

MÉTODO MULTIOBJETIVO PARA ALOCAÇÃO DE TAREFAS DE MÚLTIPLOS ROBÔS COLABORATIVOS

Data de aceite: 01/04/2024

Antônio Lucas Sousa Aguiar

Universidade Federal do Ceará, Campus de Sobral - Sobral, CE, Brazil

Vandilberto Pereira Pinto

Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira - Redenção, CE, Brazil

Leonardo Ramos Rodrigues

Divisão de Eletrônica, Instituto de Aeronáutica e Espaço, São José dos Campos, SP, Brazil

RESUMO: Um dos maiores desafios encontrados na alocação de tarefas de múltiplos robôs se dá no planejamento de suas trajetórias. Grande parte das missões que devem atender a vários pontos são complexas, pois, além dos custos para sua conclusão, elas também podem possuir pesos que determinam sua prioridade de atendimento. Essa complexidade aumenta com a possibilidade de múltiplos robôs participarem da missão de forma colaborativa. Neste trabalho é discutido o planejamento de rotas para múltiplos Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTs) colaborativos com restrições energéticas,

desvio de obstáculos e capacidade de recompensa. O problema é formulado como um problema de Múltiplos Caixeiros Viajantes (MCV) multiobjetivo, visando minimizar o tempo de percurso total e maximizar a coleta de pontos das tarefas realizadas pelos VANTs. As simulações dos experimentos foram realizadas utilizando a abordagem de Programação Linear Inteira (PLI) com o algoritmo A*. Para a validação dos métodos foram feitos quatro experimentos com diferentes variações de VANTs e aplicações de restrições para cada robô. Os resultados demonstram que a abordagem é promissora para resolver o problema proposto, com potencial para cenários mais complexos.

PALAVRAS-CHAVE: Múltiplos Robôs, Restrição Energética, Planejamento de Rotas, Problema de orientação de equipes, Desvio de Obstáculos.

MULTIOBJECTIVE METHOD FOR TASK ALLOCATION OF MULTIPLE COLLABORATIVE ROBOTS

ABSTRACT: One of the biggest challenges encountered in the allocation of multiple robot tasks is the planning of their trajectories. Most of the missions that must serve several points are complex, because, in addition to the costs for their completion, they may also have weights that determine their priority of service. This complexity increases with the possibility of multiple robots participating in the mission collaboratively. In this work, route planning for multiple collaborative Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) with energy constraints, obstacle avoidance and reward capacity was discussed. The problem was formulated based on Multi-Objective Multiple Traveling Salesman Problem (MTSP), with the objectives of minimizing the total travel time and maximizing the collection of points from the tasks performed by the UAVs. The simulations of the experiments were performed using the Integer Linear Programming (ILP) approach with the A* algorithm. For the validation of the methods, four experiments were carried out with different variations of UAVs and applications of constraints for each robot. The results show that the approach is promising for solving the proposed problem, with potential for more complex scenarios.

KEYWORDS: Multiple Robots, Energy Restrictions, Route planning, Team Orienteering Problem, Circumvent Obstacles.

INTRODUÇÃO

As pesquisas que envolvem a colaboração entre múltiplos robôs têm suscitado um interesse significativo tanto na esfera industrial quanto no meio acadêmico. Essa atenção é justificada pelo fato de que a utilização de vários robôs em conjunto possibilita a realização de tarefas complexas de maneira mais eficiente. Além disso, essa abordagem demonstra uma maior capacidade de lidar com falhas se comparada ao cenário em que apenas um único robô é empregado. Para viabilizar a aplicação prática de sistemas colaborativos em diversas áreas, um dos desafios cruciais reside na atribuição adequada de tarefas. Esse processo envolve a coordenação cuidadosa dos robôs para a execução das atividades, com o intuito de otimizar um ou mais objetivos (Wang et al., 2022). Neste contexto, a utilização de Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTs) tem se tornado cada vez mais importante devido à sua versatilidade e capacidade de realizar tarefas diversas. Eles podem ser utilizados em diversas áreas, como a agricultura, o monitoramento ambiental, a segurança pública e privada, na entrega de encomendas, resgate aéreo, alerta de desastres, entre outras (Cândido, 2015; Qin et al., 2021).

Apesar das vantagens mencionadas, uma das desvantagens dos VANTs é a limitação da autonomia das baterias, o que pode ser um grande empecilho para missões que exigem voos de longa duração (Radiansyah et al., 2017). Segundo Bisio et al. (2022), a autonomia energética é normalmente limitada a um tempo de voo de 15 a 30 minutos, o que pode ser insuficiente para concluir uma determinada missão. Além da limitação energética, surgem

obstáculos reais ao longo do percurso que dificultam a passagem do VANT, gerando um maior gasto de energia para executar a tarefa. Tiwari et al. (2019) confirmam que uma das limitações mais significativas é o tempo máximo de voo dos VANTs e, conseqüente, o seu alcance operacional, que ainda é muito limitado devido às restrições energéticas, o que pode impossibilitar o cumprimento de todos os objetivos da missão. Com isso, um dos maiores desafios encontrados na alocação de tarefas de múltiplos robôs se dá no planejamento de suas trajetórias de modo que o percurso realizado seja adequado para não ultrapassar a autonomia energética do veículo.

Desta forma, Santana (2020) desenvolveu um algoritmo baseado em Otimização por Enxame de Partículas (OEP) e Algoritmos Genéticos (AG) para o cálculo de rotas para robôs colaborativos com restrições energéticas, utilizando como modelo uma variante do problema de orientação de equipes que adiciona características de coleta de recompensa ao passar pelos pontos de referência. De forma similar, Freitas e Carvalho (2015) usaram AG para resolver o problema de roteamento de múltiplos VANTs. Os autores observaram resultados satisfatórios e tempos de execução razoáveis ao aplicar o seu modelo na solução de um problema envolvendo uma frota de VANTs. Em Pinto et al. (2020), os autores propuseram um modelo de otimização usando uma abordagem de Programação Linear Inteira (PLI) para resolver um problema de planejamento de missões múltiplas, considerando a influência do campo de vento e restrições de duração da missão devido às limitações energéticas.

Deste modo, a fim de equilibrar a carga de trabalho e minimizar o custo total dos veículos, o presente trabalho apresenta um modelo de otimização de rotas usando a abordagem de PLI, utilizando o problema de alocação de tarefas, sendo formulado como um problema de otimização multiobjetivo, utilizando-se o conceito de Múltiplos Caixeiros Viajantes (MCV), onde ambos os custos totais e individuais dos robôs são tomados como objetivos (Wang et al., 2022). Além disso, tem-se como objetivo analisar o comportamento dos VANTs em missões com diferentes restrições. Serão consideradas missões sem obstáculos e com obstáculos entre os pontos de referência. O algoritmo A^* será aplicado na correção da trajetória com desvio de obstáculos. Em seguida, a restrição energética é adicionada e, por fim, a implementação de capacidade de coleta de recompensas ao passar pelos pontos de referência é adicionada ao modelo proposto.

As demais seções deste artigo estão organizadas como segue. A seção 2 apresenta a formulação matemática e as restrições do problema. A seção 3 apresenta a abordagem de PLI que foi implementada no *software Matlab®* com o uso do *Solver YALMIP®*. A seção 4 apresenta o algoritmo A^* utilizado para evitar colisão dos VANTs com os obstáculos pré-definidos no mapa. A seção 5 apresenta e discute os resultados obtidos nas simulações numéricas. Na seção 6 as principais conclusões e perspectivas para trabalhos futuros são apresentadas.

FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

Dado um conjunto de N_v VANTs $V = \{1, 2, 3, \dots, N_v\}$, e um conjunto de N_t de pontos de referência que podem ser visitados, sendo representados por $P = \{1, 2, 3, \dots, N_t\}$, onde 1 e N_t indicam o ponto de partida e o ponto de chegada, respectivamente, o objetivo do problema de alocação de tarefas é encontrar uma combinação livre de conflitos em que os pontos de referência sejam visitados pelos VANTs e que minimize custos globais. Para tal, supõe-se que cada ponto de referência seja visitado por um único VANT, e que cada VANT pode visitar vários pontos em uma sequência ordenada. Os VANTs devem realizar as tarefas de forma cooperativa, o que representa que cada ponto de referência precisa ser atribuído a, no máximo, um VANT.

Com isso, as tarefas devem ser primeiramente divididas em N_v subconjuntos. Além disso, a ordem de execução de suas tarefas para cada veículo deve ser otimizada. Dadas as tarefas executadas por um veículo, o custo pode ser significativamente diferente se as tarefas forem executadas em ordens diferentes. Assim, a ordem de execução das tarefas deve ser otimizada para minimizar o custo total. O custo de cada veículo é considerado como seu tempo total utilizado para realizar as tarefas, que se refere ao tempo desde o instante em que o VANT começa a realizar o percurso até o instante em que o VANT chega ao seu destino. O custo total é considerado como a soma dos custos individuais dos VANTs. A posição de partida e chegada pode ser a localização de uma estação base, que também pode ser chamada de depósito ou galpão. O custo de tempo de um veículo de uma tarefa para outra depende da sua velocidade e da distância entre os pontos, e é definido como o tempo do percurso.

O problema de alocação de tarefas é formulado como um MCV multiobjetivo, no qual os objetivos são minimizar o custo de tempo de percurso total e maximizar a coleta de pontos das tarefas dos VANTs, onde cada ponto de referência assume um peso associado à sua relevância, onde a principal vantagem dos sistemas de múltiplos robôs é a eficiência em comparação ao uso de um único veículo (Wang et al., 2022; Santana, 2020). Desta forma, o problema de otimização é definido pela Eq. (1) (Kellerer et al., 2004; Cândido, 2015), onde x_{jk} assume o valor 1 se o VANT i visitar o ponto de referência k e assume o valor 0 caso contrário, c_{jk} representa o custo do VANT para ir do ponto de referência j até o ponto de referência k :

$$\min(\alpha \sum_{i=1}^{N_v} \sum_{j=1, j \neq k}^{N_t} \sum_{k=1}^{N_t} c_{jk} x_{ijk} - \beta \sum_{i=1}^{N_v} \sum_{k=1}^{N_t} p_k x_{ijk}) \quad (1)$$

Sujeito às restrições:

$$\sum_{i=1}^{N_v} \sum_{j=2}^{N_t} x_{ijk} \leq 1, \forall k \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{N_v} \sum_{k=2}^{N_t} x_{ijk} \leq 1, \forall j \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^{N_v} \sum_{j=1}^{N_t} x_{ij1} = N_v \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^{N_v} \sum_{k=1}^{N_t} x_{ink} = N_v, n = N_t \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^{N_v} \sum_{j=1}^{N_t} \sum_{k=1}^{N_t} x_{ijk} \leq N_t \quad (6)$$

$$1 \leq u_i \leq N_t \quad (7)$$

$$u_i - u_j + 1 \leq (1 - x_{ijk})N_t \quad (8)$$

A função objetivo dada pela Eq. (1) é formada por dois termos. O primeiro termo visa minimizar a rota dos VANTs. O segundo termo visa maximizar a coleta de prêmios. A função possui dois parâmetros, α e β , que são pesos associados a cada um dos termos. As Eqs. (2) e (3) são restrições que indicam que cada ponto de referência, exceto o depósito, pode ser visitado no máximo uma vez. As Eqs. (4) e (5) são restrições que garantem que todos os veículos iniciem seus caminhos do galpão inicial e retornam ao galpão final após finalizarem suas respectivas tarefas. A Eq. (6) é a restrição que garante que todos os pontos de referência poderão ser visitados (Wang et al., 2022). As Eqs. (7) e (8) são restrições que indicam que as sub-rotas são impedidas de serem geradas. O resultado desta otimização será um conjunto de vértices ordenados a serem visitados pelos VANTs (Santana, 2020).

PROGRAMAÇÃO LINEAR INTEIRA

O problema de alocação de tarefas para múltiplos robôs colaborativos, descrito na seção anterior, pode ser resolvido com o uso de uma abordagem de PLI, que é uma técnica de otimização que considera que a função objetivo e todas as restrições são lineares (Pinto et al., 2020). A representação geral de um problema de PLI em notação matricial pode ser descrita pela Eq. (9), sujeito às restrições (10) e (11), onde $x \in \mathbb{R}^n$ é o vetor contendo as variáveis de decisão, $c \in \mathbb{R}^n$ é o vetor de custo, $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ é uma matriz de coeficientes, b_j e $b_u \in \mathbb{R}^m$ são vetores contendo as restrições de desigualdade, x_l e $x_u \in \mathbb{R}^n$ são, respectivamente, os limites inferior e superior para as variáveis de decisão. A Eq. (9) é a função objetivo a ser minimizada, a Eq. (10) define a lista de restrições que devem ser satisfeitas, e a Eq. (11) é a restrição que limita os valores que as variáveis de decisão podem assumir, como segue:

$$\min(f(x) = c^T x) \tag{9}$$

$$b_l \leq Ax \leq b_u \tag{10}$$

$$x_l \leq x \leq x_u \tag{11}$$

DESVIO DE OBSTÁCULOS

O algoritmo A^* no contexto de planejamento de movimento de veículos tem sido objeto de estudos recentes, sendo aplicado na robótica e em problemas envolvendo veículos autônomos. Através deste algoritmo é possível corrigir trajetórias para desviar de obstáculos previamente definidos, evitando colisões e a perda de VANTs em missões (Gonçalves, 2013). No contexto da alocação de tarefas de múltiplos robôs colaborativos, nosso problema é encontrar um caminho da posição inicial até um destino especificado, evitando a colisão com os obstáculos do ambiente. Neste problema, o espaço de estados é representado como uma matriz. Cada célula desta matriz é um estado (nó). As regras que podem ser aplicadas são as 8 direções que o robô pode se mover a partir da célula, conforme os obstáculos, como ilustra a Fig. 1 (Heinen, 2002).

A partir da descrição do problema, a ideia é executar uma busca neste espaço de estados para encontrar a rota mais curta até o destino. É necessário que a posição do robô seja conhecida. O algoritmo A^* é um algoritmo de busca heurística, que constantemente expande os nós e calcula o valor de cada nó. O algoritmo é executado até encontrar um caminho com o menor valor (Niu et al., 2021). A fórmula do algoritmo tradicional é apresentada na Eq. (12):

$$f(n) = g(n) + h(n) \tag{12}$$

Onde $f(n)$ é o valor estimado do ponto inicial para o ponto de destino, $g(n)$ é o custo real do ponto inicial para o ponto n , ou seja, a distância já percorrida pelo robô desde sua partida, e $h(n)$ é o valor estimado do nó do estado n para o nó de destino. No algoritmo tradicional Eq. (12), a função heurística $h(n)$ é dada pela distância euclidiana entre o robô e seu destino, mas também pode ser utilizada as distâncias de Manhattan ou de Chebyshev (Niu et al., 2021).

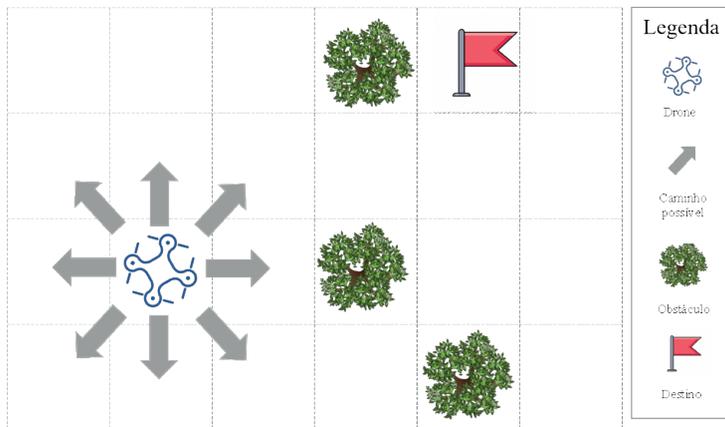


Figura 1: Representação dos caminhos possíveis.

SIMULAÇÕES NUMÉRICAS

Esta seção apresenta as simulações numéricas realizadas e os resultados obtidos, ilustrando a aplicação do modelo proposto em diferentes instâncias do problema de planejamento de rotas de VANTs colaborativos. Foram realizados quatro experimentos, de modo que seja analisado o comportamento dos VANTs em cada caso. Foram realizados experimentos sem obstáculos entre os pontos de referência e posteriormente com obstáculos entre eles. Em seguida, foi adicionada a restrição de capacidade energética dos VANTs e, por último, foi realizado o experimento com a implementação de capacidade de recompensa ao passar pelos pontos de referência. As simulações dos experimentos foram realizadas no *software Matlab®* com o uso do *Solver YALMIP®* em um mapa fictício, com os pontos de referência esparsados entre si.

Em todos os experimentos realizados, os VANTs iniciaram a tarefa partindo do galpão inicial (ponto de referência W_1 , com P_1 nulo), tendo como ponto de chegada o galpão final (ponto de referência W_{16} , com P_{16} nulo). Os VANTs realizam o percurso definido pelo *solver* coletando as recompensas de cada ponto de referência. Na Tabela 1 são apresentadas as localizações (x_i, y_i) de cada um dos pontos de referência W_i com seus respectivos pesos de recompensa P_i . A disposição dos pontos de referência é exibida na Fig. 2.

Os VANTs são definidos com velocidade constante de 0, 43m/s com deslocamento ao longo dos eixos x e y , tendo o comportamento de partículas no espaço bidimensional, ficando a altura fixa de 20m, e a unidade de distância entre os pontos de referência será em metro. Já as figuras dos experimentos exibidas a seguir demonstram os deslocamentos dos VANTS nos eixos x e y . Para os parâmetros α e β adotou-se os valores 1 e 40, respectivamente (Santana, 2020).

| W_i | x_i | y_i | P_i |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 1 | 1 | 1 | 0,0 | 7 | 1 | 4 | 3,0 | 9 | 11 | 7 | 1,0 | 13 | 7 | 5 | 4,0 |
| 2 | 6 | 1 | 4,0 | 8 | 3 | 4 | 1,0 | 10 | 5 | 3 | 3,0 | 14 | 8 | 1 | 3,0 |
| 3 | 8 | 9 | 3,0 | 5 | 13 | 7 | 2,0 | 11 | 4 | 6 | 1,0 | 15 | 12 | 5 | 1,0 |
| 4 | 4 | 8 | 3,0 | 6 | 2 | 9 | 1,0 | 12 | 10 | 2 | 4,0 | 16 | 13,0 | 9,0 | 0,0 |

Tabela 1: Localização (x_p, y_p) dos pontos de referência W_i com seus respectivos pesos P_i .

Experimento 1: Sem obstáculos entre os pontos de referência

No Experimento 1, assume-se que sempre há um caminho livre entre os pontos de referência, podendo ser realizada uma trajetória retilínea entre quaisquer pontos i e j . Foram realizadas simulações com diferentes números de VANTs em cada instância, conforme ilustra a Tabela 2, onde D_t indica a distância total realizada por todos os VANTs, e T_{max} representa o tempo para os VANTs irem do galpão inicial para o galpão final.

| Instância | n | D_t (m) | T_{max} (s) | Instância | n | D_t (m) | T_{max} (s) |
|-----------|---|-----------|---------------|-----------|---|-----------|---------------|
| I_1 | 2 | 47,09 | 57,88 | I_4 | 6 | 95,49 | 45,25 |
| I_2 | 4 | 67,50 | 45,25 | I_5 | 8 | 124,52 | 45,25 |
| I_3 | 5 | 81,04 | 45,25 | | | | |

Tabela 2: Resultado das simulações do Experimento 1.

Pelos dados da Tabela 2, é perceptível identificar que ocorre uma saturação em T_{max} igual a 45, 25s a partir de 4 VANTs, neste caso o uso de 4 VANTs já seria o ideal para executar a tarefa proposta, visitando-se todos os pontos de referência do mapa percorrendo-se uma distância de 67, 50m. A Fig. 2 apresenta as trajetórias realizadas por 4 VANTs e os pontos visitados.

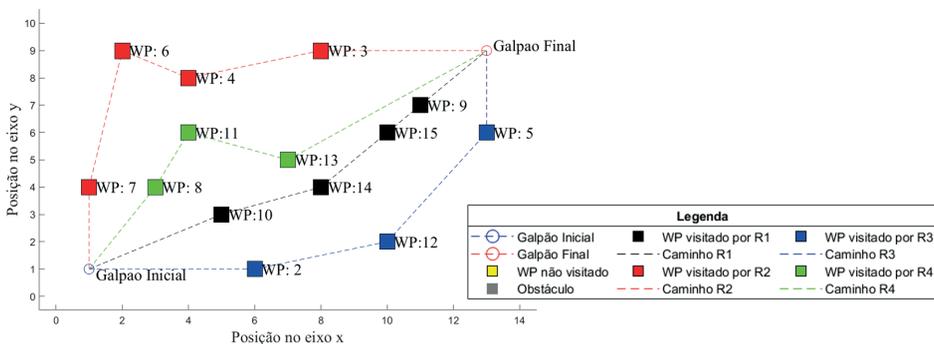


Figura 2: Experimento 1 - sem obstáculos entre os pontos de referência.

Experimento 2: Com obstáculos entre os pontos de referência

No Experimento 2, assume-se que pode haver obstáculos e, portanto, diferentemente do Experimento 1, a trajetória entre os pontos i e j nem sempre será uma reta. O algoritmo A* realiza o cálculo da menor distância entre os pontos i e j contornando os eventuais obstáculos. A Tabela 3 exibe as coordenadas dos obstáculos pré-definidos nas simulações, por terem um comprimento associado, a tabela ilustra a posição inicial e final no eixo x , sendo x_i e x_f respectivamente, e sua posição no eixo y , apresentando o efeito de barreira linear.

| Obstáculos | x_i | x_f | y | Obstáculos | x_i | x_f | y | Obstáculos | x_i | x_f | y |
|------------|-------|-------|-----|------------|-------|-------|-----|------------|-------|-------|-----|
| Ob_1 | 9 | 11 | 4 | Ob_4 | 5 | 6 | 8 | Ob_7 | 6 | 7 | 4 |
| Ob_2 | 5 | 5 | 6 | Ob_5 | 3 | 4 | 9 | Ob_8 | 12 | 13 | 8 |
| Ob_3 | 9 | 10 | 8 | Ob_6 | 2 | 4 | 7 | | | | |

Tabela 3: Localização (x_i , x_f , y) dos obstáculos.

De forma semelhante ao Experimento 1, foram realizadas simulações com diferentes números de VANTs em cada instância, conforme ilustra a Tabela 4, onde novamente é perceptível a saturação T_{max} a partir de 4 VANTs para executar a tarefa, mesmo com os obstáculos entre os pontos de referência. A Figura 3 apresenta as trajetórias realizadas pelos 4 VANTs e os desvios dos obstáculos.

| Instância | n | D_i (m) | T_{max} (s) | Instância | n | D_i (m) | T_{max} (s) |
|-----------|-----|-----------|---------------|-----------|-----|-----------|---------------|
| I_1 | 2 | 47,09 | 57,88 | I_4 | 6 | 95,49 | 45,25 |
| I_2 | 4 | 67,50 | 45,25 | I_5 | 8 | 124,52 | 45,25 |
| I_3 | 5 | 81,04 | 45,25 | | | | |

Tabela 4: Resultado das simulações do Experimento 2.

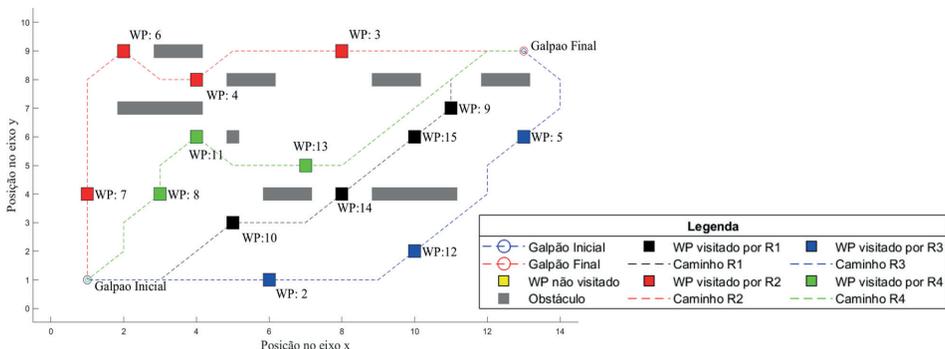


Figura 3: Experimento 2 - com obstáculos entre os pontos de referência.

Experimento 3: Restrição energética

No Experimento 3, além dos obstáculos que os VANTs devem contornar, é adicionada a restrição energética, assumindo-se que a capacidade de bateria irá representar o tempo de deslocamento até que a bateria do VANT se esgote. Nas simulações realizadas, os VANTs terão tempo máximo de percurso de 40s e os resultados dos experimentos são exibidos na Tabela 5.

Conforme os experimentos podemos perceber que a restrição é respeitada e a partir de 4 VANTs o valor de T_{max} não sofre alteração. A Fig. 4 apresenta as trajetórias realizadas na instância I_2 . Devido às restrições energéticas aplicadas, o ponto W_6 não foi visitado.

| Instância | n | D_t (m) | T_{max} (s) | Instância | n | D_t (m) | T_{max} (s) |
|-----------|---|-----------|---------------|-----------|---|-----------|---------------|
| I_1 | 2 | 34,28 | 39,90 | I_4 | 6 | 93,16 | 39,82 |
| I_2 | 4 | 65,09 | 39,82 | I_5 | 8 | 122,18 | 39,82 |
| I_3 | 5 | 78,70 | 39,82 | | | | |

Tabela 5: Resultado das simulações do Experimento 3.

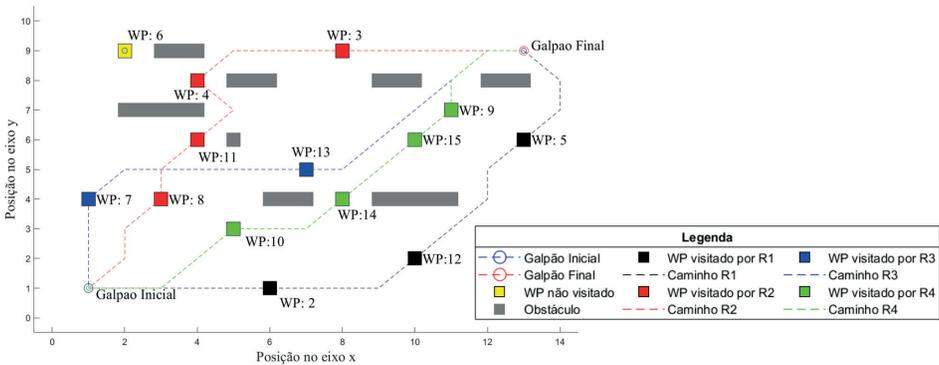


Figura 4: Experimento 3 - com restrição energética.

Experimento 4: Capacidade de recompensa

No Experimento 4, é adicionada a restrição relacionada à capacidade de recompensa em cada VANT, ou seja, cada ponto de referência terá uma recompensa associada P_r . Tal valor é adicionado à pontuação de recompensas de cada robô, quando o ponto W_i é visitado. O VANT, por sua vez, terá uma limitação na coleta de recompensas. Essa restrição fará com que o grupo busque visitar pontos de referência com boas recompensas e que o caminho entre eles não seja tão longo a ponto transgredir a sua limitação energética.

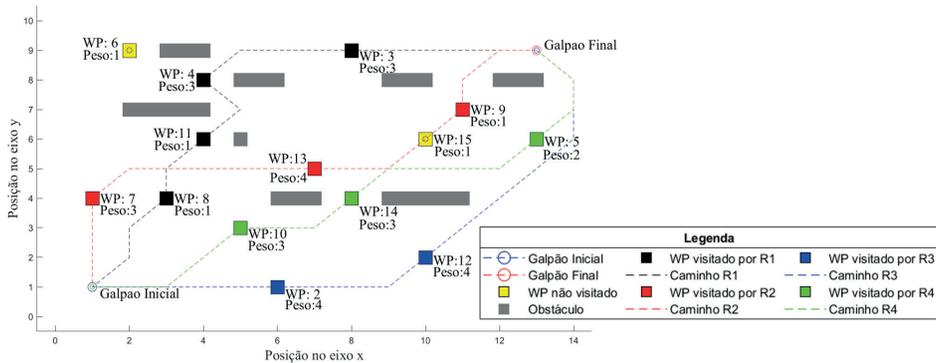


Figura 5: Experimento 4 - com restrição de capacidade de recompensa.

Nas simulações realizadas, os VANTs foram definidos com capacidade máxima para coletar 8 pesos. Os resultados dos experimentos são exibidos na Tabela 6. Semelhante ao Experimento 3, a Fig. 5 apresenta as trajetórias realizadas na instância I₂. Devido à restrição energética e a restrição de capacidade de recompensa, os pontos de referência W_6 e W_{15} não foram visitados.

| Instância | n | D_t (m) | T_{max} (s) | Pesos | Instância | n | D_t (m) | T_{max} (s) | Pesos |
|-----------|---|-----------|---------------|-------|-----------|---|-----------|---------------|-------|
| I_1 | 2 | 30,28 | 36,46 | 16,00 | I_4 | 6 | 94,65 | 39,19 | 33,00 |
| I_2 | 4 | 66,11 | 39,45 | 32,00 | I_5 | 8 | 123,63 | 39,45 | 33,00 |
| I_3 | 5 | 80,32 | 39,19 | 33,00 | | | | | |

Tabela 6: Resultado das simulações do Experimento 4.

CONCLUSÕES

Neste trabalho foi discutido o planejamento de rotas para múltiplos VANTs colaborativos com restrições energéticas, desvio de obstáculos e capacidade de recompensa. O problema foi formulado como um MCV multiobjetivo, visando minimizar o tempo de percurso total e maximizar a coleta de pontos das tarefas realizadas pelos VANTs. Simulações foram realizadas no *software Matlab®* com o uso do *Solver YALMIP®*, utilizando a abordagem de PLI, seguindo as restrições do problema proposto. Para a validação dos métodos foram feitos quatro experimentos com diferentes variações de VANTs e aplicação de restrições para cada robô.

O modelo proposto apresenta bons resultados no mapa fictício, uma vez que atualmente não há exemplos de referência para MCV a serem usados para avaliar o desempenho das abordagens. Entretanto, observou-se nos experimentos 1, 2 e 3, que mesmo com a adição de obstáculos no percurso e com a restrição energética, a adição de mais VANTs gerava saturação em T_{max} a partir de 4 VANTs no mapa fictício utilizado, onde

para o caso em questão a missão de visitar os pontos de referência seria suficientemente concluída com 4 VANTs. Já para o experimento 4, ao adicionar a capacidade de coleta de recompensa, a saturação ocorreu na coleta de pesos a partir de 5 VANTs. Com isso, a simulação da instância I_3 da Tabela 6, com 5 VANTs seria suficiente para executar a missão, pois apresenta uma menor distância percorrida, se comparado as instâncias I_4 e I_5 , entretanto, em todas as instâncias o tempo de voo não permitiu que todos os pontos de referência fossem visitados.

Além disso, o algoritmo A^* se mostrou eficiente no desvio de obstáculo, respeitando a capacidade energética e a capacidade de recompensa, apresentando potencial para cenários mais complexos. Podendo ser aplicado em ambientes controlados no cálculo de rotas para veículos autônomos, estendendo seu uso às aplicações relacionadas ao conceito de indústria 4.0.

Para trabalhos futuros, planeja-se abordar o planejamento de rotas para múltiplos VANTs colaborativos. Envolvendo a aplicação de algoritmos de otimização, como a Busca Harmônica e o algoritmo de Otimização por Colônia de Formigas, em conjunto com o algoritmo A^* já utilizado neste trabalho. Por meio destes algoritmos também pretende-se utilizar os mapas da biblioteca *TSPlib* para comparar o desempenho dos algoritmos de otimização propostos.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico (FUNCAP) pelo apoio financeiro (processo BP5-0197-00058.01.00/22).

REFERÊNCIAS

Bisio, I-S, Morando, L., Recchiuto, C.T., Sgorbissa, A. (2022). Social Drone Sharing to Increase UAV Patrolling Autonomy in Pre- and Post-Emergency Scenarios. *Frontiers in Robotics and AI*, vol. 9, pp. 820239, doi: 10.3389/frobt.2022.820239.

Cândido, A. S. (2015). Sistema de gerenciamento do voo de quadri-rotor tolerante a falhas. Tese de Doutorado em Sistemas e Controle – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos.

Freitas, Emory; Carvalho, Jose Reginaldo Hughes (2015). Genetic Algorithm Approach for a Class of Multi-Criteria, Multi-Vehicle Planner of UAVs. *Lecture Notes in Computer Science Springer International Publishing* p. 234-248.

Gonçalves, M.A. (2013). Algoritmo A-estrela de estado híbrido aplicado à navegação autônoma de veículos. 64 f. Dissertação (Mestrado em Informática) - Universidade Federal do Espírito Santo, Centro Tecnológico, Vitória.

Heinen, F.J. (2002). Sistema de controle híbrido para robôs móveis autônomos. 130 f. Dissertação (Mestrado em Computação) - Universidade do Vale do Rio do Sinos, Escola Politécnica.

Kellerer, H., Pferschy, U., Pisinger, D. (2004). Multiple knapsack problems. In: Knapsack Problems. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 285–316. ISBN 978-3-540-24777-7. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-540-24777-7_10>.

Niu, C.A.H., Li, A.J., Huang, X., Li, W., Xu, C.A.Y. (2021). Research on global dynamic path planning method based on improved A* algorithm. *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2021, doi: 10.1155/2021/4977041.

Pinto, V.P., Galvão, R.K.H., Rodrigues, L.R., Gomes, J.P.P. (2020). Mission planning for multiple uavs in a wind field with flight time constraints. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, vol. 31, pp. 959–969, doi: 10.1007/s40313-020-00609-5.

Qin, Weijian et al. Multiobjective routing optimization of mobile charging vehicles for UAV power supply guarantees. *Computers & Industrial Engineering*, v. 162, p. 107714, 2021.

Radiansyah, S., Kusriani, M.D., Prasetyo, L.B. (2017). Quadcopter applications for wildlife monitoring. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 54, no. 1, pp. 012066, doi: 10.1088/1755-1315/54/1/012066.

Santana, K.A. (2020). Método metaheurístico multi-objetivo para o cálculo de rotas de robôs colaborativos com restrições energéticas. 94f. Dissertação (Mestrado em Engenharia da Computação e Elétrica) - Universidade Federal do Ceará, Campus de Sobral, 2020.

Tiwari, K., Xiao, X., Malik, A., Chong, N. Y. (2019). A unified framework for operational range estimation of mobile robots operating on a single discharge to avoid complete immobilization. *Mechatronics*, vol. 57, pp. 173–187, doi: 10.1016/j.mechatronics.2018.12.006.

Wang, S., Liu, Y.; Qiu, Y., Zhang, Q., Huo, F., Huangfu, F., Yang, C., Zhou, J. (2022). Cooperative task allocation for multi-robot systems based on multi-objective ant colony system. *IEEE Access*, vol. 10, pp. 56375-56387, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3165198.