

Campos Potenciais Artificiais e Consenso Aplicados ao Problema de Navegação de Sistemas Multiagente Heterogêneo

George Soon Ho Pereira
*Instituto Federal de Educação, Ciência e
Tecnologia de Roraima (IFRR)*
Boa Vista, Roraima, Brasil
george.pereira@ifrr.edu.br

José Reginaldo Hughes Carvalho
Instituto de Computação (ICOMP)
Universidade Federal do Amazonas (UFAM)
Manaus, Amazonas, Brasil
reginaldo@icomp.ufam.edu.br

Resumo—Este artigo avalia a eficácia da aplicação combinada da técnica conhecida por Campos Potenciais Artificiais (CPA) com a técnica de Consenso para sistemas multiagente heterogêneos compostos por Veículos Aéreos Não Tripulados (VANT) e Veículos Terrestres Não Tripulados (VTNT). O Consenso é uma técnica muito utilizada para movimentações coordenadas em formação de múltiplos agentes, enquanto que a técnica de CPA é tipicamente usada para a navegação com desvio de obstáculos em sistemas multiagente devido à sua simplicidade e eficiência. Apesar da existência de pesquisas envolvendo o uso de CPA e Consenso em conjunto, nenhuma explora a cooperação de veículos com diferentes capacidades de movimentação. Neste artigo, é apresentada uma arquitetura para sistemas multiagente compostos por VANTs e VTNTs para a execução de tarefas em ambientes de operação de exterior usando a técnica de Consenso para a manutenção da formação, e a técnica de CPA para o desvio de obstáculos. São realizados experimentos em simulações com o objetivo de demonstrar que a utilização de CPA e Consenso em conjunto é uma estratégia efetiva para a navegação em formação de um sistema multiagente composto por VANTs e VTNTs, em ambientes onde há a presença de obstáculos.

Palavras-chave—consenso, campos potenciais artificiais, sistema multiagente, sistemas robóticos heterogêneos, navegação autônoma, comunicação assíncrona

I. INTRODUÇÃO

Pesquisas aplicadas de Veículos Aéreos Não Tripulados (VANT) e Veículos Terrestres Não Tripulados (VTNT) tem aumentado de forma considerável nos últimos anos. Dentre as principais razões pode-se destacar o aumento da capacidade dos processadores embarcados, aliada à redução de custos dos componentes críticos, tais como placas de processamento, pilotos automáticos, sensores e câmeras, motores, baterias, dentre outros.

Apesar de VANT ou VTNT de diversas classes e preços poderem ser encontrados no mercado, uma nova oportunidade que se vislumbra é o uso combinado de sistemas aéreos e terrestres. Uma consequência imediata é o desenvolvimento de esquemas de navegação conjuntos que promovam as novas aplicações, e sejam ao mesmo tempo robustos e seguros.

Contudo, coordenar VANTs e VTNTs não é uma tarefa trivial [1], pois se tratam de veículos com capacidades de movimentação diferentes. Em especial, a navegação autônoma em

formação em ambientes com obstáculos é um dos problemas mais investigados, por ter várias aplicações práticas [2], [3], desde a agricultura de precisão até a exploração espacial.

Uma das abordagens para tratar esse problema é utilizar Consenso em conjunto com Campos Potenciais Artificiais (CPA). A combinação preserva a capacidade dos CPA de reagir ao ambiente enquanto guia para o objetivo, com a capacidade do Consenso de manter os agentes em formação. Apesar de promissor, os trabalhos que utilizam essa combinação, como Gayle [4] e Sun [5], o fazem aplicados a enxames, ou seja, a sistemas multiagente (SMA) homogêneos (todos os agentes são iguais).

Neste artigo, é proposto um modelo para controle de SMA baseado em consenso e CPA para SMAs heterogêneos compostos por VANTs e VTNTs. A contribuição principal desse trabalho é a de mostrar que o uso combinado de consenso e CPA é uma abordagem válida para o problema de navegação autônoma em formação para SMAs compostos por VANTs e VTNTs. Adicionalmente, o trabalho apresenta um conjunto de simulações para diferentes configurações de veículos aéreos e terrestres.

O restante do artigo está organizado como segue. A Seção II descreve os fundamentos matemáticos que são aplicados no trabalho. A Seção III descreve a metodologia dos experimentos de simulação realizados para verificar a aplicação conjunta de CPA e Consenso. A Seção IV apresenta os resultados adquiridos durante as simulações, enquanto que a Seção V conclui o artigo.

II. DESCRIÇÃO DO MODELO

O método descrito tem por objetivo utilizar o consenso para manter a formação e campos potenciais artificiais para locomoção do grupo e desvio de obstáculos. O foco principal está na formação, pois em ambientes não estruturados como florestas ou rios, é necessário manter os agentes agrupados por vários fatores como estabelecer uma distância aceitável para que os agentes possam se comunicar e garantir que nenhum agente se perca durante o trajeto.

A. Arquitetura do SMA

Cada agente do SMA tem um módulo do ROS (do inglês, *Robot Operating System*) executando independentemente dos outros agentes, e a única interação entre os agentes do SMA é apenas para troca de informações de posição. Cada módulo do ROS possui três submódulos:

- **Navegação:** Responsável por mover o agente em direção ao objetivo e evitar colisões com obstáculos;
- **Formação:** Responsável por manter os agentes em uma formação específica;
- **Comando:** Responsável por receber os comandos dos dois outros módulos e enviar os comandos apropriados para os atuadores do agente.

B. Módulo de navegação: CPA

O módulo de navegação é baseado em CPA, um método de controle para a movimentação de agentes e robôs, composto por campos potenciais atrativos e repulsivos, que geram uma força resultante que fornecem a direção e a velocidade desejada para dirigir o agente até o objetivo e evitar obstáculos.

A ideia básica é determinar um ponto (objetivo) para o qual o agente será atraído, e adicionar outros pontos (obstáculos) que repelem o agente [6]. Cada ponto é convertido em um vetor com direção e velocidade (positiva caso seja atrativo, e negativa caso contrário) em relação à posição atual do agente. Ao somar esses vetores, é dado um vetor resultante que fornece a direção e velocidade que o agente deve adotar [4], [7].

Para representar o campo potencial atrativo, temos:

$$U_{atr} = \frac{1}{2}\alpha d^2(p, p_{obj}) \quad (1)$$

onde α é uma constante de ganho, e $d(p, p_{obj})$ é a distância entre o agente e o objetivo. A força atrativa é dada pelo gradiente negativo do campo potencial atrativo:

$$F_{atr} = -\nabla U_{atr} \quad (2)$$

De forma semelhante, para representar o campo potencial repulsivo em um ponto, usamos a função:

$$U_{rep} = \begin{cases} \beta \left(\frac{1}{\sqrt{d(p, p_{obs})}} \right), & \text{se } d(p, p_{obs}) < i_{obs} \\ 0, & \text{se } d(p, p_{obs}) \geq i_{obs} \end{cases} \quad (3)$$

onde β é uma constante de ganho, $d(p, p_{obs})$ é a distância entre o agente e o obstáculo, e i_{obs} é o raio de influência do obstáculo. A força repulsiva é dada pelo gradiente do campo potencial repulsivo:

$$F_{rep} = \nabla U_{rep} \quad (4)$$

Apesar de ser um método bastante utilizado para a navegação de SMAs, uma limitação inerente aos campos potenciais é o problema de mínimos locais. Existem situações em que o agente pode estar posicionado em locais onde as forças de atração e repulsão se anulam, fazendo com que o robô fique parado.

O tratamento dos pontos mínimos locais costuma ser feito através de alterações na F_{rep} ou adição de novas forças na F_{total} [4], [5], [8], [9], com o objetivo de evitar que as forças se anulem em algum ponto que não seja o ponto objetivo. Para o sistema deste artigo, foi utilizada uma versão modificada da técnica usada por Sun [5], que adiciona à F_{rep} uma força tangencial aos obstáculos para evitar que o agente se posicione desfavoravelmente.

Considerando um sistema multiagente com n agentes e j obstáculos, podemos definir que o termo de navegação para um agente i é dado pela soma dos campos potenciais atrativos e repulsivos:

$$F_{total}(i) = \nabla U_{atr} - \sum_{j=1}^n \nabla U_{rep} \quad (5)$$

onde U_{atr} é dado por:

$$U_{atr} = \frac{1}{2}\alpha d^2(p_i, p_{obj}) \quad (6)$$

sendo p_i as coordenadas do agente i , p_{obj} as coordenadas do objetivo e d a distância. U_{rep} representa a força de repulsão gerada por cada obstáculo j é dado por:

$$U_{rep} = u_{rep} + R(\theta)u_{rep} \quad (7)$$

onde u_{rep} é dado por:

$$u_{rep} = \begin{cases} \beta \left(\frac{1}{\sqrt{d(p_i, p_j)}} \right), & \text{se } d(p_i, p_j) < i_{obs} \\ 0, & \text{se } d(p_i, p_j) \geq i_{obs} \end{cases} \quad (8)$$

sendo p_i as coordenadas do agente i , p_j as coordenadas do obstáculo j , e i_{obs} a distância segura do obstáculo.

Por fim, $R(\theta)$ é uma matriz de rotação responsável por adicionar uma força tangencial perpendicular à força de repulsão. Como o ângulo de rotação θ deve ser tangencial à u_{rep} , ele pode assumir os valores $\pi/2$ para contornar o obstáculo no sentido anti-horário, ou $-\pi/2$ para contornar o obstáculo no sentido horário. O sentido é definido pela seguinte relação:

$$\theta = \begin{cases} \pi/2, & \text{se } \text{mod}(\gamma_i - \gamma_j, 2\pi) \leq \pi \\ -\pi/2, & \text{se } \text{mod}(\gamma_i - \gamma_j, 2\pi) > \pi \end{cases} \quad (9)$$

onde γ_i é o ângulo da direção do agente, e γ_j é o ângulo da linha formada pelo agente e o obstáculo. Tal relação está demonstrada na Figura 1.

C. Módulo de formação: Consenso

Consenso é uma técnica de controle de sistemas multiagente que se baseia em fazer que o grupo, por meio da troca de informações, consiga entrar em acordo sobre um determinado valor de interesse, como posição ou velocidade [10]. Neste artigo, o consenso visa manter os agentes em uma formação específica, gerando valores de velocidade ou aceleração baseado na distância de cada agente em relação à posição que ele deveria assumir na formação. Um sistema multiagente pode ser modelado por meio da teoria algébrica dos grafos

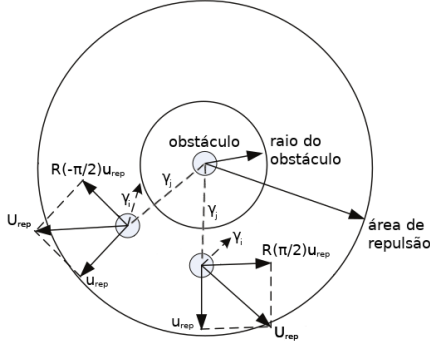


Figura 1. Definição do ângulo θ para rotação de u_{rep}

considerando que os nós representam os agentes e as arestas, os canais de comunicação entre eles.

$$\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$$

onde, \mathcal{V} é o conjunto dos nós e \mathcal{E} o conjunto das arestas. Para um sistema com n agentes, podemos representar cada um deles por v_i e o estado de cada agente, seja ele posição ou outro valor de interesse, por $x_i \in \mathbb{R}$, com $i = 1, \dots, n$.

Podemos representar o grafo \mathcal{G} na forma matricial como uma matriz de adjacência, dada pela matriz quadrada $\mathcal{A} = [a_{ij}]$, cujos elementos são definidos por $a_{ij} = 0$ se $i = j$ ou não existir uma aresta conectando v_i a v_j , e $a_{ij} = 1$ se existir uma aresta conectando v_i a v_j .

Assim, o agente v_i está em consenso com o agente v_j apenas quando $x_i = x_j$, ou seja, somente quando os estados dos dois agentes forem iguais. Assim, podemos dizer que esse sistema está em consenso quando, em um tempo finito e para quaisquer i e j , tivermos $x_i = x_j$.

Para um sistema de tempo contínuo, a lei de controle para um sistema de primeira ordem utilizando consenso costuma ser escrita na forma [11]:

$$u_i(t) = - \sum_{j=1}^n a_{ij} (x_i(t) - x_j(t)) \quad (10)$$

onde $u_i(t)$ representa a entrada de controle do n -ésimo agente com $i = 1, \dots, n$, $x_i(t)$ e $x_j(t)$ representam os estados dos agentes v_i e v_j respectivamente, n representa o número de agentes, e a_{ij} um elemento da matriz de adjacências. Como em aplicações reais os sistemas multiagente estão sujeitos a atrasos na comunicação entre os agentes e esses atrasos são variantes no tempo, se faz necessário reescrever a lei de controle:

$$u_i(t) = - \sum_{j=1}^n a_{ij} (x_i(t - \tau_{ij}(t)) - x_j(t - \tau_{ij}(t))) \quad (11)$$

onde $\tau_{ij}(t)$ representa o atraso entre os agentes.

Partindo dessa formulação, considere um sistema multiagente, composto por n agentes no qual $x_i \in R$ representa

o estado (qualquer grandeza física como posição, velocidade, temperatura, tensão etc) do agente (nó) v_i com $i = 1, 2, \dots, n$. Sabe-se que o agente v_i está em consenso com o agente v_j se, e somente se, $x_i = x_j$, ou seja, se o valor dos estados dos agentes i e j forem iguais.

Assim, podemos dizer que tal sistema está em consenso quando, para um tempo suficientemente grande e para quaisquer i e j tivermos $x_i = x_j$. Matematicamente, por definição, diz-se que ocorreu o consenso em um sistema multiagente se, e somente se, $\lim_{x \rightarrow \infty} (x_i(t) - x_j(t)) = 0$.

Neste artigo foi usado um sistema multiagente no qual a dinâmica dos n agentes do sistema é igual e de primeira ordem (do tipo integrador simples), como se apresenta a seguir:

$$\dot{x}_i(t) = u_i(t) \quad (12)$$

sendo que $x_i(t)$ representa o estado e $u_i(t)$ a entrada de controle do i -ésimo agente com $i = 1, 2, \dots, n$. Usando como base o modelo definido por Santos [12], podemos definir $u_i(t)$ como:

$$u_i(t) = \nabla \sum_{j=1}^n (p_i - p_j + k) \quad (13)$$

onde p_i são as coordenadas do agente, p_j são as coordenadas de outro agente, com $i \neq j$, e k as distâncias que os agentes devem ter entre si, em cada coordenada.

D. Módulo de Comando

Combinando as equações (5) e (13), temos que, para cada agente i :

$$\dot{x}_i(t) = F_{total}(i) + u_i(t) \quad (14)$$

Este módulo recebe os dados dos módulos de navegação e de formação, e os combina para obter um vetor com a velocidade e direção que o agente deve adotar. Cada agente possui suas especificidades quanto à forma de executar os comandos, e esse módulo se encarrega de adequar os valores adotados para valores apropriados para os atuadores do agente. Apesar do vetor resultante na equação 14 ser igual para todos os agentes, o modo de executar esses valores difere dependendo da dinâmica do agente, e o módulo de comando tem a tarefa de traduzir esses comandos de forma adequada para cada agente.

III. METODOLOGIA E DESCRIÇÃO DOS EXPERIMENTOS

A fim de verificar se a estratégia de CPA em conjunto com consenso para a navegação de um SMA composto por múltiplos agentes heterogêneos em movimento é um método viável, foram realizados experimentos, conforme descrito a seguir.

A. Materiais

Para realizar o experimento, foi utilizado o simulador V-REP [13] em conjunto com o software ROS [14]. O V-REP possui um ambiente de simulação com robôs virtuais, que permite simular a física do mundo real no ambiente e nos movimentos dos robôs. Os robôs virtuais utilizados foram o quadrotor simples, e o P3DX, ambos disponíveis na instalação padrão do V-REP. Cada robô está associado a um módulo do ROS, que é executado de forma independente e se comunica com os outros módulos através da interface de rede do próprio ROS.

B. Variáveis independentes

1) Formações:

- **1 VANT e 1 VTNT (Dupla):** Nesta formação, o VANT estaria acima do VTNT, como visto na Figura 2.
- **1 VANT e 3 VTNTs (Quarteto):** Nesta formação, os três VTNTs formam um triângulo, e o VANT fica acima de um dos VTNTs, como demonstrado na Figura 3.

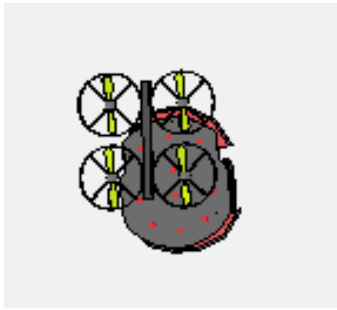


Figura 2. Visão do topo da formação com 1 VANT e 1 VTNT

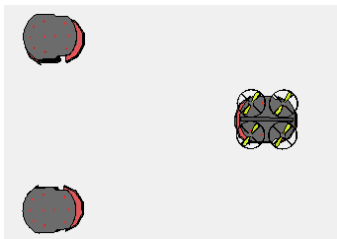


Figura 3. Visão do topo da formação com 1 VANT e 3 VTNT

2) Estratégias de controle:

- **Líder-seguidor:** um agente virtual é criado com a função de líder, e serve para que o restante dos agentes se baseiem em sua posição para gerar a formação e se movimentar.

3) Cenários:

- **Mini floresta:** um plano com cinco hastes posicionadas de forma irregular.
- **Passagem estreita:** dois blocos bloqueiam a passagem pela direita e pela esquerda, deixando apenas uma passagem central.
- **Parede:** um bloco largo bloqueia a passagem pelo centro, sendo necessário contorná-lo.

C. Cálculo da Rota de Referência

Para estabelecer valores de referência para o experimento, cada cenário possui uma rota entre os pontos inicial e final da trajetória, traçada pelo algoritmo A*, que é um algoritmo de busca de caminho, muito utilizado por sua completude, otimalidade e eficiência ótima [15]. Apesar de seu custo computacional elevado que pode inviabilizar o seu uso na prática, ele ainda oferece a melhor solução em muitos casos [16]. Portanto, para oferecer um valor de referência para as variáveis dependentes deste experimento, é feita a comparação da rota do algoritmo A* com as desenvolvidas pelas formações.

D. Variáveis dependentes

- **Erro de posicionamento em relação à rota A*:** Usando a rota do algoritmo A* como referência, há a comparação da rota desenvolvida com a solução ótima.
- **Erro de posicionamento em relação ao consenso:** É verificada a diferença entre a posição de cada agente e a posição em que ele deveria estar na formação, a fim de analisar a manutenção da formação durante o percurso.

E. Metodologia

No ambiente do V-REP, para cada cenário, inicialmente se obtém a rota do algoritmo A*. A seguir, é executado o experimento 5 vezes a fim de coletar os dados. Para fins de análise são usadas as médias aritméticas dos valores obtidos. Por fim, cada combinação é testada com atrasos incrementais de comunicação (uma vez para cada atraso), até que não se consiga mais atingir o objetivo.

As combinações testadas são:

- Mini floresta, Dupla, Líder-seguidor
- Mini floresta, Quarteto, Líder-seguidor
- Passagem estreita, Dupla, Líder-seguidor
- Passagem estreita, Quarteto, Líder-seguidor
- Parede, Dupla, Líder-seguidor

IV. EXECUÇÃO DOS EXPERIMENTOS

Como em todos os cenários não houve diferença significativa nas rotas percorridas, apenas uma rota é exibida.

A. Cenário 01: Mini floresta, Dupla, Líder-seguidor

Os veículos estão dispostos na parte inferior do cenário, e devem atravessar o campo para chegar na parte superior, conforme a Figura 4. Após a execução dos testes, foram obtidos os valores que constam na Tabela I.

Tabela I
VALORES OBTIDOS NOS TESTES E DO ALGORITMO A* NO CENÁRIO 01

Veículo	Distância Percorrida (metros)					
	Teste 1	Teste 2	Teste 3	Teste 4	Teste 5	A*
P3DX_01	11,63	11,50	11,80	11,40	11,34	9,39
Quad_01	11,74	11,70	11,85	11,66	11,64	8,97

A Figura 5 mostra o trajeto do algoritmo A*, enquanto a Figura 6 mostra um dos trajetos percorridos usando o método proposto. A Figura 7 exhibe o erro de posicionamento de cada agente durante o trajeto, em metros. Como o erro de ambos é igual, apenas uma linha é mostrada.

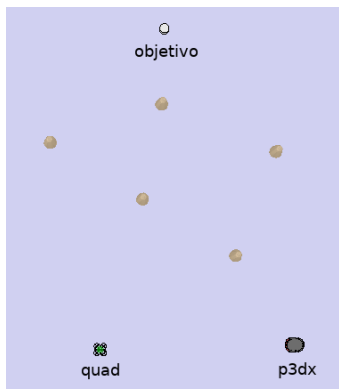


Figura 4. Visão do topo do Cenário 01

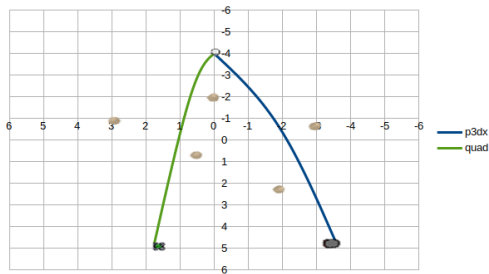


Figura 5. Trajeto usando o algoritmo A*

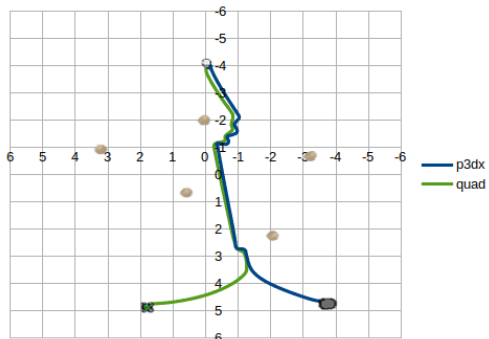


Figura 6. Trajeto usando o método proposto

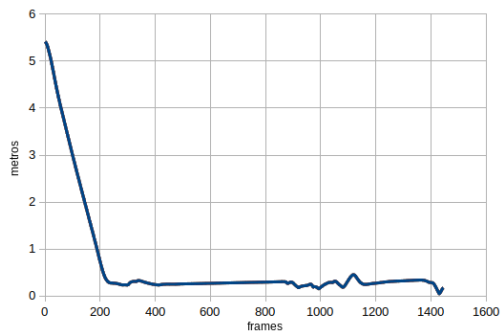


Figura 7. Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto (10 frames = 1 segundo)

B. Cenário 02: Mini floresta, Quarteto, Líder-seguidor

Os veículos estão dispostos no topo do cenário, e devem atravessar o campo para chegar na parte inferior, conforme a Figura 8. Após a execução dos testes, foram obtidos os valores que constam na Tabela II.

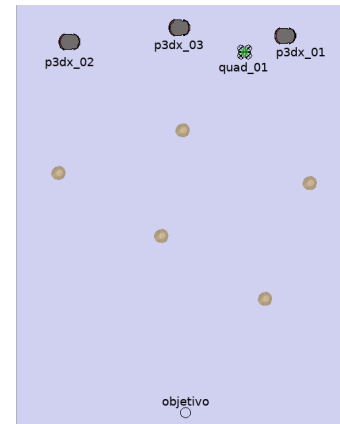


Figura 8. Visão do topo do Cenário 02

A Figura 9 mostra o trajeto do algoritmo A*, enquanto a Figura 10 mostra um dos trajetos percorridos usando o método proposto. A Figura 11 exibe o erro de posicionamento de cada agente durante o trajeto, em metros.

Tabela II
VALORES OBTIDOS NOS TESTES E DO ALGORITMO A* NO CENÁRIO 02

Veículo	Distância Percorrida (metros)					A*
	Teste 1	Teste 2	Teste 3	Teste 4	Teste 5	
P3DX_01	9,39	9,52	9,39	9,47	9,73	9,07
P3DX_02	10,73	10,91	10,88	10,60	11,02	9,94
P3DX_03	8,78	8,90	8,76	8,83	9,08	8,53
Quad_01	10,63	10,69	10,69	10,60	11,10	8,52

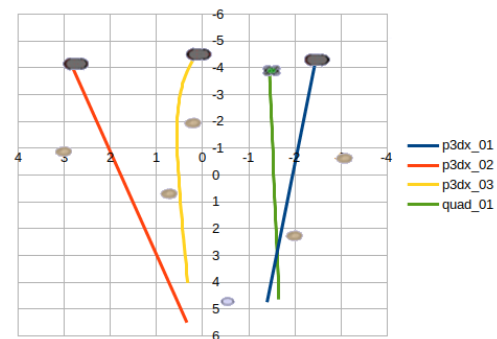


Figura 9. Trajeto usando o algoritmo A*

C. Cenário 03: Passagem estreita, Dupla, Líder-seguidor

Os veículos estão dispostos na parte inferior do cenário, e devem atravessar o campo para chegar na parte superior, conforme a Figura 12. Após a execução dos testes, foram obtidos os valores que constam na Tabela III.

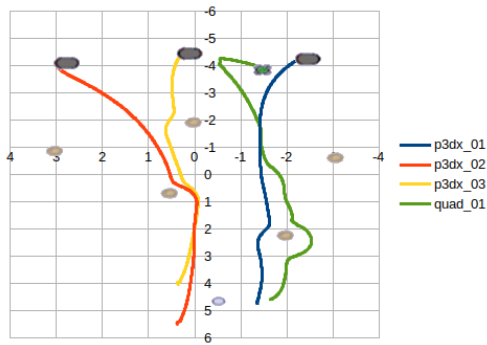


Figura 10. Trajeto usando o método proposto

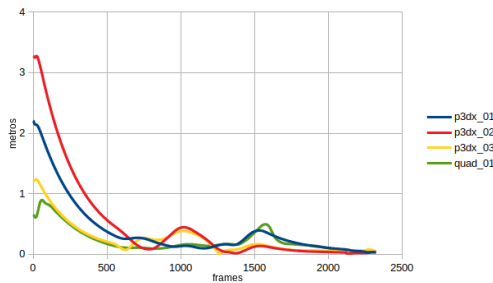


Figura 11. Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto (10 frames = 1 segundo)

A Figura 13 mostra o trajeto do algoritmo A*, enquanto a Figura 14 mostra um dos trajetos percorridos usando o método proposto. A Figura 15 exibe o erro de posicionamento de cada agente durante o trajeto, em metros. Como o erro de ambos é igual, apenas uma linha é mostrada.

D. Cenário 04: Passagem estreita, Quarteto, Líder-seguidor

Os veículos estão dispostos no lado esquerdo do cenário, e devem atravessar o campo para chegar no lado direito, conforme a Figura 16. Após a execução dos testes, foram obtidos os valores que constam na Tabela IV.

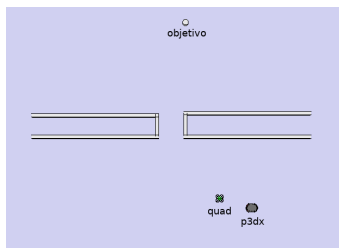


Figura 12. Visão do topo do Cenário 03

Tabela III
VALORES OBTIDOS NOS TESTES E DO ALGORITMO A* NO CENÁRIO 03

Veículo	Distância Percorrida (metros)					
	Teste 1	Teste 2	Teste 3	Teste 4	Teste 5	A*
P3DX_01	12,49	12,49	12,30	15,26	12,66	8,85
Quad_01	12,20	12,23	12,00	12,83	12,36	9,58

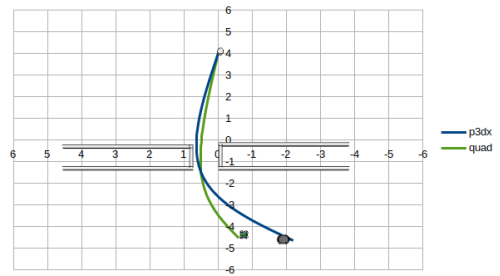


Figura 13. Trajeto usando o algoritmo A*

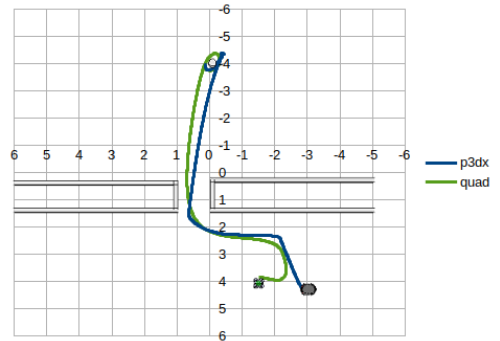


Figura 14. Trajeto usando o método proposto

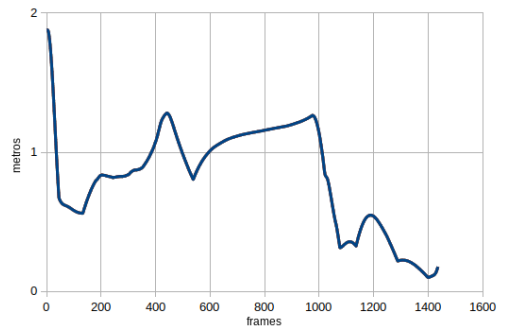


Figura 15. Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto (10 frames = 1 segundo)

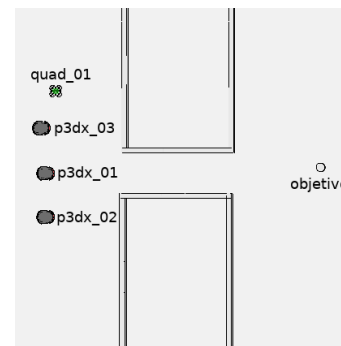


Figura 16. Visão do topo do Cenário 04

A Figura 17 mostra o trajeto do algoritmo A*, enquanto a Figura 18 mostra um dos trajetos percorridos usando o método proposto. A Figura 19 exibe o erro de posicionamento de cada agente durante o trajeto, em metros.

Tabela IV
VALORES OBTIDOS NOS TESTES E DO ALGORITMO A* NO CENÁRIO 04

Veículo	Distância Percorrida (metros)					
	Teste 1	Teste 2	Teste 3	Teste 4	Teste 5	A*
P3DX_01	9,87	9,70	9,90	9,71	9,70	9,46
P3DX_02	8,80	8,77	8,83	8,79	8,80	7,92
P3DX_03	9,42	9,24	9,31	9,24	9,26	8,24
Quad_01	10,85	10,73	10,77	10,71	10,72	10,39

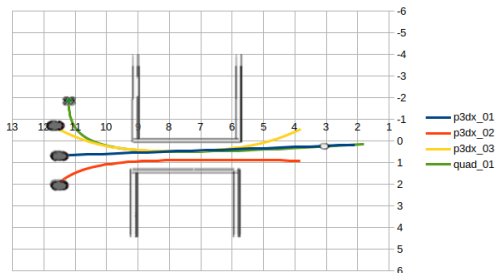


Figura 17. Trajeto usando o algoritmo A*

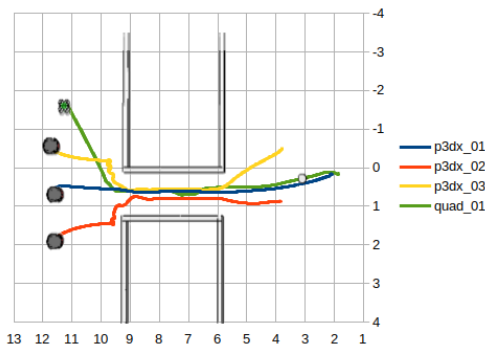


Figura 18. Trajeto usando o método proposto

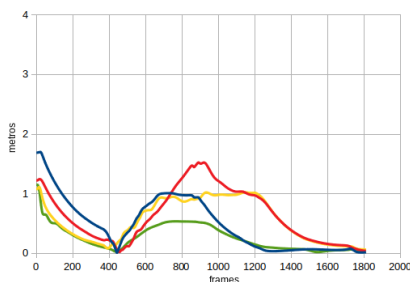


Figura 19. Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto (10 frames = 1 segundo)

E. Cenário 05: Parede, Dupla, Líder-seguidor

Os veículos estão no topo do cenário, e devem atravessar o campo para chegar na parte inferior, conforme a Figura 20.

Após a execução dos testes, foram obtidos os valores que constam na Tabela V.



Figura 20. Visão do topo do Cenário 05

Tabela V
VALORES OBTIDOS NOS TESTES E DO ALGORITMO A* NO CENÁRIO 05

Veículo	Distância Percorrida (metros)					
	Teste 1	Teste 2	Teste 3	Teste 4	Teste 5	A*
P3DX_01	17,28	17,21	17,00	17,88	17,01	10,76
Quad_01	18,24	18,19	18,26	18,36	17,92	10,12

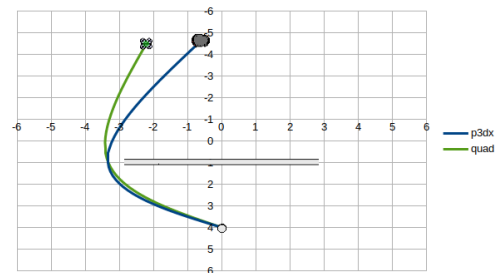


Figura 21. Trajeto usando o algoritmo A*

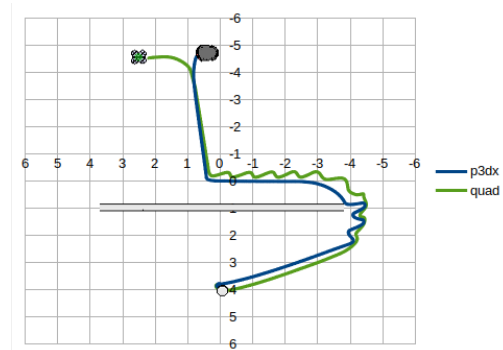


Figura 22. Trajeto usando o método proposto

A Figura 21 mostra o trajeto do algoritmo A*, enquanto a Figura 22 mostra um dos trajetos percorridos usando o método proposto. A Figura 23 exibe o erro de posicionamento de cada agente durante o trajeto, em metros. Como o erro de ambos é igual, apenas uma linha é mostrada.

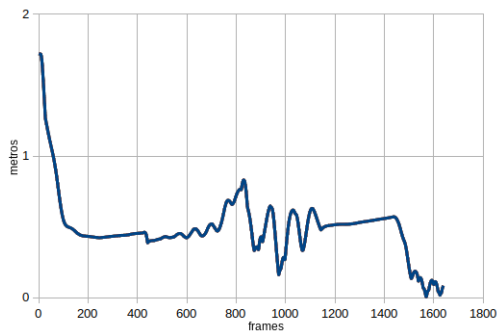


Figura 23. Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto (10 frames = 1 segundo)

F. Análise dos resultados

Analisando os dados obtidos, vemos a porcentagem de distância percorrida em relação ao algoritmo A*, conforme Tabela VI. Em geral, o aumento do caminho percorrido varia de 2,49% a 81,45%, com uma média de 24,56%.

Agrupando os dados pelo tipo de formação, temos:

- **Dupla:** entre 20,71% e 81,45%, média 44,94%
- **Quarteto:** entre 2,49% e 30,34%, média 9,28%

De modo semelhante, agrupando por cenários:

- **Mini floresta:** entre 3,99% e 30,67%, média 16,18%
- **Passagem estreita:** entre 3,32% e 47,24%, média 17,74%
- **Parede:** entre 60,49% e 79,81%, média 70,15%

Por fim, agrupando por tipo de agente temos:

- **VTNT:** mínimo 3,32%, máximo 60,49%, média 19,46%
- **VANT:** mínimo 3,52%, máximo 79,81%, média 33,75%

Tabela VI
VISÃO GERAL DOS RESULTADOS

Cenário	Agentes	Desempenho médio	Atraso máximo
Mini floresta Líder-seguidor	1 VANT 1 VTNT	+26,73%	700ms
Mini floresta Líder-seguidor	1 VANT 3 VTNT	+10,91%	500ms
Passagem estreita Líder-seguidor	1 VANT 1 VTNT	+37,95%	500ms
Passagem estreita Líder-seguidor	1 VANT 3 VTNT	+7,64%	400ms
Parede Líder-seguidor	1 VANT 1 VTNT	+70,15%	500ms

V. CONCLUSÕES

Este artigo apresentou um método para controle de sistemas multiagente heterogêneos em formação, utilizando consenso para o controle de formação juntamente com campos potenciais artificiais para navegação.

Os resultados obtidos demonstram que o método proposto consegue navegar por um ambiente e manter a formação do sistema multiagente de forma eficiente, apresentando resultados satisfatórios para viabilizar o método na vida real.

No entanto, uma limitação deste método está na velocidade máxima em que os agentes podem se mover com segurança.

Em média, a velocidade segura quando se trabalha sem atraso é de 1,5 m/s, enquanto que com atraso, esse valor cai para 1 m/s. Outro ponto é o do tamanho do SMA. De acordo com os dados da Tabela VI, pode se observar que o desempenho é melhor quando há mais agentes presentes, o que sugere que o método seja mais eficiente em grupos maiores.

ACKNOWLEDGMENT

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

REFERÊNCIAS

- [1] J. Chen, X. Zhang, B. Xin, and H. Fang, "Coordination Between Unmanned Aerial and Ground Vehicles: A Taxonomy and Optimization Perspective," *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol. 46, no. 4, pp. 959–972, 2016.
- [2] H. Duan and S. Liu, "Unmanned air/ground vehicles heterogeneous cooperative techniques: Current status and prospects," *Science China Technological Sciences*, vol. 53, no. 5, pp. 1349–1355, 2010.
- [3] J. Machado, M. d. F. R. Padilha, F. P. Lira, J. G. De Oliveira, R. S. Silva, and M. B. C. Caetano, "Precision agriculture and opening new frontiers in Brazil," *Revista Geama*, vol. 4, no. 1, pp. 49–53, 2018.
- [4] R. Gayle, W. Moss, M. C. Lin, and D. Manocha, "Multi-robot coordination using generalized social potential fields," *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 106–113, 2009. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/5152765/>
- [5] Z. Sun, Y. Xia, and X. Na, "Consensus-based formation control with dynamic role assignment and obstacle avoidance," *IMA Journal of Mathematical Control and Information*, p. dnv047, 2015. [Online]. Available: <https://academic.oup.com/imamci/article-lookup/doi/10.1093/imamci/dnv047>
- [6] M. Goodrich, "Potential Fields Tutorial," *Class Notes*, pp. 1–9, 2002. [Online]. Available: <http://students.cs.byu.edu/cs470ta/goodrich/fall2004/lectures/Pfields.pdf>
- [7] H.-M. Eduardo, "Collision Avoidance in Formation Control Using Discontinuous Vector Fields," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 46, no. 23, pp. 797–802, 2013. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474667016317578>
- [8] H. H. Triharminto, O. Wahyunggoro, T. B. Adji, A. I. Cahyadi, and I. Ardiyanto, "A novel of repulsive function on artificial potential field for robot path planning," *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 6, no. 6, pp. 3262–3275, 2016.
- [9] X. Liu, S. S. Ge, and C. H. Goh, "Formation Potential Field for Trajectory Tracking Control of Multi-Agents in Constrained Space," *International Journal of Control*, vol. 90, no. 10, pp. 2137–2151, 2017. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1080/00207179.2016.1237044>
- [10] H. J. Savino, F. O. Souza, and L. C. A. Pimenta, "Consensus with guaranteed convergence rate of high-order integrator agents in the presence of time-varying delays," *International Journal of Systems Science*, vol. 47, no. 10, pp. 2475–2486, 2016.
- [11] W. Ren and R. W. Beard, *Distributed Consensus in Multi-vehicle Cooperative Control*, ser. Communications and Control Engineering. London: Springer London, 2008, vol. 132. [Online]. Available: <http://link.springer.com/10.1007/978-1-84800-015-5>
- [12] C. R. P. dos Santos Junior, J. R. H. Carvalho, and F. O. Souza, "Consenso em sistemas multi-agentes heterogêneos sujeitos a retardos variantes nas ações de controle," *XXI Congresso Brasileiro de Autoática - CBA 2016*, 2016.
- [13] E. Rohmer, S. Singh, and M. Freese, "V-rep: A versatile and scalable robot simulation framework," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1321–1326, 11 2013.
- [14] M. Quigley, K. Conley, B. Gerkey, J. Faust, T. Foote, J. Leibs, R. Wheeler, and A. Ng, "Ros: an open-source robot operating system," vol. 3, 01 2009.
- [15] S. J. Russell and P. Norvig, *Artificial intelligence a modern approach*. Boston: Pearson, 2018.
- [16] W. Zeng and R. L. Church, "Finding shortest paths on real road networks: the case for a*," *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 23, no. 4, pp. 531–543, 2009. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1080/13658810801949850>