

Planejamento Dinâmico de Rotas para VANTs em Patrulha Naval

Luiz Henrique Souza Caldas¹, Daniel Ratton Figueiredo¹

¹Programa de Engenharia de Sistemas e Computação (PESC)
Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia (COPPE)
Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ)

lhscaldas@cos.ufrj.br, daniel@cos.ufrj.br

Resumo. *Este meta-artigo descreve o estilo a ser usado na confecção de artigos e resumos de artigos para publicação nos anais das conferências organizadas pela SBC. É solicitada a escrita de resumo e abstract apenas para os artigos escritos em português. Artigos em inglês deverão apresentar apenas abstract. Nos dois casos, o autor deve tomar cuidado para que o resumo (e o abstract) não ultrapassem 10 linhas cada, sendo que ambos devem estar na primeira página do artigo.*

1. Introdução

O Brasil possui uma extensa costa de 8,7 mil quilômetros, com 68 portos e uma faixa litorânea que concentra mais da metade da população e do PIB do país. Além disso, o país possui aproximadamente 4,5 milhões de quilômetros quadrados de águas jurisdicionais, onde se encontram recursos estratégicos como 95% do petróleo e 83% do gás natural nacionais, e por onde transitam cerca de 95% do comércio exterior [Andrade et al. 2021]. Nesse contexto, a crescente adoção de Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTs) em operações de vigilância marítima exige métodos mais robustos de planejamento de rotas, especialmente em cenários com alvos parcialmente conhecidos e detecção sensorial sujeita a limitações práticas. Trabalhos anteriores mostram que a vigilância baseada em varredura aérea pode ser modelada como uma variação do Problema do Caixeiro Viajante (TSP), incorporando restrições operacionais como autonomia limitada, sensores com alcances distintos e alvos móveis ou parcialmente observáveis [Marlow et al. 2007]. Técnicas de otimização como o *Simulated Annealing* têm se mostrado eficazes em problemas de roteamento com grande espaço de busca e múltiplos mínimos locais, sendo uma escolha promissora para o replanejamento progressivo de trajetos em ambientes com inserção dinâmica de alvos [Kosmas and Vlachos 2012]. Mais recentemente, abordagens com replanejamento dinâmico em tempo real vêm sendo propostas para garantir a cobertura de alvos não detectados ou mal inspecionados, especialmente em aplicações com VANTs e sensores embarcados [Penicka et al. 2017]. Motivado por esses avanços, este trabalho propõe uma formulação adaptada do TSP para missões de patrulha marítima com inserção condicional de novos alvos, levando em conta restrições de distância lateral, autonomia do VANT e alcance heterogêneo de sensores.

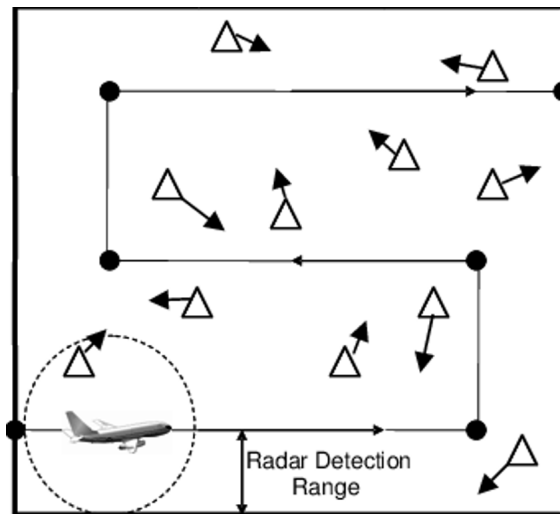


Figura 1. Patrulha naval realizada por aeronave.

Fonte: Marlow et al 2007 [Marlow et al. 2007].

2. Objetivo

O objetivo deste trabalho é desenvolver uma metodologia para o planejamento dinâmico de rotas de VANTs em missões de vigilância marítima, considerando a detecção progressiva de alvos ao longo do percurso. A proposta visa adaptar o Problema do Caixeiro Viajante (TSP) a um contexto em que novos pontos de interesse são identificados durante a missão. A solução deve permitir o replanejamento eficiente da rota, de forma a maximizar a inspeção de alvos relevantes, respeitando os limites de autonomia da aeronave.

3. Metodologia

A abordagem proposta consiste em simular missões de vigilância marítima utilizando Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTs), os quais percorrem uma rota pré-definida composta por linhas paralelas. Essa rota representa um padrão sistemático de patrulhamento e é gerada automaticamente com base em parâmetros como ponto inicial, largura da área, espaçamento entre linhas e número de passagens.

Durante o voo, o VANT está equipado com dois sensores: um radar, responsável por detectar navios dentro de um raio de ação (50 milhas náuticas), e uma câmera de inspeção visual com alcance menor (20 milhas náuticas), utilizada para confirmar a identificação de alvos. Quando um navio entra na zona de alcance do radar, seu estado é atualizado para “detectado”. Caso venha a entrar na área de alcance da câmera, ele é considerado “inspecionado”.

O VANT atualiza sua lista de destinos a serem visitados com base em diferentes políticas de decisão:

- **Política passiva:** o VANT mantém sua rota original, ignorando completamente os alvos detectados e identificando apenas os navios que a câmera alcança sem que ele desvie da trajetória planejada.
- **Política *greedy*:** os navios detectados e os waypoints ainda não percorridos da rota original são considerados simultaneamente, sendo reordenados com base na

distância em relação à posição atual do VANT, priorizando os mais próximos em cada instante.

- **Política *simulated annealing***: os navios detectados e os waypoints ainda não percorridos da rota original também são considerados simultaneamente, mas utilizando uma técnica de amostragem estocástica baseada em *Markov Chain Monte Carlo (MCMC)*. A lógica do algoritmo se baseia em uma cadeia de Markov com distribuição estacionária proporcional a uma função de Boltzmann, permitindo explorar o espaço de permutações de forma mais ampla, em busca de uma sequência globalmente mais eficiente em termos de distância percorrida.

O algoritmo de *Simulated Annealing* implementado parte de uma solução inicial aleatória, composta pela lista de navios detectados e waypoints restantes, obtida por uma permutação aleatória desses pontos. O objetivo é encontrar a melhor ordem de visita, minimizando a distância total percorrida pelo VANT a partir de sua posição atual. A cada iteração, uma nova solução vizinha é gerada invertendo a ordem dos pontos em um subintervalo aleatório da rota atual. Essa operação de vizinhança é simples, mas suficientemente expressiva para explorar o espaço de soluções e escapar de mínimos locais.

Esse espaço de soluções pode ser interpretado como um grafo em que cada vértice representa uma permutação possível dos pontos a visitar, e as arestas conectam permutações que diferem por uma única inversão de subsegmento. Esse grafo é conexo e possui transições simétricas, o que garante que todas as soluções podem ser eventualmente alcançadas a partir de qualquer configuração inicial.

A nova solução é aceita com probabilidade 1 se sua distância total $f(s')$ for menor que a da rota atual $f(s)$, onde s é a rota atual e s' a rota vizinha gerada, e $f(s)$ denota a distância total percorrida ao seguir a rota s . Caso contrário, a nova rota ainda pode ser aceita com probabilidade $e^{-\frac{f(s')-f(s)}{T}}$, onde T é um parâmetro chamado temperatura, que vai decaindo ao longo do processo. Essa estratégia permite aceitar, no início da execução, soluções piores de forma controlada, favorecendo a diversidade de caminhos explorados e contribuindo para escapar de mínimos locais.

A temperatura T é atualizada ao longo do processo por meio de uma estratégia de resfriamento exponencial, seguindo a equação $T = T_0 \cdot \beta^t$, onde T_0 é a temperatura inicial, β é um fator de decaimento ($0 < \beta < 1$), e t representa a etapa atual. Em cada nível de temperatura, o algoritmo realiza um número fixo N de perturbações da rota. Ao longo do processo, a melhor rota encontrada e seu respectivo custo são salvos sempre que superam o melhor valor anterior. Assim, ao final da execução, o algoritmo retorna a melhor sequência observada durante toda a busca, e não necessariamente a última solução gerada.

Apesar de sua flexibilidade, o algoritmo de *Simulated Annealing* não está livre de limitações. Em particular, se a temperatura for reduzida rapidamente demais ao longo da execução, o processo pode ficar preso em mínimos locais, impedindo a descoberta de soluções mais eficientes. A escolha da estratégia de resfriamento adequada é, portanto, um fator crítico para o sucesso do método, sendo geralmente determinada por experimentação e ajuste fino para cada cenário.

Considera-se que os navios permanecem estáticos durante a simulação, dada a alta velocidade relativa do VANT em comparação às embarcações. O voo é interrompido auto-

maticamente quando a autonomia total é atingida ou quando não há mais destinos a serem visitados. Os dados de desempenho como número de alvos detectados e inspecionados, distância percorrida e tempo de execução são registrados ao final da missão.

4. Resultados

Nesta seção, são apresentadas comparações entre as três políticas de navegação descritas anteriormente: *passiva*, *greed* e *simulated annealing*. O VANT percorre uma trajetória sistemática sobre a área de interesse (AI), sendo redirecionado dinamicamente de acordo com a política adotada ao detectar novos alvos.

4.1. Valores de Entrada

Os valores constantes utilizados no modelo são:

- Tamanho da AI: 300×300 milhas náuticas (MN)
- Velocidade do VANT: 300 nós (MN / hora)
- Alcance do radar (detecção): 50 MN
- Alcance da câmera (inspeção): 20 MN
- Autonomia: 2400 MN

Os parâmetros que variam nas simulações são:

- Número de navios na AI: 10, 25, 50, 75, 100, 125, 150, 175, 200. Esse parâmetro controla a densidade de alvos na área de interesse.
- Distribuição espacial dos navios: uniformemente aleatória. As posições dos navios são sorteadas aleatoriamente dentro dos limites da área.

Os parâmetros utilizados especificamente na política de *Simulated Annealing* são:

- Temperatura inicial T_0 : 10.0
- Temperatura mínima T_{\min} : 10^{-4}
- Fator de resfriamento β : 0.90
- Número de perturbações por temperatura: 50

Para cada combinação de parâmetros, os experimentos são repetidos sobre 100 instâncias geradas aleatoriamente, o que totaliza $3 \times 9 \times 100 = 2700$ simulações. Os resultados são agregados por média e as métricas são apresentadas em valores absolutos (como distância percorrida e tempo de execução) ou normalizados em percentual (como proporção de navios detectados ou inspecionados), conforme apropriado para a análise.

4.2. Distância percorrida

A Figura 2 apresenta a média da distância total percorrida pelo VANT ao longo da missão, conforme a política de navegação e a quantidade de navios. A política *passiva* mantém trajetória constante, enquanto as políticas com replanejamento (*greed* e *Simulated Annealing*) aumentam progressivamente a distância total percorrida à medida que mais navios são introduzidos no cenário.

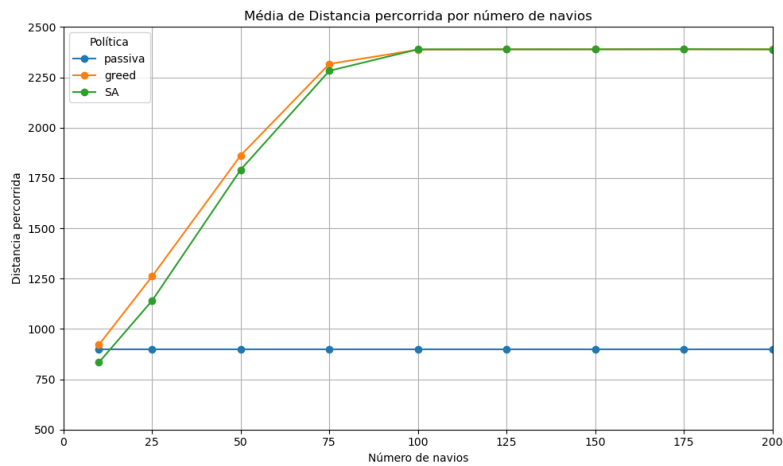


Figura 2. Média da distância percorrida por política e quantidade de navios.

Observa-se que tanto a política *greed* quanto a de *Simulated Annealing* saturam a curva, atingindo a autonomia máxima do VANT a partir de 100 navios. Antes desse ponto de saturação, a política *Simulated Annealing* percorre uma distância média menor do que a *greed*, indicando que o método está encontrando soluções mais eficientes em termos de distância total percorrida.

4.3. Detecção de navios

A Figura 3 mostra a média percentual de navios detectados ao longo da missão, considerando os que foram detectados ao menos uma vez, independentemente de terem sido inspecionados. A política *passiva* apresenta uma taxa de detecção aproximadamente constante e significativamente mais alta do que as demais políticas, sendo inferior apenas em cenários entre 50 e 125 navios. Esse desempenho melhor faz sentido, pois, ao não se desviar da rota original, o VANT percorre toda a área de interesse, garantindo que todos os navios dentro do alcance do radar sejam detectados.

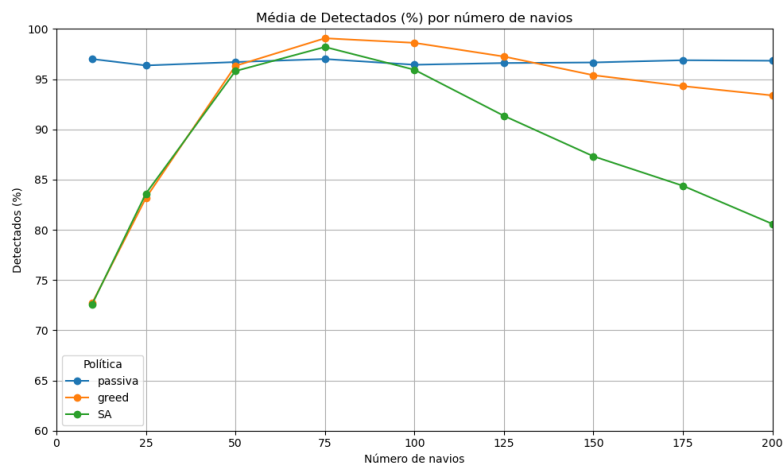


Figura 3. Média percentual de navios detectados por política e quantidade de navios.

As políticas *greed* e *Simulated Annealing*, por sua vez, apresentam desempenho próximo em cenários com até 75 navios, com diferenças mais evidentes a partir de cenários mais densos, onde o desempenho da política *greed* tende a ser superior à política *Simulated Annealing*. A taxa média de detecção tende a diminuir nas duas políticas, o que pode ser explicado pela figura 2, que mostra que nesses cenários mais densos, o VANT atinge sua autonomia máxima, o que o obriga a interromper sua missão de inspeção.

4.4. Inspeção de navios

A Figura 4 apresenta a média percentual de navios inspecionados em função da quantidade total de navios no cenário, para cada política de navegação considerada. Observa-se que a política *passiva* mantém taxas de inspeção muito inferiores às políticas *greed* e *Simulated Annealing* em todos os cenários, o que é esperado, uma vez que estas duas políticas são projetadas para desviar da rota original, priorizando a inspeção de alvos relevantes ao longo da trajetória do VANT.

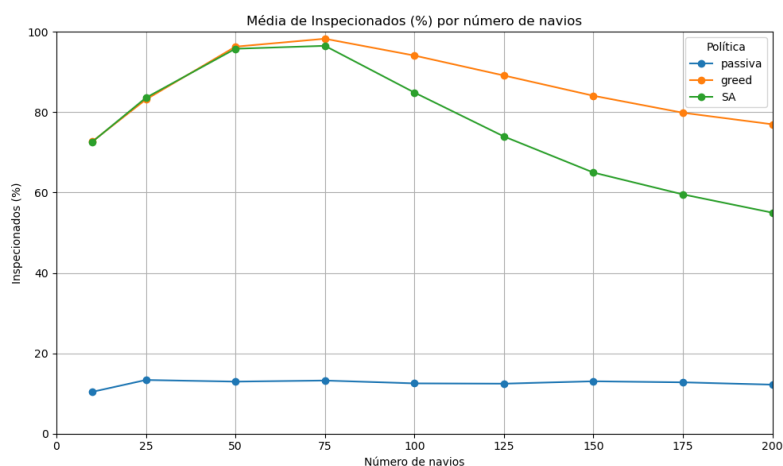


Figura 4. Média percentual de navios inspecionados por política e quantidade de navios.

Assim como na detecção de navios, as políticas *greed* e *Simulated Annealing* apresentam desempenho próximo em cenários com até 75 navios, com diferenças mais evidentes a partir de cenários mais densos, onde o desempenho da política *greed* tende a ser superior à política *Simulated Annealing*. A taxa média de inspeção tende a diminuir nas duas políticas, o que pode ser explicado pela figura 2, que mostra que nesses cenários mais densos, o VANT atinge sua autonomia máxima, o que o obriga a interromper sua missão de inspeção.

4.5. Tempo de execução

A Figura 5 exibe o tempo médio de execução das simulações para cada política, em função do número de navios presentes no cenário. A política baseada em *Simulated Annealing* apresenta tempo crescente conforme o número de navios aumenta, enquanto as políticas *passiva* e *greed* mantêm tempos iguais e praticamente constantes, muito inferiores aos da política *Simulated Annealing*.

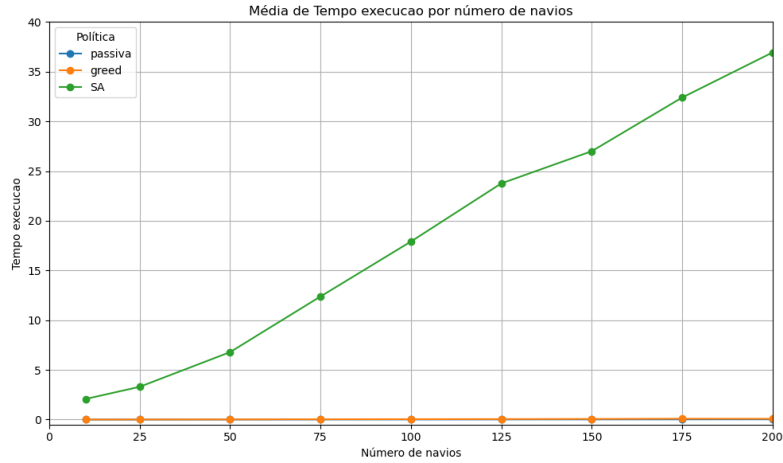


Figura 5. Tempo médio de execução da simulação por política e quantidade de navios.

Apesar da quantidade de iterações dentro do algoritmo de *Simulated Annealing*, depender apenas de T_0 , T_{\min} , β e do número de perturbações para definir o número de iterações, a cada iteração é calculado o custo da rota, que é medido somando as distâncias entre dois pontos consecutivos. Uma vez que o número de pontos é a soma dos *waypoints* ainda não alcançados e dos navios ainda não inspecionados, o que é executado em $O(n)$, onde n é o número de pontos. Isso faz com que o tempo de execução cresça linearmente com o número de navios.

A política *greed* também possui um custo computacional $O(n)$ para calcular a distância dos pontos em relação ao VANT e para ordenar eles. Porém esse valor não é multiplicado pelo número de iterações, como ocorre no *Simulated Annealing*, o que resulta em um tempo de execução constante e muito menor.

4.6. Comparação visual das trajetórias

Esta subseção apresenta visualizações individuais da trajetória seguida pelo VANT em uma instância com 50 navios, utilizando as três políticas de navegação implementadas. Cada figura exibe a rota planejada (composta por waypoints paralelos), o caminho percorrido pelo VANT (trajetória real) e a localização dos navios inspecionados.

Na Figura 6a, é mostrada a simulação utilizando a política *passiva*. A Figura 6b exibe o cenário correspondente à política *greed*, enquanto a Figura 6c mostra o resultado com a política baseada em *Simulated Annealing*. As figuras destacam diferenças na forma como a trajetória é ajustada em tempo de voo e na distribuição espacial dos alvos inspecionados, de acordo com a política adotada.

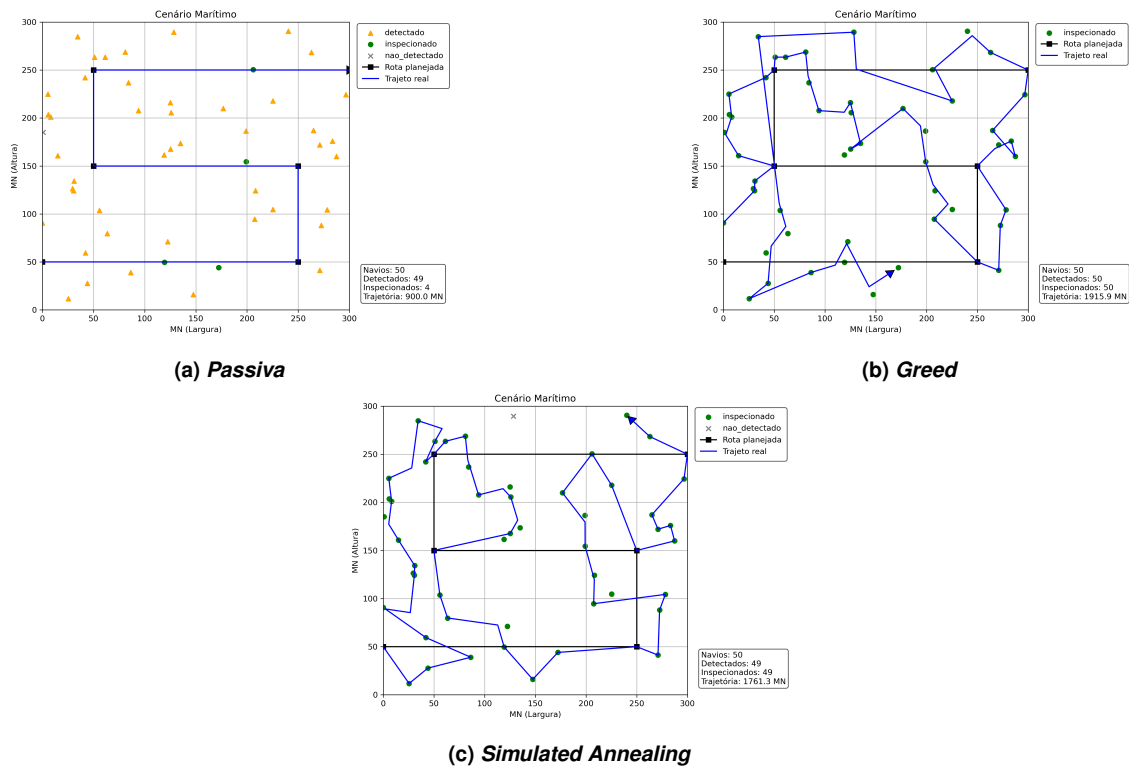


Figura 6. Trajetória do VANT para as três políticas de navegação (50 navios).

Na política *passiva*, o VANT segue a rota de referência, inspecionando os navios que encontra ao longo do caminho. Já na política *greed*, o VANT desvia da rota original para inspecionar os navios mais próximos, resultando em uma trajetória mais adaptativa. Por fim, na política *Simulated Annealing*, o VANT também ajusta sua trajetória, mas de forma mais otimizada, buscando minimizar a distância total percorrida. Uma diferença notável é que, na política *greed*, o VANT cruza a própria trajetória algumas vezes, o que não ocorre na política *Simulated Annealing*. Isso indica que a política *greed* pode ser menos eficiente em termos de distância total percorrida, pois revisita áreas já inspecionadas. Em contraste, a política *Simulated Annealing* evita esse comportamento, resultando em uma trajetória mais direta e eficiente.

Referências

- Andrade, I. d. O., Rocha, A. J. R. d., and Franco, L. G. A. (2021). Blue amazon management system (sisgaaz): Sovereignty, surveillance and defense of the brazilian jurisdictional waters. Discussion Paper 261, Institute for Applied Economic Research (Ipea), Brasília.
- Kosmas, O. and Vlachos, D. (2012). Simulated annealing for optimal ship routing. *Computers & Operations Research*, 39(3):576–581.
- Marlow, D., Kilby, P., and Mercer, G. (2007). The travelling salesman problem in maritime surveillance: Techniques, algorithms and analysis. *Defence Science and Technology Organisation (DSTO), Australia*.
- Penicka, R., Saska, M., Reymann, C., and Lacroix, S. (2017). Reactive dubins traveling salesman problem for replanning of information gathering by uavs. In *2017 IEEE/RSJ*

International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pages 1433–1440.
IEEE.