



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS**  
**INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA**

**UMA ABORDAGEM MULTIAGENTE-HETEROGÊNEO PARA A EXECUÇÃO DE  
TAREFAS EM AMBIENTES DE OPERAÇÃO NÃO-ESTRUTURADOS**

**GEORGE SOON HO PEREIRA**

Junho de 2020

Manaus - AM

GEORGE SOON HO PEREIRA

UMA ABORDAGEM MULTIAGENTE-HETEROGÊNEO PARA A EXECUÇÃO DE  
TAREFAS EM AMBIENTES DE OPERAÇÃO NÃO-ESTRUTURADOS

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Informática do Instituto de Computação da Universidade Federal do Amazonas (PPGI/IComp, UFAM) como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Informática .

Orientador: José Reginaldo Hughes Carvalho,  
D.Sc.

Junho de 2020

Manaus - AM

## Ficha Catalográfica

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

P436a      Pereira, George Soon Ho  
            Uma Abordagem Multiagente-Heterogêneo para a Execução de  
Tarefas em Ambientes de Operação Não-estruturados / George  
Soon Ho Pereira . 2020  
            61 f.: il. color; 31 cm.

            Orientador: José Reginaldo Hughes Carvalho  
            Dissertação (Mestrado em Informática) - Universidade Federal do  
Amazonas.

            1. sistemas multiagente. 2. navegação autônoma. 3. consenso. 4.  
campos potenciais artificiais. 5. sistemas robóticos heterogêneos. I.  
Carvalho, José Reginaldo Hughes. II. Universidade Federal do  
Amazonas III. Título



PODER EXECUTIVO  
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA



UFAM

# FOLHA DE APROVAÇÃO

**"Uma Abordagem Multiagente-Heterogêneo para a Execução de Tarefas em Ambientes de Operação Não-estruturados"**

**GEORGE SOON HO PEREIRA**

Dissertação de Mestrado defendida e aprovada pela banca examinadora constituída pelos Professores:

Prof. José Reginaldo Hughes Carvalho - PRESIDENTE

Prof. Raimundo da Silva Barreto - MEMBRO INTERNO

*Carlos Raimundo P. dos Santos Junior*

Dr. Carlos Raimundo Pereira dos Santos Junior - MEMBRO EXTERNO

Manaus, 26 de Junho de 2020

*Em honra ao meu amigo Fosa.*

# Agradecimentos

Inicialmente gostaria de agradecer à Deus e aos meus pais, Jorge e Peggy, por sempre se preocuparem comigo e me apoiarem. Também aos meus irmãos, Paul, Rebekah e Joshua, por toda ajuda e motivação que deram durante esse período.

Ao meu orientador, Professor Reginaldo, ao qual sou eternamente grato por... nossa, muita coisa: por aceitar me orientar, um aluno que mora e trabalha em outro estado; por me deixar brincar com os robôs dos laboratórios de Manaus e Lisboa; por me oferecer chá em vez de café; pelas conversas durante o almoço que explicavam milagrosamente todas as dúvidas que eu tinha; e em especial, por nunca ter desistido de mim.

Ao Professor José Azinheira, por me ensinar como dirigir robôs e drones usando matemática, e ao Carlos R. P. por me ensinar como o consenso funciona.

Aos meus colegas da turma de Boa Vista, em especial ao meu amigo Fernando Engelhardt, que insiste em me apoiar mesmo morando em Portugal.

Aos colegas que fiz amizade durante minha breve estada em Manaus: Ada Cruz, Fagner Cunha, Marcelo Chamy e Mateus Oliveira (dispostos aqui em ordem alfabética para evitar brigas) agradeço pelo tempo que disponibilizaram para me explicar coisas, tanto do mestrado quanto da vida em Manaus.

Aos professores e colaboradores do ICOMP, em especial ao Professor Feitosa, que sempre me auxiliou e aguentou todas as minhas prorrogações de prazo.

Aos meus amigos, Alexander McDonald, Cláudia Caroline, Fábio Renatto, Joel Melo

e Layza Melo (dispostos aqui em ordem alfabética para evitar brigas), por toda a compreensão e suporte que me deram.

Por fim, ao IFRR e meus colegas de trabalho, que permitiram que essa etapa fosse possível.

Resumo da Dissertação apresentada ao PPGI/IComp/UFAM como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Informática.

UMA ABORDAGEM MULTIAGENTE-HETEROGÊNEO PARA A EXECUÇÃO DE  
TAREFAS EM AMBIENTES DE OPERAÇÃO NÃO-ESTRUTURADOS

GEORGE SOON HO PEREIRA

Junho/2020

Orientador: Prof. José Reginaldo Hughes Carvalho, D.Sc.

Este trabalho 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 multiagentes 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 trabalho, 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 multiagentes composto por VANTs e VTNTs, em ambientes onde há a presença de obstáculos.

**Palavras-chave:** Sistemas multiagentes; Navegação autônoma; Consenso; Sistemas robóticos heterogêneos; Comunicação assíncrona; Campos potenciais artificiais.

Abstract of Dissertation presented to PPGI/IComp/UFAM as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Informatics.

A MULTIAGENT-HETEROGENEOUS APPROACH TO TASK EXECUTION IN  
UNSTRUCTURED OPERATING ENVIRONMENTS

GEORGE SOON HO PEREIRA

June/2020

Advisor: Prof. José Reginaldo Hughes Carvalho, D.Sc.

This work evaluates the effectiveness of the combined application of the technique known as Artificial Potential Fields (APF) with the Consensus technique for heterogeneous multiagent systems composed of Unmanned Aerial Vehicles (UAV) and Unmanned Ground Vehicles (UGV). Consensus is a technique widely used for coordinated movements in the formation of multiple agents, while the APF technique is typically used for navigation with obstacle avoidance in multi-agent systems due to its simplicity and efficiency. Despite the existence of research involving the use of APF and Consensus together, none explores the cooperation of vehicles with different movement capabilities. In this work, an architecture for multiagent systems composed of UAVs and UGVs is presented for the execution of tasks in outdoor operating environments using the Consensus technique for the formation maintenance, and the APF technique for obstacle avoidance. Simulation experiments are carried out in order to demonstrate that the use of APF and Consensus together is an effective strategy for navigation in formation of a multi-agent system composed of UAVs and UGVs, in environments where obstacles are present.

**Keywords:** Multiagent systems; Autonomous navigation; Consensus; Heterogeneous robotic systems; Asynchronous communication; Artificial potential fields.

# Sumário

<b>Lista de Figuras</b>	<b>k</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>m</b>
<b>Lista de Siglas e Abreviaturas</b>	<b>n</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Navegação Autônoma em Formação . . . . .	2
1.2 Motivação . . . . .	3
1.3 Hipótese de Pesquisa . . . . .	4
1.4 Objetivos . . . . .	4
1.4.1 Objetivos Específicos . . . . .	4
1.5 Organização da Dissertação . . . . .	5
<b>2 Fundamentos teóricos</b>	<b>6</b>
2.1 Sistemas Multiagente . . . . .	6
2.1.1 Arquitetura . . . . .	7
2.1.2 Comunicação . . . . .	8
2.1.3 Heterogeneidade . . . . .	9
2.1.4 Ambiente de Tarefas . . . . .	10
2.2 Campos Potenciais Artificiais . . . . .	11
2.2.1 Limitações do método . . . . .	13
2.3 Consenso . . . . .	14
<b>3 Revisão Sistemática da Literatura</b>	<b>17</b>
3.1 Planejamento da Revisão (Protocolo) . . . . .	17
3.1.1 Objetivo . . . . .	17

3.1.2	Questões de Pesquisa . . . . .	18
3.1.3	Critério de Seleção de Fontes . . . . .	18
3.1.4	Métodos de Busca de Fontes . . . . .	18
3.1.5	Listagem de Fontes . . . . .	18
3.1.6	String de Busca . . . . .	19
3.2	Condução da Revisão . . . . .	19
3.2.1	Aplicação da String na Biblioteca IEEEExplore . . . . .	19
3.2.2	Aplicação da String na Biblioteca Science Direct . . . . .	20
3.2.3	Aplicação da String na Biblioteca Scopus . . . . .	20
3.2.4	Primeiro Filtro (Paisagem) . . . . .	20
3.2.5	Segundo Filtro (Retrato) . . . . .	20
3.3	Análise . . . . .	21
3.4	Integração de consenso e CPA no controle de SMAs . . . . .	21
3.4.1	Diretamente na lei de controle . . . . .	21
3.4.2	Consenso encadeado com CPA . . . . .	22
3.4.3	Intercalação entre Consenso e CPA . . . . .	23
3.4.4	CPA implica consenso . . . . .	23
3.4.5	Comparação Entre os Métodos . . . . .	23
3.5	Provas de estabilidade/convergência de SMAs que integram consenso e CPA . . . . .	26
3.6	Problemas tratados por SMAs que integram consenso e CPA . . . . .	26
3.7	Métricas para avaliação de SMRs que integram consenso e CPA . . . . .	27
3.8	Considerações . . . . .	27
<b>4</b>	<b>Método Proposto</b>	<b>29</b>
4.1	Arquitetura . . . . .	30
4.1.1	Termo de navegação . . . . .	31
4.1.2	Termo de controle de formação . . . . .	32
4.1.3	Módulo de Comando . . . . .	33
4.2	Considerações . . . . .	35
<b>5</b>	<b>Experimentos</b>	<b>36</b>
5.1	Experimentos . . . . .	36

<i>SUMÁRIO</i>	j
5.1.1 Materiais . . . . .	36
5.1.2 Variáveis independentes . . . . .	37
5.1.3 Cálculo da Rota de Referência . . . . .	39
5.1.4 Variáveis dependentes . . . . .	39
5.1.5 Metodologia . . . . .	40
5.2 Execução dos experimentos . . . . .	41
5.2.1 Cenário 01: Mini floresta, 1 VANT e 1 VTNT, Líder-seguidor . .	41
5.2.2 Cenário 02: Mini floresta, 1 VANT e 3 VTNT, Líder-seguidor . .	42
5.2.3 Cenário 03: Passagem estreita, 1 VANT e 1 VTNT, Líder-seguidor	44
5.2.4 Cenário 04: Passagem estreita, 1 VANT e 3 VTNT, Líder-seguidor	47
5.2.5 Cenário 05: Parede, 1 VANT e 1 VTNT, Líder-seguidor . . . . .	47
5.2.6 Análise dos resultados . . . . .	49
5.2.7 Considerações . . . . .	51
<b>6 Conclusão</b>	<b>54</b>
<b>Referências</b>	<b>56</b>

# Lista de Figuras

2.1	Um campo potencial atrativo . . . . .	12
2.2	Campo potencial repulsivo . . . . .	13
2.3	A soma das forças atrativas e repulsivas resulta no campo potencial artificial usado para guiar o agente . . . . .	14
2.4	Sistema multiagente sujeito a atrasos $\tau_{ij}(t)$ na comunicação, composto por três agentes com topologia de rede fixa, direcionada e conectada. . . . .	16
4.1	Definição do ângulo $\theta$ para rotação de $u_{rep}$ . . . . .	32
4.2	Funcionamento do agente em conjunto com o ROS . . . . .	34
5.1	Visão do topo da formação com 1 VANT e 1 VTNT . . . . .	38
5.2	Visão do topo da formação com 1 VANT e 3 VTNT . . . . .	38
5.3	Metodologia de execução dos experimentos . . . . .	40
5.4	Visão do topo do Cenário 01 . . . . .	41
5.5	Trajeto usando o algoritmo A* . . . . .	42
5.6	Trajeto usando o método proposto . . . . .	42
5.7	Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto . . . . .	43
5.8	Visão do topo do Cenário 02 . . . . .	43
5.9	Trajeto usando o algoritmo A* . . . . .	44
5.10	Trajeto usando o método proposto . . . . .	44
5.11	Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto . . . . .	45
5.12	Visão do topo do Cenário 03 . . . . .	45
5.13	Trajeto usando o algoritmo A* . . . . .	46
5.14	Trajeto usando o método proposto . . . . .	46
5.15	Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto . . . . .	46
5.16	Visão do topo do Cenário 04 . . . . .	47

5.17	Trajeto usando o algoritmo A*	48
5.18	Trajeto usando o método proposto	49
5.19	Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto	49
5.20	Visão do topo do Cenário 05	50
5.21	Trajeto usando o algoritmo A*	50
5.22	Trajeto usando o método proposto	51
5.23	Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto	51
5.24	Movimentação dos agentes no Cenário 01	53
5.25	Movimentação dos agentes no Cenário 02	53

# Lista de Tabelas

3.1	Objetivo da RSL . . . . .	17
3.2	String de Busca da RSL . . . . .	19
3.3	Revisões da String de Busca . . . . .	19
3.4	Quadro geral de artigos da RSL . . . . .	21
3.5	Classificação dos artigos da RSL . . . . .	24
5.1	Comparação dos valores obtidos nos testes e do algoritmo A* no Cenário 01 . . . . .	41
5.2	Comparação dos valores obtidos nos testes e do algoritmo A* no Cenário 02 . . . . .	44
5.3	Comparação dos valores obtidos nos testes e do algoritmo A* no Cenário 03 . . . . .	45
5.4	Comparação dos valores obtidos nos testes e do algoritmo A* no Cenário 04 . . . . .	48
5.5	Comparação dos valores obtidos nos testes e do algoritmo A* no Cenário 05 . . . . .	48
5.6	Porcentagem de distância percorrida em relação ao algoritmo A* . . . . .	52
6.1	Visão geral dos resultados . . . . .	55

# Lista de Siglas e Abreviaturas

**APF** Artificial Potential Fields.

**CPA** Campo Potencial Artificial.

**GQM** Goal-Question-Metric.

**PICO** Population, Intervention, Comparison, Outcomes.

**RSL** Revisão Sistemática da Literatura.

**UAV** Unmanned Aerial Vehicle.

**UGV** Unmanned Ground Vehicle.

**VANT** Veículo Aéreo Não Tripulado.

**VTNT** Veículo Terrestre Não Tripulado.

# Capítulo 1

## Introdução

O uso de veículos aéreos não tripulados (VANTs) e veículos terrestres não tripulados (VTNTs) em pesquisas tem aumentado de forma considerável nos últimos anos. O baixo custo dessas tecnologias por causa de sua popularização, somado ao grande número de aplicações para esse tipo de sistema heterogêneo [Duan e Liu 2010], como em tarefas como colheita e remoção de pragas na agricultura de precisão [Machado et al. 2018], são alguns dos motivos para esse aumento.

A navegação de sistemas multiagente (SMAs) cooperativos é um dos principais problemas de veículos não tripulados, por causa da alta demanda da indústria em setores como a agricultura, onde tarefas como plantio, irrigação e colheita podem ser automatizadas. Várias abordagens foram propostas para tentar resolver esse problema, e elas podem ser divididas em duas categorias, centralizadas e distribuídas. Na abordagem centralizada, a navegação de todos os robôs é comandada por um controlador central, normalmente um dos robôs do SMA. Já na abordagem descentralizada, cada robô navega de forma independente. De forma geral, a navegação centralizada pode dar a solução completa ao problema, mas a falta de flexibilidade e dificuldade de execução em tempo real (devido ao custo computacional requerido para analisar as informações recebidas e coordenar os agentes) fazem com que a abordagem distribuída tenha um desempenho melhor em tempo real, porém enfrentando dificuldades em oferecer uma solução completa do problema pois é necessário incorporar objetivos de alto nível no controle local de cada agente.

Coordenar VANTs e VTNTs não é uma tarefa trivial [Chen et al. 2016], e existem vá-

rios problemas a serem tratados, como a navegação em formação em ambientes com obstáculos. Uma das abordagens para tratar esse problema é utilizar consenso em conjunto com campos potenciais artificiais, onde o consenso é responsável por manter a formação e os campos potenciais por evitar obstáculos e guiar os agentes.

Entretanto, os trabalhos que utilizam essa abordagem o fazem aplicados a sistemas homogêneos em movimentação, ou seja, que tem as mesmas especificações quanto à movimentação. Este trabalho busca, portanto, propor e avaliar o uso de técnicas combinadas de CPA e Consenso em sistemas compostos por VANTs e VTNTs que precisam de um foco maior na manutenção da formação.

## **1.1 Navegação Autônoma em Formação**

A navegação autônoma em formação pode ser caracterizada como um problema em que é necessário orientar as ações dos agentes de um SMA de forma a guiar os mesmos através de um certo ambiente, além de não possuir intervenção humana e se movimentar em uma determinada formação.

Para atingir tal autonomia, os agentes possuem placas de processamento, normalmente microcontroladores, e com a implementação de algoritmos de percepção e atuação, o agente passa a ter um certo grau de "inteligência".

Neste trabalho, a "inteligência" consiste em fazer com que os agentes de um SMA atinja dois objetivos simultaneamente. O primeiro é se movimentar em direção a um ponto objetivo, e o segundo é manter uma formação durante o trajeto.

Dessa forma, o SMA deve se movimentar como um grupo em direção ao objetivo sem desfazer a formação, exceto quando houver algum tipo de obstáculo no trajeto. Nesse caso, o SMA deve desfazer minimamente a formação apenas para ultrapassar o obstáculo, e após a ultrapassagem o SMA deve refazer a formação, sem haver choque entre agentes ou obstáculos.

## 1.2 Motivação

O motivo principal deste trabalho está em diminuir a dificuldade de se trabalhar com sistemas multiagente heterogêneos. Em específico, a necessidade reformulação do método para cada tipo diferente de agente do SMA, e o gerenciamento da comunicação entre vários agentes simultaneamente.

Um dos motivos para se utilizar um sistema multiagente se encontra na eficiência quando comparado com sistemas compostos por um único agente. Ao utilizar vários agentes para realizar uma missão, por exemplo mapeamento de uma área, podemos dividir a área a ser mapeada entre os agentes, o que reduziria o tempo necessário para finalizar a missão se comparado a um único agente, que teria de percorrer toda a área sozinho. Outro aspecto é a robustez: num sistema multiagente, caso um agente falhe, é possível redistribuir a missão entre os membros restantes, ao contrário de um único agente, onde a missão falharia.

Já a heterogeneidade de um sistema beneficia no aspecto prático. Por exemplo, durante a exploração de um ambiente não mapeado, é necessário que os agentes do sistema conheçam seu posicionamento e de seus companheiros. Em vez de utilizar vários agentes terrestres equipados com GPS, é menos custoso e mais preciso utilizar um agente aéreo coordenado com os agentes terrestres apenas para realizar o posicionamento, enquanto os outros irão focar na tarefa de exploração.

Para tal, a coordenação do grupo se vê como uma componente necessária para a execução da missão. Um dos fatores que contribui para a coordenação é a formação: um posicionamento que facilite a comunicação e atuação dos robôs é uma necessidade em muitos casos. Há vários métodos que trabalham a formação, e um dos que parece ter mais potencial é a utilização de Campos Potenciais Artificiais (CPA) e Consenso. A criação de um método de controle capaz de gerenciar a coordenação de grupos de robôs que possuem características diferentes enquanto navegam em um ambiente não estruturado sem

a necessidade de formular leis de controle específicas para cada um deles reduz a necessidade de softwares específicos, consequentemente aumentando a viabilidade de aplicações multirroboicas.

## **1.3 Hipótese de Pesquisa**

Este trabalho busca verificar a seguinte hipótese: a metodologia de Consenso com atraso de comunicação combinada com o método de campos potenciais artificiais é capaz de levar um conjunto de agentes robóticos heterogêneos a deslocar-se em um ambiente exterior não estruturado na presença de problemas de comunicação.

## **1.4 Objetivos**

Desenvolver uma arquitetura para sistemas multiagente heterogêneos compostos por VANTs e VTNTs para navegação autônoma em formação em ambientes de exterior não-estruturados e com atraso de comunicação.

### **1.4.1 Objetivos Específicos**

- Produzir uma especificação para sistemas multiagente heterogêneos que atenda aos requisitos de ambientes de exterior não-estruturados utilizando campos potenciais artificiais em conjunto com consenso.
- Entregar um método capaz de navegar em formação através de um ambiente de exterior não-estruturado utilizando campos potenciais artificiais em conjunto com consenso.
- Apresentar os resultados experimentais demonstrando a validade da arquitetura proposta.

## **1.5 Organização da Dissertação**

O restante da dissertação está organizado como segue. O Capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica necessária para compreender o que são sistemas multiagente, campos potenciais artificiais e consenso. O Capítulo 3 faz uma avaliação das abordagens recentes para o controle cooperativo de sistemas multiagente usando CPA e consenso. O Capítulo 4 apresenta o método proposto, enquanto o Capítulo 5 descreve a metodologia e os resultados dos experimentos de simulação realizados para verificar a aplicação conjunta de CPA e Consenso. Por fim, o Capítulo 6 finaliza a dissertação com as conclusões obtidas e considerações para trabalhos futuros.

# Capítulo 2

## Fundamentos teóricos

Este capítulo apresenta a fundamentação teórica necessária para compreender o que são sistemas multiagente e quais são os componentes que fazem tais sistemas trabalhar de forma cooperativa. Além disso, são apresentados os métodos de campos potenciais e de consenso.

### 2.1 Sistemas Multiagente

Um agente é qualquer entidade que consegue perceber seu ambiente por meio de sensores e agir nele através de atuadores, e um sistema multiagente (SMA) é um conjunto de agentes que atuam em um mesmo ambiente para alcançar objetivos bem definidos [Russell e Norvig 2013]. Para este trabalho, consideraremos apenas os SMAs autônomos e cooperativos, ou seja, aqueles que não necessitam de interferência externa durante a execução de suas tarefas, e que consigam trabalhar em grupo através da interação entre os agentes. Nesse tipo de sistema, os agentes individualmente têm menor capacidade se comparados a um único agente, mas conseguem realizar tarefas de modo mais eficiente através da cooperação entre si [Gautam e Mohan 2012].

Existem várias razões que motivam a pesquisa na área de SMAs: quando a complexidade de uma tarefa é muito grande para um único agente executar sozinho; quando uma tarefa pode ser executada por um único agente, mas seria executada com maior eficiência através do paralelismo gerado por um grupo de agentes; aumento da robustez do sistema através da redundância, pois se um membro falha, os outros podem compensar

redistribuindo a carga de trabalho [Parker 2008].

A maior parte dos trabalhos que envolvem coordenação de SMAs robóticos pode ser categorizada em tópicos-chave, que incluem: arquitetura; comunicação; heterogeneidade; coordenação; e ambiente de tarefas [Parker 2008]. Arquitetura e comunicação definem como os componentes de um SMA são organizados e como interagem entre si. Heterogeneidade trata das capacidades individuais dos membros de um SMA, sejam elas homogêneas (os agentes são idênticos) ou heterogêneas (os agentes diferem em forma e função). A coordenação trata das estratégias usadas para controlar ações cooperativas entre os agentes. Por fim, o ambiente de tarefas especifica características do problema que o agente irá tentar resolver.

### 2.1.1 Arquitetura

A arquitetura de um SMA define, em termos gerais, a forma como será feito o controle das decisões dentro do sistema. Existem várias filosofias em que podem se aplicar arquiteturas num SMA, mas as mais comuns são:

- **Centralizada:** possui um único ponto de controle, que recebe as informações de todos os agentes e decide como todo o sistema irá se comportar. Funciona bem em sistemas pequenos mas é altamente dependente de uma comunicação, pois a tomada de decisões depende das informações de todos os agentes. Além disso, se o ponto de controle falhar, o restante do sistema também falha;
- **Descentralizada:** é a abordagem mais comum, onde cada agente toma decisões independentemente, geralmente baseadas apenas no conhecimento local do agente. Essa abordagem é mais robusta, mas atingir o objetivo de forma global pode ser difícil, pois é necessário incorporar objetivos de alto nível no controle local de cada agente;
- **Hierárquica:** cada agente supervisiona um grupo de outros agentes, criando um sistema que lembra a cadeia de comando militar, onde os agentes numa hierarquia mais alta fazem as decisões e as convertem em tarefas para seus subordinados enquanto os agentes das hierarquias mais baixas executam as tarefas que receberam;
- **Híbrida:** combina a abordagem centralizada e a descentralizada, onde cada agente

pode influenciar e ter suas ações influenciadas pelo restante do grupo, através da interação entre eles.

### 2.1.2 Comunicação

Em SMAs robóticos, o compartilhamento de informações entre agentes que, sozinhos, não conseguem perceber totalmente o ambiente, faz com que seja possível gerar soluções globais ótimas. Para isso, normalmente é necessário que os agentes adquiram informações sobre os estados e ações de seus companheiros. [Parker 2008] Essa informação pode ser obtida de várias formas, sendo que as técnicas mais comuns são:

- **Comunicação implícita:** os agentes obtêm informações dos companheiros através da percepção das alterações no ambiente. Essa técnica é mais simples e não depende de meios de comunicação e protocolos. Entretanto, é limitado pela capacidade do agente de perceber os estados da tarefa a ser executada através dos seus sensores;
- **Reconhecimento passivo:** os agentes observam diretamente os seus companheiros através dos seus sensores. Assim como na comunicação implícita, não é necessário utilizar um meio de comunicação para obter os estados dos companheiros. Entretanto, essa técnica encontra dificuldades na análise das ações dos outros agentes no sistema: a interpretação das informações dos sensores para perceber as ações dos outros membros da equipe deve ser bem sucedida para que o sistema funcione corretamente, mas há casos em que a limitação dos sensores faz com que o agente não consiga distinguir entre dois estados diferentes do ambiente que influenciam no desempenho;
- **Comunicação explícita:** os agentes se comunicam de forma intencional, trocando informações úteis através de algum meio de comunicação. Desse modo, os agentes podem compartilhar os estados, objetivos e ações dos companheiros de forma direta, podendo sincronizar ações, trocar informações e fazer negociações entre si. Porém, essas capacidades são limitadas em termos de tolerância a falhas e confiança, pois geralmente dependem de um meio de comunicação com ruídos, banda limitada, e que às vezes não conectam todos os membros do grupo simultaneamente, o que exige mecanismos para tratar falhas de comunicação e perda de mensagens.

### 2.1.3 Heterogeneidade

Um SMA robótico pode ser classificado em homogêneo ou heterogêneo pelas características dos indivíduos que o compõem. Um SMA homogêneo é aquele em que todos os agentes que compõem o sistema são idênticos, tanto em forma quanto em função; já nos heterogêneos, existem pelo menos dois tipos de agentes no sistema, que possuem formas e funções distintas.

Alguns SMAs homogêneos costumam ser chamados de enxames (*swarms*, no inglês), por sua inspiração em sociedades biológicas, como aves, formigas e abelhas. Nesse tipo de sistema, se busca um comportamento do sistema como um todo, a partir de leis relativamente simples para o controle dos agentes [Bayindir 2016]. Tipicamente, enxames robóticos são compostos por indivíduos com capacidades limitadas, requerem pouca comunicação explícita entre os agentes, e utilizam comunicação implícita para conseguir agir cooperativamente. Os obstáculos mais comuns quando se trabalha com esse tipo de SMA estão: na dificuldade de gerenciar uma grande quantidade de agentes fora das simulações; em gerar leis de controle para os indivíduos do enxame a partir de um comportamento desejado para o grupo; e em prever o desempenho do grupo baseado nas leis aplicadas [Parker 2008].

Sistemas homogêneos também trazem as vantagens de paralelismo, redundância e execução distribuída de tarefas. Entretanto, existem algumas tarefas complexas que podem requerer o uso simultâneo de vários tipos de sensores e atuadores, que não poderiam ser confeccionados em um único agente, ou por ser mais fácil ou econômico criar agentes com capacidades distintas. Por isso, essas tarefas requerem a cooperação de um grande número de agentes heterogêneos, que normalmente possuem capacidades complementares [Chen et al. 2016]. Para que um SMA heterogêneo consiga atingir um grau de cooperação satisfatório, é necessário tratar das questões relevantes à heterogeneidade, como: distribuição de tarefas entre os membros da equipe; atribuição de funções a partir do reconhecimento das habilidades de cada agente; e a definição de uma linguagem ou protocolo de comunicação onde os diversos tipos de agentes possam trocar informações de forma padronizada.

## 2.1.4 Ambiente de Tarefas

O ambiente de tarefas é uma série de descrições sobre o problema que um agente deve resolver, e variam em diversos aspectos [Russell e Norvig 2013]:

- **Parcialmente ou completamente observável:** Se o agente consegue perceber todos os estados do ambiente que são relevantes para escolher uma ação a cada instante, o ambiente é completamente observável. Um ambiente pode ser parcialmente observável por causa de ruído, sensores imprecisos ou limitações do sensor, por exemplo, um agente equipado com uma câmera fixa não consegue perceber todo o ambiente ao seu redor;
- **Agente único ou multiagente:** Esse aspecto depende do número de agentes no sistema. Em um ambiente de tarefas multiagente, há uma distinção quanto à relação dos agentes quanto aos seus objetivos. Se um agente busca maximizar seu desempenho independente dos outros agentes, como em uma corrida, se trata de um ambiente multiagente competitivo. Mas se todos os agentes possuem ações que maximizem o desempenho de todos os agentes, como desviar de outros agentes durante um trajeto, o ambiente é multiagente cooperativo;
- **Determinístico ou estocástico:** Se o ambiente possuir seus estados futuros determinados apenas pelo estado atual e pelas ações do agente, o ambiente é determinístico. Já ambientes estocásticos são o inverso dos determinísticos, pois não é possível determinar todos os estados possíveis dele, como ocorre em uma avenida movimentada. Apesar da grande maioria dos ambientes ser estocástico, é possível fazer uma aproximação para um ambiente determinístico, em locais controlados como por exemplo, no interior de uma fábrica, que normalmente é um ambiente fechado no qual não há alterações no ambiente exceto aquelas provocadas pelos agentes;
- **Episódico ou sequencial:** Em um ambiente episódico, o agente recebe uma percepção e executa uma ação a cada momento, que é chamado de episódio. As decisões de cada agente são independentes entre os episódios, ou seja, as ações executadas anteriormente não influenciam na escolha da ação atual. Já em ambientes sequenciais, as ações tomadas podem afetar as decisões futuras a curto ou longo prazo;

- **Estático ou dinâmico:** Se o ambiente puder ser alterado durante a deliberação de um agente, dizemos que o ambiente é dinâmico. Caso contrário ele é estático. Se o ambiente não se altera com o passar do tempo, e o desempenho do agente se alterar, o ambiente é semidinâmico;
- **Discreto ou contínuo:** Um ambiente discreto é aquele que tem um número finito de estados, percepções e ações distintas e claramente definidas, como num jogo de xadrez. Caso contrário, se trata de um ambiente contínuo;
- **Conhecido ou desconhecido:** Em um ambiente conhecido, são fornecidas as saídas para todas as ações. Obviamente, se o ambiente for desconhecido, o agente terá de aprender como funciona, a fim de tomar boas decisões.

## 2.2 Campos Potenciais Artificiais

Campos potenciais artificiais é um método de controle para a movimentação de agentes. A ideia básica é determinar um ponto (objetivo) para o qual o agente será atraído, e adicionar outros pontos (obstáculos) que repelem o agente. Uma forma de imaginar isso seria como uma partícula carregada navegando um campo magnético: o trajeto que a partícula vai percorrer depende da forma que o campo possui. Mas ao contrário de campos magnéticos, a topologia do campo potencial que o agente irá percorrer é determinada por comportamentos. Um comportamento é uma função ou tarefa específica, como o objetivo final ou um obstáculo, e que pode ser representado por campos potenciais [Goodrich 2002].

Na prática, o que acontece é que cada comportamento é convertido para um vetor com direção e velocidade (positiva caso seja atrativo, e negativo para repulsivo) 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 [Gayle et al. 200901, Eduardo 2013].

Uma das funções mais comuns [Triharminto et al. 2016] para representar o campo potencial atrativo é:

$$U_{atr} = \frac{1}{2} \alpha d^2(p, p_{obj}) \quad (2.1)$$

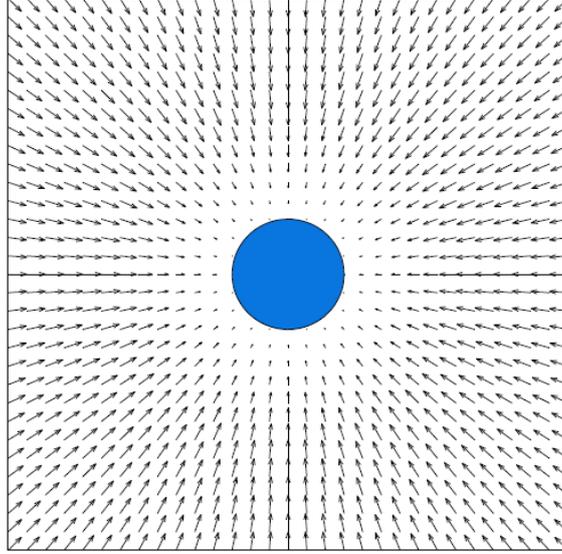


Figura 2.1: Um campo potencial atrativo

Onde  $\alpha$  é uma constante de ganho,  $p$  é o ponto onde está posicionado o agente,  $p_{obj}$  é o ponto objetivo, 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:

$$F_{atr} = -\nabla U_{atr} \quad (2.2)$$

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

$$U_{rep} = \begin{cases} \beta \left( \frac{1}{\sqrt{d(p, p_{obs})}} \right), & \text{se } d(p, p_{obs}) < i_{obs} \\ 0, & \text{se } d(p, p_{obs}) \geq i_{obs} \end{cases} \quad (2.3)$$

Onde  $\beta$  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:

$$F_{rep} = \nabla U_{rep} \quad (2.4)$$

A soma das forças de atração e repulsão é a força total resultante que irá guiar o agente:

$$F_{total} = F_{atr} + F_{rep} \quad (2.5)$$

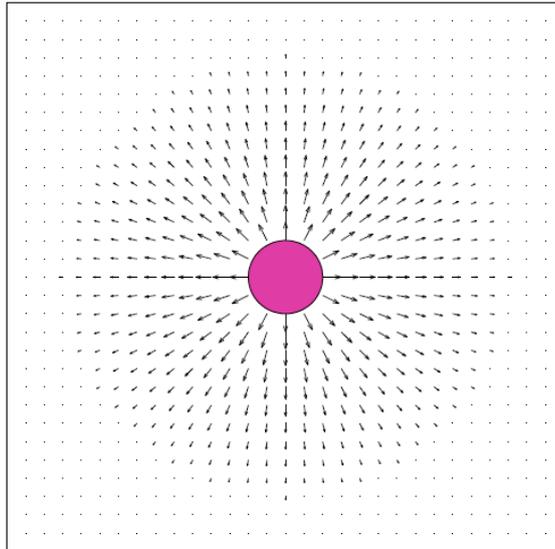


Figura 2.2: Campo potencial repulsivo

### 2.2.1 Limitações do método

Apesar de ser um método bastante utilizado para a navegação de robôs, existem algumas limitações inerentes aos campos potenciais:

- **Mínimos locais:** O principal desafio para a utilização de campos potenciais sem modificações. Existem situações em que o robô pode estar posicionado em locais onde as forças de atração e repulsão se anulam, fazendo com que o robô fique parado. Os casos mais comuns acontecem quando o objetivo está atrás de um ou mais obstáculos, ou quando o robô fica preso entre dois obstáculos.
- **Oscilações:** Na presença de obstáculos ou passagens estreitas,
- **GNRON:** Do inglês, *Goals no-reachable with obstacles nearby*, é uma situação derivada dos mínimos locais, na qual a presença de um ou mais obstáculos impedem que o robô consiga chegar no ponto objetivo.

O tratamento dos pontos mínimos locais costuma ser feito através de alterações na  $F_{rep}$  ou adição de novas forças na  $F_{total}$  [Triharminto et al. 2016, Liu, Ge e Goh 2017, Gayle et al. 200901, Sun, Xia e Na 2015]. Tais alterações normalmente ocorrem com o objetivo de evitar que as forças se anulem em algum ponto que não seja o ponto objetivo. Sun [Sun, Xia e Na 2015], por exemplo, adiciona à  $F_{rep}$  uma força tangencial aos obstáculos para evitar que o agente se posicione desfavoravelmente. Já Gayle [Gayle et al. 200901]

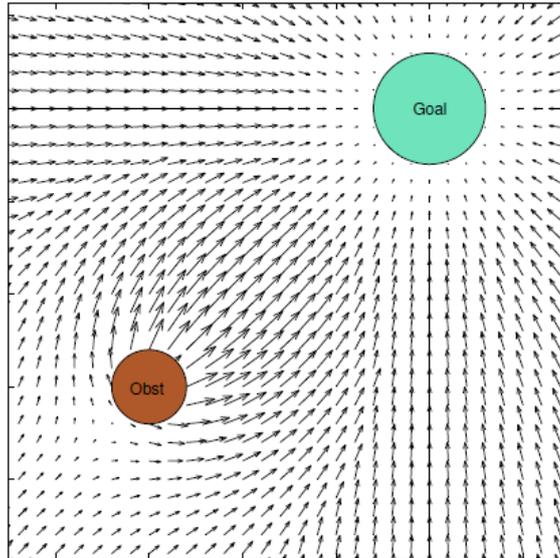


Figura 2.3: A soma das forças atrativas e repulsivas resulta no campo potencial artificial usado para guiar o agente

utiliza um fator de agitação, que aumenta progressivamente as forças envolvidas caso o agente esteja parado e não tenha alcançado o objetivo.

## 2.3 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 [Savino, Souza e Pimenta 2016].

Em sistemas multiagente, o consenso costuma ser modelado através da teoria algébrica de grafos, onde os nós são os agentes, e as arestas representam a comunicação entre eles:

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

Onde,  $\mathcal{V}$  é o conjunto dos nós,  $\mathcal{E}$  o conjunto das arestas e  $\mathcal{A}$  a matriz de adjacências associada ao grafo. 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  $i = 1, \dots, n$ . Por fim, a matriz quadrada  $\mathcal{A} = [a_{ij}]$  representa a matriz de adjacências do grafo, cujos elementos são definidos por  $a_{ij} = 0$  se  $i = j$  ou não existir uma aresta di-

reconectada conectando  $v_i$  a  $v_j$ , e  $a_{ij} = 1$  se existir uma aresta direcionada conectando  $v_i$  a  $v_j$ .

Nessa notação, um 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  $x_i = x_j$ .

A partir desta ideia, considere o seguinte sistema multiagente heterogêneo com topologia fixa composto por  $n$  agentes de primeira ordem com dinâmica integrador puro:

$$\dot{x}_i(t) = u_i(t), i \in I_n \quad (2.6)$$

Sendo  $x_i \in \mathbb{R}$  as variáveis de estado (neste caso, representando a posição do agente),  $u_i \in \mathbb{R}$  a entrada de controle e  $I_n = 1, 2, 3, \dots, n$

Para um sistema de tempo contínuo com agentes autônomos, a lei de controle para um sistema de primeira ordem utilizando consenso costuma ser escrita na forma [Ren e Beard 2008]:

$$u_i(t) = - \sum_{j=1}^n a_{ij}(x_i(t) - x_j(t)) \quad (2.7)$$

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.

Porém, em aplicações reais os sistemas multiagente estão sujeitos a atrasos na comunicação entre os agentes. Como esses atrasos são variantes no tempo, se faz necessário reescrever a lei de controle:

$$u_i(t) = - \sum_{j=1}^n a_{ij}(x_i(t - \tau_{ij}(t)) - x_j(t - \tau_{ij}(t))) \quad (2.8)$$

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

**Exemplo 1** Considere um sistema multiagente sujeito a atrasos  $\tau_{ij}(t)$  na comunicação, composto por três agentes com topologia de rede fixa, direcionada e conectada (Figura 2.4).

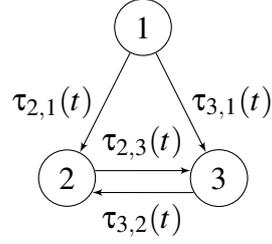


Figura 2.4: Sistema multiagente sujeito a atrasos  $\tau_{ij}(t)$  na comunicação, composto por três agentes com topologia de rede fixa, direcionada e conectada.

Temos que a matriz de adjacências associada ao sistema da Figura 2.4 é definida por:

$$\mathcal{A} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

Aplicando o consenso (2.8) ao sistema da Figura 2.4 obtemos:

$$\begin{aligned} u_1(t) &= 0, \\ u_2(t) &= x_1(t - \tau_{21}(t)) - x_2(t - \tau_{21}(t)) + x_3(t - \tau_{23}(t)) - x_2(t - \tau_{23}(t)), \\ u_3(t) &= x_1(t - \tau_{31}(t)) - x_3(t - \tau_{31}(t)) + x_2(t - \tau_{32}(t)) - x_3(t - \tau_{32}(t)). \end{aligned} \quad (2.10)$$

# Capítulo 3

## Revisão Sistemática da Literatura

Neste capítulo é apresentado o resultado da Revisão Sistemática da Literatura (RSL) sobre as abordagens recentes para o controle cooperativo de sistemas multiagente usando campos potenciais e consenso. Esse estudo tem por objetivo fazer um Revisão Sistemática da Literatura sobre as formas de integração de consenso e CPA, como métodos de controle de SMAs, de preferência grupos de robôs compostos por VANTs e VTNTs.

### 3.1 Planejamento da Revisão (Protocolo)

O processo de mapeamento sistemático será executado conforme especificado em [Biolchini et al. 2005, Mafra e Travassos 2006, Kitchenham 2004].

#### 3.1.1 Objetivo

O objetivo deste estudo foi delineado a partir do paradigma GQM (Goal-Question-Metric), conforme definido na Tabela 3.1.

<b>Analisar</b>	Sistemas multirrobóticos
<b>Com o propósito de</b>	Identificar e caracterizar técnicas de integração
<b>No que diz respeito aos</b>	Métodos de controle que usem, simultaneamente, consenso e campos potenciais artificiais
<b>Do ponto de vista do</b>	Pesquisador
<b>No contexto de</b>	Pesquisas acadêmicas e científicas em robótica

Tabela 3.1: Objetivo da RSL

### 3.1.2 Questões de Pesquisa

- Como é feita a integração de consenso e CPA no controle de SMAs?
- Como se prova a estabilidade e/ou convergência de um SMA que integra consenso e CPA?
- Quais os problemas que são resolvidos por um SMA que usa consenso e CPA?
- Como se avalia a eficiência de um método de controle para SMA heterogêneo?

### 3.1.3 Critério de Seleção de Fontes

Para as fontes de pesquisa foram adotados os critérios a seguir:

- Consulta de artigos em bibliotecas digitais;
- Disponibilidade de consulta de artigos através da web;
- Presença de mecanismos de busca através de palavras-chaves que suportem a string de busca;
- Ter os estudos disponíveis em inglês.

### 3.1.4 Métodos de Busca de Fontes

As fontes serão acessadas através da internet, por meio de máquinas de buscas que permitam o uso de expressões lógicas (ou equivalentes). Portanto, no contexto deste mapeamento, não será considerada a busca manual.

### 3.1.5 Listagem de Fontes

As fontes serão bibliotecas digitais, disponíveis no portal CAPES, as quais estão listadas abaixo:

- **IEEEExplore:** <http://ieeexplore.ieee.org/Xplore/home.jsp>
- **Science Direct:** <http://www.sciencedirect.com/>
- **Scopus:** <http://www.scopus.com/>

### 3.1.6 String de Busca

As strings de busca foram definidas a partir das questões de pesquisa e do padrão PICO (Population, Intervention, Comparison, Outcomes) [Kitchenham 2004], conforme definido na Tabela 3.2.

<b>Population</b> (Assunto/Tema)	Sistemas multirrobóticos
<b>Intervention</b> (Área de interesse no tema)	Métodos de controle que usem, simultaneamente, consenso e CPA
<b>Comparison</b> (Comparação dos artigos)	Não aplicado
<b>Outcome</b> (Resultado da revisão)	Métodos de integração de consenso e CPA; Tipos de provas de estabilidade e/ou convergência; Problemas resolvidos com a integração de consenso e CPA; Métricas de avaliação.

Tabela 3.2: String de Busca da RSL

A string de busca teve três revisões, conforme a Tabela 3.3.

ID	String	Artigos Retornados		
		IEEE	ScienceDirect	Scopus
1	"consensus"AND "potential fields"	14	720	44
2	("potential field"OR "vector field") AND ("consensus"OR "lyapunov") AND "control"AND "navigation"	40	471	44
3	((("potential field"AND ("consensus"OR "lyapunov")) AND "control") AND "navigation")	183	259	31

Tabela 3.3: Revisões da String de Busca

## 3.2 Condução da Revisão

### 3.2.1 Aplicação da String na Biblioteca IEEEExplore

Na época da revisão (17/04/2018), a string de busca (ID 3) retornou 183 artigos, a string de busca (ID 2) retornou 40 artigos e a string de busca (ID 1) retornou 14 artigos. As

strings de busca (ID 1) e (ID 2) possuíam todos os resultados duplicados nos resultados da string (ID 3). Portanto, os 183 artigos da string (ID 3), foram selecionados para a revisão.

### **3.2.2 Aplicação da String na Biblioteca Science Direct**

Na época da revisão (17/04/2018), a string de busca (ID 3) retornou 259 artigos, a string de busca (ID 2) retornou 471 artigos e a string de busca (ID 1) retornou 720 artigos. Por conta da quantidade de artigos e do tempo limitado do pesquisador, apenas a string (ID 3) foi considerada. Por isso, foram selecionados para a revisão os 259 artigos da string (ID 3).

### **3.2.3 Aplicação da String na Biblioteca Scopus**

Na época da revisão (17/04/2018), a string de busca (ID 3) retornou 31 artigos, a string de busca (ID 2) retornou 44 artigos e a string de busca (ID 1) retornou 44 artigos. A string (ID 2) possuía todos os resultados duplicados nos resultados da string (ID 1), o que não aconteceu com a string (ID 3), que tinha resultados relevantes e não duplicados. Assim, os artigos das strings (ID 1) e (ID 3), que somaram 75 no total, foram selecionados para a revisão.

### **3.2.4 Primeiro Filtro (Paisagem)**

Após a remoção de artigos duplicados, foram aplicados os critérios para inclusão e exclusão, levando em consideração apenas os resumos dos artigos:

- **CI-1:** Trata de navegação e/ou formação de SMAs utilizando consenso e CPA;
- **CE-2:** Não obedece aos critérios de inclusão.

Após a aplicação dos critérios, 32 artigos foram aprovados para o segundo filtro.

### **3.2.5 Segundo Filtro (Retrato)**

Após a leitura dos artigos selecionados no primeiro filtro, foram reaplicados os critérios de inclusão e exclusão da seção 3.2.4, resultando em 22 artigos selecionados para análise.

### 3.3 Análise

O quadro geral de artigos está ilustrado na Tabela 3.4.

Status dos Artigos	IEEE	ScienceDirect	Scopus	Total
Aceitos	8	1	13	22
Duplicados	2	13	25	40
Rejeitados	173	245	37	455
Total	183	259	75	517

Tabela 3.4: Quadro geral de artigos da RSL

A seguir, serão respondidas e analisadas as questões de pesquisa.

### 3.4 Integração de consenso e CPA no controle de SMAs

Dentre os trabalhos analisados, foram detectados quatro formas de integração entre campos potenciais artificiais e consenso, os quais foram classificados quanto à forma de combinação das duas técnicas. São eles: Diretamente na lei de controle; Consenso encadeado com CPA; Intercalação entre consenso e CPA; e CPA implica consenso.

#### 3.4.1 Diretamente na lei de controle

Essa é a forma de integração mais comum, em que a lei de controle é composta pelas funções que geram o consenso e por funções de campos potenciais. Em geral, a função de consenso serve para movimentar o agente para seu local na formação, e os CPA são usados para corrigir o direcionamento do agente na presença de obstáculos. Por exemplo, considerando que ambas as funções de consenso e CPA produzem valores de velocidade para combinar na lei de controle, podemos definir a lei de controle como uma equação formada pela soma das duas funções:

$$L_c = F_{consenso} + F_{cpa} \quad (3.1)$$

Onde  $L_c$  é a lei de controle,  $F_{consenso}$  é o valor de velocidade fornecido pela função de consenso, e  $F_{cpa}$  é o valor de velocidade fornecido pela função de CPA.

Apesar dos trabalhos nessa categoria seguirem a forma (3.1), existem variações notáveis dentre elas:

- **Uso de Integral Sliding Mode Control** [Sun et al. 2018, Sun et al. 2017]: é utilizado o método de *Integral Sliding Mode Control* (ISMC) para controlar a integração. Esse método se baseia no método de *Sliding Mode Control* (SMC), que consiste em alterar a dinâmica de um sistema não linear através da aplicação de um sinal de controle descontínuo, que força o sistema a "deslizar" por um setor do comportamento normal do sistema. Como a lei de controle realimentação de estado não é uma função contínua do tempo, ela pode mudar de uma estrutura de contínua para outra, baseada na posição atual no espaço de estados. Logo, SMC é um método de controle com estruturas variáveis.
- **Uso do modelo de Reynolds/Olfati-Saber** [Pan et al. 2017, Toyota e Namerikawa 2017, Chiew, Zhao e Go 2015]: é usado uma técnica baseada no modelo de Reynolds [Reynolds 1987] para *flocking* (agrupamento em bando/congregação com coesão), que baseia o movimento de bandos em três regras simples: separação (evitar colidir com outros membros próximos), alinhamento (mover na direção média dos membros próximos) e coesão (mover para o centro de massa dos membros próximos). Olfati-Saber propõe a forma:

$$L_c = f_i^g + f_i^d + f_i^y \quad (3.2)$$

onde  $f_i^g$  é um termo baseado em gradiente,  $f_i^d$  é um termo para consenso de velocidade que funciona como força atenuadora, e  $f_i^y$  é um termo de realimentação com um agente virtual que orienta o bando. Cada um desses componentes pode ser modelado como CPA ou consenso, dependendo da implementação.

### 3.4.2 Consenso encadeado com CPA

São formas de integração em que o consenso gera uma formação ou ponto objetivo, e o sistema navega para aquele ponto usando campos potenciais para se mover para aquele local [Giannini, Paola e Rizzo 2012, Zavlanos e Pappas 2007, Kan et al. 2013]. O processo de controle é feito em duas fases. A fase de consenso determina quais as posições

que os agentes devem tomar na formação, e a fase de navegação, que consiste em levar os agentes com o uso de CPA para tais posições.

Na fase de navegação, cada agente considera os outros agentes apenas como obstáculos, ou seja, não há o intuito de se movimentar em formação e cada agente calcula uma rota de forma independente. Por causa disso, é comum observar que alguns agentes tomam rotas muito diferentes, se distanciando demais dos outros ou alcançando o ponto objetivo com tempos diferentes.

### **3.4.3 Intercalação entre Consenso e CPA**

Nessa modalidade de integração há duas leis de controle, e é usada uma função para definir quando intercalar entre elas. Zhang [Zhang et al. 2014], utiliza o consenso como a lei de controle principal, mas quando se detecta um obstáculo, a lei de controle é intercalada para campos potenciais. Assim que o grupo se afasta do obstáculo, a lei de controle é intercalada de volta para o consenso.

### **3.4.4 CPA implica consenso**

São aquelas em que o controle é realizado totalmente por meio de CPA e, através de provas matemáticas, é possível estabelecer que nas condições especificadas, há consenso de velocidade e/ou direção [Fang et al. 2017, Mao et al. 2015]. Nesse método não há uma integração propriamente dita entre o consenso e CPA, portanto ele não será considerado para a implementação no presente trabalho.

### **3.4.5 Comparação Entre os Métodos**

Uma visão geral dos métodos e suas características é apresentada na Tabela 3.5, que lista todos os artigos analisados na RSL, identificados pelo autor e ano de publicação. Tipo de SMA se refere às características de heterogeneidade do SMA, neste caso, se o sistema é heterogêneo ou homogêneo. "Tipo de Integração" é a classificação definida na Seção 3.4, e "Problema" mostra onde foi aplicado o método desenvolvido no artigo. Os problemas são classificados em: "Controle de Formação", onde o SMA busca criar uma

<b>Autor/Ano do Artigo</b>	<b>Tipo de SMA</b>	<b>Tipo de Integração</b>	<b>Problema</b>	<b>Obstáculos</b>
[Zhang et al. 2014]	Homogêneo	Intercalação	Controle de Formação	Todos
[Li e Jiang 2008]	Homogêneo	Lei de Controle	Controle de Formação	Aliados
[Sharma, Vanualailai e Prasad 2017]	Homogêneo	Lei de Controle	Controle de Formação	Todos
[Sun, Xia e Na 2015]	Homogêneo	Lei de Controle	Controle de Formação	Todos
[Giannini, Paola e Rizzo 2012]	Homogêneo	Encadeado	Tracking	Nenhum
[Mao et al. 2015]	Homogêneo	Implicação	Flocking	Aliados
[Listmann, Masalawala e Adamy 2009]	Homogêneo	Lei de Controle	Controle de Formação	Todos
[Zhang e Duan 2016]	Homogêneo	Lei de Controle	Flocking	Todos
[Jia, Wu e Wang 2014]	Homogêneo	Lei de Controle	Flocking	Aliados
[Cao et al. 2014]	Homogêneo	Lei de Controle	Controle de Formação	Todos
[Zavlanos e Pappas 2007]	Homogêneo	Encadeado	Controle de Formação	Aliados
[Tnunay et al. 2017]	Homogêneo	Lei de Controle	Vigilância	Todos
[Pan et al. 2017]	Homogêneo	Lei de Controle (Reynolds)	Flocking	Aliados
[Kan et al. 2013]	Homogêneo	Encadeado	Tracking	Aliados
[Toyota e Namerikawa 2017]	Homogêneo	Lei de Controle (Reynolds)	Controle de Formação	Todos
[Sun e Liu 2016]	Homogêneo	Lei de Controle	Desvio de Obstáculos	Todos
[Fang et al. 2017]	Homogêneo	Implicação	Flocking	Todos
[Liu, Chu e Wang 2006]	Homogêneo	Lei de Controle	Flocking	Aliados
[Sun et al. 2018]	Homogêneo	Lei de Controle (ISMC)	Controle de Formação	Aliados
[Williams e Sukhatme 2013]	Homogêneo	Encadeado	Flocking	Aliados
[Chiew, Zhao e Go 2015]	Homogêneo	Lei de Controle (Reynolds)	Flocking	Aliados
[Sun et al. 2017]	Homogêneo	Lei de Controle (ISMC)	Controle de Formação	Aliados

formação; "Flocking", onde o SMA cria uma formação e navega mantendo essa formação; "Tracking", onde o SMA segue um objetivo; "Vigilância", onde o SMA se posiciona para melhor cobrir uma área; e "Desvio de Obstáculos", onde o SMA navega evitando obstáculos. Por fim, a coluna "Obstáculos" informa se na implementação foi considerado o desvio de obstáculos, classificados em: "Nenhum", em artigos onde não são considerados obstáculos; "Aliados", onde são considerados como obstáculos apenas os agentes dentro da formação; e "Todos", quando a implementação considera os agentes e obstáculos externos para o controle.

Observando a Tabela 3.5, podemos notar que a maior parte dos trabalhos que envolve a integração de consenso e CPA utiliza a forma descrita na Seção 3.4.1, de integração diretamente na lei de controle, e que todos os trabalhos analisados são aplicados em sistemas homogêneos.

Pelo observado, um dos fatores que explica a preferência pelo método de integração na lei de controle é a consistência na verificação da prova de estabilidade do sistema. Por CPA possuir uma dificuldade em razão da existência dos pontos mínimos locais, é normal adotar funções atrativas e repulsivas adequadas aos métodos existentes para prova de estabilidade de consenso, possibilitando a verificação para ambas as funções ao mesmo tempo. Isso não é possível no método de integração por encadeamento (Seção 3.4.2) pois as funções de consenso e CPA possuem objetivos distintos no sistema. De forma semelhante, o método de integração por intercalação (Seção 3.4.3) possui duas leis de controle, exigindo que sejam feitas duas provas de estabilidade individualmente.

Outro aspecto a se avaliar, considerando o objetivo deste trabalho, está na capacidade do sistema de manter a formação durante o trajeto. Através da integração na lei de controle, é possível adicionar coeficientes às funções de consenso e CPA para regular qual dos objetivos (formação ou desvio) terá prioridade. Manter a formação no caso do método de encadeamento (Seção 3.4.2) significaria adicionar restrições na fase de navegação. Efetivamente, seria a mesma técnica usada na Seção 3.4.1, de integração diretamente na lei de controle caso as restrições sejam implementadas usando consenso; e seria um método usando apenas CPAs caso se opte por implementar as restrições usando CPAs, o que inu-

utiliza a fase de formação usando consenso, já que ambas as fases poderiam ser executadas apenas por CPAs. Já no caso do método de intercalação (Seção 3.4.3) que usa duas leis de controle distintas e uma função para intercalação entre elas, seria necessário adicionar restrições de formação na lei de CPAs, o que cairia nas mesmas problemáticas de modificar o método de encadeamento.

### **3.5 Provas de estabilidade/convergência de SMAs que integram consenso e CPA**

Dos artigos analisados, 4 apenas fazem a prova para o consenso, 14 fazem a prova para o sistema todo, e 4 não apresentam nenhum tipo de prova. Dos 18 que apresentam prova, foram identificadas 13 provas de estabilidade e 2 provas de convergência. Os termos ou técnicas mais comuns durante as provas foram: Lyapunov (9 artigos), LaSalle (6 artigos) e Teoria dos grafos (4 artigos). Dentre esses, existem artigos que usam mais de um termo ou técnica na mesma prova.

### **3.6 Problemas tratados por SMAs que integram consenso e CPA**

Os problemas tratados pelos artigos analisados são:

- **Flocking** (8 artigos): navegação de agentes em formação;
- **Controle de formação** (10 artigos): navegação de agentes para criar formações;
- **Desvio de obstáculos** (1 artigo): navegação de agentes numa área com obstáculos que devem ser evitados;
- **Tracking** (2 artigos): navegação de agentes de forma a seguir um alvo ou rota predefinidos;
- **Vigilância** (1 artigo): navegação de agentes para monitorar uma área.

### **3.7 Métricas para avaliação de SMRs que integram consenso e CPA**

As métricas adotadas dos artigos que foram analisados são:

- Análise visual das trajetórias (14 artigos): simples análise se alcançou o objetivo ou não;
- Distância entre agentes (6 artigos);
- Velocidade dos agentes (6 artigos);
- Quantidade de agentes conectados (4 artigos): quantos agentes estão conseguindo se comunicar durante a execução;
- Erro de posicionamento (3 artigos): diferença entre a posição do agente e a sua posição desejada;
- Análise comparativa com outros métodos (3 artigos);
- Direção/ângulo dos agentes (3 artigos);
- Entradas da lei de controle (3 artigos);
- Velocidade angular dos agentes (2 artigo);
- Distância entre agente e obstáculos (1 artigo);
- Porcentagem de área coberta (1 artigo);

### **3.8 Considerações**

O uso de CPA e Consenso em conjunto para a navegação de sistemas multiagente é uma ideia que tem ganhado atenção recentemente. O método de consenso é muito usado para controle de formação, e possui uma sólida base matemática que dá suporte à validação da estabilidade do sistema. Já o método de CPAs possui seu ponto forte na sua simplicidade e eficácia para evitar obstáculos durante o trajeto. O intuito é fazer que os agentes consigam reagir adequadamente a obstáculos à medida que vão sendo encontrados com o uso

de CPA, mas com a formação garantida pelo método de consenso.

Entretanto, nenhum dos trabalhos analisados na RSL utiliza a combinação das técnicas em SMAs heterogêneos em movimentação, nem em ambientes de exterior. Apesar de alguns trabalhos utilizarem SMAs heterogêneos, a heterogeneidade se trata de capacidades de percepção diferenciados ou de agentes que não interagem com o sistema funcionando apenas como um ponto de referência [Alboul et al. 2010], porém todos trabalham com veículos iguais em termos de movimentação.

A ausência, no melhor conhecimento do autor deste trabalho, do uso conjunto de consenso e CPA em SMAs heterogêneos abre uma lacuna de relevante aplicação prática, onde combinação de agentes autônomos de características diferentes são cada vez mais necessários. Um caso de particular interesse é a combinação de veículos robóticos aéreos e terrestres. Os aspectos complementares das duas plataformas e as vantagens quando combinados são conhecidos há anos pela comunidade [Elfes et al. 1999].

Atualmente, diversas aplicações em ambiente não-estruturados demandam o uso de combinações aero-terrestre, tais como, agricultura, vigilância, monitoramento ambiental, dentre outros.

Este trabalho busca, portanto, propor e avaliar o uso de técnicas combinadas de CPA e Consenso em sistemas compostos por VANTs e VTNTs que precisam de um foco maior na manutenção da formação. O próximo capítulo detalhará o método a ser utilizado neste trabalho.

# Capítulo 4

## Método Proposto

Neste trabalho estaremos empregando duas técnicas distintas, campos potenciais e consenso, com o mesmo objetivo: movimentar em formação, de forma autônoma, um grupo de VANTs e VTNTs através de ambientes não estruturados. Analisando a natureza do problema, podemos definir o ambiente de atuação desse SMA como: parcialmente observável, multiagente cooperativo, estocástico, sequencial, dinâmico, contínuo e desconhecido. Além disso, por ter diversos veículos com capacidades distintas, o SMA é heterogêneo.

Por ser um ambiente parcialmente observável, estocástico, dinâmico e contínuo, a fim de considerar as incertezas inerentes ao sistema e evitar que o SMA tenha uma falha da qual não possa se recuperar, como falhas de comunicação, a arquitetura descentralizada se mostra adequada, pois não é necessário que cada agente precise lidar com toda a informação de todos os estados do ambiente, o que reduz a complexidade operacional. Além disso, os métodos de consenso e campos potenciais necessitam apenas de dados de posicionamento dos outros agentes e obstáculos a eles conectados, adequando-se bem ao uso dessa arquitetura.

Como se trata de um ambiente multiagente cooperativo constituído por agentes móveis (sem uma ligação rígida entre eles), é necessário estabelecer um meio de comunicação explícita. Ainda há de se considerar que, por se tratar de um grupo heterogêneo, alguns dos agentes no SMA não terão sensores específicos para perceber a posição dos outros agentes, o que inviabiliza a comunicação implícita e o reconhecimento passivo (Seção 2.1.2).

O uso de consenso em conjunto com CPA não é uma ideia nova, mas a razão de aplicá-la aqui se deve a dois motivos: consenso possui uma sólida base matemática de suporte à validação da estabilidade do sistema, o que garante a manutenção da formação; e CPA possui um método de desvio de obstáculos simples e eficiente. O intuito é unir a segurança do consenso e a agilidade de CPA, com o objetivo de fazer o SMA reagir rapidamente à mudanças no ambiente mas mantendo a robustez.

Entretanto, é preciso estabelecer uma estratégia para que ambos os métodos sejam utilizados juntamente. Este capítulo apresenta a descrição do método proposto para o uso de CPAs com Consenso.

## 4.1 Arquitetura

Vários estudos utilizam campos potenciais juntamente com alguma outra técnica para o guiamento e controle de formação de SMAs simultaneamente. Uma parte desses trabalhos busca outros métodos para tentar sanar os problemas que surgem com o uso de campos potenciais, enquanto outros modificam o campo potencial utilizado para evitar o maior problema deste método, os mínimos locais [Triharminto et al. 2016].

O modelo proposto neste trabalho possui um controlador que inclui dois termos para navegação e controle de formação, separadamente. O termo de navegação é composto pelos campos potenciais atrativo (objetivo) e repulsivo (obstáculos), que geram uma força resultante que fornecem a direção e a velocidade desejada para dirigir o SMA até objetivo e evitar obstáculos. O termo de controle de formação é dado pelo consenso e 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.

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.

#### 4.1.1 Termo de navegação

O termo de navegação usado nessa dissertação é baseado em CPA. A componente do campo potencial atrativo é dada pela equação 2.1, enquanto que o campo potencial repulsivo é dado pela equação 2.3, modificada de acordo com o método usado por Sun [Sun, Xia e Na 2015] para evitar pontos mínimos locais.

Considerando um sistema multiagente com  $n$  agentes e  $j$  obstáculos, podemos definir que o termo de navegação para um agente  $i$  é dado por:

$$F_{total}(i) = \nabla U_{atr} - \sum_{j=1}^n \nabla U_{rep} \quad (4.1)$$

onde  $U_{atr}$  é dado por:

$$U_{atr} = \frac{1}{2} \alpha d^2(p_i, p_{obj}) \quad (4.2)$$

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:

$$U_{rep} = u_{rep} + R(\theta)u_{rep} \quad (4.3)$$

onde  $u_{rep}$  é dado por:

$$u_{rep} = \begin{cases} \beta \left( \frac{1}{\sqrt{d(p_i, p_j)}} \right), & \text{se } d(p_i, p_j) < i_{obs} \\ 0, & \text{se } d(p_i, p_j) \geq i_{obs} \end{cases} \quad (4.4)$$

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  $\theta$  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:

$$\theta = \begin{cases} \pi/2, & \text{se } \text{mod}(\gamma_i - \gamma_j, 2\pi) \leq \pi \\ -\pi/2, & \text{se } \text{mod}(\gamma_i - \gamma_j, 2\pi) > \pi \end{cases} \quad (4.5)$$

onde  $\gamma_i$  é o ângulo da direção do agente, e  $\gamma_j$  é o ângulo da linha formada pelo agente e o obstáculo. Tal relação está demonstrada na Figura 4.1.

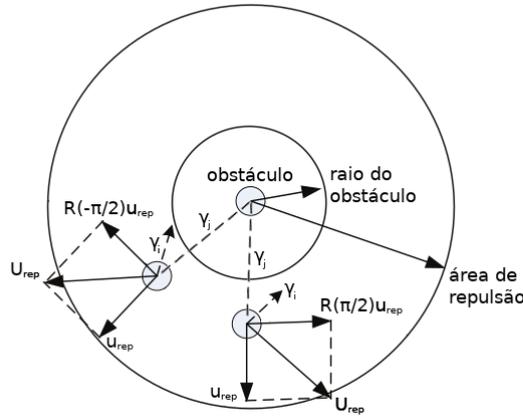


Figura 4.1: Definição do ângulo  $\theta$  para rotação de  $u_{rep}$

### 4.1.2 Termo de controle de formação

Um sistema multiagente pode ser modelado por meio da teoria algébrica dos grafos considerando que os nós representam os agentes e as arestas, os canais de comunicação entre eles. Partindo desta ideia, 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 su-

ficientemente 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,  $\lim_{x \rightarrow \infty} (x_i(t) - x_j(t)) = 0$ .

Nesta dissertação será considerado 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:

$$\dot{x}_i(t) = u_i(t) \quad (4.6)$$

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 [Junior, Carvalho e Souza 2016], podemos definir  $u_i(t)$  como:

$$u_i(t) = \nabla \sum_{j=1}^n (p_i - p_j + k) \quad (4.7)$$

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.

### 4.1.3 Módulo de Comando

Combinando as equações (4.1) e (4.7), temos que, para cada agente  $i$ :

$$\dot{x}_i(t) = F_{total}(i) + u_i(t) \quad (4.8)$$

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.

Por exemplo, um drone quadrotor possui quatro motores que variam suas velocidades de forma que consigam levantar voo e realizar manobras, enquanto um VTNT de duas rodas usa dois motores que variam suas velocidades para se mover ou rotacionar em torno de si mesmo.

Apesar do vetor resultante na equação 4.8 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.

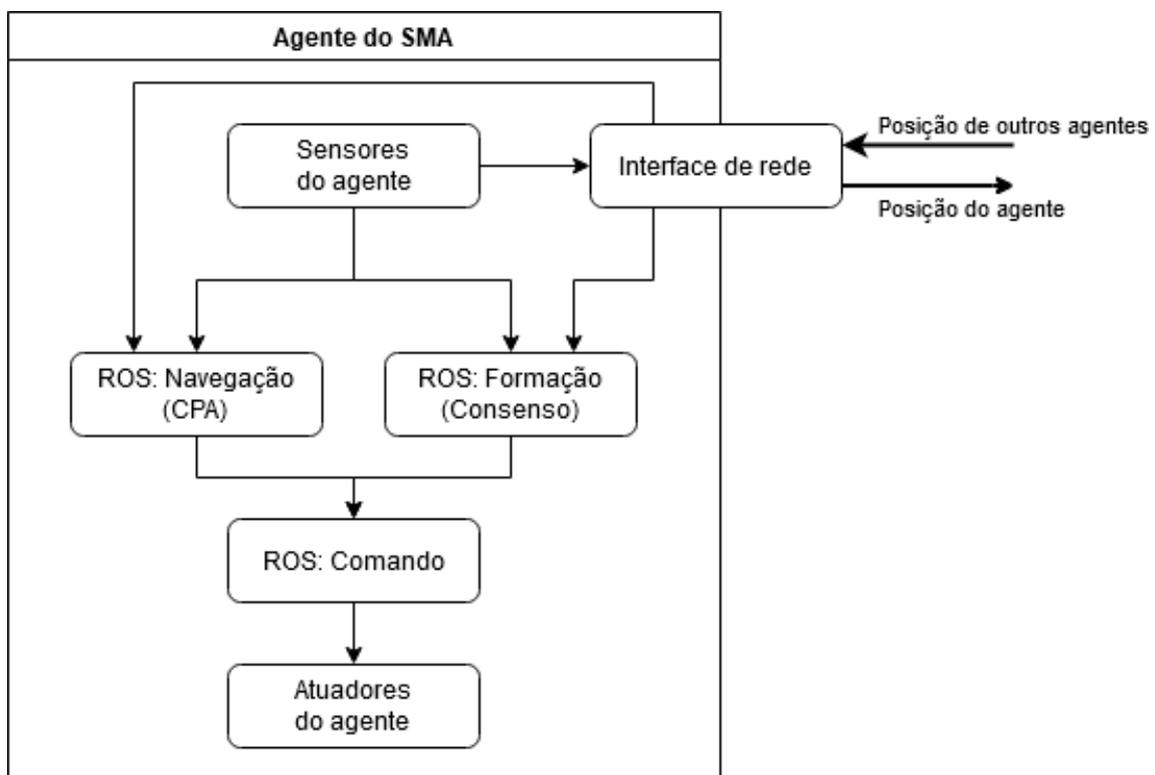


Figura 4.2: Funcionamento do agente em conjunto com o ROS

A Figura 4.2 ilustra o funcionamento de um dos agentes do SMA. A interface de rede fica responsável por receber os dados de posicionamento dos outros agentes e enviar os dados do próprio agente (provenientes dos sensores) para o restante do SMA. Os módulos de navegação e formação recebem simultaneamente os dados dos agentes do SMA e dos sensores, e calculam suas respectivas saídas, que são recebidas pelo módulo de comando, convertidas e enviadas para os atuadores do agente.

## 4.2 Considerações

O método proposto 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, ou garantir que nenhum agente se perca durante o trajeto.

Para realizar a integração entre campos potenciais e consenso, será utilizada a forma de integração diretamente na lei de controle. Logo, é esperado que, durante os experimentos descritos no próximo capítulo, os agentes não escolham a melhor rota para atravessar determinado cenário, mas que estejam sempre dentro da formação designada ou dentro de um intervalo aceitável quando não for possível manter a formação.

# Capítulo 5

## Experimentos

Este capítulo descreve os experimentos realizados durante os trabalhos para validar o método, bem como exercitar os seus limites de aplicação. Ao final da seção serão apresentados os resultados obtidos, bem como suas principais considerações.

### 5.1 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.

#### 5.1.1 Materiais

Para realizar o experimento, foi utilizado o simulador V-REP PRO EDU versão 3.6.2 [Rohmer, Singh e Freese 2013] em conjunto com o software ROS em sua distribuição Melodic Morenia [Quigley et al. 2009].

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 "Quadricopter" (modelo cortesia de Eric Rohmer e Lyall Randell), e o Pioneer 3-DX, ambos disponíveis na instalação padrão do V-REP.

A fim de simular uma situação que mais se aproxime da vida real, 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.

## 5.1.2 Variáveis independentes

As variáveis independentes desse experimento são as formações, cenários e estratégias de controle, que são os elementos que serão variados durante os testes.

### 5.1.2.1 Formações

- **1 VANT e 1 VTNT:** uma aplicação dessa formação seria reconhecimento e busca, como por exemplo, um par composto por um drone e uma máquina para colher laranjas, onde o drone localiza as frutas maduras e a máquina seria guiada até elas para a colheita. Nesta formação, o VANT estaria diretamente acima do VTNT, como visto na Figura 5.1.
- **1 VANT e 3 VTNTs:** aplicações que podem fazer uso dessa formação seriam as de escolta ou varredura de uma área. Um exemplo seria a limpeza de uma área contaminada pelo derramamento de óleo, onde é necessário garantir que a barreira de contenção consiga manter uma formação capaz de maximizar o alcance da barreira, enquanto um drone avalia a área afetada e determina como a barreira deve se movimentar. Nesta formação, os três VTNTs formam um triângulo, e o VANT fica localizado um pouco à frente e acima de um dos VTNTs, como demonstrado na Figura 5.2.

### 5.1.2.2 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. Apenas o líder busca o objetivo, e os outros agentes se concentram em manter a formação e desviar de obstáculos enquanto seguem o líder.

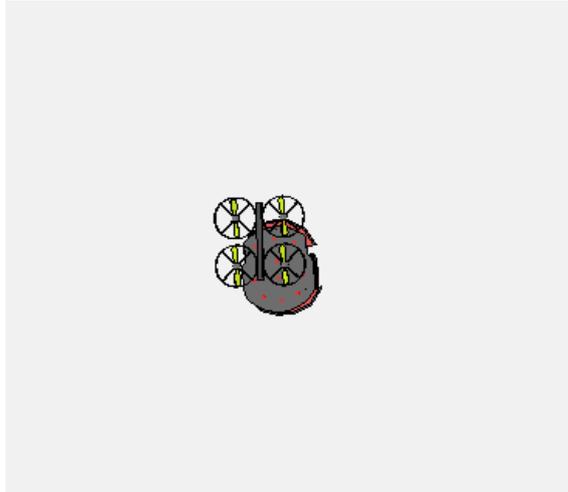


Figura 5.1: Visão do topo da formação com 1 VANT e 1 VTNT

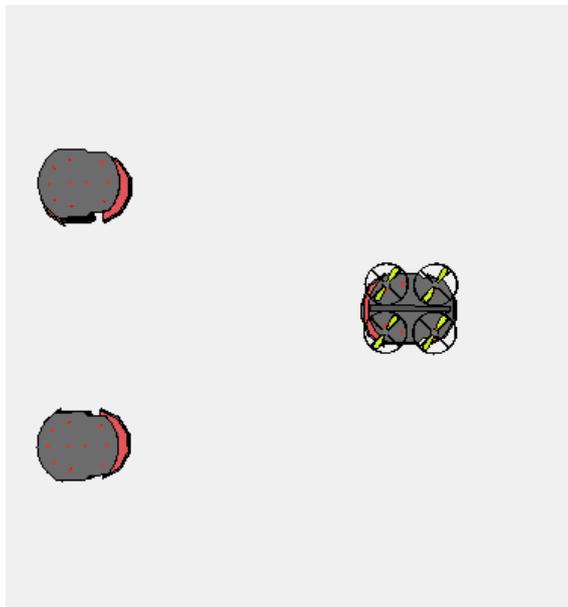


Figura 5.2: Visão do topo da formação com 1 VANT e 3 VTNT

### 5.1.2.3 Cenários

- **Passagem estreita:** dois blocos bloqueiam a passagem pela direita e pela esquerda, deixando apenas uma passagem na qual é possível passar apenas um agente por vez.
- **Parede:** um bloco largo bloqueia a passagem pelo centro, sendo necessário contorná-lo.
- **Mini floresta:** um plano com cinco hastes posicionadas de forma irregular de forma a simular uma região com árvores.

### 5.1.3 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\*. O algoritmo A\* é um algoritmo de busca de caminho, muito utilizado por sua completude, otimalidade e eficiência ótima [Russell e Norvig 2018].

Apesar de requerer um espaço de memória muito alto, o que as vezes inviabiliza o seu uso na prática, ele ainda oferece a melhor solução em muitos casos [Zeng e Church 2009]. 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.

### 5.1.4 Variáveis dependentes

Considerando as métricas observadas na Seção 3.7, onde a métrica mais utilizada consiste apenas em observar se o SMA atingiu o objetivo ou não, a métrica mais adequada para analisar a viabilidade do método proposto é a análise comparativa com outros métodos, onde seria possível verificar o desempenho do método proposto em relação às técnicas adotadas pela literatura.

Entretanto, como visto na Tabela 3.5, todos os trabalhos analisados são aplicados a SMAs homogêneos. Além disso, a maior parte dos artigos inclui a dinâmica dos agentes na lei de controle, ao contrário do método proposto neste trabalho onde um módulo específico fica encarregado de converter a lei de controle para a dinâmica de cada agente individualmente. Assim, seria necessário adaptar os métodos utilizados por cada artigo, havendo a possibilidade de se obter resultados divergentes do original e invalidando a comparação.

Portanto, foram adotadas duas métricas. A primeira faz a comparação com o melhor caso, enquanto a segunda utiliza o erro de posicionamento:

- **Erro de posicionamento em relação à rota A\***: Usando a rota do algoritmo A\* como referência, é comparado o desempenho dos agentes do cenário. Assim, há a comparação do desempenho do método proposto em relação à solução ótima,

através da diferença entre as distâncias percorridas por cada agente no cenário. Esse critério tem por objetivo avaliar se o percurso tomado é muito maior do que o percurso da rota ótima. É uma forma de avaliar se o método é viável, pois um percurso menor costuma significar menos recursos gastos, melhorando a autonomia dos agentes.

- **Erro de posicionamento em relação ao consenso:** A cada ponto da rota, é verificada a diferença entre a posição de cada agente e a posição em que ele deveria estar na formação, de acordo com o posicionamento dos outros agentes.

Com esse critério é possível analisar se o SMA consegue manter a formação durante o percurso ou não.

### 5.1.5 Metodologia

No ambiente do V-REP, para cada cenário, inicialmente se obtém a rota do algoritmo A\*. A seguir, é executada cada formação no cenário a fim de coletar os dados. Cada combinação é executada 5 vezes, a fim de evitar inconsistências nos dados, e para fins de análise, serão usados a média dos valores obtidos. Por fim, cada combinação é testada com atrasos incrementais de comunicação, até que não se consiga mais atingir o objetivo. Tal processo está ilustrado na Figura 5.3.

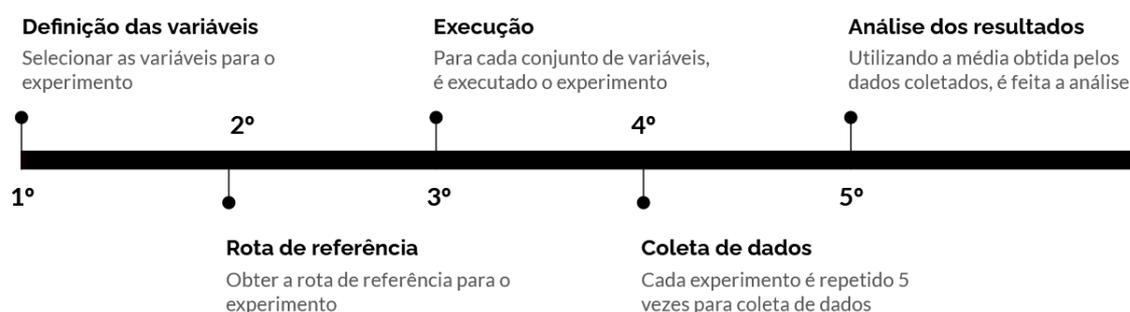


Figura 5.3: Metodologia de execução dos experimentos

As combinações testadas são:

- Mini floresta, 1 VANT e 1 VTNT, Líder-seguidor
- Mini floresta, 1 VANT e 3 VTNT, Líder-seguidor

- Passagem estreita, 1 VANT e 1 VTNT, Líder-seguidor
- Passagem estreita, 1 VANT e 3 VTNT, Líder-seguidor
- Parede, 1 VANT e 1 VTNT, Líder-seguidor

## 5.2 Execução dos experimentos

### 5.2.1 Cenário 01: Mini floresta, 1 VANT e 1 VTNT, Líder-seguidor

Os veículos estão dispostos na parte inferior do cenário, e devem atravessar o campo para chegar no objetivo, que se encontra na parte superior do cenário, conforme a Figura 5.4.

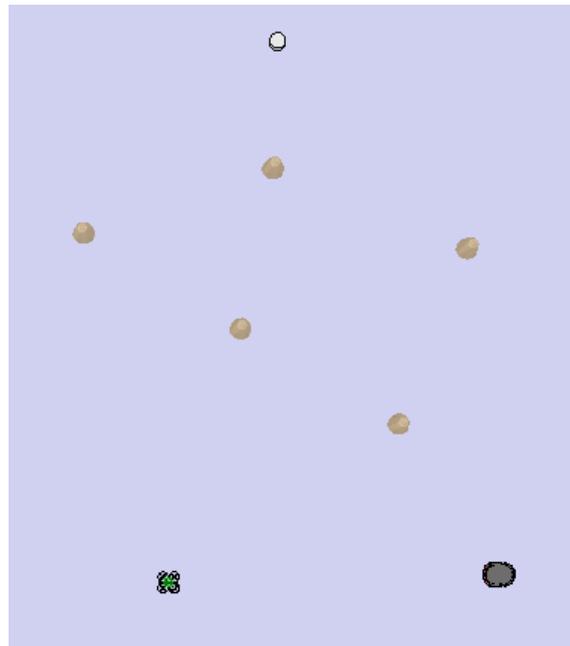


Figura 5.4: Visão do topo do Cenário 01

Após a execução dos testes, foram obtidos os valores que constam na Tabela 5.1.

Veículo	Distância Percorrida (metros)					
	Teste_01	Teste_02	Teste_03	Teste_04	Teste_05	A*
P3DX_01	11,6386	11,5027	11,8054	11,4098	11,3455	9,3987
Quad_01	11,7484	11,7013	11,8507	11,6675	11,6406	8,9703

Tabela 5.1: Comparação dos valores obtidos nos testes e do algoritmo A\* no Cenário 01

A Figura 5.5 mostra o trajeto do algoritmo A\*, enquanto a Figura 5.6 mostra um dos trajetos percorridos usando o método proposto. Como as outras execuções dos testes são similares a este trajeto, apenas uma das execuções é exibida em forma de gráfico.

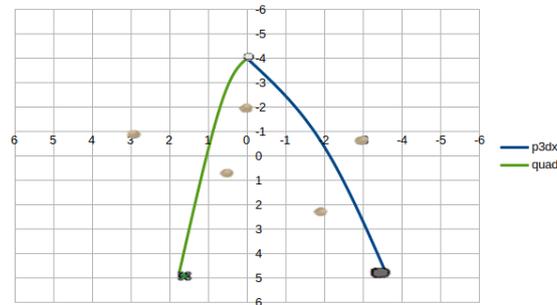


Figura 5.5: Trajeto usando o algoritmo A\*

A Figura 5.7 exibe o erro de posicionamento de cada agente durante o trajeto usando o método proposto. O erro é calculado pela diferença entre o posicionamento do agente no trajeto e o posicionamento que o agente deveria assumir na formação, e a soma dos erros em cada eixo está representada no gráfico em função do tempo. Como essa formação requer que ambos os agentes estejam na mesma posição, ambos os erros são iguais e apenas uma reta aparece no gráfico.

### 5.2.2 Cenário 02: Mini floresta, 1 VANT e 3 VTNT, Líder-seguidor

Os veículos estão dispostos no topo do cenário, e devem atravessar o campo para chegar no objetivo, que se encontra na parte inferior do cenário, conforme a Figura 5.8.

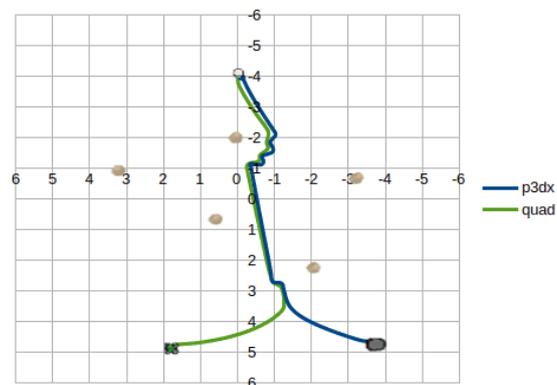


Figura 5.6: Trajeto usando o método proposto

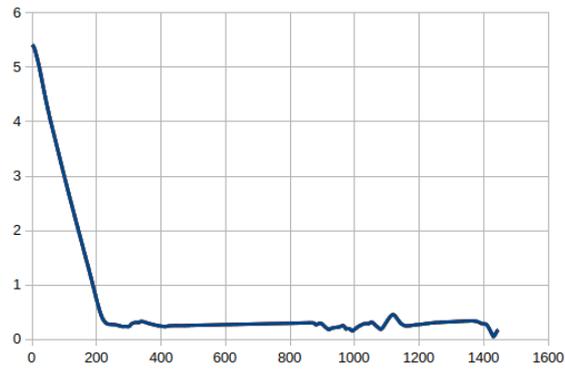


Figura 5.7: Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto

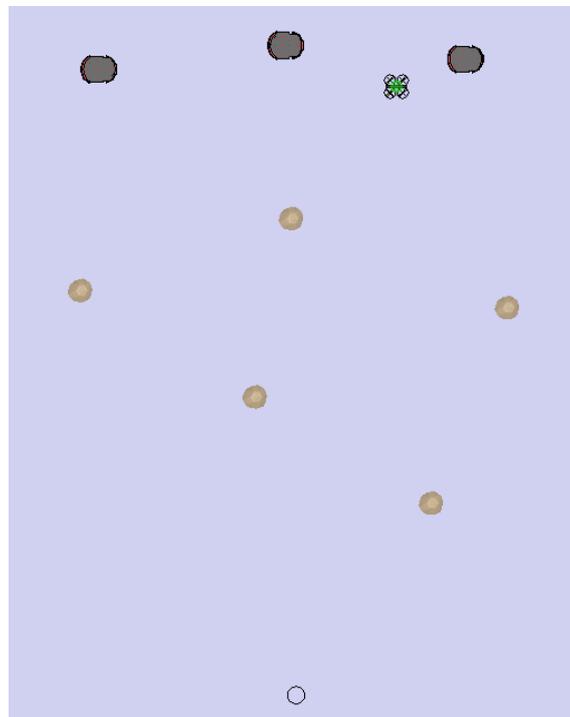


Figura 5.8: Visão do topo do Cenário 02

Após a execução dos testes, foram obtidos os valores que constam na Tabela 5.2.

A Figura 5.9 mostra o trajeto do algoritmo A\*, enquanto a Figura 5.10 mostra um dos trajetos percorridos usando o método proposto. Como as outras execuções dos testes são similares a este trajeto, apenas uma das execuções será exibida em forma de gráfico.

A Figura 5.11 exhibe o erro de posicionamento de cada agente durante o trajeto usando o método proposto. O erro é calculado pela diferença entre o posicionamento do agente

Veículo	Distância Percorrida (metros)					
	Teste_01	Teste_02	Teste_03	Teste_04	Teste_05	A*
P3DX_01	9,3942	9,5203	9,3983	9,4742	9,7332	9,0784
P3DX_02	10,7343	10,9167	10,8840	10,6026	11,0207	9,9474
P3DX_03	8,7848	8,9073	8,7653	8,8348	9,0853	8,5350
Quad_01	10,6358	10,6903	10,6917	10,6003	11,1073	8,5217

Tabela 5.2: Comparação dos valores obtidos nos testes e do algoritmo A\* no Cenário 02

no trajeto e o posicionamento que o agente deveria assumir na formação, e a soma dos erros em cada eixo está representada no gráfico em função do tempo.

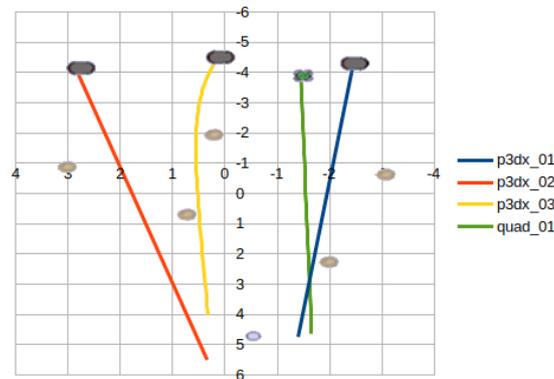


Figura 5.9: Trajeto usando o algoritmo A\*

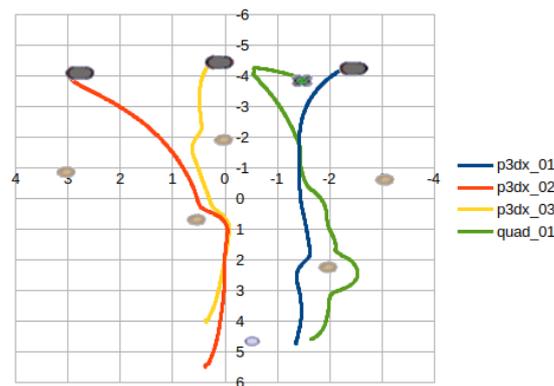


Figura 5.10: Trajeto usando o método proposto

### 5.2.3 Cenário 03: Passagem estreita, 1 VANT e 1 VTNT, Líder-seguidor

Os veículos estão dispostos na parte inferior do cenário, e devem atravessar o campo para chegar no objetivo, que se encontra na parte superior do cenário, conforme a Figura 5.12.

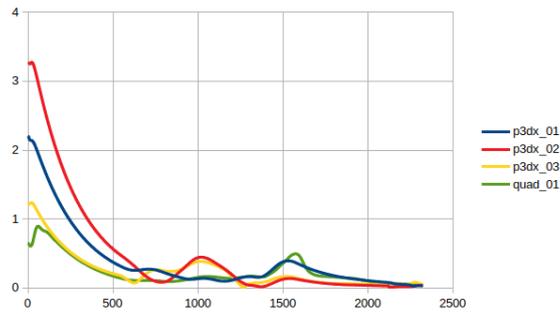


Figura 5.11: Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto

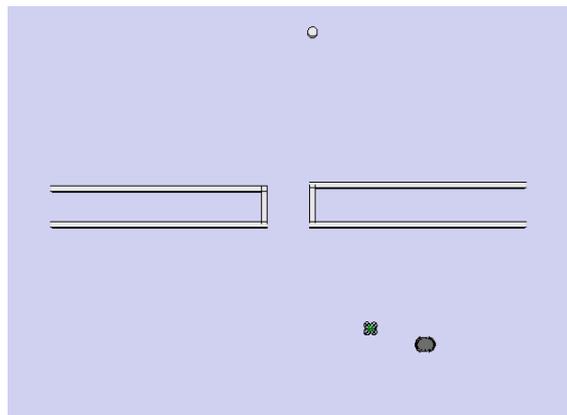


Figura 5.12: Visão do topo do Cenário 03

Após a execução dos testes, foram obtidos os valores que constam na Tabela 5.3.

Veículo	Distância Percorrida (metros)					
	Teste_01	Teste_02	Teste_03	Teste_04	Teste_05	A*
P3DX_01	12,4955	12,4914	12,3022	15,2646	12,6655	8,8589
Quad_01	12,2024	12,2323	12,0041	12,8323	12,3647	9,5808

Tabela 5.3: Comparação dos valores obtidos nos testes e do algoritmo A\* no Cenário 03

A Figura 5.13 mostra o trajeto do algoritmo A\*, enquanto a Figura 5.14 mostra um dos trajetos percorridos usando o método proposto. Como as outras execuções dos testes são similares a este trajeto, apenas uma das execuções é exibida em forma de gráfico.

A Figura 5.15 exhibe o erro de posicionamento de cada agente durante o trajeto usando o método proposto. O erro é calculado pela diferença entre o posicionamento do agente no trajeto e o posicionamento que o agente deveria assumir na formação, e a soma dos

erros em cada eixo está representada no gráfico em função do tempo. Como essa formação requer que ambos os agentes estejam na mesma posição, ambos os erros são iguais e apenas uma reta aparece no gráfico.

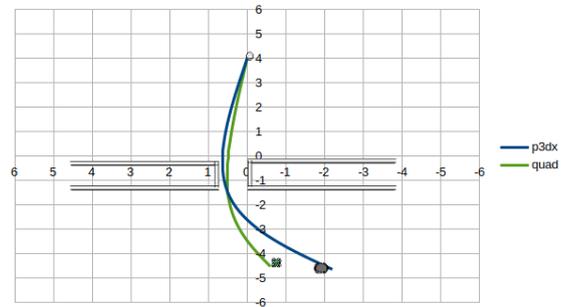


Figura 5.13: Trajeto usando o algoritmo A\*

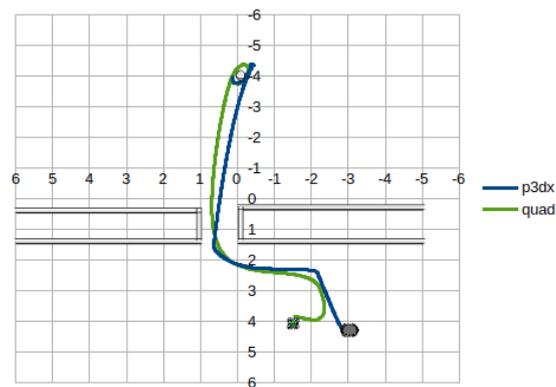


Figura 5.14: Trajeto usando o método proposto

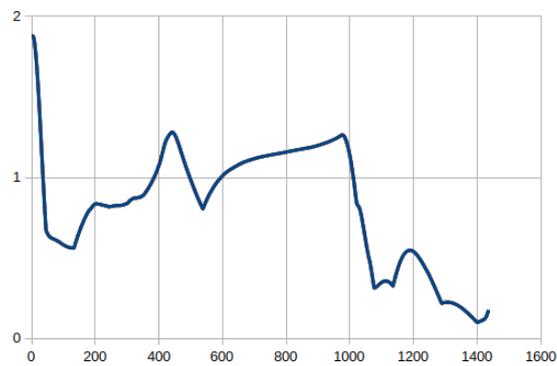


Figura 5.15: Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto

#### 5.2.4 Cenário 04: Passagem estreita, 1 VANT e 3 VTNT, Líder-seguidor

Os veículos estão dispostos no lado esquerdo do cenário, e devem atravessar o campo para chegar no objetivo, que se encontra na parte direita do cenário, conforme a Figura 5.16.

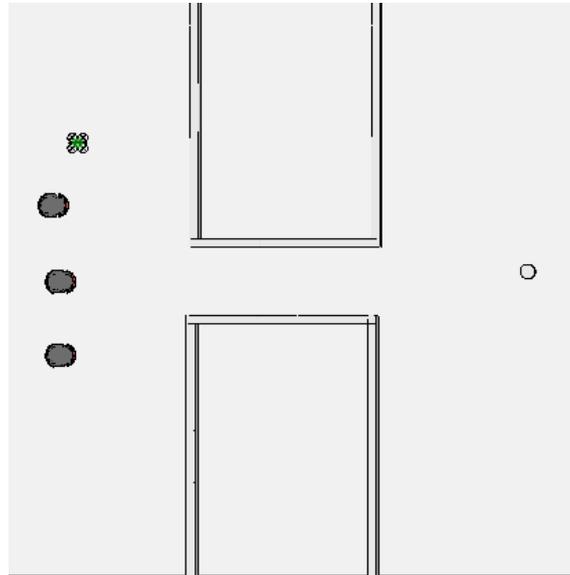


Figura 5.16: Visão do topo do Cenário 04

Após a execução dos testes, foram obtidos os valores que constam na Tabela 5.4.

A Figura 5.17 mostra o trajeto do algoritmo A\*, enquanto a Figura 5.18 mostra um dos trajetos percorridos usando o método proposto. Como as outras execuções dos testes são similares a este trajeto, apenas uma das execuções é exibida em forma de gráfico.

A Figura 5.19 exibe o erro de posicionamento de cada agente durante o trajeto usando o método proposto. O erro em cada eixo (X e Y) é calculado pela diferença entre o posicionamento do agente no trajeto e o posicionamento que o agente deveria assumir na formação, e a soma dos erros em cada eixo está representada no gráfico em função do tempo.

#### 5.2.5 Cenário 05: Parede, 1 VANT e 1 VTNT, Líder-seguidor

Os veículos estão dispostos no topo do cenário, e devem atravessar o campo para chegar no objetivo, que se encontra na parte inferior do cenário, conforme a Figura 5.20.

Veículo	Distância Percorrida (metros)					
	Teste_01	Teste_02	Teste_03	Teste_04	Teste_05	A*
P3DX_01	9,8720	9,7036	9,9094	9,7173	9,7091	9,4676
P3DX_02	8,8005	8,7705	8,8377	8,7937	8,8015	7,9272
P3DX_03	9,4291	9,2420	9,3148	9,2468	9,2631	8,2499
Quad_01	10,8525	10,7322	10,7799	10,7178	10,7274	10,3955

Tabela 5.4: Comparação dos valores obtidos nos testes e do algoritmo A\* no Cenário 04

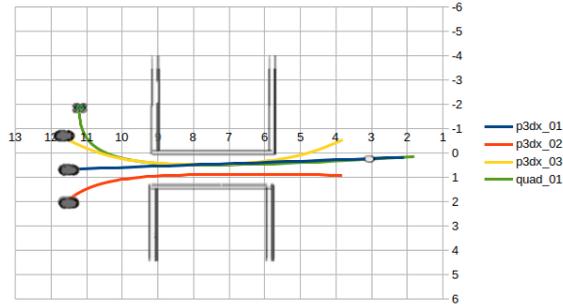


Figura 5.17: Trajeto usando o algoritmo A\*

Após a execução dos testes, foram obtidos os valores que constam na Tabela 5.5.

A Figura 5.21 mostra o trajeto do algoritmo A\*, enquanto a Figura 5.22 mostra um dos trajetos percorridos usando o método proposto. Como as outras execuções dos testes são similares a este trajeto, apenas uma das execuções é exibida em forma de gráfico.

A Figura 5.23 exibe o erro de posicionamento de cada agente durante o trajeto usando o método proposto. O erro é calculado pela diferença entre o posicionamento do agente no trajeto e o posicionamento que o agente deveria assumir na formação, e a soma dos erros em cada eixo está representada no gráfico em função do tempo. Como essa formação requer que ambos os agentes estejam na mesma posição, ambos os erros são iguais e

Veículo	Distância Percorrida (metros)					
	Teste_01	Teste_02	Teste_03	Teste_04	Teste_05	A*
P3DX_01	17,2803	17,2103	17,0004	17,8834	17,0177	10,7660
Quad_01	18,2478	18,1906	18,2633	18,3649	17,9280	10,1211

Tabela 5.5: Comparação dos valores obtidos nos testes e do algoritmo A\* no Cenário 05

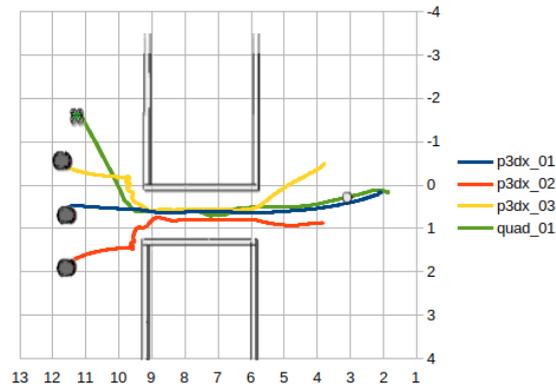


Figura 5.18: Trajeto usando o método proposto

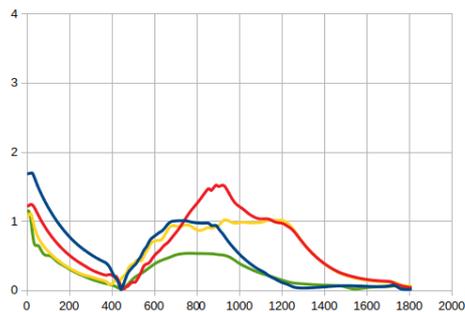


Figura 5.19: Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto

apenas uma reta aparece no gráfico.

### 5.2.6 Análise dos resultados

Analisando os dados obtidos em todos os cenários, podemos verificar a porcentagem de distância percorrida em relação ao algoritmo A\*, conforme Tabela 5.6. Como é observado, o aumento do caminho percorrido varia de 2,49% a 81,45%, com uma média geral de 24,56%.

Agrupando os dados pelo tipo de formação, vemos que a variação do caminho percorrido fica desta forma:

- **1 VANT e 1 VTNT:** mínimo 20,71%, máximo 81,45%, média 44,94%
- **1 VANT e 3 VTNT:** mínimo 2,49%, máximo 30,34%, média 9,28%

De modo semelhante, a variação do caminho percorrido, agrupando por cenários fica dessa forma:

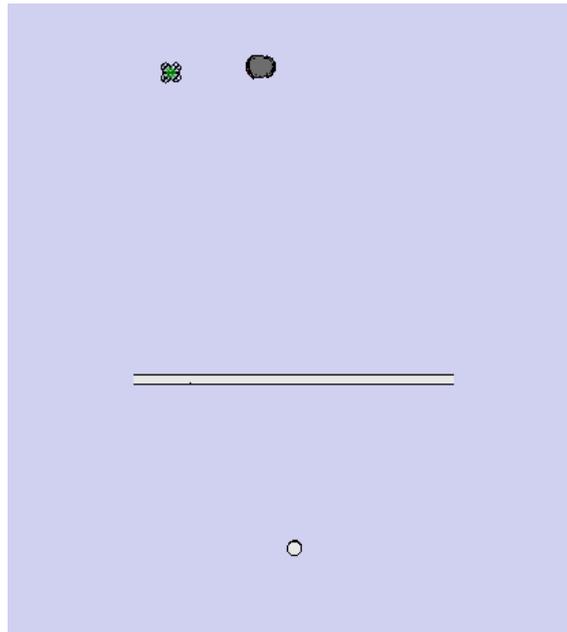


Figura 5.20: Visão do topo do Cenário 05

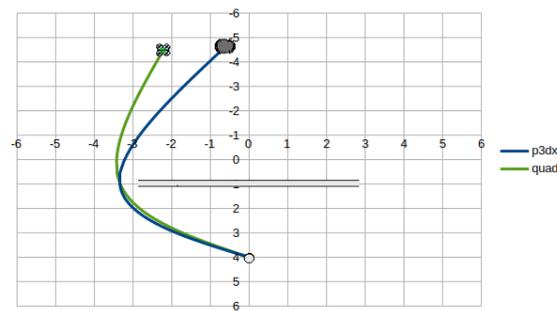


Figura 5.21: Trajeto usando o algoritmo A\*

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

Por fim, a variação do caminho percorrido, agrupando por tipo de agente fica dessa forma:

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

Observando os gráficos dos erros de posicionamento (Figuras 5.11 e 5.19), é possível notar que há momentos em que a formação é desfeita, mais precisamente, nos momentos

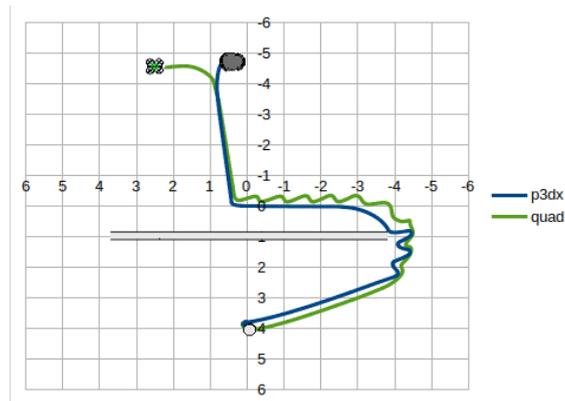


Figura 5.22: Trajeto usando o método proposto

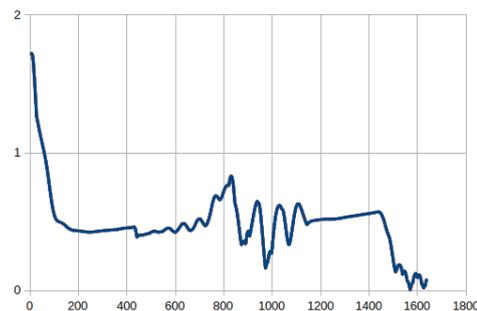


Figura 5.23: Erro de posicionamento dos agentes usando o método proposto

em que os agentes encontram obstáculos e precisam desviar deles.

Para visualizar melhor alguns desses momentos, foram selecionadas as Figuras 5.24 e 5.25 dos Cenários 01 e 02. Nelas, o tempo de execução está sendo marcado no canto superior esquerdo de cada painel. Associando as imagens aos gráficos de seus respectivos cenários, nota-se que após os agentes assumirem suas posições na formação, as distorções na formação ocorrem apenas na presença de obstáculos, sendo ajustadas assim que os obstáculos são ultrapassados.

### 5.2.7 Considerações

Na métrica de distância percorrida, obteve-se em média um aumento de 24,56% em relação ao melhor caso, o que indica que o método é minimamente satisfatório nesse quesito. Avaliando os dados como um todo, também observa-se que:

- O método é mais eficiente em grupos com mais agentes;

Cenário	Veículo	Teste_01	Teste_02	Teste_03	Teste_04	Teste_05	Média
01	P3DX_01	+3,48%	+4,87%	+3,52%	+4,36%	+7,21%	+4,69%
	P3DX_02	+7,91%	+9,74%	+9,42%	+6,59%	+10,79%	+8,89%
	P3DX_03	+2,93%	+4,36%	+2,70%	+3,51%	+6,45%	+3,99%
	Quad_01	+24,81%	+25,45%	+25,46%	+24,39%	+30,34%	+26,09%
02	P3DX_01	+4,27%	+2,49%	+4,67%	+2,64%	+2,55%	+3,32%
	P3DX_02	+11,02%	+10,64%	+11,49%	+10,93%	+11,03%	+11,02%
	P3DX_03	+14,29%	+12,02%	+12,91%	+12,08%	+12,28%	+12,72%
	Quad_01	+4,40%	+3,24%	+3,70%	+3,10%	+3,19%	+3,52%
03	P3DX_01	+60,51%	+59,86%	+57,91%	+66,11%	+58,07%	+60,49%
	Quad_01	+80,29%	+79,73%	+80,45%	+81,45%	+77,13%	+79,81%
04	P3DX_01	+41,05%	+41,00%	+38,87%	+72,31%	+42,97%	+47,24%
	Quad_01	+27,36%	+27,68%	+25,29%	+33,94%	+29,06%	+28,67%
05	P3DX_01	+23,83%	+22,39%	+25,61%	+21,40%	+20,71%	+22,79%
	Quad_01	+30,97%	+30,44%	+32,11%	+30,07%	+29,77%	+30,67%

Tabela 5.6: Porcentagem de distância percorrida em relação ao algoritmo A\*

- O método é mais econômico para VTNTs do que para VANTs.

Já na avaliação do erro de formação, apesar dos obstáculos enfrentados pelos agentes, cada agente não se distanciou mais do que 2 metros de sua posição correta após iniciada a formação, estando na maior parte do tempo numa distância menor do que 1 metro. Adicionalmente, na ausência de obstáculos não houve erro significativo. Logo, conclui-se que o desempenho nesse quesito também é satisfatório.

Apesar de alguns casos ultrapassarem 30% na métrica da distância, é importante lembrar que o objetivo principal é manter a formação e evitar colisões, e 10% de erro em relação ao melhor caso é um valor aceitável considerando os benefícios.

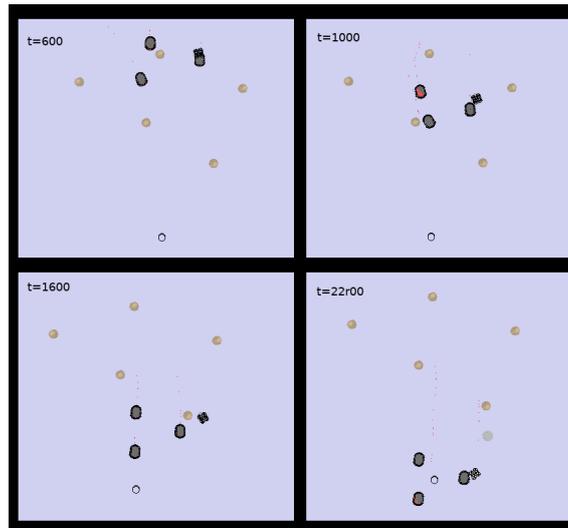


Figura 5.24: Movimentação dos agentes no Cenário 01

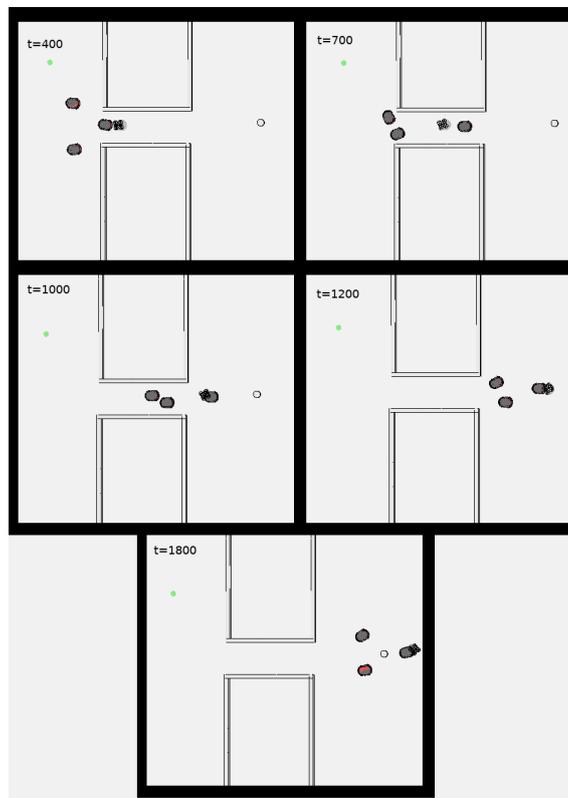


Figura 5.25: Movimentação dos agentes no Cenário 02

# Capítulo 6

## Conclusão

Este trabalho apresentou um método para controle de sistemas multiagente em formação, utilizando consenso para o controle de formação juntamente com campos potenciais artificiais para navegação. Os resultados obtidos no Capítulo 5 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.

Apesar da literatura já tratar da técnica de consenso e campos potenciais em conjunto para controle de sistemas multiagente, praticamente todos os trabalhos na área são aplicados em sistemas multiagente que possuem o mesmo tipo de movimentação, como foi visto no Capítulo 3.

Na Tabela 6.1 é possível visualizar os problemas tratados neste trabalho, juntamente com os resultados obtidos. Por ela, percebe-se que o desempenho médio é melhor quando o grupo possui mais agentes, apesar de ser menos tolerante a atrasos. Tal fato sugere que a combinação de consenso e campos potenciais artificiais seja mais eficiente em grupos maiores, pelo menos ao utilizar o esquema líder-seguidor.

Por fim, a principal contribuição desta dissertação está na criação de um arcabouço para a aplicação da técnica de consenso e campos potenciais artificiais em um sistema multiagente heterogêneo em movimentação, o que até então, no melhor conhecimento do autor deste trabalho, não havia sido tratado na literatura.

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

Tabela 6.1: Visão geral dos resultados

Para trabalhos futuros, seria interessante a investigação dos seguintes tópicos:

- Implementação do método em outros tipos de sistemas multiagente heterogêneos, como aquáticos-voadores;
- Implementação do método em ambientes com perturbações sistêmicas, como ventos ou correntezas;
- Implementação do método em ambientes com obstáculos móveis;
- Avaliação do método em caso de problemas ou perda de comunicação entre os agentes.

# Referências

- [Alboul et al. 2010]ALBOUL, L. et al. *Heterogenous multi-agent system behaviour patterns for robotics application*. Woodhead Publishing Limited, 2010. 615–639 p. ISBN 9781845697860. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1533/9780857090201.5.615>>.
- [Bayindir 2016]BAYINDIR, L. A review of swarm robotics tasks. *Neurocomputing*, Elsevier, v. 172, p. 292–321, 2016. ISSN 18728286. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2015.05.116>>.
- [Biolchini et al. 2005]BIOLCHINI, J. et al. Systematic review in software engineering. *System Engineering and Computer Science Department COPPE/UFRJ, Technical Report ES*, v. 679, n. 05, p. 45, 2005.
- [Cao et al. 2014]CAO, J. F. et al. Distributed formation control for a multi-agent system with dynamic and static obstacle avoidances. *Chinese Physics B*, v. 23, n. 7, 2014. ISSN 16741056.
- [Chen et al. 2016]CHEN, J. et al. Coordination Between Unmanned Aerial and Ground Vehicles: A Taxonomy and Optimization Perspective. *IEEE Transactions on Cybernetics*, v. 46, n. 4, p. 959–972, 2016. ISSN 21682267.
- [Chiew, Zhao e Go 2015]CHIEW, S. H.; ZHAO, W.; GO, T. H. Swarming Coordination with Robust Control Lyapunov Function Approach. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, v. 78, n. 3-4, p. 499–515, 2015. ISSN 0921-0296. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/s10846-013-9998-0>>.
- [Duan e Liu 2010]DUAN, H.; LIU, S. Unmanned air/ground vehicles heterogeneous cooperative techniques: Current status and prospects. *Science China Technological Sciences*, v. 53, n. 5, p. 1349–1355, 2010. ISSN 16747321.

- [Eduardo 2013]EDUARDO, H.-M. Collision Avoidance in Formation Control Using Discontinuous Vector Fields. *IFAC Proceedings Volumes*, v. 46, n. 23, p. 797–802, 2013. ISSN 14746670. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474667016317578>>.
- [Elfes et al. 1999]ELFES, A. et al. Air-ground robotic ensembles for cooperative applications: Concepts and preliminary results. In: *2nd International Conference on Field and service Robotics, Pittsburgh, Pa (USA)*. [S.l.: s.n.], 1999. p. 75–80.
- [Fang et al. 2017]FANG, H. et al. Flocking of Second-Order Multiagent Systems with Connectivity Preservation Based on Algebraic Connectivity Estimation. *IEEE Transactions on Cybernetics*, v. 47, n. 4, p. 1067–1077, 2017. ISSN 21682267.
- [Gautam e Mohan 2012]GAUTAM, A.; MOHAN, S. A review of research in multi-robot systems. *2012 IEEE 7th International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS)*, p. 1–5, 2012. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6304778>>.
- [Gayle et al. 200901]GAYLE, R. et al. Multi-robot coordination using generalized social potential fields. *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, p. 106–113, 200901. ISSN 1050-4729. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/5152765/>>.
- [Giannini, Paola e Rizzo 2012]GIANNINI, S.; PAOLA, D. D.; RIZZO, A. Coverage-aware distributed target tracking for mobile sensor networks. *2012 IEEE 51st IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, p. 1386–1391, 2012. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6426069/>>.
- [Goodrich 2002]GOODRICH, M. Potential Fields Tutorial. *Class Notes*, p. 1–9, 2002. Disponível em: <<http://students.cs.byu.edu/cs470ta/goodrich/fall2004/lectures/Pfields.pdf>>.
- [Jia, Wu e Wang 2014]JIA, Y.; WU, Y.; WANG, L. Decentralized leader-follower flocking of multiple non-holonomic agents. *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, IFAC, v. 19, n. 3, p. 6668–6673, 2014. ISSN 14746670. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.3182/20140824-6-ZA-1003.00694>>.

- [Junior, Carvalho e Souza 2016]JUNIOR, C. R. P. dos S.; CARVALHO, J. R. H.; SOUZA, F. O. Consenso em sistemas multi-agentes heterogêneos sujeitos a retardos variantes nas ações de controle. *XXI Congresso Brasileiro de Automática - CBA 2016*, 2016.
- [Kan et al. 2013]KAN, Z. et al. Particle Filter Based Average Consensus Target Tracking with Preservation of Network Connectivity. *Military Communications Conference*, p. 1–6, 2013.
- [Kitchenham 2004]KITCHENHAM, B. Procedures for performing systematic reviews. *Keele, UK, Keele University*, v. 33, n. 2004, p. 1–26, 2004.
- [Li e Jiang 2008]LI, Q.; JIANG, Z. P. Connectivity guaranteed migration and tracking of multi-agent flocks. *Proceedings of the American Control Conference*, p. 141–146, 2008. ISSN 07431619.
- [Listmann, Masalawala e Adamy 2009]LISTMANN, K. D.; MASALAWALA, M. V.; ADAMY, J. Consensus for Formation Control of Nonholonomic Mobile Robots. *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, p. 3886–3891, 2009. ISSN 00237205.
- [Liu, Chu e Wang 2006]LIU, B.; CHU, T.; WANG, L. Flocking of multi-vehicle systems with a leader. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, p. 5948–5953, 2006.
- [Liu, Ge e Goh 2017]LIU, X.; GE, S. S.; GOH, C. H. Formation Potential Field for Trajectory Tracking Control of Multi-Agents in Constrained Space. *International Journal of Control*, Taylor & Francis, v. 90, n. 10, p. 2137–2151, 2017. ISSN 13665820. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/00207179.2016.1237044>>.
- [Machado et al. 2018]MACHADO, J. et al. Precision agriculture and opening new frontiers in Brazil. *Revista Geama*, v. 4, n. 1, p. 49–53, 2018.
- [Mafra e Travassos 2006]MAFRA, S. N.; TRAVASSOS, G. H. Estudos primários e secundários apoiando a busca por evidência em engenharia de software. *Relatório Técnico ES-687/06, PESC/COPPE/UFRJ*, 3 2006.

- [Mao et al. 2015]MAO, Y. et al. Bounded connectivity-preserving leader-follower flocking algorithms without acceleration measurements. *Asian Journal of Control*, v. 17, n. 1, p. 304–314, 2015. ISSN 19346093.
- [Pan et al. 2017]PAN, W. et al. Distributed formation control of autonomous underwater vehicles based on flocking and consensus algorithms. In: HUANG, Y. et al. (Ed.). *Intelligent Robotics and Applications*. Cham: Springer International Publishing, 2017. p. 735–744. ISBN 978-3-319-65289-4.
- [Parker 2008]PARKER, L. E. Multiple Mobile Robot Systems. *Handbook of Robotics*, p. 921–941, 2008.
- [Quigley et al. 2009]QUIGLEY, M. et al. Ros: an open-source robot operating system. In: . [S.l.: s.n.], 2009. v. 3.
- [Ren e Beard 2008]REN, W.; BEARD, R. W. *Distributed Consensus in Multi-vehicle Cooperative Control*. London: Springer London, 2008. v. 132. ii–ii p. (Communications and Control Engineering, v. 132). ISSN 00747696. ISBN 978-1-84800-014-8. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/978-1-84800-015-5>>.
- [Reynolds 1987]REYNOLDS, C. W. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model. *SIGGRAPH Comput. Graph.*, ACM, New York, NY, USA, v. 21, n. 4, p. 25–34, ago. 1987. ISSN 0097-8930. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/37402.37406>>.
- [Rohmer, Singh e Freese 2013]ROHMER, E.; SINGH, S.; FREESE, M. V-rep: A versatile and scalable robot simulation framework. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, p. 1321–1326, 11 2013.
- [Russell e Norvig 2013]RUSSELL, S.; NORVIG, P. *Inteligência Artificial*. [S.l.]: Elsevier, 2013. ISBN 9780134610993.
- [Russell e Norvig 2018]RUSSELL, S. J.; NORVIG, P. *Artificial intelligence a modern approach*. [S.l.]: Boston: Pearson, 2018. 1056 p. ISBN 8535251413, 9788535251418.
- [Savino, Souza e Pimenta 2016]SAVINO, H. J.; SOUZA, F. O.; PIMENTA, L. C. A. Consensus with guaranteed convergence rate of high-order integrator agents in the presence

- of time-varying delays. *International Journal of Systems Science*, v. 47, n. 10, p. 2475–2486, 2016. ISSN 14645319.
- [Sharma, Vanualailai e Prasad 2017]SHARMA, B.; VANUALAILAI, J.; PRASAD, A. A d-phi-strategy : Facilitating Dual-Formation Control of a Virtually Connected Team. *Journal of Advanced Transportation*, v. 2017, 2017.
- [Sun et al. 2017]SUN, C. et al. Robust finite-time connectivity preserving consensus tracking and formation control for multi-agent systems. *Proceedings of the American Control Conference*, p. 1990–1995, 2017. ISSN 07431619.
- [Sun et al. 2018]SUN, C. et al. Robust finite-time connectivity preserving coordination of second-order multi-agent systems. *Automatica*, Elsevier Ltd, v. 89, p. 21–27, 2018. ISSN 00051098. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.automatica.2017.11.020>>.
- [Sun e Liu 2016]SUN, J.; LIU, C. Optimal obstacle avoidance via distributed consensus algorithms with communication delay. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, v. 27, n. 6, p. 1272–1282, 2016. ISSN 10044132. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7828332/>>.
- [Sun, Xia e Na 2015]SUN, Z.; XIA, Y.; NA, X. Consensus-based formation control with dynamic role assignment and obstacle avoidance. *IMA Journal of Mathematical Control and Information*, p. dnv047, 2015. ISSN 0265-0754. Disponível em: <<https://academic.oup.com/imamci/article-lookup/doi/10.1093/imamci/dnv047>>.
- [Tnunay et al. 2017]TNUNAY, H. et al. Distributed collision-free coverage control of mobile robots with consensus-based approach. *IEEE International Conference on Control and Automation, ICCA*, p. 678–683, 2017. ISSN 19483457.
- [Toyota e Namerikawa 2017]TOYOTA, R.; NAMERIKAWA, T. Formation control of multi-agent system considering obstacle avoidance. In: *2017 56th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 446–451.
- [Triharminto et al. 2016]TRIHARMINTO, H. H. et al. A novel of repulsive function on artificial potential field for robot path planning. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, v. 6, n. 6, p. 3262–3275, 2016. ISSN 20888708.

- [Williams e Sukhatme 2013]WILLIAMS, R. K.; SUKHATME, G. S. Topology-constrained flocking in locally interacting mobile networks. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, p. 2002–2007, 2013. ISSN 10504729.
- [Zavlanos e Pappas 2007]ZAVLANOS, M. M.; PAPPAS, G. J. Distributed formation control with permutation symmetries. *Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control*, p. 2894–2899, 2007. ISSN 01912216.
- [Zeng e Church 2009]ZENG, W.; CHURCH, R. L. Finding shortest paths on real road networks: the case for a\*. *International Journal of Geographical Information Science*, Taylor & Francis, v. 23, n. 4, p. 531–543, 2009. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/13658810801949850>>.
- [Zhang e Duan 2016]ZHANG, X.; DUAN, H. Altitude consensus based 3D flocking control for fixed-wing unmanned aerial vehicle swarm trajectory tracking. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, v. 230, n. 14, p. 2628–2638, 2016. ISSN 20413025.
- [Zhang et al. 2014]ZHANG, Y. et al. Consensus and obstacle avoidance for multi-robot systems with fixed and switching topologies. *2014 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, IEEE ROBIO 2014*, p. 1213–1218, 2014.