THIAGO TOSHIO MATSUMOTO

Modelagem e simulação de veículo aéreo não tripulado autônomo para avaliação de risco de colisão com outras aeronaves

São Paulo

(2016)

THIAGO TOSHIO MATSUMOTO

Modelagem e simulação de veículo aéreo não tripulado autônomo para avaliação de risco de colisão com outras aeronaves

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Ciências

São Paulo

(2016)

THIAGO TOSHIO MATSUMOTO

Modelagem e simulação de veículo aéreo não tripulado autônomo para avaliação de risco de colisão com outras aeronaves

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Ciências

Área de Concentração: Engenharia de Computação

Orientador: Prof. Dr. João Batista Camargo Junior.

São Paulo

(2016)

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, _____ de _____ de _____

Assinatura do autor: _____

Assinatura do orientador: _____

Catalogação-na-publicação

Matsumoto, Thiago Toshio
Modelagem e simulação de veículo aéreo não tripulado autônomo para avaliação de risco de colisão com outras aeronaves / T. T. Matsumoto -- versão corr. -- São Paulo, 2016.
70 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Computação e Sistemas Digitais.

1.AERONAVES NÃO TRIPULADAS 2.INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL 3.ANÁLISE DE RISCO 4.SIMULAÇÃO DE SISTEMAS I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Computação e Sistemas Digitais II.t.

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Dr. João Batista Camargo Jr. pela orientação e paciência, pelos ensinamentos e pelo apoio prestado no desenvolvimento do presente trabalho.

Aos colegas do Grupo de Análise de Segurança da Escola Politécnica da USP pelas sugestões apresentadas durante o desenvolvimento dos diversos artigos elaborados ao longo do desenvolvimento da pesquisa.

Aos Srs. Mykel J. Kochenderfer e Matthew W. M. Edwards pela disponibilização dos *scripts* necessários para amostragem de trajetórias conforme modelo de encontro de aeronaves, os quais foram de grande importância para a realização do presente trabalho.

Aos bolsistas de iniciação científica que puderam auxiliar na elaboração de scripts e código fonte para a implementação da metodologia proposta para a pesquisa.

Ao apoio parcial obtido por intermédio do Acordo de Projeto #2015-132 entre a Boeing Research & Technology e a USP na área de pesquisa de tecnologia de segurança na aviação e gerenciamento de tráfego aéreo.

RESUMO

O crescimento do interesse pelas possíveis aplicações civis de Veículos Aéreos Não Tripulados (VANT) vem resultando em pressões por diversos setores da sociedade para a regulamentação do uso desse tipo de veículo, sobretudo em espaço aéreo não segregado. No entanto, uma vez que a segurança crítica (*safety*) no sistema de tráfego aéreo é um item de extrema importância, faz-se necessário aprofundar o conhecimento a respeito do assunto. A fim de se criarem meios que permitam um maior entendimento dos riscos de segurança associados a esse tipo de aplicação, propõe-se nesse trabalho uma abordagem baseada em modelagem e simulação computacional para avaliação de risco de colisão de VANT com outras aeronaves. Os conceitos utilizados para modelagem, implementação e avaliação do VANT são apresentados junto aos resultados preliminares obtidos. Também são apresentados o estado da arte do tema abordado e as atividades futuras de pesquisa a serem realizadas.

Palavras-Chave: VANT. *Safety*. Risco de colisão. Simulação.

ABSTRACT

The growing interest in possible civil applications of Unmanned Aerial Vehicles (UAV) has resulted in pressure from various sectors of society to regulate the use of this type of vehicle, especially in non-segregated airspace. However, since the critical safety in the air traffic system is an item of major importance, it is necessary to deepen the knowledge on the subject. In order to create means to permit a better understanding of the safety risks associated with this type of application, it is proposed herein an approach based on computer modeling and simulation for assessment of collision risk of an UAV and other aircraft. The concepts used for modeling, implementation and evaluation of UAVs are presented along with preliminary results. Additionally, the state of the art of the theme discussed and future research activities to be performed are presented as well.

Keywords: UAV. Safety. Collision risk. Simulation.

LISTA DE ABREVIATURA E SIGLAS

ADS-B	*Automatic Dependent Surveillance – Broadcast*
ATC	*Air Traffic Control*
DECEA	Departamento de Controle do Espaço Aéreo
FAA	*Federal Aviation Administration*
GNSS	*Global Navigation Satellite System*
GPS	*Global Positioning System*
HIL	*Hardware In the Loop*
LfD	*Learn from Demonstration*
NMAC	*Near Mid-Air Collision*
OACI	Organização da Aviação Civil Internacional
PAS	*Piloting Autonomous System*
SVM	*Support Vector Machine*
TCAS	*Traffic Alert and Collision Avoidance System*
VANT	Veículo Aéreo Não Tripulado
UAS	*Unmanned Aircraft System*

SUMÁRIO

1 Introdução 8
1.1 Motivação 8
1.2 Justificativa 8
1.3 Objetivos 9
1.4 Observações 10
2 Revisão da literatura 11
2.1 Conceitos relevantes para a pesquisa 11
2.1.1 Piloto remoto e regulamentação vigente 11
2.1.2 Sistema Autônomo de Pilotagem 12
2.1.3 Aprendizado por demonstração 13
2.1.4 Cultura de aprendizagem 14
2.1.5 Máquina de Vetores de Suporte 14
2.1.6 Modelos de encontro de aeronaves e avaliação de risco de colisão 16
2.2 Trabalhos relacionados – Estado da arte 17
2.2.1 Controle autônomo de VANT 17
2.2.2 Avaliação da capacidade de prevenção de colisões 18
3 Metodologia proposta 19
3.1 Identificação dos cenários 19
3.1.1 Regras do ar 19
3.1.2 VANT autônomo no sistema de Controle de Tráfego Aéreo 20
3.2 Definição do modelo de controle de VANT autônomo baseado em aprendizagem 21
3.2.1 Definição do modelo de aeronave a ser considerado para o VANT 21
3.2.2 Considerações de sensoriamento para o modelo de VANT adotado 22
3.2.3 Modelo de sistema de controle baseado em aprendizado 23
3.3 Definição do conjunto de dados de demonstração 27
3.3.1 Definição de trajetórias de conflito 28
3.3.2 Definição do cenário de conflito – posição e direção (proa) iniciais do VANT 28
3.3.3 Critério de separação entre aeronaves 30
3.3.4 Construção de trajetória de demonstração 30
3.4 Treinamento do modelo e avaliação do risco de colisão 31
3.5 Verificação do modelo 32
3.5.1 Simulador de voo 33
3.5.2 Integração do modelo de controle ao simulador de voo 34
4 Resultados obtidos 36
4.1 Processamento dos scripts dos modelos de encontro de aeronaves 36
4.2 Geração de cenários de conflito 37
4.3 Definição do conjunto de treinamento 39
4.4 Implementação do modelo 42
4.4.1 Modelo de percepção situacional 42
4.4.2 Controle do VANT baseado em regressão por SVM 43
4.5 Treinamento e avaliação de risco de colisão 43
4.5.1 Resultados iniciais 44
4.5.2 Filtragem dos dados de treinamento 48
4.5.3 Variação do critério de separação 48
4.5.4 Variação do parâmetro $\boldsymbol{\nu}$ da regressão por SVM 49
4.6 Integração com simulador de voo 51

4.6.1 Adaptações realizadas para integração do modelo treinado ao simulador de voo 52
4.6.2 Resultados obtidos com o simulador de voo 54
4.7 Discussão dos resultados 59
5 Considerações finais 61
5.1 Conclusões 61
5.2 Limitações da abordagem e pesquisas futuras 62
5.2.1 Premissas adotadas 62
5.2.2 Variáveis inerentes à metodologia proposta 65
Referências 67

1 INTRODUÇÃO

O presente trabalho tem como tema de pesquisa os Veículos Aéreos Não Tripulados, com especial atenção em relação à segurança (*safety*) quando utilizados em espaços aéreos não segregados. A seguir, são apresentados a contextualização do tema e os objetivos definidos para o trabalho.

1.1 MOTIVAÇÃO

Com o aumento da exposição de VANT, por exemplo, pela utilização em situação de conflitos militares, ocorreu um aumento de interesse por parte da sociedade civil e do setor público por possíveis aplicações não militares desse tipo de veículo (HOFFMANN, 2010), (ELIAS, 2012), tais como vigilância aérea de regiões de fronteiras, mapeamento topográfico e policiamento. Porém, tais tipos de aplicações requerem que o VANT seja integrado, de alguma forma, a um espaço aéreo não segregado, onde realizará voos sobre áreas habitadas e compartilhará o espaço com outras aeronaves, em geral, tripuladas. Tendo em vista tal cenário, é possível notar a necessidade de se avaliar o impacto na segurança crítica que tal integração irá gerar quando a utilização do VANT tornar-se ainda mais uma realidade no espaço aéreo.

1.2 JUSTIFICATIVA

Conforme discutido por Ramalingam, Kalawsky e Noonan (2011), a integração de VANTs a espaços aéreos não segregados representa um problema complexo, que envolve diversos interessados. Da perspectiva das autoridades de aviação civil, a principal preocupação é em relação à segurança (*safety*), mesmo em vista das pressões comerciais pela regulamentação dos VANTs. No entanto, a falta de conhecimento em relação ao assunto dificulta a elaboração de uma regulamentação adequada. Nesse sentido, a *Federal Aviation Administration* (FAA) – agência reguladora da aviação nos Estados Unidos – têm utilizado dados obtidos a partir de voos de VANTs realizados em caráter de teste, a fim de identificar, de forma mais clara, os problemas inerentes a esse tipo de aplicação (HOFFMANN, 2010). Além disso, em seu *roadmap* de integração de VANTs civil ao espaço aéreo (FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION, 2013), a FAA aponta diversos desafios que devem ser superados para que tal integração seja obtida de forma segura. Dessa forma, é possível afirmar que a integração de VANTs a um espaço aéreo não segregado (e,

consequentemente, ao sistema de gerenciamento de tráfego aéreo) representa um campo com diversas oportunidades para pesquisa científica.

Em relação à segurança crítica nesse tipo de aplicação, um importante aspecto a ser analisado é a capacidade do VANT de evitar colisões com outras aeronaves. Em aeronaves tripuladas convencionais, essa é uma funcionalidade que depende necessariamente, mas não exclusivamente, de ações do piloto (HOFFMANN, 2010). Mesmo com a existência de ferramentas de auxílio, tais como o *Traffic Collision Avoidance System* (TCAS) e as orientações de um controlador de tráfego aéreo (ATCo), tais recursos não eximem o piloto da responsabilidade de evitar uma colisão aérea (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2005). Devido a tal responsabilidade, considera-se que, numa aeronave tripulada convencional, o piloto deve ser capaz de Ver e Evitar (*see and avoid*) outras aeronaves (CONTARINO, 2010)(MOODY; STRAIN, 2009). Logo, na utilização do VANT, a ausência de um piloto a bordo da aeronave pode representar a perda de uma camada de proteção em relação à capacidade de evitar colisões, principalmente, em situações de voo autônomo. Portanto, faz-se necessária a identificação e a avaliação de possíveis métodos que auxiliem o VANT na prevenção de colisões, de forma semelhante à capacidade de Ver e Evitar do piloto em aeronaves tripuladas.

É importante ressaltar que nesse trabalho propõe-se a avaliação de risco de colisão por meio de modelagem e simulação computacional. A utilização desse tipo de ferramenta permite a realização de testes de conceito anteriores à implementação real, permitindo, dessa forma, que eventuais limitações sejam identificadas sem o risco de ocorrência de perdas materiais em decorrência de eventos indesejados. As informações obtidas dessa forma deverão contribuir para o aumento do conhecimento sobre o VANT em análise, podendo futuramente constituir uma das etapas de um processo de certificação das agências reguladoras.

1.3 OBJETIVOS

O objetivo geral do presente trabalho é a implementação de um modelo de sistema de controle[1] de VANT autônomo que apresente uma capacidade de evitar colisões

[1] No presente trabalho, o termo “modelo de controle” é utilizado para se referir ao modelo responsável pela tomada de decisão de manobra para o VANT em situação de conflito com outra aeronave. Dessa forma, ressalta-se que a abordagem utilizada nesse trabalho não se baseia em conceitos de teoria de controle, ainda que tal abordagem possa ser aplicável.

com outras aeronaves de forma semelhante a um piloto humano. Tal objetivo envolve os objetivos específicos apresentados a seguir:

- Identificação de métodos e tecnologias que possam auxiliar na modelagem de sistemas de controle de um VANT com foco na capacidade de evitar colisões com outras aeronaves.
- Definição de um modelo de controle para o VANT capaz de evitar colisões.
- Identificação de métricas que permitam a avaliação do modelo proposto de controle de uma aeronave VANT e que possam ser usadas em outros modelos encontrados na literatura e na aplicação real de uma aeronave VANT. Essa comparação está relacionada com sua capacidade de evitar colisões com outras aeronaves.
- Identificação de ferramentas de simulação que permitam a obtenção de dados para avaliação da capacidade de evitar colisões de acordo com as métricas identificadas.
- Avaliação do modelo de controle proposto por meio de simulação e verificação de sua capacidade de controle em plataforma de testes.

1.4 OBSERVAÇÕES

Em relação às unidades de medida utilizadas ao longo desse documento, procurou-se adotar aquelas comumente utilizadas na aviação em vez do Sistema Internacional. Dessa forma, medidas de velocidade e de distância, por exemplo, são apresentadas respectivamente em nós e em pés, de um modo geral.

2 REVISÃO DA LITERATURA

A revisão da literatura realizada nesse trabalho resultou na obtenção de dois conjuntos de informações detalhados a seguir. O primeiro conjunto engloba diversos conceitos relevantes para o presente trabalho. O segundo corresponde aos trabalhos relacionados (estado da arte), que permite a contextualização do presente trabalho no cenário da pesquisa científica atual.

2.1 CONCEITOS RELEVANTES PARA A PESQUISA

Inicialmente, a revisão da literatura serviu ao propósito de identificar conceitos relevantes para o trabalho de pesquisa proposto. Esta Seção é organizada da seguinte forma: na Subseção 2.1.1, apresentam-se os conceitos e critérios adotados atualmente por agências reguladoras de aviação (conforme regulamentação vigente) para a utilização de VANT e alguns dos aspectos (ex.: cenário de operação em modo autônomo) a serem analisados para operação do mesmo; na Subseção 2.1.2, apresentam-se considerações identificadas na literatura em relação à manutenção de níveis de segurança para a utilização de VANT em comparação com os níveis observados na aviação convencional (tripulada); nas Subseções 2.1.3 e 2.1.4, indica-se o conceito de aprendizagem computacional (especificamente, a partir de uma demonstração) como possível técnica para que a operação autônoma do VANT possa ser realizada com níveis de segurança equivalentes aos observados na aviação tripulada; na Subseção 2.1.5, é apresentada a técnica de Máquina de Vetores de Suporte, que representa uma possível forma de implementação de aprendizagem computacional; na Subseção 2.1.6, apresentam-se os modelos de encontro de aeronaves, utilizados para avaliação da capacidade de prevenção de colisão entre aeronaves.

2.1.1 Piloto remoto e regulamentação vigente

O arcabouço regulatório definido pela Organização da Aviação Civil Internacional (OACI) para integração do VANT ao sistema de aviação civil internacional (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2011) prevê apenas sua utilização como Aeronave Remotamente Pilotada (ARP). No entanto, conforme discutido por Gimenes *et al.* (2013), tal limitação se deve em parte à falta de embasamento científico em relação à segurança crítica de VANT autônomo.

Além disso, existem particularidades da operação de uma ARP que devem ser devidamente tratadas. Uma dessas particularidades é a necessidade da existência de comunicação sem fio entre a estação de controle em solo (local no qual o piloto remoto deve atuar) e a aeronave. Devido a tal particularidade, tornam-se necessárias a definição e a padronização de medidas de contingência para cenários de emergência (tais como no caso de falha do canal de comunicação), conforme apontado no *roadmap* publicado pela FAA (2013). Para tal tipo de cenário, a OACI (2015) considera que a medida mais adequada seria o pouso do VANT no local de pouso mais próximo designado previamente. Porém, durante a execução de tais medidas de contingência, o VANT operaria de forma autônoma, ainda que por um curto período de tempo. Esse cenário é considerado e explorado na presente pesquisa.

Outro aspecto relevante da operação de um ARP relaciona-se aos fatores humanos e à ergonomia da interface de controle remota. Conforme apontado por Waraich *et. al* (2013), de acordo com as informações apresentadas por Weibel e Hansman (2005), os VANTs utilizados pelo Departamento de Defesa dos Estados Unidos em operações militares apresentam taxas de acidentes 50 vezes maiores em relação à operação de aeronaves militares tripuladas. Além disso, Waraich *et. al* (2013) também identificam a necessidade de melhoria das interfaces de controle dos VANTs utilizando conceitos de automação e padrões relacionados a fatores humanos. No entanto, a utilização de um VANT autônomo poderia representar uma outra alternativa de mitigação desses problemas.

2.1.2 Sistema Autônomo de Pilotagem

Para a operação de um VANT de forma autônoma, Gimenes *et al.* (2013) propõem o conceito de um “sistema autônomo de pilotagem” (*Piloting Autonomous System* – PAS), que seria responsável pelas funções tradicionalmente desempenhadas pelo piloto humano. Tais funções incluem operações de manutenção da estabilidade do voo, navegação e comunicação com outras aeronaves e com os controladores em solo. Embora tais operações sejam realizadas com algum suporte provido por sistemas automáticos (especialmente em aeronaves modernas), o piloto ainda exerce papel importante. Especificamente para a capacidade de se evitar colisões, a responsabilidade do piloto é evidenciada pela OACI (2005), que estabelece que

nenhuma regra exime o piloto de tomar as devidas ações no sentido de evitar uma colisão.

O modelo de certificação para um PAS proposto por Gimenes *et al.* (2013) considera que tal sistema deve seguir os mesmos indicadores de qualidade aplicados a um piloto humano. Além disso, por considerarem segurança (*safety*) como um dos aspectos de maior importância no gerenciamento de tráfego aéreo, diversas autoridades de aviação civil têm adotado a política de exigir que o VANT atinja níveis de segurança iguais ou maiores aos observados em aeronaves tripuladas (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2011). Em especial, tendo em vista a possibilidade de colisão entre VANT e outras aeronaves, pode-se considerar que "a operação de um VANT adicional não deve causar um aumento no risco de colisão para uma aeronave civil convencionalmente pilotada (ACCP) maior do que o que seria causado por uma ACCP adicional" (BROOKER, 2013, tradução nossa).

É importante notar que o foco do presente trabalho é a análise do risco de colisões. No entanto, para atendimento ao critério de níveis de segurança equivalente na operação de VANT devem ser considerados diversos outros fatores (risco de queda do VANT sobre região habitada, por exemplo). Tais fatores podem servir de objeto de análise em trabalhos futuros.

2.1.3 Aprendizado por demonstração

Em virtude do critério de equivalência de desempenho entre VANT autônomo e aeronave tripulada, considera-se nesse trabalho que uma forma de se atingir tal equivalência de desempenho seria fazer com que o VANT "imite" o comportamento demonstrado por um piloto humano. O que tornaria isso possível seria o conceito computacional de aprendizado por demonstração (*Learning from Demonstration* – LfD). De acordo com a revisão apresentada por Argall *et al.* (2009), tal conceito é considerado um subconjunto de aprendizado supervisionado, no qual um conjunto de dados de treinamento, devidamente identificado, é apresentado a um agente, que deve inferir uma aproximação da função geradora desses dados. Especificamente no caso do aprendizado por demonstração, os dados de treinamento são obtidos a partir de exemplos de execução de uma dada tarefa realizados por um professor de demonstração.

Dessa forma, o conceito de aprendizado por demonstração representa uma técnica que pode ser utilizada para atribuir ao VANT uma capacidade autônoma, fazendo-se

uso das manobras definidas por um piloto humano (professor de demonstração) para a definição de um conjunto de dados de treinamento. Tal abordagem é apresentada com maiores detalhes na Seção 3.

2.1.4 Cultura de aprendizagem

Brooker (2013) identifica os sistemas de controle de tráfego aéreo (*Air Traffic Control* – ATC) como sendo organizações de alta confiabilidade (*High Reliability Organizations*), as quais têm a cultura de aprendizado como característica intrínseca. Com base nessa classificação, considera-se que a utilização de uma abordagem baseada em aprendizado computacional para a implementação de controle do VANT estaria em conformidade com os interesses dos sistemas de ATC.

Além disso, a OACI estabelece regras a serem seguidas nas situações de conflito entre aeronaves (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2005). Dessa forma, para o treinamento de um algoritmo de controle do VANT baseado em aprendizado computacional, seria possível selecionar um conjunto de treinamento que atenda devidamente as regras estabelecidas, excluindo-se possíveis manobras incorretas. Teoricamente, isso faria com que o algoritmo de controle do VANT aprendesse uma aproximação de um comportamento completamente seguro (de acordo com as regras definidas pela OACI). Tal abordagem poderia contribuir para o atendimento ao critério de níveis de segurança equivalentes em relação à aviação tripulada.

2.1.5 Máquina de Vetores de Suporte

Em aprendizagem computacional, assume-se um modelo definido de acordo com um conjunto de parâmetros (ALPAYDIN, 2010a):

$$y = g(x|\theta), \tag{1}$$

onde, no caso de um problema de regressão, y é um número obtido pela regressão, x corresponde à entrada e θ representa o conjunto de parâmetros do modelo.

Para o modelo $g(\cdot)$, foi definida a utilização do conceito de Máquina de Vetores de Suporte (*Support Vector Machine* – SVM), que é uma técnica de aprendizagem computacional que emprega métodos de otimização para calcular os coeficientes de regressão (ou o hiperplano de separação, no caso de um problema de classificação). Por ser formulada como um problema de otimização convexo, essa

técnica não requer ajustes em taxas de aprendizagem, verificação de convergência e afins (ALPAYDIN, 2010b). Além disso, foi possível identificar a existência de bibliotecas de software destinadas à implementação de SVM (CHANG; LIN, 2011), que puderam ser utilizadas para o presente trabalho.

Conforme apresentado por Vapnik (1995) *apud* Smola e Scholkopf (2004), a regressão gerada por meio de uma SVM pode ser resumida da seguinte maneira:

- Suponha um conjunto de dados de treinamento $\{(x_1, e_1), \cdots, (x_l, e_l)\} \subset X \times \mathbb{R}$, onde X representa o espaço de padrões de entrada.
- Encontre a função $f(x)$ que apresente no máximo um desvio ε em relação às etiquetas e_i dos dados de treinamento e que seja o mais plana possível.
- No caso de não ser possível obter-se uma precisão ε para todo o conjunto de treinamento, inclua uma função de perda para representar o desvio maior do que ε. Nesse caso, a definição de $f(x)$ depende de uma relação de compromisso entre o quão plana se deseja que a função f seja e a quantidade de desvio maior que ε que pode ser tolerado.

Considerando tal definição para o modelo apresentado em (1), $f(x)$ representaria o modelo $g(x|\theta)$, sendo que os parâmetros θ são definidos como combinações lineares dos padrões de entrada x_i do conjunto de treinamento.

O conceito de Máquina de Vetores de Suporte ainda apresenta a característica de permitir a inclusão de aspectos de não-linearidade no modelo. Conforme indicado por Smola e Scholkopf (2004), tal inclusão pode ser obtida por meio de um pré-processamento dos padrões de entrada x_i por meio de uma função (não linear) $\Phi: X \to \mathcal{F}$, responsável por mapear os padrões x_i em um espaço de características $\mathcal{F}$. Dessa forma, é possível modificar o modelo apresentado em (1) da seguinte forma:

$$y = g\left(\Phi(x)\middle|\theta_{\Phi(x)}\right). \tag{2}$$

Vale ressaltar que, ainda que seja possível apontar outras técnicas de aprendizagem computacional que possam ser utilizadas para representar o modelo $g(\cdot)$ da abordagem proposta, a comparação de diferentes técnicas de aprendizagem computacional não foi considerada como sendo parte do escopo desse trabalho. Dessa forma, não se realizou qualquer tipo de comparação de características da

SVM com as de outras técnicas para fins de seleção da técnica mais adequada. Tal comparação pode representar objeto de pesquisas futuras.

2.1.6 Modelos de encontro de aeronaves e avaliação de risco de colisão

Kochenderfer *et. al* (2010) propuseram um método de estimativa de risco de colisão entre aeronaves com base na modelagem do comportamento de diversos tipos de aeronaves a partir de informações de trajetórias reais observadas por meio de radar. Nesses modelos, redes bayesianas dinâmicas, com distribuições de probabilidades de Dirichlet, são utilizadas para estimar valores de acelerações e velocidades de uma aeronave a cada instante de tempo. Além disso, as distribuições de probabilidade posteriores foram calculadas utilizando as informações obtidas por radar correspondentes a situações de proximidade entre aeronaves. Também vale ressaltar que, para aeronaves consideradas convencionais (classificação que exclui planadores, balões e afins), Kochenderfer *et. al* (2010) definem dois tipos de modelos de encontro:

- Modelo correlacionado: modelo que descreve situações de encontro entre aeronaves em que ao menos uma delas recebe algum tipo de notificação proveniente do ATC referente à iminente condição de conflito. Nesse caso, para a definição da trajetória de uma das aeronaves, o modelo leva em consideração inclusive os parâmetros da aeronave conflitante.
- Modelos não-correlacionados: modelo que descreve situações de encontro entre aeronaves nos quais nenhuma delas recebe qualquer tipo de informações provenientes do ATC, de forma que a aeronave não toma ciência da condição de conflito iminente. Dessa forma, para a definição da trajetória, o modelo considera apenas parâmetros da própria aeronave.

Considera-se que tais modelos sejam capazes de gerar trajetórias que podem ser utilizadas para treinamento e avaliação de um algoritmo de controle do VANT, pois, “teoricamente, tais trajetórias se aproximam do comportamento apresentado por aeronaves reais em situações de proximidade com outras aeronaves.

O trabalho apresentado por Kochenderfer *et. al* (2010) também apresenta o conceito de *Near Mid-Air Collision* (NMAC), utilizado para se estimar o risco de colisão entre aeronaves. Uma situação de NMAC é definida como sendo a perda de separação entre aeronaves em 100 pés verticalmente e 500 pés horizontalmente. Além disso, pode-se assumir que a probabilidade de a condição de NMAC levar a uma colisão

efetiva é de 0,1, de acordo com o documento DO-298 emitido pela RTCA (2005) *apud* Kochenderfer *et. al* (2010). Dessa forma, utilizando-se as trajetórias definidas pelos modelos de encontro de aeronaves (gerando diversos cenários) e o conceito de NMAC, é possível obter uma estimativa de risco de colisão realizando-se uma simulação de Monte Carlo. Os resultados obtidos dessa forma poderão, então, ser utilizados para comparação do método proposto no presente trabalho com outras abordagens, incluindo aeronaves tradicionais pilotadas por humanos. Este trabalho pode ser considerado como uma futura pesquisa.

2.2 TRABALHOS RELACIONADOS – ESTADO DA ARTE

Numa segunda etapa da revisão da literatura, procurou-se identificar trabalhos que apresentassem uma abordagem semelhante à visualizada inicialmente para a presente pesquisa. Os métodos de controle autônomo para VANT e abordagens para estimativa de risco de colisão encontrados na literatura são apresentados de forma resumida a seguir.

2.2.1 Controle autônomo de VANT

Na literatura, é possível identificar algumas implementações de controle de VANT baseadas em aprendizagem. Hercus *et al.* (2013) e Fernández *et al.* (2011) apresentam implementações baseadas em redes neurais. Wzorek *et al.* (2010) utilizam o conceito de SVM para que um VANT seja capaz de aprender a escolher uma estratégia (dentre um conjunto de possíveis estratégias pré-determinadas) de replanejamento de caminho, seguindo uma relação de compromisso entre o tempo disponível para execução dos cálculos e a qualidade do novo caminho planejado. Além disso, Ross *et al.* (2013), apresentam a implementação de um controle de VANT baseado em conceitos de aprendizado por demonstração e de visão computacional, porém, considerando apenas obstáculos estáticos.

Também foi possível identificar diversos outros tipos de abordagens para controle de VANT visando evitar a ocorrência de colisões, mas que não são baseadas em aprendizagem computacional. Nieuwenhuisen e Behnke (2014) apresentam uma técnica que utiliza uma representação do espaço na forma de grafo para planejamento de caminhos e o conceito de campos potenciais artificiais (*Artificial Potential Fields*) para prevenção de colisões. Outra abordagem para planejamento de caminhos baseada em grafos é apresentada por Shanmugavel, Tsourdos e White

(2010). Lai *et al.* (2011) apresentam um método baseado em técnicas de otimização para a definição de trajetórias a serem seguidas pelo VANT. Bai *et al.* (2012) apresentam uma abordagem baseada em processo de decisão de Markov, visando minimizar o risco de colisão utilizando funções de ganho.

É importante notar que a maior parte dos trabalhos mencionados aborda apenas a solução do problema computacional. Dessa forma, tais trabalhos apresentam métricas de desempenho como *comprimento do caminho traçado pelo VANT* ou *tempo de processamento do algoritmo*. Apenas Lai *et al.* (2011) e Bai *et al.* (2012) utilizam conceitos relacionados ao ATC, tais como as regras do ar da OACI (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2005), ou consideram tecnologias utilizadas na aviação, como o *Traffic Collision Avoidance System* (TCAS), como base de comparação. A comparação do modelo proposto com tais modelos (Lai *et al.* (2011) e Bai *et al.* (2012)) pode ser realizada em futuros trabalhos de pesquisa.

2.2.2 Avaliação da capacidade de prevenção de colisões

O trabalho apresentado por Kochenderfer *et al.* (2010), apresenta um método de estimativa de risco que pode ser aplicada a qualquer tipo de aeronave, inclusive tripulada. Além disso, trabalhos de comparação de diferentes técnicas utilizadas para se evitar a ocorrência de colisão com VANT são apresentados por Holt, Biaz e Aji (2013) e por Alexopoulos *et al.* (2013). Tais trabalhos apresentam, cada um, uma análise comparativa de três técnicas, sendo que duas dessas técnicas são comuns nos dois trabalhos: busca de caminho baseado em algoritmo A* e campos potenciais artificiais. No entanto, esses trabalhos não consideram algoritmos baseados em aprendizagem e não apresentam uma comparação de tais técnicas com o desempenho de uma aeronave pilotada.

Por se tratar de uma abordagem bastante generalista em relação aos tipos de aeronaves, o método apresentado por Kochenderfer *et al.* (2010) mostra-se o mais adequado para avaliação de risco de colisão no presente trabalho, uma vez que as estimativas obtidas dessa forma poderão ser comparadas, em futuras pesquisas, com as de outras abordagens (inclusive com aeronaves tripuladas).

3 METODOLOGIA PROPOSTA

A seguir, a metodologia definida para o presente trabalho é detalhada. Inicialmente, são apresentados os cenários considerados para avaliação de risco de colisão. Em seguida, é apresentada a definição do modelo do problema utilizando os conceitos identificados na Seção 2.1. Por fim, são identificados os ensaios necessários para avaliação do modelo proposto. Vale ressaltar que versões iniciais da metodologia proposta foram apresentadas em artigos publicados (MATSUMOTO; VISMARI; CAMARGO JR, 2014a)(MATSUMOTO; VISMARI; CAMARGO JR, 2014b). A metodologia apresentada no presente trabalho corresponde a um refinamento dos trabalhos apresentados nesses artigos.

3.1 IDENTIFICAÇÃO DOS CENÁRIOS

Esta etapa do trabalho tem como objetivo identificar as características relevantes do espaço aéreo controlado ao qual o VANT seria integrado. Dessa forma, procurou-se identificar as regras definidas para operação das aeronaves tradicionais nesse ambiente, às quais o VANT também deve obedecer.

3.1.1 Regras do ar

A fim de se estabelecer um modelo de controle do VANT que define um comportamento para a aeronave que seja compatível com o sistema de tráfego aéreo, foram considerados os cenários de conflito entre aeronaves apresentados nas regras do ar da OACI (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2005)[2]. Tais regras estabelecem manobras a serem seguidas pelas aeronaves durante o voo considerando três possíveis cenários: aeronaves em aproximação de frente, em convergência e em ultrapassagem.

No presente trabalho, considerou-se o cenário de convergência entre VANT e aeronave tripulada, pois é possível identificar dois tipos de condições para esse tipo de conflito (discutidas a seguir, na Seção 3.1.2), sendo que o atendimento estrito das regras do ar pode requerer manobras distintas para as aeronaves em cada situação. Nesse cenário, as regras do ar estabelecem que a aeronave que tiver a outra a sua direita deve conceder o direito de passagem, evitando passar por cima,

[2] No Brasil, as regras do ar definidas pela OACI são regulamentadas por meio da ICA 100-12, emitido pelo Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA) da Aeronáutica (MINISTÉRIO DA DEFESA COMANDO DA AERONÁUTICA, 2013)

por baixo ou em frente da outra aeronave, a menos que haja distância suficiente e sejam considerados os efeitos da esteira de turbulência. As regras ainda definem algumas situações de exceção, relacionadas a condições de conflito com dirigíveis, planadores e balões. No entanto, foram adotadas as seguintes restrições para o presente trabalho:

- Apenas veículos propulsados serão considerados para definição de cenários de conflito com o VANT. Logo, não serão consideradas as exceções relacionadas aos dirigíveis, planadores e balões nem eventuais cenários de conflito com outro VANT.
- Ao ceder direito de passagem, o VANT sempre irá evitar passar por cima, por baixo ou em frente da outra aeronave, mesmo que a distância de separação permita esses tipos de manobras.

3.1.2 VANT autônomo no sistema de Controle de Tráfego Aéreo

A regra definida pela OACI (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2005) para resolução de conflito entre aeronaves em trajetória de convergência pode originar cenários em que uma aeronave tripulada tenha que ceder direito de passagem a um VANT. No entanto, no presente trabalho, considera-se que, numa situação de conflito de trajetórias entre VANT e uma aeronave tripulada, o VANT é que deve assumir inicialmente a responsabilidade de evitar colisão.

Além disso, adotou-se a premissa de que a aeronave tripulada não toma ciência em nenhum momento da existência do VANT. Em relação a tal premissa, é importante ressaltar que, na operação de aeronaves tripuladas convencionais, o ATCo exerce importante papel na resolução de conflito de trajetórias, emitindo orientações de eventuais desvios aos pilotos. Também é importante ressaltar que o TCAS é outro recurso que contribui para a prevenção de colisões, que se baseia na troca de mensagens entre aeronaves para detecção de eventuais conflitos. No entanto, considera-se a adoção de tal premissa como sendo válida dada a característica de segurança (*safety*) necessária para operação do VANT, considerando o pior contexto. Uma perda da capacidade de percepção da presença do VANT por parte da aeronave conflitante pode ser considerada como condição de operação degradada, fora das condições nominais.

As considerações supracitadas implicam:

- A necessidade de o VANT ter sempre que ceder direito de passagem à aeronave tripulada, mesmo que esteja à direita dessa aeronave.
- As trajetórias definidas pelos modelos de encontro de aeronaves descritos na Seção 2.1.6 devem ser obtidas a partir do modelo não-correlacionado, que corresponde a um modelo no qual a trajetória da aeronave é traçada sem considerar qualquer informação a respeito da aeronave conflitante. Tal condição é coerente com o fato de a aeronave tripulada não ter ciência da existência do VANT.

3.2 DEFINIÇÃO DO MODELO DE CONTROLE DE VANT AUTÔNOMO BASEADO EM APRENDIZAGEM

Nesta etapa do trabalho, procura-se definir um modelo do sistema de controle do VANT. Para isso, é necessário identificar: quais parâmetros dinâmicos do VANT podem ser controlados, quais características do ambiente podem ser observadas por tal sistema, e de que forma tal controle deve ser executado de acordo com as condições observadas do ambiente. Tal processo é detalhado a seguir.

3.2.1 Definição do modelo de aeronave a ser considerado para o VANT

Tanto para a definição de trajetórias de demonstração quanto para a realização das simulações propostas neste trabalho, é necessário considerar as limitações impostas pelas capacidades dinâmicas do VANT. Dessa forma, selecionou-se como plataforma de referência uma aeronave do modelo Cirrus SR-22, que, embora se trate de uma aeronave originalmente pilotada de forma convencional, já foi utilizada pela NASA como VANT (BARNSTORFF, 2012). De acordo com informações do fabricante (CIRRUS AIRCRAFT, 2014), tal modelo possui velocidade máxima de cruzeiro de 183 KTAS (*Knots True Airspeed*, velocidade real da aeronave em nós). Além disso, identificou-se que, para a alteração da proa (direção horizontal) da aeronave, existe a definição de uma taxa padrão correspondente a 3º/s (FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION, 2008), que resulta em uma mudança de proa de 360º em 2 minutos. No presente trabalho, adotou-se a premissa de que a velocidade do VANT será mantida constante durante a duração do conflito, sendo que as manobras do veículo correspondem apenas a alterações em sua proa. Dessa forma, definem-se os parâmetros dinâmicos que devem ser seguidos na definição das trajetórias de demonstração e nas simulações de avaliação de desempenho (em

relação à capacidade de prevenção de colisão) do modelo treinado, conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1 – Parâmetros dinâmicos adotados para o VANT de referência (Cirrus SR-22).

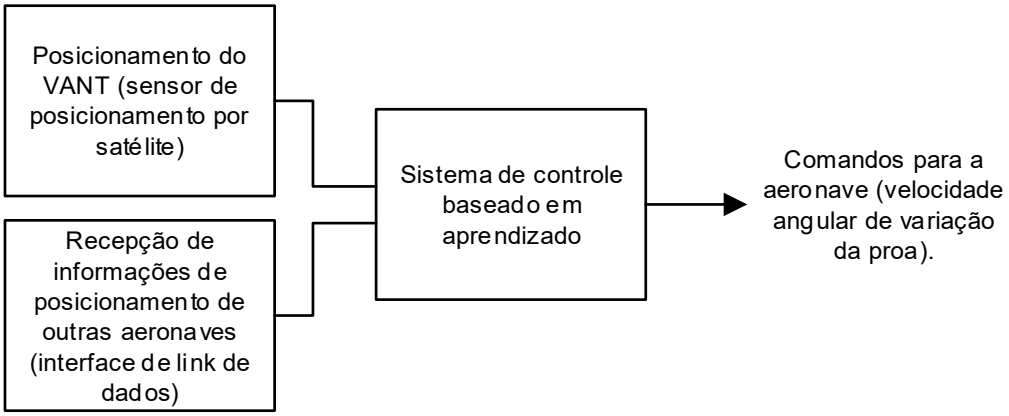
Parâmetro	**Valor**
Velocidade horizontal [kt]	100 (constante)
Taxa para execução de curva [graus/s]	[-3, 3]

3.2.2 Considerações de sensoriamento para o modelo de VANT adotado

De acordo com a formalização apresentada por Argall *et al*. (2009), o sistema de controle do VANT baseado em aprendizado por demonstração deve ser capaz de observar alguns estados do ambiente e definir ações adequadamente. Tal capacidade é semelhante à função de Ver e Evitar desempenhada por um piloto humano, a qual será substituída por funções baseadas em vigilância cooperativa na abordagem proposta nesse trabalho. Com base nesse conceito, assume-se que aeronaves que possam representar obstáculos para o VANT informam sua posição por meio da interface de comunicação de dados. Tal abordagem é similar à utilizada na tecnologia conhecida como *Automatic Dependent Surveillance-Broadcast* (ADS-B), na qual as aeronaves obtêm informações referente ao próprio posicionamento a partir de sistemas de satélites (*Global Navigation Satellite System* – GNSS) e transmitem tal informação em *broadcast* para as demais aeronaves. Conforme discutido por Moody e Strain (2009) a utilização de ADS-B em VANT de pequeno porte é mais adequada se comparado com o *Traffic Collision Avoidance System* (TCAS), utilizado nas aeronaves convencionais, principalmente devido às limitações de capacidade de carga e energia.

Dessa forma, define-se um modelo de sensoriamento para o VANT apresentado na Figura 1.

Figura 1 – Diagrama de blocos do modelo de sensoriamento considerado para o VANT.



Fonte: do próprio autor.

De acordo com o modelo apresentado, o sistema de controle autônomo do VANT seria capaz de observar os seguintes estados do ambiente:

- Velocidade de movimento e posicionamento do próprio VANT – obtidos por meio de posicionamento baseado em satélite (GNSS, especificamente).
- Localização e parâmetros dinâmicos (ex.: velocidade horizontal) de aeronaves conflitantes – obtidos a partir da interface de comunicação de dados.

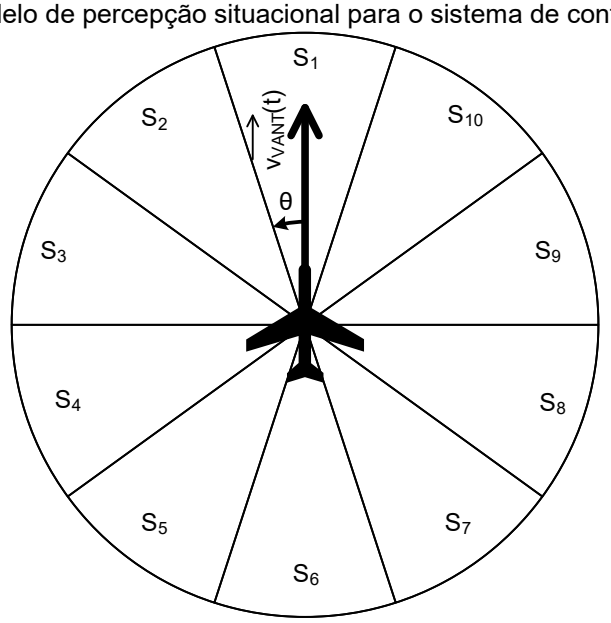
É importante ressaltar que, embora se tenha adotado o conceito de vigilância cooperativa em substituição da capacidade de Ver e Evitar de um piloto humano, na operação de um VANT também é possível a ocorrência de conflitos com aeronaves não cooperativas (ex.: aeronaves sem comunicação, balões, planadores e afins). Para tais tipos de conflito, faz-se necessária a utilização de outros conceitos (ex.: visão computacional). Além disso, também não foram consideradas funcionalidades essenciais de uma aeronave, tais como manutenção da estabilidade e navegação: considera-se que a própria aeronave (ou algum de seus subsistemas) seja responsável por tais funcionalidades. Tais aspectos fogem ao escopo do presente trabalho, constituindo objeto de pesquisa para trabalhos futuros.

3.2.3 Modelo de sistema de controle baseado em aprendizado

De acordo com os estados observados (posição e dinâmica das aeronaves), o sistema de controle do VANT deve executar ações, que, nesse trabalho, correspondem à definição de valores de velocidade angular para mudança de proa da aeronave (*turn rate*). No entanto, a utilização de informações de posição e movimentação de cada aeronave conflitante representaria um problema com número

de entradas variável, dependendo da quantidade de aeronaves próximas ao VANT. Dessa forma, propõe-se um modelo de percepção situacional para o sistema de controle, baseado na divisão do perímetro do VANT em 10 setores angulares de 36º cada (Figura 2) definidos em relação à orientação da aeronave. Com isso, definem-se os setores apresentados na Tabela 2.

Figura 2 – Modelo de percepção situacional para o sistema de controle do VANT.



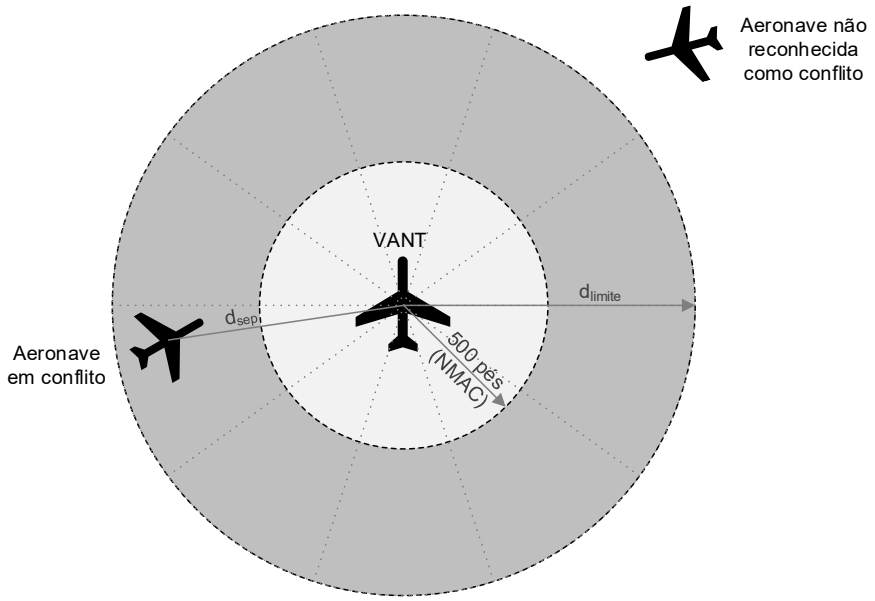
Fonte: do próprio autor.

Tabela 2 – Setores angulares definidos para o modelo de percepção situacional.

Setor	**Intervalo de θ [graus]**
S_1	[-18, 18]
S_2	(18, 54]
S_3	(54, 90]
S_4	(90, 126]
S_5	(126, 162]
S_6	(-162, 162)
S_7	[-162, -126)
S_8	[-126, -90)
S_9	[-90, -54)
S_{10}	[-54, -18)

Além disso, para aplicação do modelo de percepção situacional da Figura 2, considera-se a distância de separação d_{limite} para caracterizar a condição de conflito, conforme ilustrado na Figura 3. Portanto, num dado instante de tempo t o modelo de controle proposto para o VANT apenas considera informações de aeronaves cuja distância $d_{sep}(t)$ seja menor que d_{limite}.

Figura 3 – Distâncias utilizadas para identificação de cenário de conflito e de aeronave conflitante.



Fonte: do próprio autor.

Considerando-se uma distância d_{limite}=1NM (milha náutica), o arco de circunferência correspondente a um setor circular do modelo de percepção situacional proposto possui comprimento aproximado de 0,65NM, distância que pode ser percorrida por uma aeronave em alguns segundos (ex.: a 500 nós, uma aeronave percorre essa distância em cerca de 5 s). Dessa forma, considerando-se uma taxa de duas transmissões por segundo para o ADS-B (RTCA INC., 2009), uma aeronave seria amostrada diversas vezes no mesmo setor consecutivamente. Caso fosse aumentado o número de setores, tais amostragens seriam distribuídas em um número maior de setores, aumentando o nível de precisão das manobras do VANT (e, possivelmente, o nível de segurança). No entanto, adotou-se 10 setores apenas como referência para a análise crítica desse processo de manobra.

Dessa forma, para cada setor $S_i, i = 1..10$, é associado um par de entradas binárias $(s_i(t), v_i(t))$, relacionadas à posição e à velocidade de uma aeronave conflitante. O valor de tais entradas é definido da seguinte forma:

1) $s_i(t)$ – o valor de $s_i(t)$ é definido como:

$$s_i(t) = \begin{cases} 1, se\ existir\ uma\ aeronave\ conflitante \\ \left(d_{sep}(t) < d_{limite}\right)\ no\ setor\ angular \\ S_i\ no\ instante\ t \\ 0, caso\ contrário. \end{cases} \tag{3}$$

2) $v_i(t)$ – dadas as velocidades $\vec{v}_{VANT}(t)$, do VANT, e $\vec{v}_{conflitante}(t)$, de qualquer aeronave conflitante no instante t $(d_{sep}(t) < d_{limite})$:

$$v_i(t) = \begin{cases} 1, se \arg\left(\vec{v}_{VANT}(t) + \vec{v}_{conflitante}(t)\right) \\ pertencer\ ao\ intervalo\ definido \\ para\ o\ setor\ angular\ S_i \\ 0, caso\ contrário. \end{cases} \tag{4}$$

As funções (3) e (4) são responsáveis por mapear os padrões de entrada (posição e velocidade do VANT e da aeronave conflitante) em um espaço de características, representando, portanto, a função de mapeamento Φ descrita na Seção 2.1.5. A aplicação dessas funções a um determinado padrão de entrada origina vetores na forma $(s_1(t), \cdots, s_{10}(t), v_1(t), \cdots, v_{10}(t))$, que são então aplicados ao algoritmo de regressão por SVM para gerar valores de velocidade angular utilizados para manobra horizontal do VANT.

Ressalta-se, no entanto, que uma definição mais precisa da distância de separação d_{limite} deve considerar os efeitos da esteira de turbulência da aeronave conflitante (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2005). Logo, a definição de uma distância de separação segura depende da categoria de tal aeronave (ex.: a esteira de turbulência de uma aeronave pesada é possivelmente maior do que a de uma aeronave leve). Além disso, a correta identificação de posição da aeronave conflitante com base no conceito do ADS-B (utilizado no modelo de controle proposto para o VANT) depende da acurácia de sensores de posição e dos dados obtidos por vigilância cooperativa, conforme discutido por Baraldi Sesso *et al.*

(2015). Tal dependência também deve ser considerada na definição da distância de separação.

Outra consideração válida é referente às definições de separação mínima utilizadas no TCAS. Além de limites de separação baseados em distância espacial, tal sistema utiliza critérios de separação baseados em tempo (parâmetro *tau*)(FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION, 2011), de forma que a separação espacial correspondente é dependente da velocidade relativa entre aeronaves conflitantes. A utilização de critérios baseados em tempo também representa uma possível alternativa para o critério de distância fixa utilizado no presente trabalho.

Finalmente, vale ressaltar que a possibilidade de utilizar critérios mais elaborados não invalida o método proposto no presente trabalho, uma vez que tais critérios podem ser incorporados por meio da modificação do parâmetro d_{limite}. Tal parâmetro pode ser modificado para representar uma função cujas variáveis representariam tais critérios. O refinamento do parâmetro d_{limite}, no entanto, é um possível objeto de análise para trabalhos futuros.

Observação: a apresentação do modelo de controle supracitado também pode ser observada no trabalho apresentado por Matsumoto *et al.* (2015).

3.3 DEFINIÇÃO DO CONJUNTO DE DADOS DE DEMONSTRAÇÃO

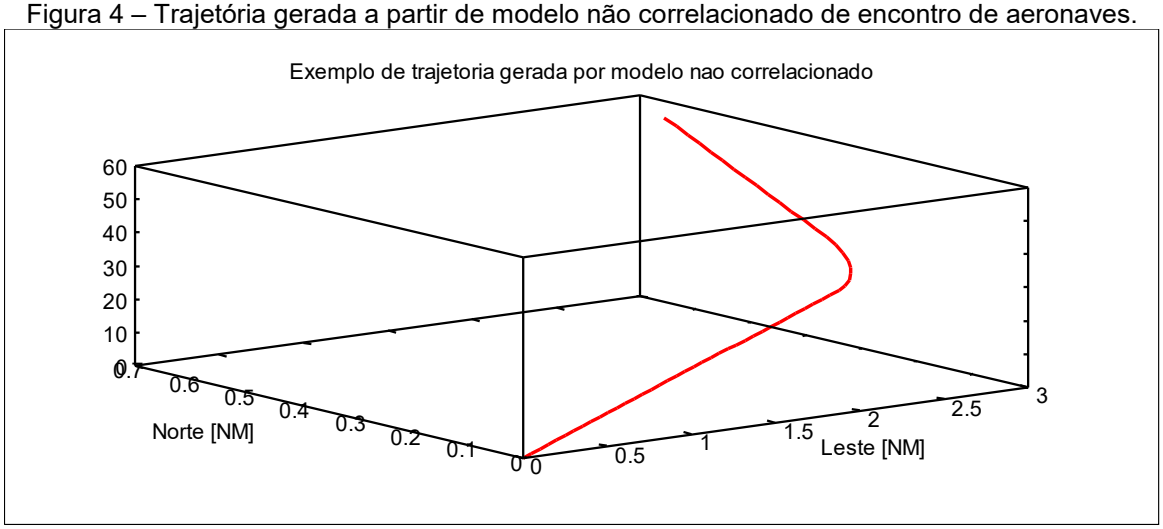
No presente trabalho, a característica mais relevante do ambiente que deve ser observada pelo VANT corresponde à posição de outras aeronaves em sua proximidade. Com base nessa informação, o sistema de controle do VANT deve comandar a aeronave para que execute manobras que evitem a ocorrência de colisão de forma similar ao demonstrado pelo professor de demonstração. Uma vez que tal capacidade de comando do VANT deva ser aprendida pelo sistema de controle, é necessário que o conjunto de dados de demonstração corresponda a trajetórias executadas corretamente em situações de conflito entre aeronaves. No entanto, no presente trabalho propõe-se a utilização de trajetórias definidas virtualmente, de forma a não requerer previamente a operação real de um VANT, possivelmente contribuindo para a prevenção de eventos indesejáveis para a segurança decorrentes da implementação ainda em amadurecimento. A seguir, é apresentado o processo utilizado para geração de cenários de conflito e de trajetórias de demonstração para o algoritmo de controle do VANT. Tal processo

também pode ser observado no trabalho apresentado por Matsumoto, Vismari e Camargo Jr. (2015).

3.3.1 Definição de trajetórias de conflito

Para permitir a definição das manobras de demonstração, primeiramente utiliza-se o modelo de encontro de aeronaves (modelo não correlacionado, conforme indicado na Seção 3.1.2) para definir trajetórias referentes a possíveis aeronaves conflitantes. Um exemplo de trajetória (60 s de duração) obtida a partir de tais modelos é apresentado na Figura 4. É importante notar que, uma vez que o VANT deverá passar por trás da aeronave conflitante (sem a necessidade de alterações em sua altitude, portanto), nesse trabalho não são consideradas alterações de altitude. Logo, assume-se que, ao longo da situação de conflito de trajetórias, as aeronaves se mantêm aproximadamente na mesma altitude.

Figura 4 – Trajetória gerada a partir de modelo não correlacionado de encontro de aeronaves.



Fonte: do próprio autor.

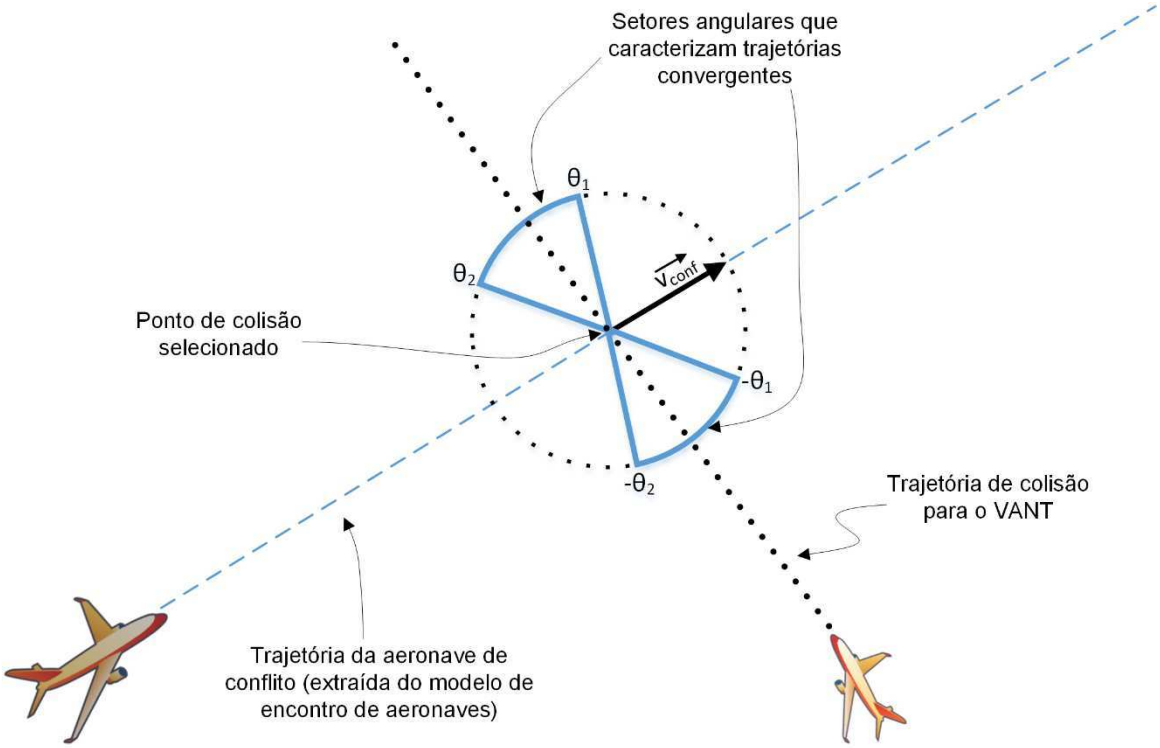
3.3.2 Definição do cenário de conflito – posição e direção (proa) iniciais do VANT

Para a elaboração de uma trajetória de demonstração para o VANT, é necessário se estabelecer um cenário de conflito entre as aeronaves. Para uma dada trajetória de conflito gerada utilizando o modelo de encontro de aeronaves, a definição de tal cenário de conflito corresponde à definição de uma posição e uma direção iniciais para o VANT de forma que as trajetórias das duas aeronaves se cruzem em algum instante futuro. Além disso, a fim de caracterizar um cenário de aeronaves em convergência conforme discutido na Seção 3.1.1, é necessário que o ângulo de

cruzamento entre as trajetórias seja compatível com tal cenário. O processo de definição do cenário de conflito é ilustrado na Figura 5 e segue os seguintes passos:

1. Seleção de forma aleatória de um ponto da trajetória de conflito no qual deverá ocorrer colisão com o VANT.
2. Definição da distância inicial do VANT com relação ao ponto selecionado da trajetória de conflito, considerando a velocidade definida para o VANT (Tabela 1) e o instante de tempo correspondente ao ponto selecionado.
3. Seleção de forma aleatória de um ângulo de cruzamento entre as trajetórias das duas aeronaves. Para caracterizar o cenário de convergência, tal ângulo dentro de um dos setores angulares indicados na Figura 5, sendo que no presente trabalho foram utilizados $\theta_1 = 60°$ e $\theta_2 = 120°$.
4. Com base na distância inicial definida para o VANT e no ângulo de cruzamento definido, definem-se a posição e a direção do VANT no momento inicial do cenário de conflito.

Figura 5 – Definição de cenário de conflito para o VANT a partir de trajetória extraída do modelo de encontro de aeronaves.



Fonte: do próprio autor.

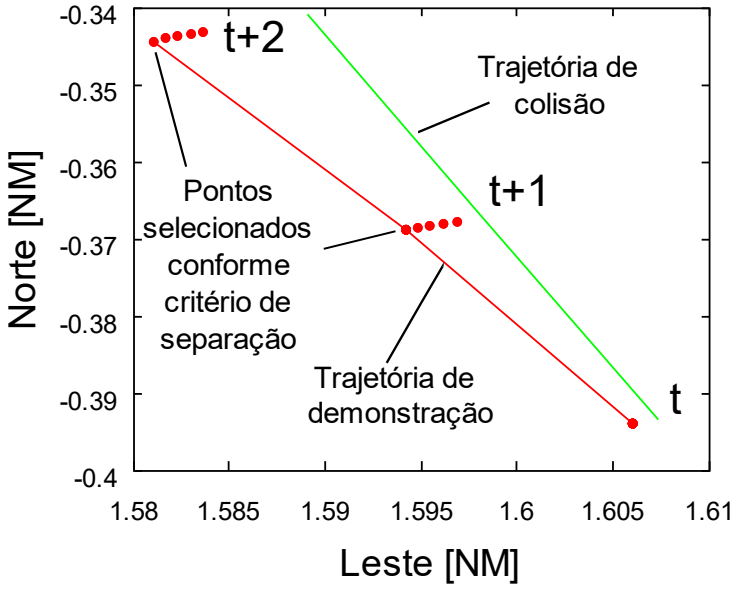
3.3.3 Critério de separação entre aeronaves

Para a definição do conjunto de dados de treinamento, é necessário utilizar trajetórias de demonstração definidas de forma a não caracterizar uma condição de NMAC. Dessa forma, considera-se que para cada instante t do intervalo de duração da situação de conflito, a posição $s_{demo}(t)$ da trajetória de demonstração deve estar distante da posição $s_{aeronave}(t)$ da aeronave conflitante, de forma a caracterizar uma passagem sem risco de colisão. No pior caso, a distância horizontal $d_{sep}(t)$ deve ser maior ou igual a 500 pés, de forma a não caracterizar uma condição de NMAC. Para a construção de trajetórias de demonstração que atendam tais condições, utilizou-se inicialmente $d_{limite} = 1\,NM$ para se caracterizar a condição de conflito entre aeronaves (quando $d_{sep}(t) < d_{limite}$). A trajetória de demonstração é então definida de forma a aproximar $d_{sep}(t)$ de d_{limite} durante toda a duração do conflito entre as aeronaves.

3.3.4 Construção de trajetória de demonstração

Para definir uma trajetória de demonstração que atenda tanto o critério de separação apresentado na Seção 3.3.3 quanto às características dinâmicas do VANT apresentadas na Seção 3.2.1, para cada instante t do conflito, define-se uma quantidade de manobras possíveis de serem executadas pelo VANT. Conforme apresentado na Seção 3.2.1, as manobras possíveis correspondem a diferentes valores de aceleração angular (dentro do intervalo indicado na Tabela 1) para mudança de proa do VANT. Cada manobra possível de ser executada no instante t resulta em uma posição diferente para o VANT no instante $t + 1$. Por se conhecer previamente a trajetória da aeronave de conflito, é possível selecionar a manobra que levará o VANT a uma posição no espaço com a maior separação entre aeronaves no instante $t + 1$. Tal processo é ilustrado na Figura 6.

Figura 6 - Definição de dois pontos consecutivos de uma trajetória de demonstração - a cada instante, um ponto de cinco possíveis é selecionado.



Fonte: do próprio autor.

No modelo de controle definido, a regressão descrita na Seção 2.1.5 deve ser executada regularmente, obedecendo a um período de tempo T_{reg}. A seleção de um valor adequado para esse período depende da tecnologia de vigilância cooperativa utilizada na operação do VANT. Como exemplo, de acordo com a taxa de transmissão definida para o ADS-B no documento DO-268B (RTCA INC., 2009), o sistema de controle do VANT receberia informações de possíveis aeronaves conflitantes cerca de duas vezes por segundo. Logo, é razoável não gerar uma decisão de manobra (que corresponde à velocidade de mudança de proa definida pela regressão) dentro de um intervalo menor que o definido pela taxa de transmissão do ADS-B. No presente trabalho, adotou-se $T_{reg} = 1\ s$.

3.4 TREINAMENTO DO MODELO E AVALIAÇÃO DO RISCO DE COLISÃO

Cada trajetória de demonstração gerada conforme o método apresentado na Seção 3.3 gera N pares ordenados na forma $X = (x^t, e^t)$, sendo N o número de intervalos de tempo nos quais a distância $d_{sep}(t)$ entre aeronaves permanece menor que d_{limite}. Em cada par ordenado, x^t representa a entrada de treinamento gerado no instante t do respectivo cenário de conflito e corresponde aos valores de $s_i(t)$ e $v_i(t)$, $i = 1..10$, gerados pelo mapeamento definido na Seção 3.2.3; e^t é a saída

desejada associada (velocidade de mudança de proa). Para cada par, o valor de e^t é definido de acordo com a diferença entre os ângulos da direção do VANT nos instantes $t+1$ e t, de forma que:

$$e^t = [\hat{a}ng_{direção_{VANT}}(t+1) - \hat{a}ng_{direção_{VANT}}(t)]/T_{reg}. \quad (5)$$

A partir dos modelos de encontro de aeronaves, são amostrados N_{treino} trajetórias (conforme exemplo apresentado na Figura 4) para servirem de base para a geração de trajetórias de demonstração para o VANT conforme o processo descrito na Seção 3.3. Para cada trajetória amostrada, definem-se M_{treino} cenários de conflito, cada um com uma posição e uma direção inicial para o VANT (conforme apresentado na Seção 3.3.2) e, consequentemente, uma trajetória de demonstração distinta (Seção 3.3.4). O conjunto de dados formados pelos cenários de conflito gerados (considerando apenas os instantes de tempo que puderem ser caracterizados como conflito, com $d_{sep}(t) < d_{limite}$) corresponde ao conjunto de dados de treinamento para o algoritmo de controle do VANT.

Também são amostradas N_{teste} trajetórias de teste (exemplo na Figura 4), utilizadas para avaliação do sistema de controle do VANT após o treinamento. Para cada trajetória de teste, definem-se M_{teste} cenários de conflito (conforme Seção 3.3.2), sendo que, a partir da posição e da direção iniciais definidas para o VANT, o algoritmo de controle treinado deve ser capaz de desviar da trajetória de conflito, evitando a ocorrência do evento de NMAC. No entanto, espera-se que, para alguns dos cenários, o algoritmo treinado não seja capaz de evitar tal evento. Dessa forma, ao se contabilizar o total de cenários de teste em que o algoritmo de controle não for capaz de evitar a ocorrência de NMAC (N_{NMAC}), pode-se obter uma estimativa de risco de colisão inerente à utilização do VANT com o sistema de controle treinado por meio da razão $N_{NMAC}/(N_{teste} \cdot M_{teste})$.

3.5 VERIFICAÇÃO DO MODELO

Para a execução da simulação necessária para se estimar o risco de colisão conforme apresentado na Seção 3.4, considera-se que a saída do modelo de controle (velocidade angular para mudança de proa do VANT) é prontamente executada pela aeronave, de forma que a direção do VANT é calculada por:

$$\hat{a}ng_{direção_{VANT}}(t+1) = \hat{a}ng_{direção_{VANT}}(t) + y(t) \cdot T_{reg}, \quad (6)$$

onde $y(t)$ refere-se ao valor da regressão obtida a partir do modelo de controle treinado. No entanto, tal aproximação não considera, por exemplo, possíveis atrasos para a efetivação da manobra por parte da aeronave. Dessa forma, para a verificação das capacidades de manobra do VANT de acordo com as decisões do sistema de controle, propõe-se a adaptação do algoritmo treinado de maneira a utilizar sua saída na forma de comandos para uma aeronave virtual em simulador de voo. Tal abordagem baseia-se em conceitos definidos por Gil *et al.* (2010) para a chamada Plataforma Integrada para Ensaios de Sistemas Embarcados Críticos (PIpE-SEC). Para o desenvolvimento de tal plataforma, fora prevista a utilização do conceito de *hardware-in-the-loop* (HIL), de forma a permitir que um equipamento de controle autônomo de aeronave pudesse ser integrado a um ambiente de simulação para controlar uma aeronave virtual. Para o presente trabalho, propõe-se a adaptação do próprio sistema de controle do VANT devidamente treinado para comandar uma aeronave virtual em um simulador de voo.

Considera-se que tal adaptação torna possível a identificação de possíveis limitações do modelo, em especial, em relação às capacidades dinâmicas da aeronave de referência. Vale notar, no entanto, que tal abordagem difere ligeiramente do conceito proposto por Gil *et al.* (2010) por não utilizar um *hardware*, mas sim um modelo lógico de controle ("*model-in-the-loop*").

3.5.1 Simulador de voo

Para a realização da verificação seguindo o conceito de "*model-in-the-loop*" supracitada, propõe-se a utilização do simulador de voo X-Plane 10 (LAMINAR RESEARCH, 2011). Tal escolha se deve ao fato de que a versão profissional desse simulador atende os critérios exigidos para certificação pela FAA para treinamento de pilotos, o que indica que tal ferramenta apresenta uma aderência adequada ao comportamento real de uma aeronave.

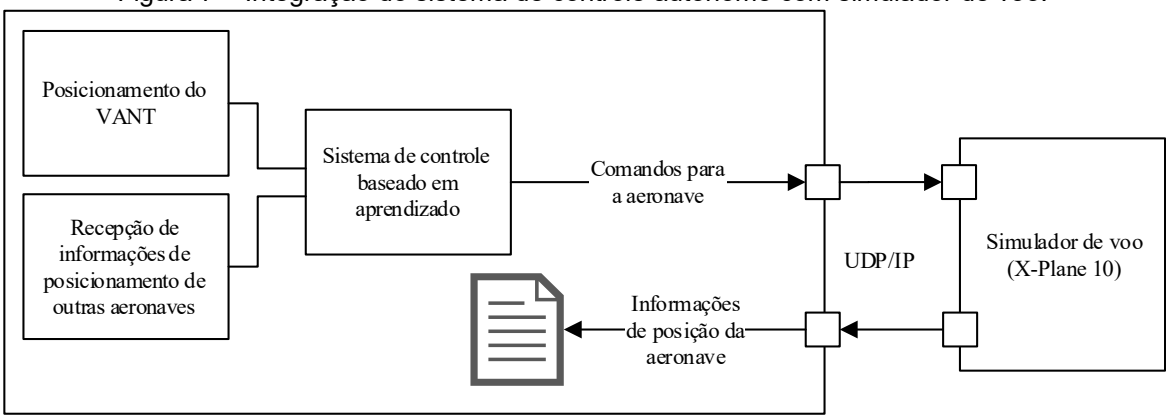
Ressalta-se, no entanto, que, para o presente trabalho, propôs-se a utilização da versão "*home*" do X-Plane 10, que não apresenta todas as características necessárias para certificação (as quais podem ser habilitadas mediante compra de uma chave USB específica). Porém, considera-se que a acurácia entre os comportamentos da aeronave virtual do simulador e de uma aeronave real não é afetado, independentemente da versão utilizada. Além disso, a versão do simulador

poderá ser atualizada futuramente para a versão profissional, conforme resultados obtidos para a verificação do sistema de controle autônomo.

3.5.2 Integração do modelo de controle ao simulador de voo

O X-Plane 10 dispõe de interfaces para integração com recursos externos, o que permite que desenvolvedores independentes implementem novos recursos de forma integrada ao simulador (ex.: inclusão de instrumentação adicional para pilotagem da aeronave). Uma dessas interfaces corresponde à troca de informações por meio de interface UDP/IP. Por meio de tal interface, é possível obter informações da aeronave no ambiente virtual do simulador de voo, tais como posição e velocidade. Além disso, também é possível realizar o envio de comandos para a aeronave virtual, correspondentes a ângulos e propulsão. Dessa forma, para integração do sistema de controle autônomo, é necessário que o mesmo seja adaptado de forma que sua saída seja enviada ao simulador na forma de comandos para a aeronave por meio de interface UDP/IP. Além disso, também é necessário realizar o processamento e o armazenamento das informações de posição e velocidade da aeronave controlada, a fim de permitir uma comparação com a trajetória calculada originalmente. Tal adaptação é ilustrada na Figura 7.

Figura 7 – Integração do sistema de controle autônomo com simulador de voo.



Fonte: do próprio autor.

Ressalta-se que, na adaptação apresentada na Figura 7, não se propõe o controle em “tempo real” da aeronave virtual. Em vez disso, espera-se apenas obter a trajetória que a aeronave executaria de fato caso recebesse a sequência de comandos gerada pelo sistema de controle treinado num dado cenário de conflito.

Considera-se que essa abordagem permite que a comparação das trajetórias calculadas com base na Equação (6) com as traçadas no simulador seja feita de modo a tornar mais evidente os efeitos de possíveis atrasos. Caso a aeronave virtual fosse controlada em “tempo real” (processando as informações atualizadas de posição da aeronave a cada instante de tempo), tal realimentação poderia compensar os efeitos de tais atrasos. Esse aspecto pode ser matéria de futura pesquisa.

4 RESULTADOS OBTIDOS

A seguir são apresentados os resultados obtidos pela execução das etapas da metodologia referentes às seções 3.3, 3.4 e 3.5.

4.1 PROCESSAMENTO DOS SCRIPTS DOS MODELOS DE ENCONTRO DE AERONAVES

Para a geração das trajetórias referentes a possíveis aeronaves conflitantes, necessárias tanto para o treinamento do sistema de controle autônomo como para sua avaliação, os *scripts* (para Matlab) correspondentes ao trabalho desenvolvido por Kochenderfer *et. al* (2010) foram obtidos junto aos autores desse trabalho. Junto de tais *scripts*, também foram obtidos diversos arquivos de parâmetros, os quais definem diferentes tipos de modelo (modelos correlacionado e não-correlacionado para aeronaves convencionais, balões, planadores, etc.).

No presente trabalho, tais *scripts* são executados utilizando-se o conjunto de parâmetros correspondentes ao modelo não-correlacionado para encontro de aeronaves convencionais. Dessa forma, a geração de trajetórias que representam aeronaves convencionais em condição de conflito é realizada executando-se o seguinte comando:

```
em_sample('uncor_v2.txt')
```

Tal comando executa a função `em_sample` utilizando o arquivo uncor_v2.txt (arquivo de parâmetros correspondente ao modelo não-correlacionado). Por padrão, essa função gera 100 trajetórias de 60 segundos cada, o que pode ser modificado caso os demais parâmetros da função sejam fornecidos:

```
em_sample('uncor_v2.txt', <ini_f>, <tra_f>, <n_ini>, <n_tra>)
```

Onde:

- `<ini_f>`: nome do arquivo de saída para as posições iniciais da trajetória.
- `<tra_f>`: nome do arquivo de saída para as transições a cada instante de tempo a partir das posições iniciais.
- `<n_ini>`: número de posições iniciais a serem amostradas (equivalente ao número de trajetórias a serem geradas).
- `<n_tra>`: número de transições a partir de cada posição inicial amostrada (equivalente ao número de passos de tempo de cada trajetória).

Dessa forma, para a geração do conjunto de treinamento do VANT, foram amostradas 100 trajetórias ($N_{treino} = 100$), e, para a geração do conjunto de cenários de conflito utilizados para avaliação do algoritmo treinado do VANT, foram amostradas 200000 trajetórias ($N_{teste} = 200000$), sendo que todas as trajetórias foram geradas com 60 s de duração.

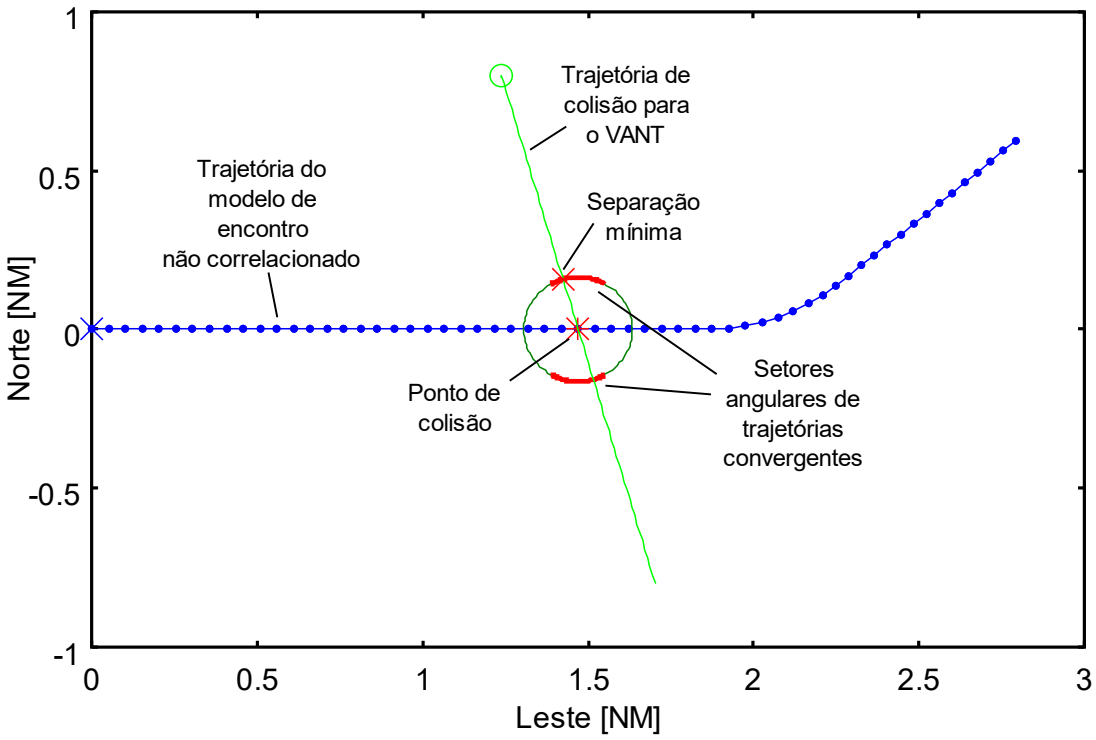
Vale ressaltar que, no presente trabalho, devido à maior facilidade na obtenção da ferramenta, optou-se por utilizar o Octave (ferramenta gratuita) em vez do Matlab. De modo geral, o Octave utiliza a mesma sintaxe do Matlab, porém, no caso dos scripts de modelos de encontro de aeronaves, verificou-se que a leitura dos arquivos de parâmetros resultava na obtenção de valores NaN (*Not a Number*) nos casos em que o arquivo não apresentava nenhum valor. Aparentemente, nesses casos, a leitura deveria resultar em um vetor vazio. Dessa forma, foi necessária uma modificação dos scripts originais para que o tratamento de valores NaN fosse realizada, o que, aparentemente, só é necessário caso seja utilizado o Octave em vez do Matlab.

A execução da função `em_sample` gera como resultado dois arquivos: um deles, “initial.txt”, contendo informações que representam o estado inicial da aeronave (velocidade, aceleração e altitude iniciais, entre outros) e o outro, “transition.txt”, contendo informações de transição a cada instante de tempo (acelerações). Dessa forma, para se obter as informações de posição da aeronave em coordenadas cartesianas, é necessário definir uma posição horizontal inicial (ex.: (0, 0)) e utilizar as informações de velocidade e aceleração contidos nos arquivos “initial.txt” e “transition.txt” para calcular a posição da aeronave a cada instante de tempo. A trajetória apresentada na Figura 4 (Seção 3.3.1) e aquelas utilizadas para definição de trajetórias de demonstração e de cenários de teste foram geradas dessa forma.

4.2 GERAÇÃO DE CENÁRIOS DE CONFLITO

Para a definição de cenários de conflito, foram elaborados *scripts* (executados no Octave) para calcular (de forma aleatória) posições iniciais para o VANT em relação a uma dada trajetória de conflito, de forma que, caso o VANT mantenha sua trajetória em linha reta, ocorra uma colisão em um instante de tempo posterior. O resultado da execução de tal script tendo como base a trajetória da Figura 4 é apresentado na Figura 8.

Figura 8 – Definição de trajetória de colisão entre VANT e aeronave conflitante.



Fonte: do próprio autor.

Para a geração do conjunto de treinamento do VANT, para cada trajetória amostrada, foram definidos de forma aleatória 10 cenários de conflito ($M_{treino} = 10$), resultando em 1000 cenários de conflito utilizados para definição de trajetórias de demonstração para treinamento do algoritmo de controle de VANT. No caso da geração de cenários de conflito para teste do algoritmo treinado, para cada trajetória amostrada, foi definido de forma aleatória uma posição e uma direção iniciais para o VANT ($M_{teste} = 1$), resultando em 200000 cenários de conflito. A quantidade total de cenários de conflito gerados é sumarizada na Tabela 3.

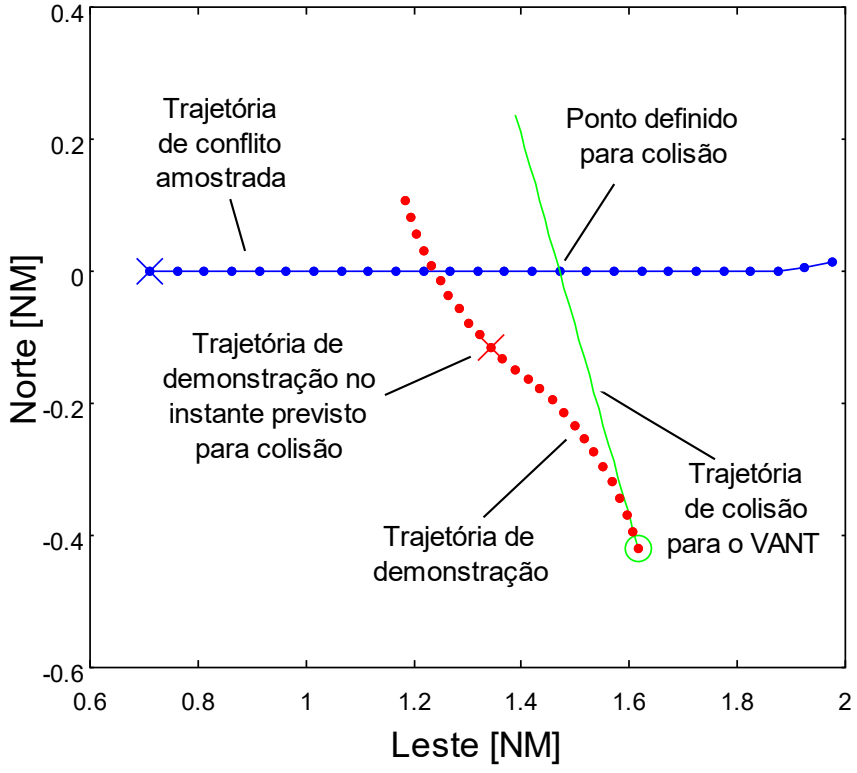
Tabela 3 - Quantidade de cenários de conflito gerados para treinamento e para teste do modelo de controle.

Parâmetro	**Treino**	**Teste**
Quantidade de trajetórias amostradas	100	200000
Cenários por trajetória	10	1
Total de cenários	1000	200000

4.3 DEFINIÇÃO DO CONJUNTO DE TREINAMENTO

A implementação do processo de geração de trajetória de demonstração apresentado na Seção 3.3.4 foi realizada utilizando-se a linguagem de programação Java. Para isso, os dados gerados a partir dos *scripts* executados no Octave (dados correspondentes à trajetória de conflito e à posição inicial do VANT) foram importados a partir de arquivos texto. Em seguida, a trajetória de demonstração é gerada pelo cálculo e seleção dos pontos mais apropriados de acordo com o critério de separação (processo descrito na Seção 3.3.4) A Figura 9 ilustra uma das trajetórias de demonstração geradas conforme tal processo. É possível notar que a trajetória de demonstração é traçada de forma a não posicionar o VANT à frente da aeronave de conflito.

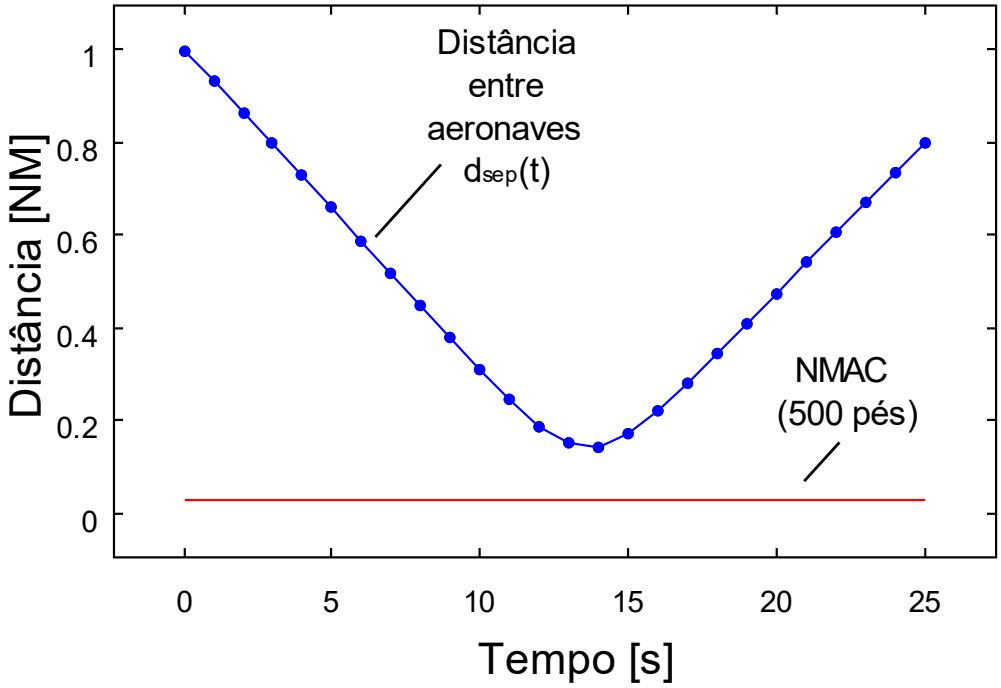
Figura 9 – Exemplo de definição de trajetória de demonstração para o algoritmo de controle do VANT a partir de cenário de conflito.



Fonte: do próprio autor.

A Figura 10 ilustra a distância de separação entre aeronaves obtida para a trajetória de demonstração apresentada na Figura 9.

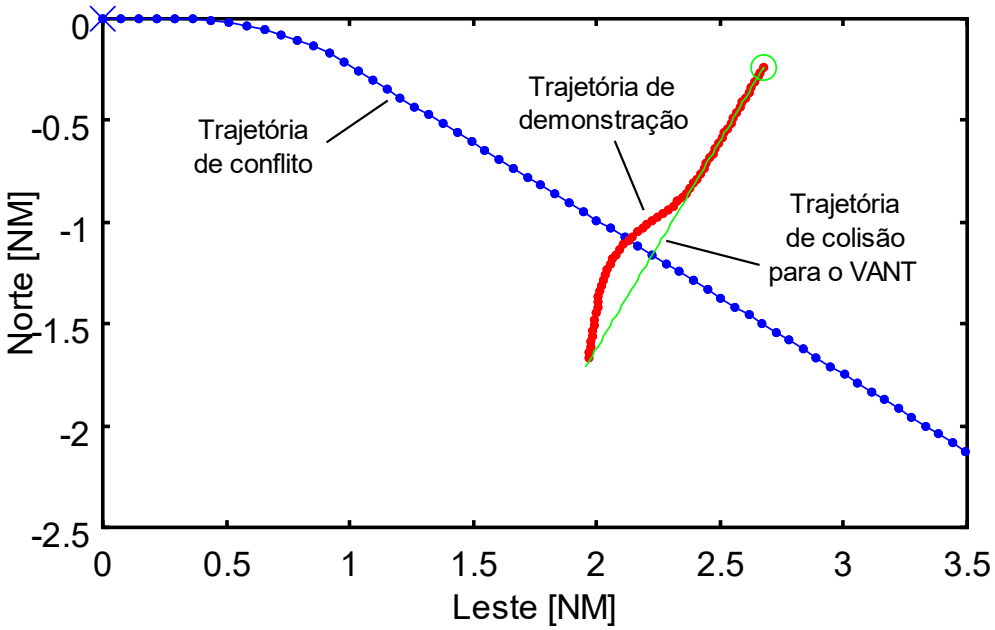
Figura 10 – Distância de separação entre aeronaves referente à trajetória de demonstração definida para o VANT no cenário de conflito ilustrado na Figura 9.



Fonte: do próprio autor.

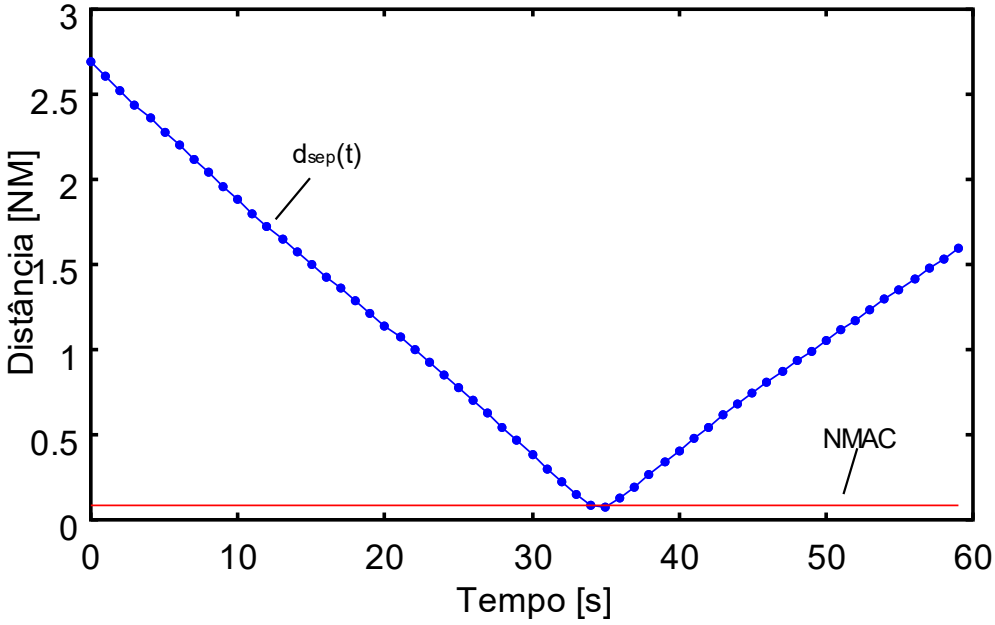
No entanto, é importante observar que nem todas as trajetórias de demonstração, geradas conforme o processo descrito na Seção 3.3.4, resultaram em cenários livres de eventos de NMAC: do total de trajetórias, 144 apresentaram perda de separação entre aeronaves com distância menor do que 500 pés. A Figura 11 ilustra uma dessas trajetórias, com o respectivo gráfico de separação entre aeronaves ilustrado na Figura 12.

Figura 11 – Exemplo de trajetória de demonstração em cenário com ocorrência de evento de NMAC.



Fonte: do próprio autor.

Figura 12 – Distância de separação entre aeronaves referente à trajetória de demonstração definida para o VANT no cenário de conflito ilustrado na Figura 11.



Fonte: do próprio autor.

4.4 IMPLEMENTAÇÃO DO MODELO

A implementação do modelo de controle autônomo de VANT proposto no presente trabalho foi realizada em duas partes, ambas codificadas em Java. Inicialmente, foi implementado o modelo de percepção situacional baseada em setores angulares. Em seguida, utilizando-se tal implementação do modelo de percepção situacional, implementou-se o modelo de controle autônomo baseado em regressão por SVM. Tais atividades são detalhadas nas subseções seguintes.

4.4.1 Modelo de percepção situacional

Inicialmente, o modelo de percepção situacional baseada em setores angulares foi implementado de forma a permitir o mapeamento dos dados de cenários de demonstração. Para isso, de uma dada trajetória de demonstração, extraem-se os pontos referentes aos instantes do cenário durante os quais a condição de conflito pode ser efetivamente caracterizada ($d_{sep}(t) < d_{limite}$). Em seguida, às posições relativas entre aeronaves referentes aos pontos selecionados de cada cenário, aplicam-se as funções de mapeamento (3) e (4), originando os padrões de entrada x^t (vetores na forma $(s_1(t), \cdots, s_{10}(t), v_1(t), \cdots, v_{10}(t))$).

Para fins de treinamento, também foram extraídos os respectivos valores e^t desejados para a saída do modelo sendo originados de acordo com a equação (5). O conjunto de pares (x^t, e^t) gerados dessa forma foi direcionada para um arquivo texto, seguindo o formato definido pela ferramenta de SVM utilizada (LibSVM (CHANG; LIN, 2011)) para arquivos de treinamento:

```
<label> <index1>:<value1> <index2>:<value2> ...
.
.
.
```

Onde:

`<label>`: valor esperado para o resultado da regressão (e^t).

`<index>`: valor inteiro iniciando em 1. No presente trabalho, tem-se um total de 20, dado o comprimento do vetor gerado pelo mapeamento do modelo de percepção situacional.

<value>: valor (real) da respectiva entrada. No presente trabalho, dada a definição da função de mapeamento (Equações (3) e (4)), <value> assume dois valores possíveis apenas, 1 ou 0.

Dessa forma, o arquivo gerado adquire a seguinte forma (notar que foram transcritas apenas algumas linhas do arquivo):

```
0.052359877559831514 1:0 2:1 3:0 4:0 5:0 6:0 7:0 8:0 9:0 10:0 11:0 12:1 13:0 14:0 15:0 16:0 17:0 18:0 19:0 20:0
0.05235987755982707 1:0 2:1 3:0 4:0 5:0 6:0 7:0 8:0 9:0 10:0 11:0 12:1 13:0 14:0 15:0 16:0 17:0 18:0 19:0 20:0
0.05235987755983018 1:0 2:1 3:0 4:0 5:0 6:0 7:0 8:0 9:0 10:0 11:0 12:1 13:0 14:0 15:0 16:0 17:0 18:0 19:0 20:0
0.05235987755982907 1:0 2:1 3:0 4:0 5:0 6:0 7:0 8:0 9:0 10:0 11:0 12:1 13:0 14:0 15:0 16:0 17:0 18:0 19:0 20:0
0.0523598775598304 1:0 2:1 3:0 4:0 5:0 6:0 7:0 8:0 9:0 10:0 11:0 12:0 13:1 14:0 15:0 16:0 17:0 18:0 19:0 20:0
```

4.4.2 Controle do VANT baseado em regressão por SVM

Na implementação do sistema de controle autônomo do VANT, a implementação do modelo de percepção situacional foi reutilizada. Além disso, também foi utilizada a biblioteca em Java incluída na ferramenta LibSVM. Dessa forma, a cada instante de tempo de um dado cenário de conflito, os padrões de entrada x^t gerados pelo modelo de percepção situacional são utilizados como entrada para a LibSVM. Essa, por sua vez, faz uso de arquivo de parâmetros (vetores de suporte calculados em um processo de treinamento) para, por meio de regressão, gerar um valor ($y(t)$ da Equação (6)) que corresponde ao comando de manobra do VANT.

O comando de manobra gerado dessa forma foi utilizado tanto para calcular a trajetória de prevenção de colisão do VANT de modo a permitir a avaliação do algoritmo treinado por simulação de Monte Carlo, como para realizar o controle de aeronave virtual em simulador de voo. Tais atividades são detalhadas nas seções seguintes.

4.5 TREINAMENTO E AVALIAÇÃO DE RISCO DE COLISÃO

Para a avaliação de desempenho do algoritmo de controle em relação à capacidade de prevenção de colisão do VANT, a saída do modelo de controle implementado foi utilizada para atualizar a direção do VANT a cada instante de tempo de acordo com a Equação (6). Tal valor junto com o cálculo da distância percorrida pelo VANT (velocidade constante multiplicado pelo intervalo de tempo) fornece a posição do VANT a cada instante de tempo (trajetória calculada da aeronave). Além disso, também foi implementado o cálculo da distância do VANT em relação à aeronave de

conflito, de forma a permitir a identificação de um evento de NMAC e o cálculo da taxa de ocorrência desse tipo de evento. Todos esses cálculos foram executados utilizando a linguagem de programação Java.

A seguir, são apresentados os resultados do treinamento e da estimativa do risco de colisão associado à utilização do VANT com o algoritmo de controle treinado. A partir dos resultados obtidos inicialmente, foram realizadas simulações adicionais com a aplicação de filtragem dos dados de treinamento e com variação do critério de separação entre aeronaves a fim de se identificar possíveis medidas para se melhorar o desempenho do algoritmo na prevenção de colisão.

4.5.1 Resultados iniciais

Inicialmente, para o treinamento do algoritmo de controle do VANT, utilizou-se o conjunto completo das trajetórias de demonstração geradas. Embora parte desse conjunto represente cenários com eventos de NMAC, considerou-se que a realização de treinamento do algoritmo utilizando inclusive tais cenários corresponderia a uma tentativa de se imitar fielmente o comportamento do piloto (incluindo eventuais erros cometidos por ele). Dessa forma, o arquivo de treinamento gerado pelo mapeamento dos cenários de demonstração foi aplicado à ferramenta de treinamento por meio do comando:

```
svm-train.exe -s 4 -t 0 <nome do arquivo>
```

onde a opção "–s 4" indica o tipo de regressão utilizado (ν-SVR) e a opção "–t 0" indica o tipo de *kernel* (linear). Tal comando utiliza valores "*default"* da ferramenta para os parâmetros C (C = 1) e ν (ν = 0,5) da regressão. Vale notar que, de acordo com a formulação da regressão por SVM utilizada (ν-SVR), a variação desses dois parâmetros modificaria a regressão da seguinte forma:

- Parâmetro C ($C \in [0; \infty)$): variável que define a penalidade associada a desvios maiores que ε que podem ser tolerados. A atribuição de valores elevados para esse parâmetro gera uma maior conformidade da regressão em relação aos dados de treinamento, porém, com menor capacidade de generalização para cenários não apresentados no treinamento (cenários de teste).
- Parâmetro ν ("nu", $\nu \in [0; 1]$): variável que define limites para o número de vetores de suporte selecionados (em relação à quantidade total de dados

utilizados para treinamento) e para o número de predições incorretas obtidas na regressão considerando os dados de treinamento.

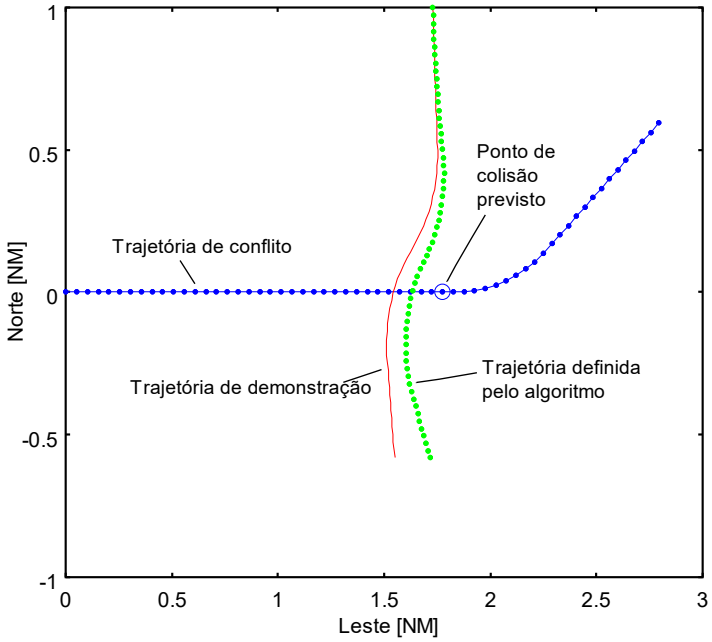
Vale ressaltar que a escolha pela regressão do tipo ν-SVR deveu-se à característica limitada da variável ν, em contraste com a variável ε ($\varepsilon \in [0; \infty)$) da formulação básica ($\varepsilon$-SVR). Dessa forma, com a utilização da regressão ν-SVR, foi possível a execução da etapa de treinamento sem a necessidade de definição de heurísticas para a definição de parâmetros.

4.5.1.1 Simulação do algoritmo nos cenários de conflito utilizados como demonstração

Para o teste inicial da capacidade de controle do algoritmo treinado, utilizaram-se os mesmos cenários de conflito do treinamento. Dessa forma, o modelo treinado foi utilizado para definir trajetórias para o VANT em cada um dos 1000 cenários de conflito utilizados originalmente para a geração das trajetórias de demonstração. Nessa simulação, o algoritmo treinado foi capaz de evitar a ocorrência de eventos de NMAC em 722 cenários, o que indica uma taxa de colisão cerca de duas vezes a observada no conjunto de treinamento (0,278 em comparação com 0,144 obtida para as trajetórias de demonstração). Além disso, ao se comparar as trajetórias de demonstração com aquelas definidas pelo algoritmo treinado, identificaram-se os seguintes tipos de resultados:

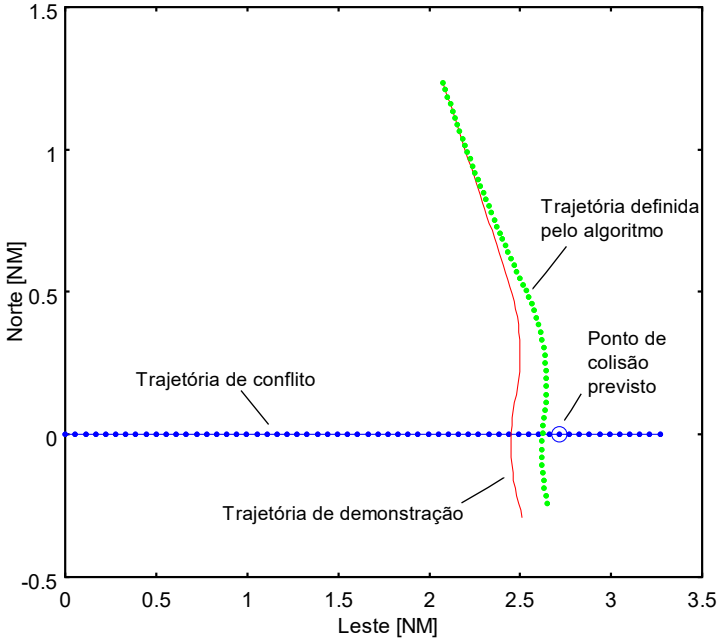
- As duas trajetórias geradas não levam à ocorrência de evento de NMAC (exemplo apresentado na Figura 13).
- A trajetória de demonstração não leva à ocorrência de NMAC, porém, a trajetória definida pelo algoritmo leva à condição de NMAC (Figura 14).
- A trajetória de demonstração leva à ocorrência de NMAC; a trajetória definida pelo algoritmo não leva à condição de NMAC (Figura 15).
- As duas trajetórias levam à ocorrência de NMAC (Figura 16).

Figura 13 – Exemplo de cenário em que as duas trajetórias (demonstração e algoritmo) foram geradas sem a ocorrência de NMAC.



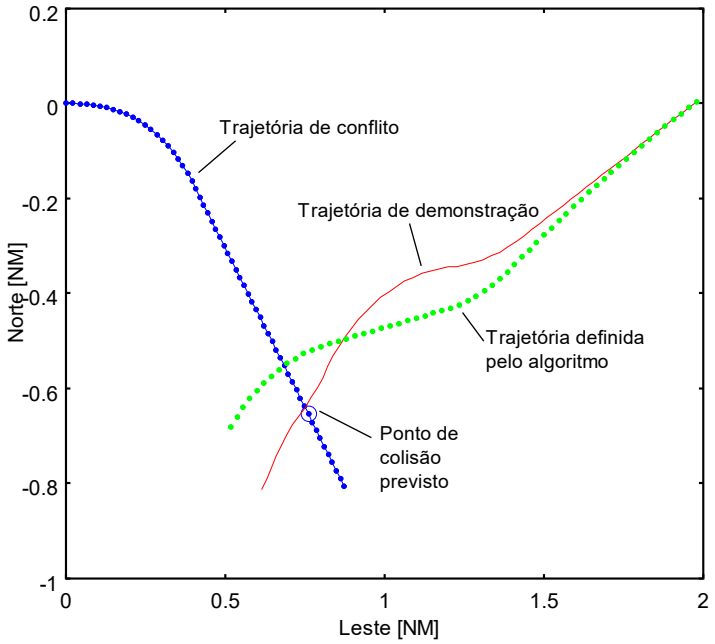
Fonte: do próprio autor.

Figura 14 – Exemplo de cenário em que a trajetória de demonstração não leva à condição de NMAC, mas a trajetória gerada pelo algoritmo leva à condição de NMAC.



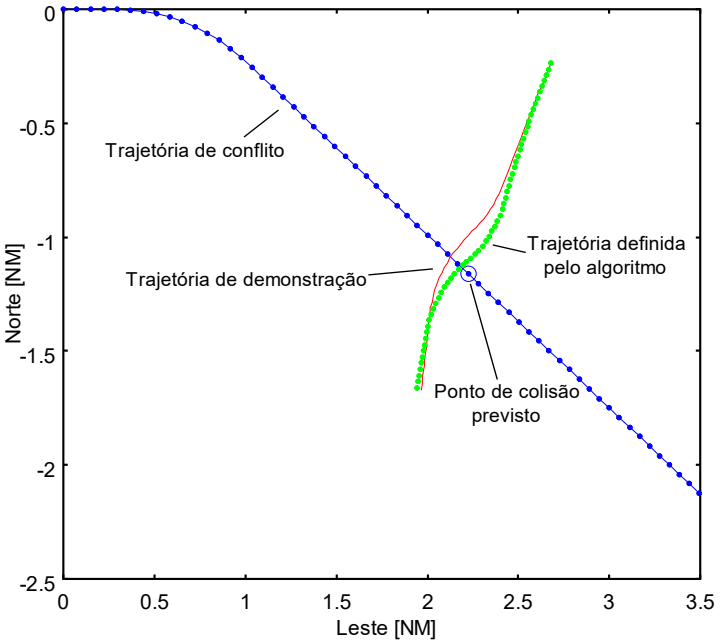
Fonte: do próprio autor.

Figura 15 – Exemplo de cenário em que a trajetória de demonstração leva à condição de NMAC, mas a trajetória definida pelo algoritmo não leva à condição de NMAC.



Fonte: do próprio autor.

Figura 16 – Exemplo de cenário em que as duas trajetórias (demonstração e algoritmo) levam à condição de NMAC.



Fonte: do próprio autor.

4.5.1.2 Simulação do algoritmo em cenários de teste

O algoritmo de controle treinado foi utilizado para definir trajetórias para o VANT em cada um dos 200000 cenários de teste. Ao final desse processo, as distâncias de separação obtidas em cada cenário foram calculadas, sendo contabilizados o total de cenários em que houve perda de separação com distâncias menores que as de NMAC. Obteve-se, dessa forma, a quantidade de 55523 cenários em que a condição de NMAC foi caracterizada, o que corresponde a uma taxa de aproximadamente 27,76%. Considerando-se a probabilidade de um evento de NMAC levar efetivamente a uma colisão (conforme apresentado na Seção 2.1.6), chega-se a uma taxa de colisão estimada em cerca de 2,8%.

4.5.2 Filtragem dos dados de treinamento

Uma vez que o conjunto de treinamento utilizado inicialmente continha trajetórias que levavam à condição de NMAC, decidiu-se remover tais cenários a fim de se criar um conjunto de treinamento ideal (sem trajetórias incorretas). Dessa forma, do conjunto de trajetórias de demonstração definidas originalmente (Seção 4.3), foram removidas as 144 trajetórias que levam à condição de NMAC. O novo conjunto de dados resultante dessa “filtragem” foi então utilizado para treinar novamente o modelo de controle, cujo desempenho foi novamente avaliado utilizando os mesmos cenários de teste gerados inicialmente (conforme descrito na Seção 4.5.1.2). Ressalta-se que o treinamento utilizando o novo conjunto de dados foi realizado a partir de condições “zeradas”, isto é, não se trata de treinamento incremental do modelo original.

No teste do novo modelo treinado realizado utilizando-se as trajetórias de treino, obteve-se um total de 288 trajetórias que levaram à ocorrência de NMAC (aumento de 3,6% em relação ao original). Na simulação realizada com os cenários de teste, o modelo treinado utilizando o conjunto de dados filtrado apresentou um total de 60208 (aumento de 8,4%) cenários com ocorrência de NMAC (taxa de NMAC de 30,10% e taxa de colisão de 3,0% aproximadamente).

4.5.3 Variação do critério de separação

Em vista da variação inexpressiva da taxa de colisão obtida com a filtragem dos dados de treinamento, decidiu-se por avaliar a variação de desempenho decorrente da modificação do valor definido para d_{limite}. Dessa forma, o valor original ($d_{limite} =$

$1\ NM$) foi aumentado em 30%, sendo que as etapas de construção das trajetórias de demonstração (Seção 3.3.4) e de treinamento e avaliação do algoritmo (Seção 3.4) foram novamente executadas utilizando-se $d_{limite} = 1{,}3\ NM$.

Em relação às novas trajetórias de demonstração obtidas dessa forma, nota-se uma diminuição significativa no número de trajetórias que apresentaram NMAC: 32 (diminuição de aproximadamente 78% em relação ao apresentado na Seção 4.3). Além disso, ao se aplicar o modelo treinado obtido dessa forma ao próprio conjunto de cenários de treinamento, obteve-se uma taxa de ocorrência de NMAC de 7,3% (redução de aproximadamente 74% em comparação com o apresentado na Seção 4.5.1.1).

O modelo treinado com o novo conjunto de dados e com novo valor de d_{limite} apresentou um total de 73 cenários com ocorrência de NMAC no teste realizado com as trajetórias de treino, o que representa uma redução de aproximadamente 73,74% em relação ao apresentado originalmente. Na simulação realizada utilizando-se os cenários de teste, obteve-se um total de 16252 (redução de aproximadamente 70% em relação aos resultados originais) trajetórias que levaram à ocorrência de NMAC (taxa de NMAC de 8,13% e taxa de colisão de 0,8% aproximadamente).

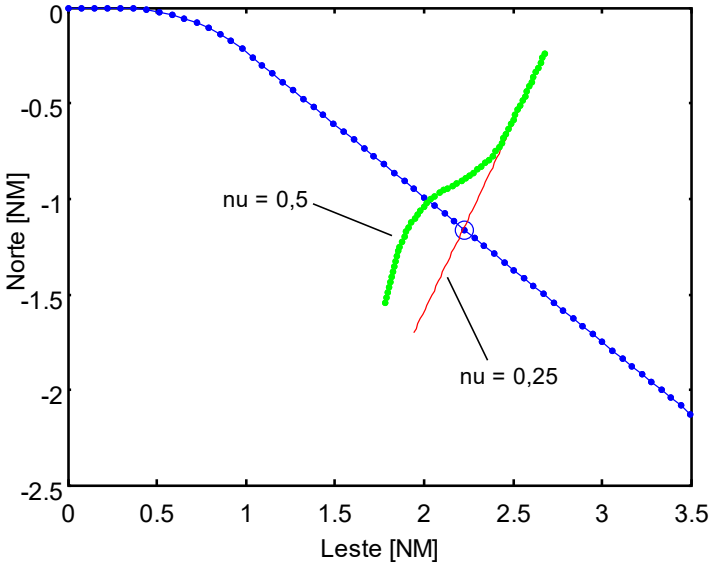
4.5.4 Variação do parâmetro ν da regressão por SVM

A partir da observação dos resultados apresentados nas Seções 4.5.1, 4.5.2 e 4.5.3, constatou-se que as taxas de ocorrência de NMAC calculadas para o algoritmo treinado utilizando-se os cenários de treino são ligeiramente menores que as calculadas utilizando-se os cenários de teste. A fim de se avaliar a possibilidade de ocorrência de *overtraining*, procurou-se variar o parâmetro ν para um valor menor que o utilizado inicialmente, de forma a se tolerar uma maior quantidade de erros em relação aos cenários de treino, porém, com possível aumento da capacidade de generalização do algoritmo para tratamento de cenários não observados no treinamento. Dessa forma, mantidas as condições apresentadas na Seção 4.5.3 (com valor de $d_{limite} = 1{,}3\ NM$), realizou-se um novo treinamento do algoritmo (não de forma incremental) utilizando-se um valor de $\nu = 0{,}25$.

O desempenho do modelo obtido, no entanto, não se mostrou satisfatório uma vez que, na avaliação do algoritmo treinado utilizando-se os próprios cenários de treino, obteve-se uma taxa de NMAC de 100%. Além disso, ao se observar o resultado das trajetórias obtidas nessa avaliação, notou-se que o algoritmo passou a definir

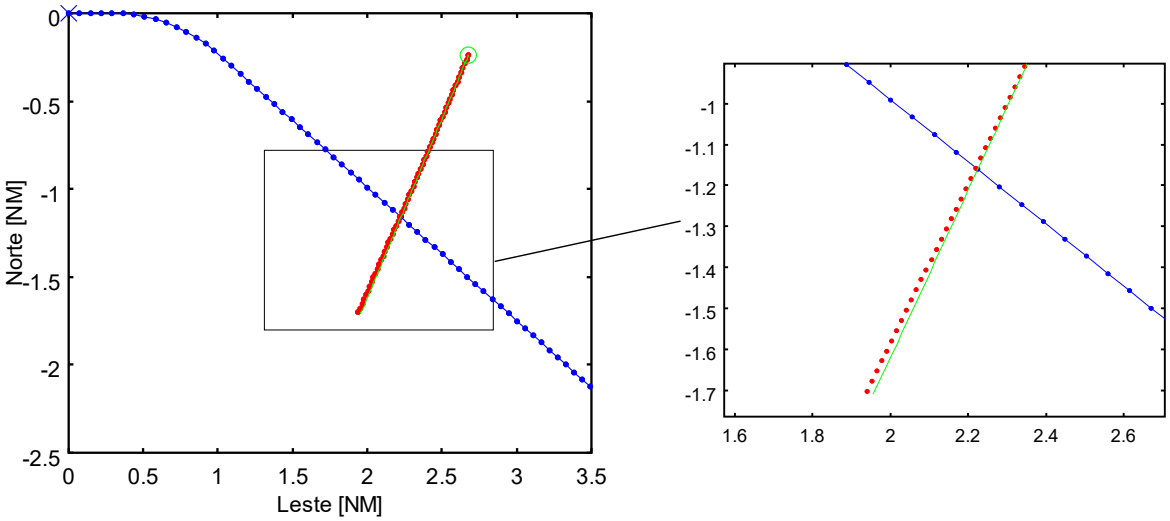
trajetórias muito próximas à trajetória original do VANT (trajetória definida de forma a caracterizar um cenário de colisão iminente). Na Figura 17, é apresentado um exemplo de cenário em que o algoritmo treinado com $\nu = 0{,}5$ (apresentado na Seção 4.5.3) gerou uma trajetória livre de NMAC em comparação com a trajetória do algoritmo treinado com $\nu = 0{,}25$. Essa última é apresentada com maiores detalhes na Figura 18 (notar que a trajetória gerada apresenta um pequeno desvio em relação à trajetória inicial de colisão).

Figura 17 – Comparação de trajetórias geradas por algoritmos treinados com diferentes valores para o parâmetro ν utilizando cenários de treino – exemplo de cenário em que o algoritmo treinado com $\nu = 0{,}5$ não apresentou colisão



Fonte: do próprio autor.

Figura 18 – Detalhe da trajetória gerada pelo algoritmo treinado com $\nu = 0{,}25$ apresentada na Figura 17.



Fonte: do próprio autor.

Uma vez que o resultado obtido com a redução do parâmetro ν não se mostrou satisfatório na simulação realizada com os cenários de treino, não se realizou a avaliação com os cenários de teste. Além disso, em vista dos resultados apresentados na Seção 4.5.3, considerou-se que a definição precisa de uma condição de d_{limite} represente uma característica de maior relevância para melhora do desempenho do modelo. Logo, não se realizaram outros testes com modificação de parâmetros da regressão por SVM.

4.6 INTEGRAÇÃO COM SIMULADOR DE VOO

Para a integração com o simulador de voo X-Plane 10, identificaram-se os dados possíveis de serem trocados por meio da interface UDP, de acordo com informações consultadas na documentação do simulador e nas páginas do site do fabricante[3]. A partir dessa análise, identificou-se a possibilidade de se enviar os seguintes comandos para o sistema de piloto automático da aeronave virtual:

- *Speed* (velocidade).
- *Heading* (proa em relação ao norte magnético).
- *Vertical Velocity* (velocidade vertical).

[3] Vale ressaltar que a documentação das interfaces de integração disponíveis no X-Plane 10 é bastante informal, sendo que parte das informações foram obtidas a partir de fóruns de discussão entre desenvolvedores independentes na Internet. Logo, não se considerou adequado a indicação formal de fontes consultadas nesse caso.

Dessa forma, constatou-se a interface disponível no simulador de voo permite a integração do modelo de controle definido no presente trabalho. No entanto, é importante notar que o valor de proa é definido em graus, não em graus/s, o que gerou a necessidade de uma adaptação da saída do modelo de controle, conforme descrito na Seção 4.6.1 a seguir.

Outro aspecto do simulador de voo que teve de ser analisado é referente aos modelos de aeronaves disponíveis. Originalmente, o simulador não dispõe do modelo Cirrus SR-22 considerado como referência no presente trabalho. Dessa forma, optou-se por utilizar o modelo Cessna 172, a qual, conforme observado no próprio simulador, mostrou-se capaz de atingir a velocidade de 100 nós definida na Tabela 1. Porém, vale notar que as funcionalidades de piloto automático disponíveis variam de acordo com o modelo da aeronave selecionado. No caso do Cessna 172, verificou-se que seu piloto automático não dispõe da funcionalidade de *auto-throttle*, de forma que a sua velocidade não é ajustada de forma automática conforme comandos enviados pela interface UDP. Em relação a tal limitação, foram avaliados outros modelos de aeronave de aviação geral disponíveis no simulador. No entanto, o comportamento em voo (sob controle manual) desses modelos de aeronave não se mostrou estável (possivelmente, por limitação do usuário).

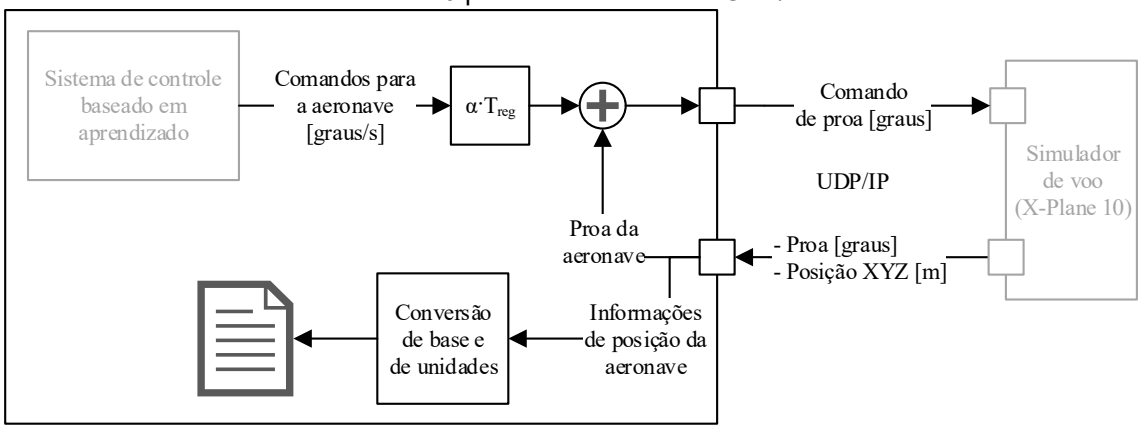
Por fim, também se analisou o sistema de coordenadas utilizado pelo simulador para envio das informações da aeronave (posição, velocidade e proa, em especial) por meio da interface UDP. Dessa forma, constatou-se que, além de informações de latitude e longitude, também é possível obter informações de posição da aeronave com base em um sistema de coordenadas cartesianas centrado em um ponto da superfície do globo terrestre, diretamente compatíveis, portanto, com o sistema de coordenadas utilizado na definição das trajetórias no presente trabalho. É importante ressaltar, no entanto, que as informações de proa informadas pelo simulador não utilizam esse sistema de coordenadas cartesianas diretamente.

4.6.1 Adaptações realizadas para integração do modelo treinado ao simulador de voo

Em vista das características identificadas da interface UDP do simulador de voo, a adaptação do modelo de controle treinado ao X-Plane 10 foi realizada conforme os seguintes passos:

- Para algumas das trajetórias geradas pelo modelo, foram extraídos os comandos de mudança de proa gerados pelo algoritmo em cada instante da trajetória. Para essa etapa, inicialmente optou-se por utilizar as mesmas trajetórias apresentadas na Seção 4.5.1.1 (Figura 13 à Figura 16).
- Por meio da interface gráfica do simulador, inicia-se um voo com a aeronave selecionada (Cessna 172), ajusta-se a velocidade da aeronave para aproximadamente 100 nós e ativam-se as funções de piloto automático de ajuste de proa e de velocidade vertical.
- Por meio da interface UDP do simulador, registra-se a posição (XYZ) e a proa da aeronave no instante inicial da simulação.
- A partir do registro da posição e proa iniciais da aeronave obtidas via UDP e a cada 1 s (valor definido para T_{reg}, conforme apresentado na Seção 3.3.4), envia-se um comando de ajuste de proa ao simulador. Vale notar que o valor do comando de proa enviado ao simulador é referente ao comando gerado pelo algoritmo multiplicado por $\alpha \cdot T_{reg}$ e somado ao último valor de proa informado pelo simulador (ver Figura 19). Tal conversão se faz necessária para compatibilidade com os comandos aceitos pelo sistema de piloto automático do modelo de aeronave no simulador de voo. Além disso, vale notar que a inclusão do parâmetro α (cujo valor final utilizado foi de 1,5) tem como finalidade a calibração da interface, uma vez que o aumento no valor desse parâmetro torna mais acentuada a manobra executada pela aeronave no simulador.
- Ao longo de 60 s (duração do cenário de conflito), registra-se a posição da aeronave informada pelo simulador por meio da interface UDP. Vale notar que, das informações de posição informadas pela interface UDP, são descontados os valores registrados no início da simulação. Tais valores também são convertidos (de metros para milhas náuticas) e são deslocados para o sistema de coordenadas utilizado nas trajetórias apresentadas na Seção 4.5.1.1, de forma a permitir a comparação dos resultados obtidos.

Figura 19 – Adaptações realizadas para integração do sistema de controle proposto ao simulador X-Plane 10 por meio de interface UDP/IP.

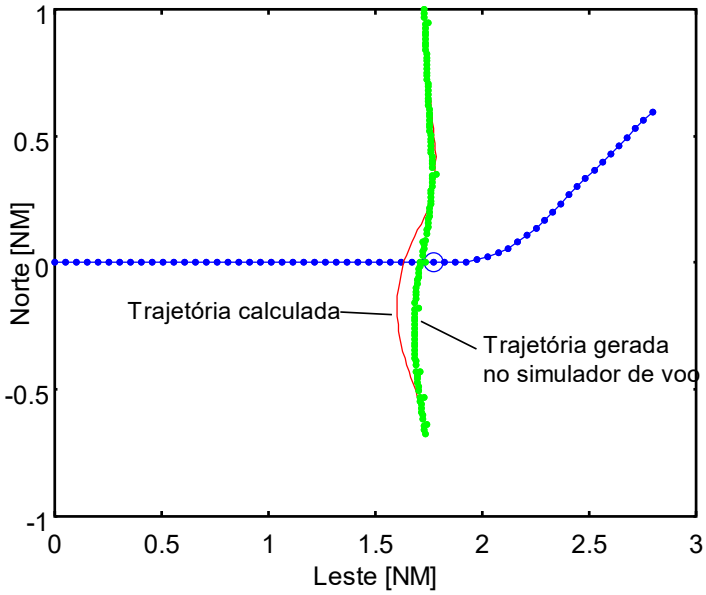


Fonte: do próprio autor.

4.6.2 Resultados obtidos com o simulador de voo

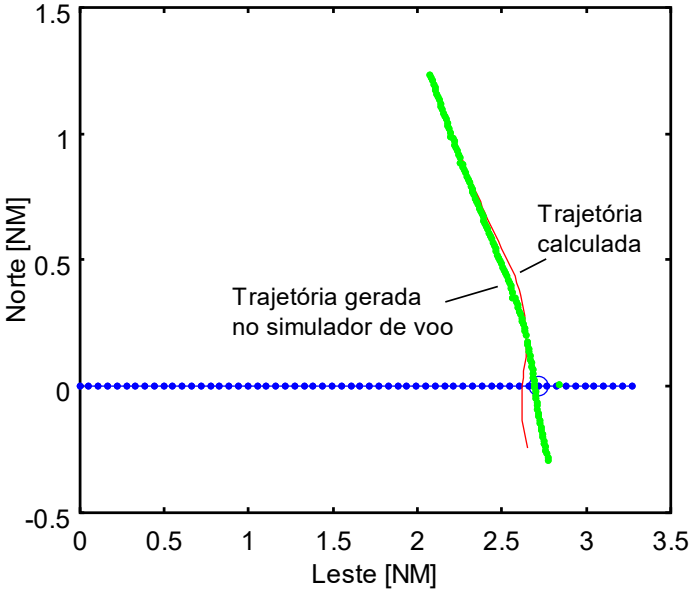
As trajetórias obtidas nas simulações realizadas com o X-Plane 10 são apresentadas na Figura 20 até a Figura 23. Notar que tais trajetórias foram ilustradas junto das trajetórias apresentadas na Seção 4.5.1.1, para fins de comparação visual.

Figura 20 – Trajetória obtida utilizando o simulador de voo X-Plane 10 e os comandos gerados pelo algoritmo treinado originalmente – cenário de conflito referente ao da Figura 13.



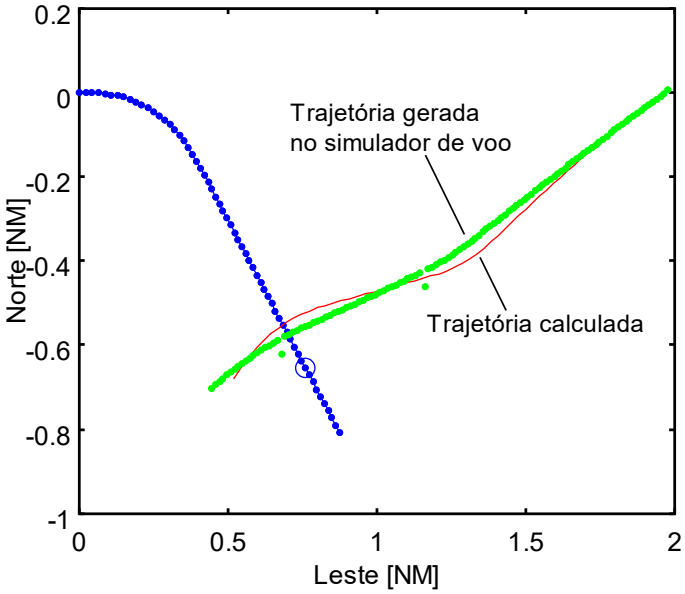
Fonte: do próprio autor.

Figura 21 – Trajetória obtida utilizando o simulador de voo X-Plane 10 e os comandos gerados pelo algoritmo treinado originalmente – cenário de conflito referente ao da Figura 14.



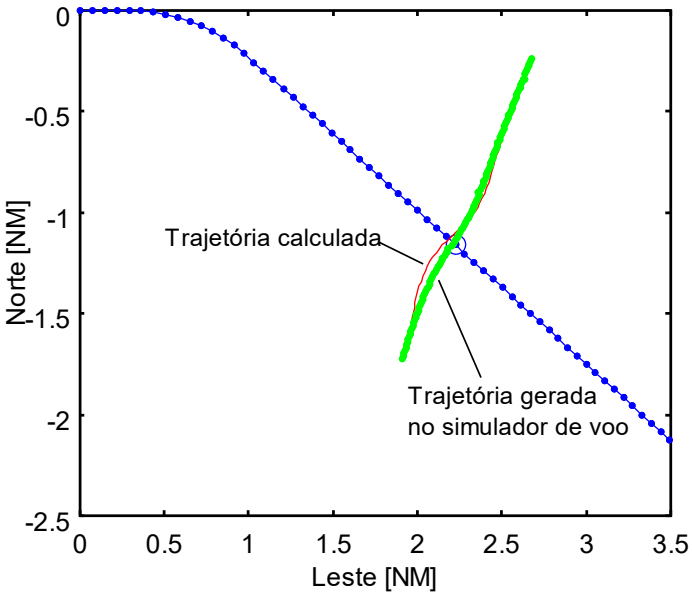
Fonte: do próprio autor.

Figura 22 – Trajetória obtida utilizando o simulador de voo X-Plane 10 e os comandos gerados pelo algoritmo treinado originalmente – cenário de conflito referente ao da Figura 15.



Fonte: do próprio autor.

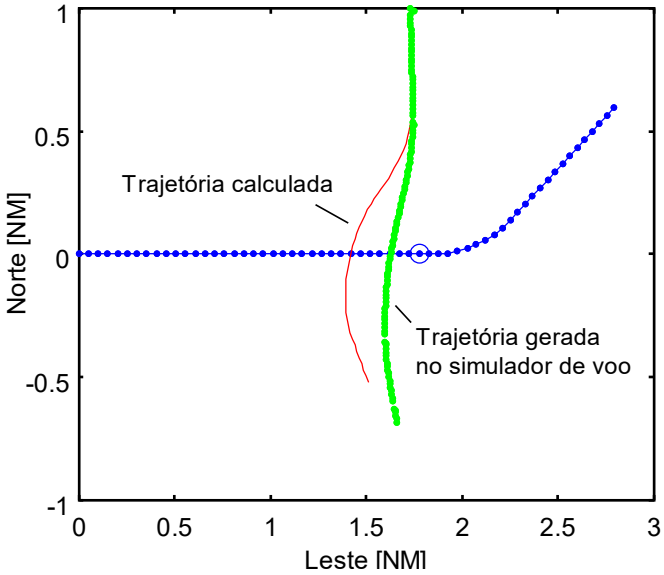
Figura 23 – Trajetória obtida utilizando o simulador de voo X-Plane 10 e os comandos gerados pelo algoritmo treinado originalmente – cenário de conflito referente ao da Figura 16.



Fonte: do próprio autor.

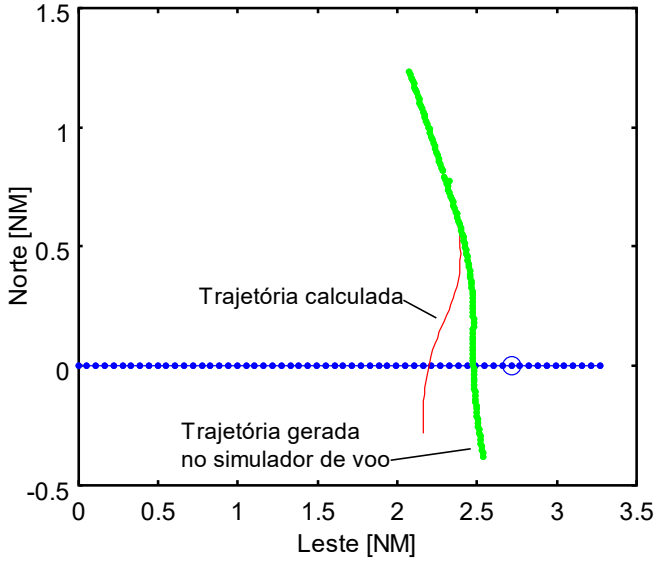
Observa-se nessas trajetórias que a aeronave virtual do simulador de voo descreve uma trajetória com forma semelhante às das trajetórias calculadas, no entanto, realizando curvas de forma menos acentuada. Tal comportamento, decorrente de atrasos da própria aeronave e do sistema de piloto automático, pode levar a trajetórias reais que passam mais próximo da aeronave de conflito, mesmo com o comportamento do modelo de controle estando correto. Nesse sentido, também foram realizadas simulações nesses mesmos cenários utilizando o algoritmo treinado conforme as condições apresentadas na Seção 4.5.3 (com $d_{limite} = 1{,}3\ NM$). As trajetórias geradas dessa forma são ilustradas na Figura 24 à Figura 27.

Figura 24 – Trajetória obtida utilizando o simulador de voo X-Plane 10 e os comandos gerados pelo algoritmo treinado com $d_{limite} = 1{,}3\ NM$ – cenário de conflito referente ao da Figura 13.



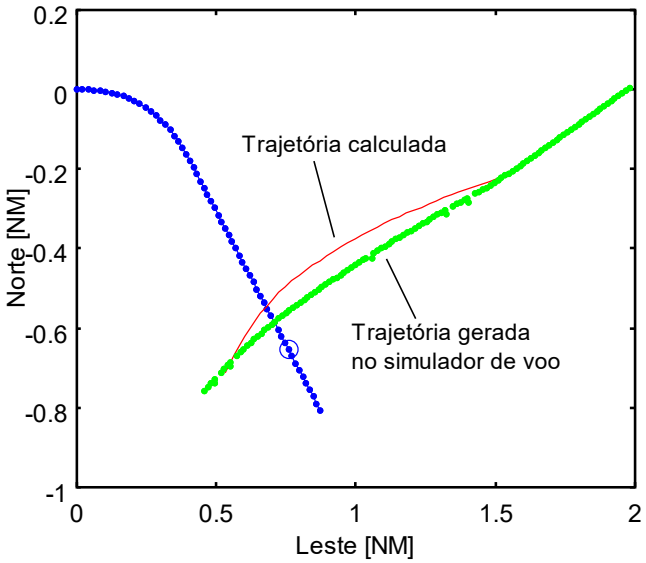
Fonte: do próprio autor.

Figura 25 – Trajetória obtida utilizando o simulador de voo X-Plane 10 e os comandos gerados pelo algoritmo treinado com $d_{limite} = 1{,}3\ NM$ – cenário de conflito referente ao da Figura 14.



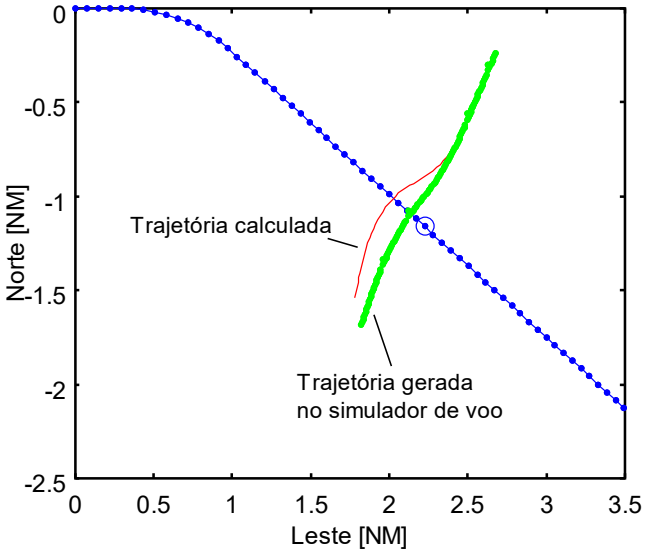
Fonte: do próprio autor.

Figura 26 – Trajetória obtida utilizando o simulador de voo X-Plane 10 e os comandos gerados pelo algoritmo treinado com $d_{limite} = 1{,}3\ NM$ – cenário de conflito referente ao da Figura 15.



Fonte: do próprio autor.

Figura 27 – Trajetória obtida utilizando o simulador de voo X-Plane 10 e os comandos gerados pelo algoritmo treinado com $d_{limite} = 1{,}3\ NM$ – cenário de conflito referente ao da Figura 16.



Fonte: do próprio autor.

Nos resultados obtidos com o modelo treinado utilizando $d_{limite} = 1{,}3\ NM$, o fato de o algoritmo procurar manter uma distância de separação maior em relação à aeronave de conflito acaba por compensar, de certa forma, os atrasos relacionados a sistemas da aeronave.

4.7 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Na Seção 4, apresentaram-se os resultados obtidos a partir da implementação da metodologia proposta para o trabalho. De modo geral, é possível notar que o modelo de controle proposto para o VANT é capaz de definir trajetórias para a aeronave de forma semelhante ao definido nas trajetórias de demonstração, o que é evidenciado pelos exemplos de trajetórias apresentadas na seção supracitada. Além disso, o desempenho do modelo foi avaliado de forma quantitativa, sendo que foram exploradas possíveis modificações para algumas das variáveis da metodologia (dados de treinamento, distância de separação d_{limite}, para caracterização de conflito e parâmetro ν da regressão por SVM). Os resultados obtidos nessas simulações são sumarizados na Tabela 4.

Tabela 4 – Resultados obtidos nas simulações realizadas para o algoritmo treinado nas quatro condições analisadas no presente trabalho.

Simulação	**NMAC – cenários de treino**	**NMAC – cenários de teste**	**% de colisão – cenários de teste**
Condições originais (Seção 4.5.1)	0,278	0,278	2,8
Filtragem de dados de treinamento (Seção 4.5.2)	0,288	0,300	3,0
Aumento de d_{limite} em 30% (Seção 4.5.3)	0,073	0,081	0,8
Parâmetro ν = 0,25 Seção (4.5.4)	1	(Não avaliado)	(Não avaliado)

A partir dos resultados obtidos por meio de tais modificações, observou-se que o aumento de 30% no valor definido originalmente para d_{limite} resultou em uma

redução de mais de 70% na taxa de NMAC calculada utilizando-se os cenários de treino, além de apresentar uma redução da mesma ordem na taxa de colisões calculada utilizando-se os cenários de teste. Além disso, embora a modificação das demais variáveis exploradas não tenha resultado em melhoria de desempenho na prevenção de colisão, vale notar que a filtragem do conjunto de treinamento resultou em piora do desempenho do algoritmo. Essa redução de desempenho difere do esperado, uma vez que se considera que a remoção de demonstrações incorretas deveria resultar em melhoria da capacidade de prevenção de colisão. No entanto, a correta identificação dos mecanismos que levaram a tal resultado requer análises mais detalhadas, podendo representar objeto de pesquisas futuras.

Em relação à verificação do modelo de controle utilizando-se o simulador de voo, observou-se que os atrasos inerentes aos sistemas de voo da aeronave (a rigor, do modelo da aeronave no simulador de voo) resultam em trajetórias com curvas menos acentuadas que as calculadas computacionalmente. Nesse caso, mesmo com decisões de manobra sendo executadas corretamente pelo algoritmo de controle, a trajetória resultante pode não se distanciar de forma suficiente da trajetória de conflito. Ainda assim, é possível constatar que, por meio do aumento da distância d_{limite}, é possível compensar parte desses atrasos, uma vez que as decisões de manobra são executadas pelo algoritmo de forma a se manter uma distância de separação maior.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A seguir, são apresentadas as considerações finais em relação ao trabalho de pesquisa realizado. Também são identificados alguns aspectos não explorados no presente trabalho, que podem constituir objeto de pesquisas futuras.

5.1 CONCLUSÕES

Em vista dos resultados obtidos, pode-se concluir que com a implementação da abordagem proposta foi possível estabelecer um modelo capaz de definir trajetórias para um VANT de forma a se aproximar de um comportamento apresentado como demonstração. No entanto, observa-se que o modelo obtido por treinamento não é capaz de atingir o mesmo desempenho que o observado na demonstração. Além disso, com base nas observações dos resultados da simulação integrada a um simulador de voo, constata-se que eventuais atrasos de subsistemas da aeronave para a execução dos comandos gerados pelo algoritmo de controle podem resultar em trajetórias ligeiramente diferentes daquelas calculadas originalmente. Tais atrasos, portanto, devem ser considerados para uma implementação real.

Conforme observado nas estimativas de taxa de colisão obtidas, pode-se concluir que uma possível forma de se melhorar o desempenho do modelo de controle corresponde à modificação da distância de separação d_{limite} considerada para caracterização do cenário de conflito. Considera-se que o aumento no valor desse parâmetro (ou uma definição mais refinada, conforme discutido na seção seguinte) possa representar o aspecto mais relevante a ser explorado de forma mais extensiva em pesquisas futuras, podendo representar, inclusive, um mecanismo por meio do qual possa ser realizado o tratamento de atrasos e imprecisões inerentes da aeronave (ou do ambiente).

Por fim, vale ressaltar que os valores obtidos para taxa de colisão não devem ser considerados como valores absolutos referentes à utilização do VANT de forma integrada ao espaço aéreo não segregado. É importante notar que a definição das simulações apresentadas no presente trabalho, levam ao cálculo de uma taxa de colisão que está relacionada com a probabilidade de ocorrência de colisão **dada a ocorrência do cenário de conflito**. Deve-se observar, portanto, que a ocorrência do tipo de cenário de conflito considerado no presente trabalho requer o atendimento das seguintes condições:

- Perda da comunicação entre o VANT e o piloto em solo.

- Existência de aeronave convencional (tripulada) em rota conflitante com o VANT durante a condição de perda de comunicação do VANT com o piloto em solo.

Dessa forma, considera-se que o cálculo de uma estimativa da probabilidade de colisão referente à utilização do VANT integrado ao espaço aéreo não segregado dependa de outros fatores cuja análise foge ao escopo do presente trabalho. Nesse sentido, considera-se que as medidas recomendadas pela OACI (2015), tais como o pouso do VANT em local designado previamente, possam reduzir a probabilidade de ocorrência do tipo de cenário de conflito considerado no presente trabalho, consequentemente, reduzindo o risco de colisão inerente à utilização do VANT. De fato, os resultados de taxa de colisão obtidos no presente trabalho evidenciam claramente a necessidade da implementação de medidas que evitem a ocorrência dos cenários de conflito aqui considerados.

Além disso, observou-se a necessidade de se considerar eventuais atrasos nos sistemas de voo da aeronave utilizada como VANT, uma vez que podem interferir na definição da trajetória da aeronave. Nesse sentido, constatou-se que o aumento da distância de separação considerada para caracterizar o conflito entre aeronaves pode também servir ao propósito de compensar tais atrasos, de forma o algoritmo de controle realizará comandos de manobra de forma a tentar manter uma maior distância de separação em relação ao conflito.

5.2 LIMITAÇÕES DA ABORDAGEM E PESQUISAS FUTURAS

A seguir são apresentadas algumas das premissas adotadas para o presente trabalho, mas cuja validação pode representar objeto de pesquisas futuras. Além disso, também são discutidas algumas variáveis inerentes à metodologia proposta que também podem ser exploradas de forma mais extensiva futuramente.

5.2.1 Premissas adotadas

Ao longo da Seção 3, foram identificadas algumas premissas adotadas para o presente trabalho que representam objetos de análise para pesquisas futuras. A verificação da validade de tais premissas representa uma forma de “estressar” o modelo proposto, de forma a verificar sua consistência e sua robustez em relação às condições reais. Dessa forma, identificam-se os seguintes aspectos a serem analisados em pesquisas futuras:

1) Análise dos demais fatores relacionados à segurança para a operação de VANT: embora o risco de colisão seja um dos aspectos de maior relevância, o ferimento de pessoas em caso de queda do VANT é um exemplo de risco inerente dessa aplicação que também deve ser devidamente analisado.
2) Definição do critério de separação segura: no presente trabalho, adotou-se um critério de separação segura entre aeronaves que corresponde a uma distância espacial fixa, baseada no parâmetro d_{limite}. A modificação de tal critério para considerar fatores relevantes (ex.: velocidade relativa entre aeronaves, esteira de turbulência) pode representar um refinamento para o método proposto. Uma possível abordagem para refinamento desse critério seria utilizar o critério adotado no TCAS, conforme discutido na Seção 3.3.3.
3) Dados de demonstração e treinamento: no presente trabalho, realizou-se o treinamento do modelo de controle do VANT utilizando-se trajetórias de demonstração geradas por meio de simulação devido à indisponibilidade de dados reais de operação de VANT integrado ao espaço aéreo não segregado. No entanto, considera-se que, para a definição de um comportamento para o modelo que se aproxime de fato daquele observado na realidade, é necessário a utilização de dados obtidos a partir de trajetórias reais. Nesse sentido, podem ser consideradas as seguintes possibilidades:
   - Utilização de dados de trajetórias de aeronaves pilotadas convencionalmente obtidos por sistemas de vigilância (radares e afins): a utilização de tais trajetórias como demonstração para treinamento do algoritmo pode representar uma abordagem que se aproxima do cenário de VANT integrado ao espaço aéreo não segregado. Porém, por se tratarem de informações relacionadas a cenários de incidentes aéreos com perda de separação entre aeronaves, é necessária uma análise da disponibilidade de tais dados junto às autoridades competentes.
   - Utilização de dados de trajetórias geradas em condições de treinamento de pilotos em ambiente de simulação: tais trajetórias representam condições próximas à realidade. No entanto, a utilização de tais trajetórias para fins de demonstração no treinamento do modelo de controle do VANT requer o registro de dados durante as simulações realizadas no processo de treinamento de pilotos. Dessa forma, também se faz necessária a análise de disponibilidade de tais informações.

4) Aeronaves não cooperativas: a integração do VANT a um espaço aéreo não segregado também pode requerer a detecção de aeronaves que não são capazes de informar sua localização (ex.: balões). Nesse tipo de cenário, o modelo de sensoriamento definido para o VANT na Seção 3.2.2 não permite a detecção do conflito, sendo necessária a utilização de outro meio de detecção (visão computacional, por exemplo).
5) Técnicas de inteligência computacional: outras técnicas de inteligência computacional, inclusive que não sejam baseadas em aprendizado, também poderiam ser utilizadas na implementação do sistema de controle autônomo do VANT. Algumas abordagens foram inclusive identificadas na revisão da literatura, tais como, a utilização de redes neurais, campos potenciais artificiais e processos de decisão de Markov.
6) Cenários de conflito entre aeronaves em aproximação de frente e em ultrapassagem: embora previstos nas regras do ar da OACI, tais tipos de cenários de conflito não foram abordados no presente trabalho. Considera-se que o cenário de ultrapassagem entre aeronaves seja de especial interesse para pesquisas futuras, por apresentar dois tipos de condições – VANT em ultrapassagem ou sendo ultrapassado.
7) Cenários de conflito com múltiplas aeronaves: nos cenários definidos no presente trabalho, considerou-se apenas a existência de duas aeronaves – o VANT e a aeronave de conflito. No entanto, é necessário considerar a possibilidade de conflito entre múltiplas aeronaves (tanto tripuladas quanto outros VANTs), que podem ser frequentes em determinados tipos de aplicação.
8) Comunicação de intenção de manobra entre aeronaves: no tipo de cenário de conflito adotado para análise no presente trabalho, considera-se a inexistência de comunicação direta entre aeronaves. Porém, tal condição pode ser considerado como característica de cenário degradado, uma vez que decisão de manobra para uma aeronave pode depender da comunicação da intenção de manobra entre aeronaves.
9) Aeronave e subsistemas de voo: conforme discutido na Seção 3.2.2, considerou-se que a aeronave a ser utilizada como VANT deve dispor de certas funcionalidades que permitam que os comandos gerados pelo algoritmo de controle (taxa de variação do ângulo de proa) sejam executados

de fato durante o voo. No presente trabalho, utilizou-se o próprio sistema de piloto automático da aeronave para a execução dos comandos gerados pelo algoritmo. Dessa forma, os resultados obtidos nas simulações com simulador de voo estão diretamente relacionados com os tempos de resposta desse sistema. Considera-se, dessa forma, que uma análise do sistema de piloto automático, com possível ajuste de seus tempos de resposta, possa contribuir para a obtenção de trajetórias mais próximas às calculadas nas simulações computacionais.

10) Controle da aeronave virtual no simulador de voo: caso a aeronave virtual fosse controlada em “tempo real” (processando as informações atualizadas de posição da aeronave a cada instante de tempo), tal realimentação poderia compensar os efeitos dos atrasos no piloto automático.
11) Filtragem de dados de treinamento: a remoção de demonstrações incorretas, conforme discutido na Seção 4.7, deveria resultar em melhoria da capacidade de prevenção de colisão. No entanto, a correta identificação dos mecanismos que levaram a um resultado contrário requer análises mais detalhadas, podendo representar objeto de pesquisas futuras.

5.2.2 Variáveis inerentes à metodologia proposta

Durante a execução da metodologia proposta para o presente trabalho, foram identificadas diversas variáveis cuja influência no desempenho do modelo não foi completamente explorada no presente trabalho. Dessa forma, também podem ser considerados objetos de pesquisas futuras os seguintes aspectos:

1) Modelo de percepção situacional do sistema de controle do VANT: para o modelo de percepção situacional baseado em setores angulares (apresentado na Seção 3.2.3) é possível considerar possíveis modificações, tais como o aumento do número de setores circulares ou a modificação das funções de mapeamento para considerar valores contínuos em vez de binários.
2) Comandos de controle do VANT: além do comando de taxa de variação da proa da aeronave, existe a possibilidade de se definir outras manobras para aeronave para fins de prevenção de colisão. Por exemplo, a emissão de comandos de variação de velocidade e de mudanças de nível podem ser considerados como possíveis recursos que poderiam ser adicionados ao

modelo aqui apresentado. Vale ressaltar, no entanto, que, embora a execução de manobras de mudança de nível possa ser conflitante com a discussão apresentada na Seção 3.1.1, tais manobras são utilizadas no TCAS.

3) *Kernel* da regressão por SVM: no presente trabalho, utilizou-se apenas o *kernel* linear para a regressão por SVM, que foi aplicado sobre o conjunto de vetores gerados pelas funções de mapeamento definidas por (3) e (4). No entanto, existe a possibilidade de se utilizar *kernels* não lineares (ex.: sigmoidal) para a realização de tal regressão.
4) Parâmetros C e ν da regressão (linear) por SVM: no presente trabalho explorou-se apenas a variação do parâmetro ν, que foi reduzido pela metade em relação ao valor utilizado inicialmente. Embora os resultados obtidos a partir de tal variação não tenham sido satisfatórios, a definição de heurísticas para seleção de valores ótimos para tais parâmetros nesse tipo de aplicação pode representar um objeto de pesquisa futura. Considera-se que a definição de tal abordagem seja necessária, em especial, para a definição do parâmetro C, que pode adotar valores no intervalo $[0; \infty)$.
5) Treinamento incremental do algoritmo de controle: uma possível abordagem de treinamento não explorada no presente trabalho refere-se à possibilidade de utilizar para fins de treinamento incremental os cenários de teste em que o algoritmo treinado inicialmente definiu trajetórias que levaram à ocorrência de NMAC.

REFERÊNCIAS

ALEXOPOULOS, A. et al. A Comparative Study of Collision Avoidance Techniques for Unmanned Aerial Vehicles. In: 2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. **Anais**...IEEE, out. 2013

ALPAYDIN, E. Introduction. In: DIETTERICH, T. (Ed.). **Introduction to Machine Learning**. 2nd. ed. [s.l.] The MIT Press, 2010a. p. 1–21.

ALPAYDIN, E. Kernel Machines. In: DIETTERICH, T. (Ed.). **Introduction to Machine Learning**. 2nd. ed. [s.l.] The MIT Press, 2010b. p. 309–340.

ARGALL, B. D. et al. A survey of robot learning from demonstration. **Robotics and Autonomous Systems**, v. 57, n. 5, p. 469–483, maio 2009.

BAI, H. et al. Unmanned Aircraft Collision Avoidance using Continuous-State POMDPs. **Robotics: Science and Systems VII**, v. 1, p. 1–8, 2012.

BARALDI SESSO, D. et al. Using Data Integrity as an Improvement Characteristic to Assess the Safety of ADS-B-based Systems. **2015 IEEE International Conference on Dependable Systems and Networks Workshops**, p. 88–95, 2015.

BARNSTORFF, K. **“Look Ma, No Hands!” Flight Tests Completed**. Disponível em: <http://www.nasa.gov/centers/langley/aeronautics/ldcap.html>. Acesso em: 18 fev. 2015.

BROOKER, P. Introducing Unmanned Aircraft Systems into a High Reliability ATC System. **The Journal of Navigation**, v. 66, n. 05, p. 719–735, 21 jun. 2013.

CHANG, C.-C.; LIN, C.-J. LIBSVM: A Library for Support Vector Machines. **ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology**, v. 2, n. 3, p. 1–27, 1 abr. 2011.

CIRRUS AIRCRAFT. **SR22**. Disponível em: <http://cirrusaircraft.com/sr22/>. Acesso em: 18 fev. 2015.

CONTARINO, M. All weather collision avoidance for unmanned aircraft systems. (G. R. Gerhart, D. W. Gage, C. M. Shoemaker, Eds.) In: Unmanned Systems Technology XII. **Anais**...23 abr. 2010

ELIAS, B. **Pilotless Drones : Background and Considerations for Congress Regarding Unmanned Aircraft Operations in the National Airspace System**. [s.l: s.n.].

FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION. **Pilot’s Handbook of Aeronautical Knowledge**. [s.l: s.n.].

FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION. **Introduction to TCAS II Version 7.1**. [s.l: s.n.].

FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION. **Integration of Civil Unmanned Aircraft Systems (UAS) in the National Airspace System (NAS) Roadmap**. [s.l: s.n.].

FERNÁNDEZ, F.; BESADA, E.; SANCHEZ, D. Expert guidance system for unmanned aerial vehicles based on artifical neural networks. **Journal of Maritime Research**, v. 8, n. 1, p. 49–64, 2011.

GIL, F. DE O. et al. PIpE-SEC: platform for tests and validation of unmanned aerial vehicles (UAVs) operation in controlled airspace. **Journal of the Brazilian Air Transportation Research Society**, v. 6, n. 2, p. 47–58, 2010.

GIMENES, R. A. V. et al. Guidelines for the Integration of Autonomous UAS into the Global ATM. **Journal of Intelligent & Robotic Systems**, v. 74, n. 1-2, p. 465–478, 27 set. 2013.

HERCUS, R.; KONG, H.-S.; HO, K.-F. Control of an unmanned aerial vehicle using a neuronal network. In: 2013 IEEE Symposium on Computational Intelligence, Cognitive Algorithms, Mind, and Brain (CCMB). **Anais**...IEEE, abr. 2013

HOFFMANN, T. Eye in the Sky - Assuring the safe operation of Unmanned Aircraft Systems. **FAA Safety Briefing - May/June 2010**, n. June, p. 20–23, 2010.

HOLT, J.; BIAZ, S.; AJI, C. A. Comparison of Unmanned Aerial System Collision Avoidance Algorithms in a Simulated Environment. **Journal of Guidance, Control, and Dynamics**, v. 36, n. 3, p. 881–883, maio 2013.

INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION. **Annex 2 to the Convention on International Civil Aviation - Rules of the Air**, 2005.

INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION. **ICAO Cir 328, Unmanned Aircraft Systems (UAS)**. [s.l: s.n.].

INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION. **Doc 10019 Manual on Remotely Piloted Aircraft Systems (RPAS)**, 2015.

KOCHENDERFER, M. J. et al. Airspace Encounter Models for Estimating Collision Risk. **Journal of Guidance, Control, and Dynamics**, v. 33, n. 2, p. 487–499, mar. 2010.

LAI, C.-K. et al. On-board trajectory generation for collision avoidance in unmanned aerial vehicles. In: 2011 Aerospace Conference. **Anais**...IEEE, mar. 2011

LAMINAR RESEARCH. **X-Plane 10**. Disponível em: <http://www.x-

plane.com/desktop/home/>. Acesso em: 20 fev. 2015.

MATSUMOTO, T. T. et al. A Learning-Based Autonomous Control System Approach for Collision Avoidance within an Unmanned Aircraft. In: 2015 IEEE International Conference on Dependable Systems and Networks Workshops. **Anais**...IEEE, jun. 2015

MATSUMOTO, T. T.; VISMARI, L. F.; CAMARGO JR, J. B. Modelagem e simulação de VANT autônomo para avaliação de risco de colisão com outras aeronaves. In: XIII SITRAER - Simpósio de Tráfego Aéreo. **Anais**...Sao Paulo: 2014a

MATSUMOTO, T. T.; VISMARI, L. F.; CAMARGO JR, J. B. A method to implement and to evaluate a learning-based Piloting Autonomous System for UAS. In: 2014 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). **Anais**...Orlando, FL: IEEE, 2014b

MATSUMOTO, T. T.; VISMARI, L. F.; CAMARGO JR, J. B. Training and evaluation of a learning-based autonomous unmanned aircraft for collision avoidance : Virtual training data generation. In: Safety and Reliability of Complex Engineered Systems. **Anais**...Taylor & Francis Group, 2015

MINISTÉRIO DA DEFESA COMANDO DA AERONÁUTICA. **ICA 100-12 Regras do Ar**Brasil, 2013.

MOODY, J. C.; STRAIN, R. C. Implementation Consideration for Automatic Dependent Surveillance-Broadcast on Unmanned Aircraft Systems. In: AIAA Infotech@Aerospace Conference'. **Anais**...2009

NIEUWENHUISEN, M.; BEHNKE, S. Hierarchical Planning with 3D Local Multiresolution Obstacle Avoidance for Micro Aerial Vehicles. In: Proceedings of Joint 45th International Symposium on Robotics (ISR) and 8th German Conference on Robotics (ROBOTIK). **Anais**...Munich: 2014

RADIO TECHNICAL COMMISSION FOR AERONAUTICS. **DO-298 Safety Analysis of Proposed Change to TCAS RA Reversal Logic**. [s.l: s.n.].

RAMALINGAM, K.; KALAWSKY, R.; NOONAN, C. Integration of Unmanned Aircraft System (UAS) in non-segregated airspace: A complex system of systems problem. In: 2011 IEEE International Systems Conference. **Anais**...Ieee, abr. 2011

ROSS, S. et al. Learning monocular reactive UAV control in cluttered natural environments. **2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation**, p. 1765–1772, maio 2013.

RTCA INC. **DO-260B - Minimum Operational Performance Standards for 1090 MHz Extended Squitter Automatic Dependent Surveillance - Broadcast (ADS-B) and Traffic Information Services - Broadcast (TIS-B)**, 2009.

SHANMUGAVEL, M.; TSOURDOS, A.; WHITE, B. A. Collision avoidance and path planning of multiple UAVs using flyable paths in 3D. In: 2010 15th International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics. **Anais**...Miedzyzdroje: Ieee, ago. 2010

SMOLA, A. J.; SCHOLKOPF, B. A tutorial on support vector regression. **Statistics and Computing**, v. 14, n. 3, p. 199–222, 2004.

VAPNIK, V. **The Nature of Statistical Learning Theory**. New York: Springer, 1995.

WARAICH, Q. R. et al. Minimizing Human Factors Mishaps in Unmanned Aircraft Systems. **Ergonomics in Design: The Quarterly of Human Factors Applications**, v. 21, n. 1, p. 25–32, 17 jan. 2013.

WEIBEL, R. E.; HANSMAN, R. J. **Report No. ICAT-2005-1 Safety Considerations for Operation of Unmanned Aerial Vehicles in the National Airspace System**. Disponível em: <http://dspace.mit.edu/bitstream/handle/1721.1/34912/Weibel - ICAT Report - UAV Safety.pdf>. Acesso em: 12 fev. 2014.

WZOREK, M.; KVARNSTR, J.; DOHERTY, P. Choosing Path Replanning Strategies for Unmanned Aircraft Systems. In: Proceedings of the Twentieth International Conference on Automated Planning and Scheduling (ICAPS 2010). **Anais**...2010