização do filtro.

Também foi considerado cenário de perda total dos sinais, incluindo perda dos sinais de triangulação. Para este cenário foi utilizado a abordagem de propagação da dinâmica do foguete. Observa-se contudo que no caso de um veículo controlado, a sua dinâmica pode mudar radicalmente através de suas superfícies de controle e de seus atuadores. Portanto, para estes tipos de veículos, deve-se considerar também as possíveis trajetórias durante o tempo de perda dos sinais dos sensores.

Por fim, para trabalhos futuros, pode-se estudar e definir os erros esperados de estimação da metodologia proposta, bem como utilizar tais valores de erros para a definição das margens do envelope da trajetória de um voo seguro. Também pode-se estudar a

otimização da implementação da metodologia visando a viabilidade e o desempenho computacional dos algoritmos em tempo real durante um lançamento além do estudo de aplicação da etapa de identificação durante o voo de forma adaptativa.

Referências

ABREU, J. A. P. de; OLIVEIRA, R. C. L. de; NETO, J. V. da F. Rocket tracking impact point prediction using alpha-beta, standard kalman, extended, kalman, and unscented kalman filters: a comparative analysis. In: *Research, Society and Development*. [S.l.: s.n.], 2020. v. 9, n. 3, p. e42932022. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.

Agencia Espacial Brasileira. In: *Regulamento Técnico Geral da Segurança Espacial*. [S.l.: s.n.], 2020. Citado na página 89.

Agencia Espacial Brasileira. In: *Regulamento Técnico da Segurança para Lançamento e Voo*. [S.l.: s.n.], 2020. Citado na página 91.

AGUIRRE, L. A. *Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas lineares e não lineares: Teoria e aplicação*. 4th. ed. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2015. Citado 3 vezes nas páginas 42, 47 e 60.

ALAMINO, A. C. In: *Centro de Lançamento de Alcântara: Uma Janela Brasileira para o Futuro*. [S.l.: s.n.], 2014. Citado 4 vezes nas páginas 15, 87, 88 e 89.

BRAUN, B.; GRILLENBERGER, A.; MARKGRAF, M. Performance analysis of an imu-augmented gnss tracking system on board the maius-1 sounding rocket. In: *CEAS Space Journal*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 407–425. Citado na página 24.

Centro de Lançamento de Alcântara. In: *Manual de Segurança Operacional do CLA*. [S.l.: s.n.], 2017. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 91.

Centro de Lançamento de Alcântara. *Missão*. 2021. [Acessado em: 15-Set-2021]. Disponível em: <<http://www2.fab.mil.br/cla/index.php/missao>>. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 87.

CHELSTOWSKI, T. et al. Long range radio location system employing autonomous tracking for sounding rocket. In: *2018 22nd International Microwave and Radar Conference (MIKON)*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 400–403. Citado na página 26.

CRASSIDIS, J. L.; JUNKINS, J. L. Optimal estimation of dynamic systems. In: . [S.l.]: CHAPMAN HALL/CRC, 2004. ISBN 58488-391-X. Citado na página 41.

D'AMATO, A. S. *Setor Espacial Brasileiro*. 2019. <https://www.gov.br/defesa/pt-br/arquivos/ensino_e_pesquisa/defesa_academia/cedn/xxi_cedn/7a_oa_programaa_estrategicoa_dea_sistema_espaciais_daa_forcaa_aerea.pdf>. [Acessado em: 15-Set-2021]. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 89.

DIRACO, G.; URREA, C.; AGRAMONTE, R. Kalman filter: Historical overview and review of its use in robotics 60 years after its creation. *Journal of Sensors*, 2021. ISSN 1687-725X. Citado na página 41.

do Nascimento, E. O.; de Oliveira, L. N. Numerical optimization of flight trajectory for rockets via artificial neural networks. *IEEE Latin America Transactions*, v. 15, n. 8, p. 1556–1565, 2017. Citado na página 86.

- ETTL, J.; SCHMIDT, A. Using onboard data fusion of imu and gnss for improvement of scientific rocket flights. In: *69th International Astronautical Congress*. [s.n.], 2018. Disponível em: <<https://elib.dlr.de/124415/>>. Citado na página 25.
- Federal Aviation Administration. *Flight Safety Analysis Handbook*. Washington, DC, USA: [s.n.], 2011. Citado na página 23.
- Gómez Martínez, H.; GIORGI, G.; EISSFELLER, B. Pose estimation and tracking of non-cooperative rocket bodies using time-of-flight cameras. *Acta Astronautica*, v. 139, p. 165–175, 2017. ISSN 0094-5765. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0094576517301832>>. Citado na página 25.
- JAIN, A. K.; DUBES, R. C. In: *Algorithms for Clustering Data*: Perilous adventures in the competition to measure the earth. [S.l.]: Prentice Hall, 1988. ISBN 013022278X, 9780130222787. Citado na página 29.
- Júnior, J. S. S.; COSTA, E. B. M. Data-driven fuzzy modelling methodologies for multivariable nonlinear systems. In: *2018 International Conference on Intelligent Systems (IS)*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 125–131. Citado na página 56.
- JUANG, J.-N. *Applied System Identification*. [S.l.]: Prentice Hall PTR, 1994. Citado 2 vezes nas páginas 52 e 53.
- KALMAN, R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, v. 82, n. 1, p. 35–45, 03 1960. Citado na página 41.
- LI JIE PAN, Y. L. S. P. W.; LIU, Y. A kalman filtering for linear discrete-time system with unknown inputs. *2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*, Shenyang, China, 2018. Citado na página 59.
- MA, J.; YANG, J.; HOWARD, S. K. A clustering algorithm based on fuzzy sets and its application in learning analytics. In: *2019 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–6. Citado na página 50.
- MACEDO, A. M.; SERRA, G. L. d. O. Localização de veículos aeroespaciais por triangulação de antenas. *Simpósio de Aplicações Operacionais em Áreas de Defesa*, São José dos Campos, SP, Brasil, 2020. Citado na página 48.
- MALANOWSKI, M. et al. Detection of supersonic rockets using passive bistatic radar. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, v. 33, n. 1, p. 24–33, 2018. Citado na página 25.
- MURDIN, P. In: *Full Meridian of Glory*: Perilous adventures in the competition to measure the earth. [S.l.]: Copernicus, 2009. Citado na página 45.
- Omnisys grupo Thales. *Radar de Trajetografia Banda C*. [S.l.], 2010. [Acessado em: 10-Jul-2019]. Disponível em: <http://www.omnisys.com.br/prod_radar_trajetografia.asp>. Citado na página 23.
- PIRES, D. S.; SERRA, G. L. de O. In: *Evolving Fuzzy Kalman Filter: A Black-Box Modeling Approach Applied to Rocket Trajectory Forecasting*. [S.l.]: Springer, Cham, 2018. ISBN 978-3-319-95312-0. Citado na página 53.

Robert Babuska. *Fuzzy Modeling for Control*. New York, USA: Springer Science Business Media, LLC, 1998. Citado 3 vezes nas páginas 31, 38 e 40.

SARKAR, N.; RAO, K.; SHUBHANGA, K. N. A comparative study between prony and eigensystem realization algorithm for identification of electromechanical modes. In: *2018 20th National Power Systems Conference (NPSC)*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–6. Citado na página 54.

TAKACS, M. MAMdani-type Implication Inference with Degree of Coincidence. 2003. Citado na página 37.

Wallops Flight Facility. *Range Safety Manual RSM2002C*. Wallops Island, Virginia, USA: Natinal Aeronautics and Space Administration (NASA), 2002. Citado na página 23.

WIJTVLIET, M. et al. Pr3: A system for radio-interferometry and radiation measurement on sounding rockets. *Microprocessors and Microsystems*, v. 77, p. 103163, 2020. ISSN 0141-9331. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0141933120303306>>. Citado na página 26.

Apêndices

APÊNDICE A – Contextualização

A.1 Início do Programa Espacial Brasileiro

O desejo de explorar a natureza é sempre constante no ser humano, que vê na tecnologia uma oportunidade de alcançar o desconhecido. A pesquisa sobre os conhecimentos do universo e os meios para acessar o espaço tem sido cada vez mais investido pela humanidade.

O acesso ao espaço bem como o avanço e uso da tecnologia espacial tem proporcionado grandes avanços para a vida cotidiana, além de reafirmar a soberania de nações detentoras de tais tecnologias. No Brasil, todas as atividades aeronáuticas foram concentradas em 1941 no então Ministério da Aeronáutica. Este novo órgão governamental tinha como atividade, dentre outras, a de realizar estudos alusivos aos fenômenos ligados ao espaço exterior. O objetivo era dotar o Brasil de conhecimento e infraestrutura para se desenvolver na área espacial.

Uma das primeiras atividades do Brasil relacionadas ao espaço foi o acompanhamento, por uma estação de rastreamento, de um lançamento de engenhos espaciais realizado do Cabo Canaveral, nos Estados Unidos. A estação de rastreamento foi instalada pelos norte-americanos em Fernando de Noronha - PE. Na ocasião, técnicos norte-americanos e brasileiros registraram os sinais dos engenhos espaciais que sobrevoaram o Oceano Atlântico entre os anos de 1956 e 1959. Em 1957, com o lançamento do primeiro satélite artificial Suputínik I pela União Soviética, é dado início à Era Espacial, gerando grande expectativa e empenho para novos progressos na área.

Em 1964, o Ministério da Aeronáutica e o Conselho Nacional de Pesquisas assinaram um convênio para viabilizar o programa espacial brasileiro. O Grupo de Trabalho de Estudos de Projetos Especiais (GTEPE) foi criado para ser responsável pela operacionalização do convênio.

Após análises de algumas localidades no Brasil, o GTEPE escolheu a cidade de Natal para sediar o Campo de Lançamento de Foguetes da Barreira do Inferno (CLFBI), o que hoje é chamado de Centro de Lançamentos da Barreira do Inferno (CLBI). O primeiro foguete a ser lançado e rastreado foi o Nike-Apache (BI-6501/NA-01) em 1965, de fabricação norte-americana.

Os lançamentos realizados com os foguetes norte-americanos proporcionaram a aquisição de experiência que permitiram o Centro Técnico de Aeronáutica (CTA) iniciar os estudos para desenvolver uma família de foguetes de sondagem. Estes foguetes permitiam

levar carga úteis ao espaço com experimentos para viabilizar o programa espacial brasileiro.

Pode-se dividir um voo suborbital em três fases (do Nascimento; de Oliveira, 2017). A primeira fase é chamada de *boost*. Nela, o veículo decola e as forças de empuxo aumentam a velocidade do foguete. A segunda fase, chamada de *burnout*, ocorre após o fim de queima do propelente e é caracterizada pela diminuição da velocidade do veículo devido principalmente às forças aerodinâmicas resistivas. A terceira fase ocorre após o apogeu, em que a velocidade aumenta novamente até o momento de impacto na superfície.

Os foguetes nomeados SONDA I, SONDA II, SONDA III e SONDA IV foram projetados como passos importantes para o domínio da tecnologia e desenvolvimento até se chegar no Veículo Lançador de Satélites (VLS). Com a evolução dos projetos internacionais na área de espaço, o Brasil, através da Força Aérea Brasileira (FAB) escolheu um novo local para instalação de um novo centro de lançamento, tendo capacidade de operar com grandes lançadores. Assim, surgiu o Centro de Lançamento de Alcântara.

A.2 O Centro de Lançamento de Alcântara

Em 1979, a Missão Espacial Completa Brasileira (MECB) foi aprovada pelo Governo Federal, visando estabelecer competências para projetar, construir e operar um programa espacial completo, abrangendo tanto os satélites, quanto os veículos lançadores, bem como os centros de lançamento.

Segundo a MECB, o Ministério da Aeronáutica seria o responsável pelo estabelecimento do centro de lançamento e o veículo lançador, ao passo que o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) seria responsável pelo satélite.

A área da cidade história de Alcântara - MA foi escolhida para sediar a instalação de um novo centro de lançamento, com capacidade maior do que a do centro de lançamento já existente em Natal. Os critérios de escolha para o novo local incluíra a proximidade com a linha do Equador, visando a economia de combustível durante o voo; a proximidade de um grande centro urbano, a exemplo da cidade de São Luís; a capacidade de ampliação; a proximidade do mar para viabilizar a área de segurança nos momentos do lançamento; o clima favorável com estações bem definidas e ventos favoráveis. Na Figura 32 pode-se visualizar que o CLA é posicionado próximo à linha do equador, gerando uma vantagem para o caso de lançamento equatorial.

O Centro de Lançamento de Alcântara (CLA) foi criado para apoiar o lançamento de engenhos espaciais a partir de solo brasileiro. Assim, o Centro tem como missão executar as atividades de lançamento e rastreamento de engenhos aeroespaciais e de coleta e processamento de dados de suas cargas úteis, bem como a execução de testes e experimentos de interesse do Comando da Aeronáutica, relacionados com a Política Nacional de Desenvolvimento



Figura 32 – Posição do CLA (ALAMINO, 2014).

das Atividades Espaciais (PNDAE) (Centro de Lançamento de Alcântara, 2021).

O CLA portanto apoia operações de lançamento com suporte logístico, através de serviços e sistemas de meios de solo. Além disso, o CLA executa medições, através de seus sistemas de localização, compostos por radares de trajetografia e rastreo, permitindo verificar o desempenho dos voos realizados.

Também, o CLA desempenha atividades relacionadas à segurança operacional do lançamento, envolvendo tanto a segurança em solo quanto a segurança em voo do engenho espacial.

A primeira operação no CLA ocorreu em 1989, lançando 17 veículos da família SBAT. A inauguração oficial do Centro ocorreu em 1990 com o lançamento de um foguete SONDA II.

A.3 Foguetes Nacionais

O desenvolvimento de foguetes de sondagem pelo Brasil se iniciou com a família SONDA, sendo eles SONDA I, SONDA II, SONDA III e SONDA IV. A Figura 34 apresenta a imagem destes foguetes.

O SONDA I serviu como o protótipo nacional no campo de propelentes sólidos. O SONDA II, monoestágio, foi o passo que constituiu o segundo estágio do SONDA III. O SONDA III, bi-estágio, avançou no desenvolvimento de tecnologias como teledestruição

e telemedidas. O SONDA IV avançou no desenvolvimento do sistema de controle nos 3 eixos.



Figura 33 – Foguetes da Família Sonda (ALAMINO, 2014)

O VS40 é um foguete soborbital de dois estágios, sendo o primeiro o SONDA IV. O VS30 é monoestágio com apogeu entorno do 140 km , enquanto o VS-30 Orion possui dois estágios com apogeu entorno de 350 km . O VSB-30 é um veículo de sondagem com dois estágio com apogeu de 270 km para realização de experimentos em ambiente de microgravidade.

A Figura 34 apresenta o comparativo das dimensões entre foguetes de sondagens nacionais.

Com relação aos foguetes suborbitais nacionais de menores portes, temos o SBAT 70, que é um foguete com 70 mm de diâmetro pesando 8 Kg não guiado produzido pela empresa Avibrás.

A Avibrás em conjunto com o Comando da Aeronáutica também desenvolveu o

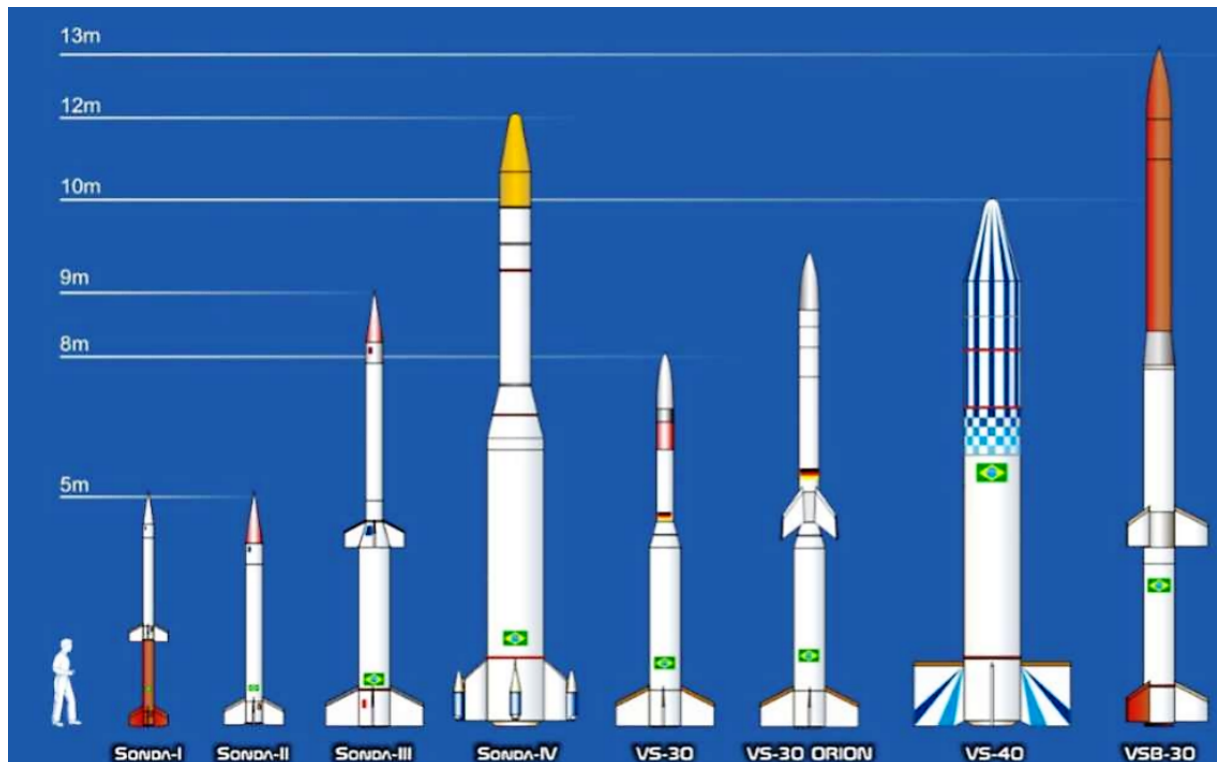


Figura 34 – Foguetes de Sondagens Nacionais (D'AMATO, 2019).

projeto da família de Foguetes de Treinamento, utilizados para treinamento operacional de pessoal e testes de equipamentos e sistemas no centro de lançamento. Estes veículos de treinamento foram projetados para suportar lançamento em condições adversas, com alta salinidade. Foram produzidos o Foguete de Treinamento Básico (FTB) e o Foguete de Treinamento Intermediário (FTI). Ambos são monoestágios com propelente sólido e instrumentados com telemetria na banda S. O FTB possui apogeu de 30 *km* podendo levar carga útil de até 5 *kg*, enquanto o FTI possui apogeu de 60 *km* podendo levar carga útil de até 30 *kg* (ALAMINO, 2014). Na Figura 35 ocorre um lançamento de um FTB a partir do CLA.

A.4 Segurança Operacional

A segurança operacional de um lançamento de foguetes tem como objetivo a proteção das pessoas, propriedades e o meio ambiente. Para isto, é definido o Operador da Segurança do Centro de Lançamento, como o responsável pela aplicação de processos que mitigam riscos inerentes à atividade espacial (Agencia Espacial Brasileira, 2020a).

O Operador de Segurança do Centro tem a competência e autoridade para interromper atividades avaliadas como perigosas em uma operação de lançamento, podendo ainda a intervir para neutralizar o veículo lançador em voo, com o objetivo de mitigar riscos. A intervenção se deve quando o veículo exceder seus limites preestabelecidos.



Figura 35 – Lançamento de Foguete de Treinamento Básico.

A Agência Espacial Brasileira (AEB) estabelece em seus regulamentos de segurança as competências do Operador de Segurança de Voo. Dentre suas competências, pode-se citar a de avaliar os riscos à segurança de voo, e reduzir tais riscos a níveis aceitáveis.

É o Operador de Segurança de Voo que é o responsável por aplicar medidas de intervenção necessárias durante um lançamento.

O centro de lançamento deve analisar os riscos de um voo abrangendo toda a superfície terrestre e marítima bem como o volume aéreo ao qual o veículo espacial pode representar perigo. Para isto, as seguintes zonas são definidas.

Zona Protegida (ZP) Domínio terrestre, marítimo e aéreo no qual o lançamento do veículo não pode gerar riscos superiores aos explícitos no regulamento de segurança espacial da AEB e nas diretrizes de segurança do centro.

Zona Não Protegida (ZNP) Complemento terrestre, marítimo e aéreo da Zona Protegida. Nesta área o veículo pode deslocar livremente. É onde também se planeja o impacto na superfície.

Zona Não Protegida Principal (ZNPP) É definida dentro da Zona Não Protegida para os casos de necessidade de presença de pessoas nesta área. Assim, defini-se regras específicas de proteção. É a zona de possível impacto do veículo em caso de anormalidade durante a decolagem.

Um exemplo da divisão de Zona Protegida e Zona Não Protegida na localidade de Alcântara pode ser visualizado na Figura 36.

Pela ótica da segurança de voo, pode-se classificar os veículos espaciais em duas categorias, sendo elas veículos de segurança intrínseca e veículo de segurança não intrínseca.

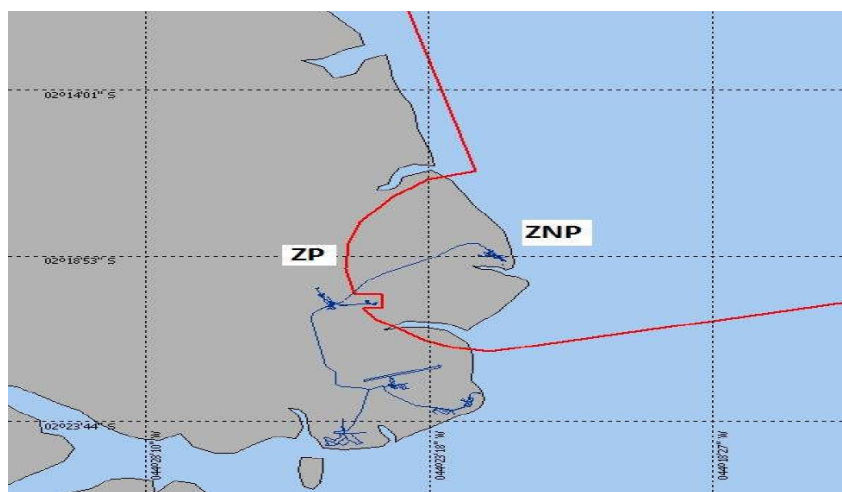


Figura 36 – Exemplo de Zona Protegida (ZP) e Zona Não Protegida (ZNP) ([Centro de Lançamento de Alcântara, 2017](#)).

Para se classificar um veículo como de segurança intrínseca, deve-se garantir duas características. Primeiramente deve-se demonstrar por estudo teórico que os riscos inerentes ao lançamento de tal veículo sejam compatíveis com os regulamentos de segurança da AEB bem como do centro de lançamento. E também deve-se confirmar os estudos teóricos por meio de resultados experimentais, tanto em cenários de operação normal quanto em cenários de falha.

Um veículo é classificado como de segurança não intrínseca caso ele não seja classificado como de segurança intrínseca, seja porque seus riscos são elevados, ou ainda porque não se pôde confirmar os estudos teóricos. Neste caso, obrigatoriamente o centro deverá dispor de um sistema de terminação de voo.

Todo lançamento de veículo controlado, ou seja, que possui capacidade de atuar para mudar sua trajetória, deve possuir um sistema de terminação de voo. Assim, os lançamentos de veículos que possuem capacidade de violar o envelope de segurança de voo definido previamente também devem possuir sistema de terminação de voo ([Agencia Espacial Brasileira, 2020b](#)).

O sistema de terminação de voo é comandado em solo pelo Operador de segurança do centro designado para esta finalidade. O sistema atua no veículo interrompendo o empuxo, impedindo qualquer autopropulsão.

Os critérios para o comando de terminação de voo são definidos para cada missão e documentados no Plano de Segurança de Voo ([Centro de Lançamento de Alcântara, 2017](#)).

Um sistema de rastreamento da trajetória do veículo é parte integrante da segurança de voo, auxiliando os operadores de segurança a tomar decisões, além de permitir análise do desempenho do veículo. Durante toda a fase de lançamento, o sistema de rastreamento deverá estar associado ao veículo, provendo seus dados de posição em tempo real.

É previsto o comando de terminação de voo caso haja perda da capacidade de determinar a localização de veículo após o lançamento.