

Manobra Winding: Defesa Contra Mísseis Passivos e Semiativos Superfície-Ar

Mario Viscardi¹, João P. A. Dantas², Diego Geraldo², Angelo Passaro²

¹Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA), São José dos Campos/SP – Brasil

²Instituto de Estudos Avançados (IEAv), São José dos Campos/SP – Brasil

Resumo – O estudo desenvolveu e avaliou a manobra *winding* uma nova manobra defensiva contra ameaças, *threat reaction*, destinada a melhorar a penetração de aeronaves em territórios hostis contra mísseis passivos e semiativos superfície-ar. A manobra, baseada em princípios de navegação e manobras evasivas, foi simulada utilizando o software Ambiente de Simulação Aeroespacial (ASA) em cenários de combate. A análise dos dados envolveu delineamento experimental, testes estatísticos, aplicação de modelos de aprendizado de máquina e otimização por meta-heurísticas. Os resultados indicaram que a manobra *winding* melhora significativamente a taxa de sobrevivência das aeronaves e o sucesso das missões, conforme demonstrado pela métrica *Victory Capability Determinant* (VCD) desenvolvida no estudo. A configuração otimizada da manobra, obtida utilizando Algoritmo Genético, foi verificada por novas simulações, confirmando sua eficácia operacional.

Palavras-Chave – *Threat reaction*, mísseis passivos e semiativos, simulação computacional.

I. INTRODUÇÃO

A evolução das estratégias de defesa aérea tem sido marcada pela intensificação das medidas para prevenir a entrada e operação de forças adversárias em um teatro de operações [1]. A defesa antiaérea, essencial para proteger áreas sensíveis e apoiar a segurança de operações terrestres e marítimas, envolve a neutralização de mísseis e aeronaves inimigas, protegendo locais sensíveis e apoiando a segurança das operações terrestres e marítimas [2].

Nesses cenários, os sistemas de armas desempenham um papel central, e no cenário aéreo, a utilização de mísseis tem sido cada vez mais empregada. Os mísseis podem ser classificados em três categorias principais: mísseis ativos (ARH), semiativos (SARH), ambos muito utilizados nos combates além do alcance visual (BVR) [3], e os mísseis passivos (PH) [4], geralmente guiados por infravermelho, eficazes em combates de curto alcance (WVR) [2].

Mísseis com sistemas de guiamento ativo utilizam sinais próprios em suas fases finais de voo, como radar ativo, para rastrear e engajar alvos. Em contraste, mísseis passivos e semiativos não emitem sinais próprios, dependendo exclusivamente das emissões do alvo ou de uma fonte externa para obter informações de guiamento [5]. No presente estudo, esses dois últimos tipos de mísseis serão referenciados como Mísseis Guiados por Sinais Externos (MGSE).

Mísseis passivos e semiativos apresentam desafios para a execução de manobras evasivas tradicionais devido à

incerteza sobre a presença de uma ameaça real. Mísseis passivos dependem dos sinais emitidos pelo próprio alvo para se guiar, enquanto os mísseis semiativos utilizam sinais de radar emitidos por uma aeronave ou por um sistema antiaéreo terrestre (GBAD) para navegação [5]. Como esses mísseis não emitem o sinal de radar usado em sua navegação, a aeronave alvo não possui informações precisas sobre o momento de sua chegada, dificultando a execução de manobras evasivas no momento adequado [1]. Realizar manobras antecipadas não garante a evasão do ataque e tomar decisões evasivas com base apenas na detecção de sinais de radar pode comprometer o sucesso de toda operação [6].

Nesse cenário, a ameaça representada por uma GBAD é ainda maior do que uma ameaça aérea, pois ao contrário da aeronave, que pode ser detectada por um radar, a GBAD permanece indetectável por não emitir sinais de radar e pela utilização do terreno para ocultar sua posição [2], [7].

Simulações são amplamente utilizadas para avaliar operações BVR devido à dificuldade de observação direta aos detalhes, à escassez de dados históricos e às restrições dos testes reais [1], [8]. Nesse contexto, simuladores como o Ambiente de Simulação Aeroespacial (ASA) [9] oferecem uma alternativa prática, permitindo a avaliação detalhada de novas técnicas defensivas sem os custos associados a voos reais. Além disso, as simulações computacionais destacam-se como ferramentas eficazes na elaboração de doutrinas e táticas para cenários de guerra aérea em ambientes controlados [10].

A ciência de dados, com foco em aprendizado de máquina, no inglês *Machine Learning* (ML), complementa essas simulações ao oferecer modelos de previsão que constroem regressões explicativas do comportamento observado [11]. Esses modelos permitem prever respostas sem necessidade de novas execuções das simulações, reduzindo o tempo computacional e ampliando a análise dos cenários operacionais possíveis [10].

Integrando esses elementos, a Pesquisa Operacional (PO) busca otimizar sistemas complexos, maximizando ou minimizando critérios de desempenho, como eficiência ou custo, em contextos estocásticos onde modelos matemáticos tradicionais são insuficientes [12]. Para isso, meta-heurísticas exploram eficientemente o espaço de soluções, identificando as mais próximas das ótimas quando métodos exatos não são viáveis [13]. Por fim, modelos preditivos baseados em ML são aplicados na otimização, permitindo identificar configurações que maximizem a eficiência operacional, considerando as restrições do sistema [11].

Este estudo tem como objetivo apresentar, com base no melhor conhecimento dos autores, uma manobra aérea inédita de defesa contra uma ameaça superfície-ar equipada com mísseis passivos ou semiativos, que aumente

a capacidade de penetração em terreno hostil. O desenvolvimento inicial da manobra foi realizado através do uso da literatura e consulta à especialistas para a concepção conceitual, de simulação para a realização dos experimentos, do uso de técnicas de ML e estatística para análises dos resultados e de meta-heurística para chegar a uma configuração eficiente.

II. REVISÃO DE LITERATURA

Esta seção apresenta o embasamento teórico para o desenvolvimento do estudo, abordando aspectos fundamentais das manobras de defesa contra mísseis superfície-ar. São discutidas as reações tradicionais das aeronaves a ameaças, a Manobra Winding, o uso da simulação para testar novas estratégias, o delineamento e estruturação dos experimentos, a análise exploratória dos dados, e as técnicas de previsão e otimização aplicadas às manobras defensivas.

A. Threat Reactions

As manobras defensivas no cenário aéreo, também conhecidas como *threat reactions*, são imprescindíveis para a sobrevivência das aeronaves, tanto em combates WVR como em BVR [1], [4], [7]. Essas manobras podem ser classificadas em duas categorias principais: defensivas e preventivas. As manobras defensivas são reações diretas a ameaças detectadas, enquanto as preventivas são medidas adotadas para evitar a detecção inicial [14].

Diversos autores [1], [2], [4], [7], [14] descrevem uma variedade de manobras evasivas e preventivas tais como: *barrel roll*, manobra *F-Pole*, *Immelmann Turn*, *Split-S*, navegação de baixa altitude (NBA), Navegação *Low-Contour*, *crack*, *breack* dentre outras. Embora tenham sido encontradas na literatura uma grande quantidade de *threat reactions*, até este presente estudo, nenhuma delas foi especificamente desenvolvida para garantir uma margem de segurança mínima na continuidade da execução da missão, em especial para defesa de MGSE. Essa lacuna é evidente tanto no combate BVR quanto no WVR.

No entanto algumas manobras se apresentam como possibilidades diante da ausencia de uma manobra específica para defesa de MSGE, mas ainda não existe uma caracterização de como utiliza-las no cenário pretendido. A Navegação *Low-Contour* envolve uma navegação cujo traçado do planejamento (entre os Pontos de Controle) não é formado por linhas retas, mas sim por linhas sinuosas que acompanham as partes mais baixas do terreno, explorando os acidentes naturais, a fim de evitar a detecção inimiga [15]. As Curvas de Velocidade Constante [14] implicam na realização de curvas com aceleração lateral constante, dificultando a predição de trajetória do míssil. A manobra *crank* é uma manobra que minimiza a exposição da aeronave à zona de engajamento do míssil enquanto permite o suporte de um míssil até o seu tempo limite, posicionando o contato no limite do *gimbal* radar, garantindo que a trajetória de voo tenha um componente maior de desvio lateral do que de alcance, sem perder o contato com o alvo [4]. A manobra *break*, por sua vez, envolve um giro brusco e de alta intensidade, geralmente o final do engajamento. Essa manobra aumenta a taxa de mudança da linha de visão (LOS), dificultando a trajetória

de interceptação do míssil e degradando o desempenho do *seeker* e do sistema de guiamento [4].

B. Manobra Winding

Este trabalho propõe uma nova *threat reaction*, denominada *winding*, como uma técnica de voo para aumentar a sobrevivência de aeronaves em ambientes de ameaça superfície-ar, especificamente contra MGSE.

Esta técnica foi concebida com base no conhecimento operacional de pilotos da Força Aérea Brasileira, idealizada devido à ausência de uma manobra específica que aumente a segurança da missão frente a tais ameaças.

A manobra *winding* combina os princípios da Navegação *Low-Contour* [15], Curvas de Velocidade Constante [14], *crank* e *break* [4] sendo projetada para ser utilizada contra MGSE superfície-ar. A aplicação descrita envolve um voo sinuoso em baixa altitude, com curvas constantes para a direita e esquerda, intercaladas por breves trechos em linha reta. Esse movimento lateral da aeronave reduz a velocidade vetorial de deslocamento em direção ao alvo, em comparação a um voo em linha reta. Para compensar essa redução e acelerar a chegada ao ponto de controle pretendido, aplica-se um fator multiplicador à velocidade da aeronave.

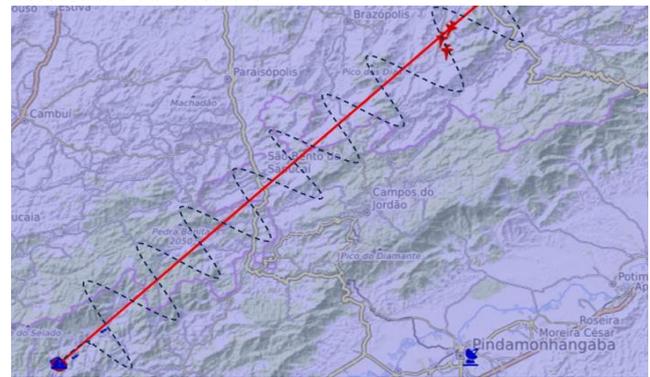


Fig. 1. Planejamento da manobra *winding*.

O planejamento da missão para a execução da manobra *winding* requer uma análise detalhada do terreno, utilizando mapas topográficos para identificar rotas de navegação *Low-Contour* que maximizem a cobertura do terreno. A escolha de pontos seguros para início e término da manobra é crucial para a segurança operacional. Durante a execução, a aeronave deve manter altitudes muito baixas, ajustando-se constantemente à topografia, com curvas frequentes e breves intervalos em linha reta. Trajetórias devem ser ajustadas em tempo real para evitar detecção ou interceptação. O término da manobra deve ocorrer em um ponto previamente identificado como seguro, permitindo a retomada da navegação normal. A manobra *winding* é projetada para áreas com alta ameaça de MGSE superfície-ar, onde a topografia favorece um contorno seguro, sendo relevante em operações com alta probabilidade de detecção e interceptação por sistemas de defesa aérea inimiga.

C. Simulação Como Ferramenta de Experimentação

A realização de experimentos na defesa aérea é altamente custosa devido aos elevados valores envolvidos em sistemas reais, como aeronaves e mísseis, tornando

desafiadora a obtenção de dados representativos [2], [16]. Como alternativa, a simulação é amplamente utilizada para mitigar esses custos e superar as dificuldades práticas associadas aos testes reais [2], [16]. Utilizando recursos computacionais, a simulação replica operações de instalações ou processos reais, sendo relevante no contexto militar para análise de combates, desenvolvimento de táticas, avaliação de equipamentos e desenvolvimento tecnológico [9].

No entanto, os cenários reais apresentam incertezas causadas por fatores incontrolláveis, como variações ambientais e desempenho humano. Em resposta, as simulações computacionais evoluíram para incorporar estocasticidade em seus modelos, simulando a variabilidade e os imprevistos das condições reais [8]. Devido ao perfil de resposta estocástica dos experimentos, a análise de um único cenário pode não representar claramente o comportamento esperado. Faz-se necessário uma robustez maior na resposta para que se chegue a um valor esperado na resposta [12].

A robustez dos resultados obtidos em simulações é garantida pela aplicação de técnicas que asseguram a representatividade estatística dos dados. Conforme estabelecido pela Lei dos Grandes Números na teoria da probabilidade, a média de variáveis aleatórias converge para o valor esperado à medida que o número de observações aumenta, desde que certas condições sejam atendidas. No contexto das simulações, determinar o número mínimo de execuções necessárias para alcançar resultados confiáveis é um processo empírico que envolve repetição e análise iterativa dos dados gerados [17]. A aplicação de um critério baseado na convergência estatística dos resultados permite otimizar os recursos computacionais disponíveis, assegurando a integridade e a qualidade dos dados coletados [18].

Nesse caso, a simulação oferece ainda mais uma vantagem, de permitir controle rigoroso das condições experimentais e poder ser repetida inúmeras vezes sem custos adicionais significativos [16].

D. Delineamento do Experimento

O Delineamento de Experimentos (DoE) é um procedimento empregado para projetar e analisar simulações, permitindo a extração eficiente de informações e garantindo conclusões estatisticamente válidas [19],[20]. O processo começa pela triagem dos fatores que mais influenciam o sistema, seguida pela otimização desses fatores para maximizar o desempenho. A integração de dados estocásticos e a modelagem de incertezas nas simulações proporcionam intervalos de confiança que refletem melhor as condições reais de combate aéreo, capturando a diversidade das capacidades dos pilotos e das doutrinas operacionais [20], [21].

O DoE também facilita a obtenção de estimativas representativas por meio da seleção de amostras reduzidas das possíveis combinações do sistema [20]. Uma das técnicas utilizadas é o Design do Hipercubo Latino (LHD), que divide o espaço amostral em regiões menores, realizando amostragens internas para garantir uma cobertura homogênea e reduzir a variância dos estimadores. Esse método acelera a convergência e diminui o número de iterações necessárias, além de reduzir

correlações espúrias e melhorar as propriedades de preenchimento do espaço [22], [23].

E. Análise Exploratória dos Dados

A análise exploratória de dados utiliza estatística e probabilidade para identificar padrões, tendências e quantificar incertezas, apoiando a tomada de decisões informadas [24]. Para a análise de dados de simulação, um ponto essencial é a exclusão de outliers que evita distorções nos resultados estimados pelos modelos explicativos, como os de ML [25], [26].

Testes estatísticos como *Kolmogorov-Smirnov* (K-S), T de Welch são aplicados para comparar amostras em diferentes contextos. O teste K-S verifica se duas amostras seguem a mesma distribuição sem assumir normalidade garantida [27]. O teste T de Welch é uma variação do teste T tradicional, projetado para comparar as médias de duas amostras independentes, especialmente quando as variâncias entre elas são diferentes [24] [27].

Intervalos de confiança (IC) são empregados para estimar a incerteza associada às medidas nas simulações, proporcionando uma faixa de valores dentro da qual se espera que o verdadeiro parâmetro populacional esteja informado [24]. A aplicação desses métodos permite avaliar a eficácia das estratégias de combate simuladas, identificar variações significativas e fornecer uma análise robusta e precisa dos dados ao longo do estudo.

F. Técnicas de Previsão e Otimização

O aprendizado supervisionado, uma subárea de ML, é aplicado na modelagem preditiva para prever variáveis contínuas com base em dados observados [28]. Pela sua capacidade de análises de dados complexos, as técnicas de regressão supervisionada se despontam como ferramenta de análise e previsão de simulações, fornecendo informações importantes sobre o comportamento de variáveis críticas [29], como os modelos baseados em redes neurais, floresta aleatória e máquinas de vetor de suporte (SVM) [28].

A qualidade dos modelos é avaliada por métricas como o erro quadrático médio (MSE) e a raiz do erro quadrático médio (RMSE), que quantificam a precisão das previsões, e pelo coeficiente de determinação (R^2), que mede a proporção da variabilidade dos dados explicada pelo modelo [28].

A aplicação de ML em simulações computacionais permite prever resultados sem a necessidade de novas execuções, economizando recursos computacionais e tempo [30]. Essa abordagem amplia o uso de ML quando integrado à PO para otimização de sistemas complexos, explorando amplos espaços de soluções para identificar as mais próximas do ótimo. Dessa forma, o uso de meta-heurísticas, como o Algoritmo Genético (GA), em conjunto com ML, auxilia a identificar configurações que aumentem a eficiência operacional [31].

III. METODOLOGIA

Este estudo seguiu uma metodologia estruturada em várias etapas para a análise de uma nova *threat reaction*. Iniciou-se com a definição dos objetivos e requisitos do sistema, seguido pelo design do experimento, onde foram

estabelecidas métricas e planejadas as simulações. Em seguida, executaram-se as simulações e coletaram-se os dados necessários para análise. A análise exploratória dos dados identificou padrões relevantes, levando ao desenvolvimento de um modelo preditivo do sistema. A próxima etapa foi a otimização do sistema para aumento do seu desempenho, seguida pela verificação dos resultados através de novos experimentos, assegurando a confiabilidade das conclusões.

A. Cenário do Experimento

Foram definidos dois lados, a força atacante e a força defensiva. A força de ataque é a que será avaliada quanto ao uso da manobra *winding* para penetrar em terreno inimigo. É constituída de três esquadrilhas de quatro aeronaves *General Dynamics F-16 Fighting Falcon* [32], cada uma equipada com duas bombas de uso geral, para a realização de ataque a um ponto sensível no solo.

O DoE foi utilizado como uma metodologia estruturada para o planejamento experimental. O processo inicial envolveu a identificação e a triagem dos fatores com impacto significativo no sistema, conforme previamente descrito, sendo esses fatores ajustados dentro das faixas especificadas na Tabela I.

TABELA I. FAIXA DAS VARIÁVEIS DO EXPERIMENTO

Variável	Mínimo	Máximo
Realização da Manobra Winding	0 (Não)	1 (Sim)
Razão de Curva	0°	90°
Fator Multiplicador da Velocidade	1.0	2.0
Tempo em Linha Reta Após Cada Curva	0 s	60 s

O Cenário focou na defesa superfície-ar realizada por GBADs, composta por três baterias posicionadas no meio do curso da navegação das esquadrilhas atacantes. As GBADs foram configuradas como um sistema de alcance entre curto e médio, com quatro lançadores equipados com 8 MGSE, sendo estabelecidos como mísseis genéricos semiativos, totalizando 24 mísseis [33], [34], [35]. O tempo de recarregamento foi definido como 6 minutos [14], e a zona de engajamento efetivo (WEZ) foi aleatorizada entre 5 e 50 milhas náuticas (NM) [14]. A variação da WEZ reflete a variabilidade do campo de batalha e sua influência sobre a eficácia do sistema de defesa [4], [14].

Para a realização das simulações, foi utilizado o software ASA, um ambiente de simulação avançado capaz de modelar cenários complexos e executar múltiplas simulações para coleta de dados robustos [9]. A técnica de análise da estabilidade da variância foi empregada para determinar o ponto em que os resultados das simulações atingem estabilidade, medindo-se o coeficiente de variação (CV) para cada lote de simulações [16]. Isso assegura que a amostragem adotada seja representativa do cenário modelado, estabelecendo o número mínimo de execuções necessárias para obter resultados confiáveis e estatisticamente significativos [18].

B. Métrica de Avaliação da Eficácia do Ataque

A avaliação da eficácia de sistemas de defesa aérea é um processo que mescla ciência e arte e exige a criação de índices abrangentes que incorporem variáveis adequadas aos objetivos específicos, o que requer a colaboração entre

especialistas e analistas de dados [19]. Um exemplo é dado por Guo et al. [21], que utilizou indicadores como taxa de dano sofrido, taxa de destruição de alvos e taxa de sucesso da missão, para avaliação de simulações que analisavam a eficácia de drones e de aeronaves de caças em missões de ataque ar-solo.

A métrica desenvolvida neste trabalho, denominada *Victory Capability Determinant* (VCD), apresentada em (1), integra conceitos de estudos anteriores [1], [21], [36], avaliando a eficácia com base na capacidade de cumprir objetivos ofensivos e na taxa de sobrevivência.

$$VCD = \frac{1}{10} (2 \times p_a + 2 \times p_m + 6 \times p_b) \quad (1)$$

Os componentes da equação em (1) representam proporções determinadas pela relação entre os valores finais e os respectivos totais: p_a indica a proporção de aeronaves atacantes que permanecem operacionais ao final da simulação; p_m representa a proporção de mísseis perdidos em relação ao total disparado contra as aeronaves; p_b é a proporção de bombas lançadas no alvo em relação ao total alocado. O valor de VCD é obtido por meio de uma soma ponderada dessas proporções, dividida por 10 para normalização. Cada componente da fórmula contribui para a avaliação da eficiência do ataque, refletindo diferentes aspectos da operação militar.

C. Hipóteses estatísticas

Para analisar a eficácia da manobra *winding*, inicialmente excluiu-se os outliers do conjunto de dados, e assim comparou-se os dados de resposta das simulações realizadas com a manobra aos dados das simulações realizadas sem a manobra. Foram utilizados testes estatísticos adequados para diferentes condições das amostras, para os casos em que os dados seguiram, ou não, uma distribuição normal.

O teste t de Welch foi aplicado para comparar a média entre as duas amostras, enquanto o Teste de K-S foi utilizado para comparar as suas distribuições.

Adicionalmente, foram utilizados IC para apresentar a estimativa da média das respostas das simulações, oferecendo uma medida de precisão para as conclusões derivadas dos dados.

D. Modelos de Aprendizado de Máquina

Os modelos de regressão permitem prever variáveis dependentes a partir de variáveis independentes, evitando execuções repetidas de simulações e economizando recursos [37].

Os modelos de ML aplicados neste estudo incluíram: regressão linear, quadrática e cúbica, com e sem interação de fatores [24], [28], árvores de decisão com técnicas de *Boosting* e *Bagging* [37], os modelos floresta aleatória, *Splines*, Modelos Aditivos Generalizados (GAM), Máquinas de Vetores de Suporte (SVM) [28], além de Redes Neurais Artificiais, Processos Gaussianos para Regressão (GPR) e modelos *Ensemble Stacking* [38].

Os dados foram divididos em conjuntos de treinamento (70%) e teste (30%), seguindo práticas comuns de ML [32], [44]. O ajuste dos hiperparâmetros dos modelos de ML foi realizado por meio do GA, escolhido pela sua

eficácia em otimizar o desempenho dos modelos [40]. O modelo selecionado para a previsão e otimização foi aquele com o maior valor de R^2 e com menor RMSE, apresentados pelo conjunto de teste [19].

E. Otimização

O modelo representativo do fenômeno permite explorar diversos resultados para identificar a configuração de maior VCD no cenário. Para otimizar essa busca, será utilizado o GA, um algoritmo eficaz na exploração do espaço de busca e na identificação de soluções que atendam às restrições do sistema [41].

IV. RESULTADOS

Para avaliar a eficácia da manobra *winding*, foram realizadas 1000 simulações, com a convergência dos resultados alcançada após aproximadamente 800 execuções. O critério de parada foi estabelecido com base na análise da convergência, utilizando o CV de 0,01.

A análise dos resultados, por meio do teste t de Welch e do teste K-S, indicou que a manobra *winding* aumenta significativamente a eficácia das operações de ataque aéreo. Com um nível de significância de 0,01% e p-valor inferior a $2,2 \times 10^{-16}$ em ambos os testes, foi confirmada uma diferença significativa entre as médias das simulações com e sem a manobra.

As médias do VCD foram 0,50 para o grupo com a manobra e 0,10 para o grupo sem a manobra. A Fig. 2 apresenta a dispersão dos dados e as médias dos resultados.

Análise da Manobra Winding



Fig. 2. Comparação da resposta das simulações.

Para um nível de confiança de 99% (correspondente a um nível de significância de 1%), os IC as médias foram de 0,46 a 0,55 para os dados de VCD das simulações com a execução da manobra *winding*, e de 0,09 a 0,11 para as simulações sem a manobra. Isso indica que, em 99% das amostras possíveis, o verdadeiro valor da média populacional estará dentro dos intervalos especificados.

Foi realizada uma análise comparativa entre os modelos de ML selecionados, avaliando os valores de R^2 e RMSE obtidos nos conjuntos de treino e teste. Identificou-se como melhor modelo explicativo o modelo floresta aleatória, de valores, respectivamente para os conjuntos de treino e teste, de R^2 de 0,95 e 0,64 e RMSE de 0,07 e 0,16.

Foi realizada a otimização com o GA, o qual forneceu os valores de 80° de curva, 25 segundos de tempo na reta e fator multiplicador de velocidade de 1,5, cuja resposta

esperada pela seria de 0,98 VCD. Ao avaliar as novas simulações a média do valor de VCD para o uso da manobra *winding* na configuração encontrada pelo GA foi de 0,83, e de 0,09 para o grupo sem a manobra. Para os mesmos níveis de confiança, o IC foi de 0,81 a 0,84 para a média de VCD para as simulações com o uso da manobra *winding*, enquanto o IC sem o uso da manobra permaneceu similar ao anterior, de 0,08 a 0,11. A Fig. 3 apresenta graficamente a dispersão dos dados e as médias dos resultados obtidos pelas novas simulações.

Análise da Manobra Winding



Fig. 3. Comparação de novas simulações com a realização da manobra *winding* com a sua configuração otimizada.

V. CONCLUSÃO

O objetivo deste estudo foi desenvolver e avaliar a eficácia de uma nova *threat reaction*, denominada *winding*, projetada para aumentar a capacidade de penetração de aeronaves em territórios hostis, especialmente em ambientes de alta ameaça superfície-ar contra mísseis passivos e semiativos, aqui denominados MGSE. A manobra *winding* foi concebida com base na experiência dos pilotos da Força Aérea Brasileira e combina princípios de Navegação *Low-Contour*, Curvas de Velocidade Constante, *crank* e *break*, com o intuito de reduzir a detecção e o engajamento por GBAD inimiga.

Simulações computacionais, realizadas utilizando o software ASA, foram aplicadas para testar a manobra *winding* em diferentes configurações. A robustez das simulações foi garantida pela análise da convergência dos resultados, com base no coeficiente de variação, estabelecendo o número mínimo de execuções necessárias. Os dados coletados foram analisados estatisticamente, utilizando o teste t de Welch e o teste de K-S, para verificar a significância das diferenças entre as simulações com e sem a aplicação da manobra. Os resultados indicaram uma melhoria significativa na taxa de sucesso das missões e na sobrevivência das aeronaves quando a manobra *winding* foi empregada, refletida em valores superiores do VCD.

A métrica VCD, desenvolvida especificamente para este trabalho, permitiu quantificar a eficácia das operações de ataque, considerando a sobrevivência das aeronaves, o desvio dos mísseis e a quantidade de bombas lançadas no alvo. A eficácia da manobra *winding* foi reforçada pela aplicação de técnicas de ML, como o modelo de floresta aleatória, que gerou um modelo preditivo significativo. Este modelo foi posteriormente utilizado na otimização dos parâmetros da manobra, conduzida por meio de GA,

resultando em uma configuração otimizada com um aumento substancial no valor médio de VCD, validado por novas simulações.

As análises indicam que a manobra *winding* tem o potencial de alterar significativamente as dinâmicas operacionais em cenários de combate envolvendo MGSE superfície-ar, aumentando a taxa de sobrevivência das aeronaves e a probabilidade de sucesso das missões ofensivas. Além disso, a manobra pode reduzir a eficácia dos sistemas de defesa aérea inimigos, impactando diretamente a condução das operações aéreas.

Como recomendação para estudos futuros, sugere-se a avaliação da resposta da manobra *winding* em operações contra MGSE ar-ar, além da aplicação de outros algoritmos de aprendizado de máquina supervisionado não testados neste estudo. Adicionalmente, recomenda-se a criação de novas métricas para comprovar ainda mais a eficácia da manobra, contribuindo para o desenvolvimento de táticas de defesa aérea mais eficientes.

REFERÊNCIAS

- [1] R. E. Ball, The fundamentals of aircraft combat survivability analysis and design. American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2003.
- [2] R. P. Birchenall, M. A. Richardson, B. Brian, and W. Roy, "Modelling an infrared Man Portable Air Defence System," *Infrared Phys Technol*, vol. 53, no. 5, pp. 372–380, Sep. 2010.
- [3] V. L. Harshitha, K. G. S. Narayan, and J. A. Baskaradas, "A study on passive and active detection of missiles," 2022 URSI Regional Conference on Radio Science, USRI-RCRS 2022, 2022.
- [4] R. L. Shaw, *Fighter Combat: tactics and maneuvering*. Naval Institute Press, 1985.
- [5] D. A. James, *Radar Homing Guidance for Tactical Missiles*. Macmillan Education UK, 1986.
- [6] G. Feng, "The basic radio homing systems for missiles (Part 2: Semi-active Homing System)," *Guidance and Fuze*, 2006.
- [7] F. Imado and S. Miwa, "Fighter evasive maneuvers against proportional navigation missile," *J Aircr*, vol. 23, no. 11, pp. 825–830, 1986, doi: 10.2514/3.45388.
- [8] P. A. P. Suseno and R. A. Sasongko, "Development of air combat effectiveness simulation and analysis scheme for beyond visual range (BVR) Case," *Applied Mechanics and Materials*, vol. 842, pp. 329–336, Jun. 2016.
- [9] J. P. A. Dantas, D. Geraldo, A. N. Costa, M. R. O. A. Maximo, and T. Yoneyama, "ASA-SimaaS: Advancing digital transformation through simulation services in the Brazilian Air Force," XXV Symposium on Operational Applications in Defense Areas – SIGE, Sep. 2023.
- [10] J. P. A. Dantas, A. N. Costa, V. C. F. Gomes, A. R. Kuroswiski, F. L. L. Medeiros, and D. Geraldo, "ASA: A simulation environment for evaluating military operational scenarios," Jun. 2022.
- [11] P. Jiang, Q. Zhou, and X. Shao, *Surrogate Model-Based Engineering Design and Optimization*, 1st ed. in Springer Tracts in Mechanical Engineering. Singapore: Springer Singapore, 2020.
- [12] A. Gosavi, *Simulation-Based Optimization*, 2nd ed., vol. 55. in Operations Research/Computer Science Interfaces Series, vol. 55. Boston, MA: Springer US, 2015.
- [13] M. F. Viscardi, A. Leandro De Castro, E. Luiz, F. Senne, e A. Passaro, "Better fit e busca tabu: Uma otimização para o apoio ao combate," XXV Simpósio de Aplicações Operacionais em Áreas de Defesa - SIGE, 2023.
- [14] Z. Tian, M. Danino, Y. Bar-Shalom, and B. Milgrom, "Missile threat detection and evasion maneuvers with countermeasures for a low-altitude aircraft," *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, vol. 59, no. 6, pp.7362, Dec. 2023.
- [15] Brasil, "Norma do Comando de Preparo - NOPREP/OPR/14 - Treinamento de Navegação à Baixa Altura," 2018.
- [16] A. R. Kuroswiski, F. L. L. Medeiros, M. M. De Marchi, and A. Passaro, "Beyond visual range air combat simulations: validation methods and analysis using agent-based models," *The Journal of Defense Modeling and Simulation: Applications, Methodology, Technology*, Nov. 2023.
- [17] K. Yao and J. Gao, "Law of large numbers for uncertain random variables," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 24, no. 3, pp. 615–621, Jun. 2016.
- [18] A. M. Law and W. David. Kelton, *Simulation modeling and analysis*. McGraw-Hill, 2000.
- [19] D. C. Montgomery, *Design and analysis of experiments*, 8th ed. John Wiley & Sons, Inc., 2012.
- [20] T. J. Santner, B. J. Williams, and W. I. Notz, *The Design and Analysis of Computer Experiments*. in Springer Series in Statistics. New York, NY: Springer New York, 2018.
- [21] Y. Guo, Y. Gao, H. Liu, and W. Gao, "Mission simulation and stealth effectiveness evaluation based on fighter engagement manager (FEM)," *DEStech Transactions on Computer Science and Engineering*, no. cece, Oct. 2017.
- [22] J. L. Deutsch and C. V. Deutsch, "Latin hypercube sampling with multidimensional uniformity," *J Stat Plan Inference*, vol. 142, no. 3, pp. 763–772, Mar. 2012.
- [23] A. N. Costa, "Sequential Optimization of Formation Flight Control Method Based on Artificial Potential Fields," Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 2019.
- [24] J. L. Devore, *Probabilidade e Estatística para Engenharia e Ciências*, 9o Edição. Cengage, 2019.
- [25] L. M. DeBruine and D. J. Barr, "Understanding Mixed-Effects Models Through Data Simulation", vol. 4, no. 1, Mar. 2021,
- [26] D. Mohakul, C. R. S. Kumar, S. Singh, S. Katti, and S. Chougule, "Health Monitoring of Ship's Engine with Simulated Data by using Classifiers -Preliminary Result," *International Conference on Electrical Engineering and Information Communication Technology*, Apr. 2023.
- [27] M. Dolores. Ugarte, A. F. Militino, and A. T. Arnholt, *Probability and Statistics with R*, 2nd ed., vol. 1. CRC Press, Taylor & Francis Group, 2016.
- [28] G. James, D. Witten, T. Hastie, and R. Tibshirani, *An Introduction to Statistical Learning*, 2nd ed., vol. 1. in Springer Texts in Statistics, vol. 1. New York, NY: Springer US, 2021.
- [29] W. J. Wang, A. Bansal, C. S. Bennette, and A. Basu, "Mimicking clinical trials using real-world data: a novel method and applications," *Medical decision making*, vol. 43, no. 3, pp. 275–287, Apr. 2022.
- [30] J. Banks, J. S. C. II, B. L. Nelson, and D. M. Nicol, *Discrete-Event System Simulation*, 5th ed., vol. 1. Pearson Education, 2013.
- [31] W. L. Winston, *Operations Research: Applications and Algorithms*, 4th ed. Toronto, 2004.
- [32] T. Airforce, "F-16 Fighting Falcon Multirole Fighter," Airforce Technology. Acesso: 11/06/2023.
- [33] S. Y. Ong, B. L. Pierson, and C. F. Lin, "Optimal evasive aircraft maneuvers against a surface-to-air missile," 1st IEEE Regional Conference on Aerospace Control Systems, AEROCS 1993 - Proceedings, pp. 475–482, 1993.
- [34] R. Skomorokhov, "SAM 'Thor': the god of clear skies," TOP WAR. [Online]. Disponível em: <<https://en.topwar.ru/194715-zrk-torbog-chistogo-neba.html>>. Acesso: 26/06/2024.
- [35] L. Ai-zhen, C. Li-yun, W. Yin-long, and W. Lu, "A quantity optimization method on integrated-loading-and-unloading-missile vehicles," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 11, no. 2, pp. 623–629, Feb. 2013.
- [36] J. Huh, J. Park, D. Shin, and Y. Choi, "A behavior optimization method for unmanned combat aerial vehicles using matrix factorization," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 100298–100307, 2020.
- [37] A. Plaia, S. Buscemi, J. Fürnkranz, and E. L. Mencía, "Comparing Boosting and Bagging for Decision Trees of Rankings," *J Classif*, vol. 39, no. 1, pp. 78–99, Mar. 2022.
- [38] C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*, 2nd ed., vol. 1. New York, NY: Springer, 2006.
- [39] A. Géron, *Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: concepts, tools, and techniques to build intelligent systems*, 2nd ed., vol. 1. O'Reilly Media, 2019.
- [40] Y. A. Ali, E. M. Awwad, M. Al-Razgan, and A. Maarouf, "Hyperparameter Search for Machine Learning Algorithms for Optimizing the Computational Complexity," vol. 11, no. 2, 2023.
- [41] M. Gendreau and J.-Y. Potvin, *Handbook of Metaheuristics*, 2nd ed., vol. 146. Springer Cham, 2010.