Mecanismos Detect and Avoid - DAA para Veículos Aéreos não Tripulados: Uma Abordagem em Ambientes UTM

Júlia Roberta Ferreira Prianti, Letícia Gabriele de Oliveira Lopes, Vinícius Lopes Machado, Gildárcio Sousa Gonçalves, Jackson Tavares Veiga, Johnny Cardoso Marques

FATEC São José dos Campos - Prof. Jessen Vidal

Resumo – O crescimento exponencial do uso de Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTs) em aplicações civis e militares tem impulsionado o desenvolvimento de sistemas autônomos capazes de operar em espaços aéreos compartilhados. Entretanto, tal avanço levanta questões fundamentais acerca da segurança, especialmente diante do risco iminente de colisão em voos BVLOS (Beyond Visual Line of Sight) – Além da Linha de Visão Visual) e na ausência de supervisão humana direta. Este pôster propõe a integração de mecanismos de Detecção e Desvio (DAA – Detect and Avoid) baseados em aprendizado de máquina ao Mission Replanning and Control Framework (MRCF), com o objetivo de equipar essas aeronaves para gerenciar conflitos por meio de simulação computacional dentro de ambientes de Gerenciamento de Tráfego de Aeronaves (UTM).
Os resultados demonstraram redução de 99,3% nas taxas de colisão, elevação do CPA (Closest Point of Approach – a menor distância absoluta registrada entre aeronaves em voo) para margens seguras e aumento da cobertura da área monitorada, evidenciando que políticas de controle pré-treinadas atuam simultaneamente como sistema anticolisão robusto e promotor da eficiência operacional.

I. INTRODUÇÃO

A utilização de veículos aéreos autônomos tem gerado demandas crescentes por soluções capazes de garantir segurança operacional em cenários de voo cada vez mais dinâmicos, especialmente em missões BVLOS. Nesse contexto, o paradigma UTM surge como resposta ao modelo de controle centralizado tradicional, propondo uma arquitetura distribuída para coordenação do acesso seguro ao espaço aéreo compartilhado. O uso de aprendizado para planejamento de trajetórias tem se consolidado como alternativa promissora frente a métodos clássicos, permitindo que agentes aprendam políticas de navegação por interação com o ambiente, destacando-se como exemplo o algoritmo Proximal Policy Optimization (PPO) [2].

Apesar desses avanços, a integração entre mecanismos de DAA baseados em redes neurais voltados a cenários multi-VANT ainda necessita de validação sistemática [3], e sua integração a frameworks estruturados de replanejamento de missões permanece pouco explorada na literatura [4]. Diante disso, a solução apresentada neste pôster visa suprir essa ausência por meio da integração de mecanismos DAA [5] ao MRCF [6], contribuindo para o desenvolvimento de VANTs mais seguros alinhados ao UTM.

II. METODOLOGIA

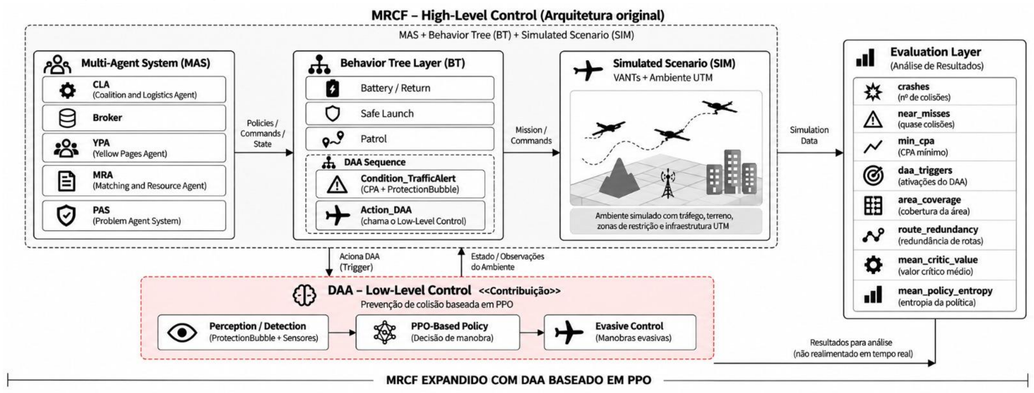
O MRCF foi avaliado em ambiente de simulação multi-VANT, com pontos de patrulha cooperativa gerados aleatoriamente para múltiplos veículos aéreos autônomos, comparando duas configurações: o baseline, sem mecanismo de prevenção de colisões, e a arquitetura integrada ao módulo DAA.

A principal contribuição deste trabalho reside na integração de um mecanismo ativo de prevenção de colisões, buscando superar limitações identificadas em abordagens recentes. O MRCF de Veiga (2025) não contemplava mecanismos reativos para a prevenção de colisões durante o voo, enquanto Ambrósio (2026) restringia o desvio de situações de risco a cenários estáticos e offline. Dessa forma, este projeto amplia essas abordagens para operações com múltiplas aeronaves em espaços aéreos dinâmicos e compartilhados, incorporando capacidade de resposta a situações de risco sem comprometer a continuidade da missão de monitoramento.

O sistema DAA utiliza uma política de controle baseada no algoritmo PPO para detectar situações de risco entre VANTs e gerar manobras evasivas. Sua estrutura foi inspirada na abordagem de Ambrósio (2026), que empregou esse algoritmo apoiado por vetores de liberação para o desvio de potenciais colisões estáticas em operações de iluminação de alvos. No presente trabalho, essa abordagem foi adaptada ao contexto dinâmico e multi-VANT, permitindo a atuação ativa do módulo DAA diante de aproximações críticas entre veículos. A política é utilizada estritamente em modo de inferência, sem treinamento ou atualização online, permitindo avaliar a robustez do modelo diante de diferentes situações de risco no espaço aéreo.

A coordenação dos comportamentos das aeronaves é realizada por meio do PyAutonomous Agent, framework utilizado para estruturar e executar os agentes responsáveis pelas operações no ambiente simulado. Nesse contexto, as Behavior Trees (BTs) constituem estruturas hierárquicas de controle que organizam os comportamentos por meio de seletores e sequências. No MRCF, as BTs coordenam as estratégias táticas de bateria/retorno, lançamento seguro, patrulha e desvio DAA, estabelecendo as condições e a ordem de execução das ações. A composição desses comportamentos e suas respectivas classes implementadas são apresentadas na Tabela 1.

A avaliação foi conduzida por meio de múltiplas simulações independentes em lote (batches), sob condições equivalentes, considerando métricas de segurança — colisões, near misses e CPA — e de eficiência operacional, representada pela cobertura da área monitorada.



III. DESENVOLVIMENTO

O desenvolvimento é ilustrado por um registro de simulação que representa as interações entre o agente VANT, o ambiente de simulação e os módulos de decisão.

Percepção: A aeronave observa o cenário por meio de distâncias relativas normalizadas, ângulos de aproximação em relação ao intruso e ao waypoint, estimativas de velocidade de fechamento e memória de controle.

Módulo DAA: Utiliza PPO para gerar comandos de rotação e aceleração, com taxa de aprendizado de 3×10^{-4} e entropia de 0,03, mantendo os demais parâmetros padrão do Stable-Baselines3.

Execução Concorrente com o MRCF: O DAA opera em paralelo ao MRCF, cujas camadas CLA, Broker e PAS coordenam a missão de forma independente das decisões de evasão [5, 6]

Validação: Os cenários avaliam múltiplos VANTs por métricas de segurança (colisões, near misses e CPA mínimo), eficiência operacional (cobertura de área e redundância de rotas), comportamento do agente, avaliado por meio da entropia e do valor crítico médio — métrica calculada a partir da média das estimativas de valor geradas pela rede de avaliação do PPO ao longo do episódio, representando o nível de risco percebido pelo agente durante a execução — e a taxa de ativação do desvio [3].

IV. RESULTADOS

Para validação experimental, foram conduzidas 50 simulações independentes em lote com 4 VANTs e 3 waypoints, comparando duas configurações: o MRCF sem mecanismo de evasão e o MRCF integrado ao sistema DAA.

Os resultados indicaram redução significativa de aproximações críticas, com as colisões reduzidas de 57,08 para 0,38 por simulação, representando uma queda de 99,3%. O CPA médio aumentou de 0,03 m para 4,42 m, evidenciando maior separação entre aeronaves durante a operação e confirmando a eficácia das manobras evasivas geradas pela política PPO.

Adicionalmente, a cobertura média da área monitorada apresentou aumento de 13,81% para 17,90%, indicando que as manobras de evasão não comprometeram os objetivos estabelecidos, contribuindo para uma distribuição mais eficiente das aeronaves no espaço aéreo simulado.

Evolução das Behavior Trees no MRCF — Tabela 1: comparativo entre a implementação original e a versão estendida, indicando as classes adicionadas e os comportamentos que definem cada nó da árvore.

Funcionalidade	MRCF Antigo	MRCF Novo	Descrição
Condition_Low_Battery	Atende	Atende	Mantida sem alterações. Verifica se bateria do drone está abaixo de 30%.
Action_Refuel	Atende	Atende	Simulação de recarga completa do drone na base, status pós-recarga integrado ao Safe_To_Launch.
Action_Patrol	Atende	Atende	Melhorada com controle de yaw realista, integração com ProtectionBubble, BatteryModel, persistência de índice via interface e tolerância de waypoint aumentada de 0.3 para 3.0.
Action_ReturnToBase	Não atende	Atende	Navega o drone de volta à base quando há decaimento de bateria via BatteryModel.
Safe_To_Launch	Não atende	Atende	Implementa fila de decolagem coordenada: o drone aguarda a zona crítica estar livre antes de decolar.
ProtectionBubble	Não atende	Atende	Modelo de percepção espacial com três zonas concêntricas: MONITOR, ALERT e CRITICAL.
Condition_TrafficAlert	Não atende	Atende	Detecta conflitos de tráfego reais usando CPA (Closest Point of Approach), evitando ativações desnecessárias do DAA.
Action_DAA	Não atende	Atende	Sistema de prevenção de colisão baseado em modelo de aprendizado. Substitui o controle de navegação quando há ameaça detectada.

V. CONCLUSÃO

Os resultados obtidos validaram a integração de um sistema de Detect and Avoid (DAA) baseado em aprendizado ao Mission Replanning and Control Framework (MRCF), contribuindo para a segurança reativa em operações simuladas de VANTs em ambiente UTM. Diferentemente de Ambrósio, cujo trabalho foi restrito ao desvio de ameaças estáticas, esta pesquisa integrou o mecanismo de evasão à arquitetura do MRCF, permitindo que o componente de anticolisão atuasse em conjunto com a Árvore de Comportamento diante de situações de risco.

A solução proposta reduziu a média de colisões em comparação ao modelo original sem mecanismo de resposta a conflitos, além de elevar o distanciamento mínimo médio entre as aeronaves, medido pelo CPA. Paralelamente, as manobras de evasão contribuíram para uma maior dispersão da frota, resultando no aumento da cobertura média da área monitorada.

Como trabalhos futuros, propõe-se ampliar gradualmente a variedade e a densidade dos cenários avaliados, bem como integrar o módulo de detecção de forma mais profunda à camada cognitiva do Sistema Multiagente. Essa implementação poderá permitir que ações de desvio local acionem o replanejamento global da missão, possibilitando a renegociação autônoma de tarefas em tempo real.

REFERÊNCIAS

1. D. R. Ambrosio, “Comparison of trajectory planning algorithms for UAVs in target illumination missions: A*, RRT/RRT*, deterministic planner and reinforcement learning”, Dissertação (Mestrado em Engenharia Aeronáutica e Mecânica), Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 2026.
2. J. Li, R. Jiang, R. Fu, Y. Gao, Y. Liu, K. Cai e Q. Quan, “Mid-air collision risk for urban air mobility: A review”, Aerospace, Março 2026, em publicação.
3. Khargharia et al., “Collision avoidance in UAV swarms”, Neurocomputing, vol. 663, p. 132020, Novembro 2025.
4. P. Zhao e Y. Liu, “Physics informed deep RL for aircraft conflict resolution”, não publicado.
5. B. P. Fitrikananda, Y. I. Jenie, R. A. Sasongko e H. Muhammad, “Risk assessment method for UAV's sense and avoid system based on multi-parameter quantification and Monte Carlo simulation”, Aerospace, vol. 10, p. 781, Setembro 2023.
6. J. T. Veiga, “Mission replanning and control framework (MRCF): A strategic architecture for BVLOS operations in UTM environments”, Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA), São José dos Campos, Novembro 2025, preprint não publicado.