
**Coordenação de times de robôs baseada em
mapas descentralizados de feromônio repulsivo
e regras locais de autômatos celulares**

Claudiney Ramos Tinoco



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Uberlândia
2019

Claudiney Ramos Tinoco

**Coordenação de times de robôs baseada em
mapas descentralizados de feromônio repulsivo
e regras locais de autômatos celulares**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação da Faculdade de Computação da Universidade Federal de Uberlândia como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Área de concentração: Inteligência Artificial

Orientador: Dra. Gina Maira Barbosa de Oliveira

Uberlândia

2019

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFU, MG, Brasil.

T591c Tinoco, Claudiney Ramos, 1992-
2019 Coordenação de times de robôs baseada em mapas descentralizados
de feromônio repulsivo e regras locais de autômatos celulares [recurso
eletrônico] / Claudiney Ramos Tinoco. - 2019.

Orientadora: Gina Maira Barbosa de Oliveira.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia,
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação.
Modo de acesso: Internet.
Disponível em: <http://dx.doi.org/10.14393/ufu.di.2019.325>
Inclui bibliografia.
Inclui ilustrações.

1. Computação. 2. Robótica. 3. Autômatos celulares. I. Oliveira,
Gina Maira Barbosa de, 1967- (Orient.) II. Universidade Federal de
Uberlândia. Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação.
III. Título.

CDU: 681.3

Maria Salete de Freitas Pinheiro - CRB6/1262

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Os abaixo assinados, por meio deste, certificam que leram e recomendam para a Faculdade de Computação a aceitação da dissertação intitulada **“Coordenação de times de robôs baseada em mapas descentralizados de feromônio repulsivo e regras locais de autômatos celulares”** por **Claudiney Ramos Tinoco** como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de **Mestre em Ciência da Computação**.

Uberlândia, 22 de janeiro de 2019

Orientadora:

Profa. Dra. Gina Maira Barbosa de Oliveira
Universidade Federal de Uberlândia (UFU)

Banca examinadora:

Prof. Dr. Murillo Guimarães Carneiro
Universidade Federal de Uberlândia (UFU)

Profa. Dra. Roseli Aparecida Francelin Romero
Universidade de São Paulo (USP)

*Este trabalho é dedicado às crianças adultas que,
quando pequenas, sonharam em se tornar cientistas.*

Agradecimentos

Sozinho não é possível vencer as batalhas da vida. Muitas pessoas estiveram presentes na minha jornada e desempenharam um papel importante na realização de mais esta etapa. Eu não poderia deixar de agradecê-las.

Em primeiro lugar gostaria de agradecer aos meus pais, Helena Ramos Tinoco e Luiz Antônio Tinoco, e irmãos, Rosângela e Carlos, que sempre me incentivaram a não desistir dos meus sonhos, me fornecendo total apoio, amor e compreensão.

Agradeço aos meus amigos, sem citar nomes para não ser injusto, porém cada um sabe o quão foi importante nesse período que compartilhamos.

Agradeço à minha orientadora, Gina Maira Barbosa de Oliveira, hoje uma das principais responsáveis pelo meu desenvolvimento acadêmico, profissional e pessoal. Além de me incentivar e guiar durante todo o meu percurso, sempre acreditou e confiou no meu potencial. Me considero de muita sorte por a ter encontrado, uma pessoa, além de dedicada ao seu trabalho, muito alegre, compreensível e humana.

Agradeço à todos meus outros professores, pois foram eles que me abriram as portas do mundo e ensinaram a trilhar o caminho do conhecimento.

Agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela concessão da bolsa de mestrado que me auxiliou durante a realização deste trabalho.

A todos aqueles que não citei, porém que direta ou indiretamente fizeram parte da minha formação, o meu muito obrigado.

E, finalmente, agradeço à Força Superior que me fez superar obstáculos e dificuldades para alcançar mais essa vitória!

“What magical trick makes us intelligent? The trick is that there is no trick. The power of intelligence stems from our vast diversity, not from any single, perfect principle.”
(Marvin Lee Minsky, Ph.D.)

Resumo

Este trabalho investiga um modelo bioinspirado para a coordenação de enxames de robôs, com foco nas tarefas de vigilância e exploração de ambientes. Dentre as estratégias bioinspiradas empregadas no modelo proposto, destacamos o sistema inverso de formigas e os autômatos celulares. A decisão do próximo movimento dos robôs é realizada com o auxílio do feromônio repulsivo, que permite a busca por áreas não visitadas recentemente, e da modelagem por regras de autômatos celulares, que permitem uma decisão local baseada nas informações da vizinhança de cada robô. O modelo apresenta uma nova modelagem do feromônio repulsivo, que viabiliza a descentralização das decisões de navegação. Nessa modelagem, cada robô mantém um mapa independente de feromônio, que é atualizado continuamente a cada movimento pelo próprio robô, tanto no depósito quanto na evaporação do feromônio. Além disso, o mapa individual de feromônio é atualizado eventualmente, a partir da troca de mensagens com outros robôs que estejam trafegando em regiões próximas. Assim, os mapas individuais e independentes substituem a necessidade de se utilizar um ambiente inteligente que mantenha a informação do feromônio distribuída, o que nem sempre é viável. Ou ainda, elimina a demanda por um elemento centralizador que armazene um mapa global e que precise se comunicar com todo o enxame constantemente. O modelo proposto foi avaliado através de um software de simulação de agentes, implementado na linguagem C pelo autor, e na plataforma de simulação robótica Webots. Experimentos foram executados buscando validar o modelo proposto em diferentes ambientes, com formas e tamanhos distintos, bem como variando o número de robôs que compõem o enxame. A análise dos resultados obtidos mostrou que o modelo foi capaz de realizar a coordenação descentralizada do time, com um bom desempenho dos robôs na execução da tarefa de vigilância.

Palavras-chave: Robótica de enxame. Colônia de Formigas. Autômatos Celulares. Tarefa de Vigilância.

Abstract

This work investigates a bioinspired model for swarm robotics coordination, focusing on the surveillance task and environmental exploration. Among the bioinspired strategies employed in the proposed model, we highlight the inverse ant system and the cellular automata. The decision related to the robot's next move is made with the aid of the repulsive pheromone, which allows the search for regions that have not been recently visited, and the modelling by cellular automata rules, that allows a local decision based on the neighbourhood information for each robot. The model presents a new repulsive pheromone modelling, which enables the decentralization of navigation decisions. In this model, each robot maintains an independent pheromone map, which is continuously updated with the robot's move itself, both in the deposit and in the evaporation of the pheromone. In addition, the individual pheromone map is eventually updated by exchanging messages with other robots that are exploring in nearby regions. Thus, individual and independent maps replace the need for using an intelligent environment that distributes the pheromone information, which is not always feasible. Besides, it eliminates the demand for a centralizing agent that stores a global map and needs to communicate with the entire swarm constantly. The proposed model was evaluated through an agent simulation software, implemented in the C programming language by the author, and in the Webots robotics simulation platform. Experiments were carried out to validate the proposed model in different environments, with different shapes and sizes, as well as varying the number of robots in the swarm. The analysis of the results showed that the model was able to perform the decentralized coordination of the team, with a good performance of the robots when executing the surveillance task.

Keywords: Swarm robotics. Ants Colony Systems. Cellular Automata. Surveillance Task.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Comunicação direta: tipos de direcionamento de mensagens.	26
Figura 2 – Mecanismos de comunicação utilizados pelas formigas. Mensagens são transmitidas por meio de toque, produção de vibrações e difusão de feromônio, e são recebidas através do toque e da detecção de vibração e feromônio.	28
Figura 3 – Experimento da ponte binária aplicado à um ambiente com distâncias similares e formigas reais. O gráfico de linhas representa a porcentagem de formigas em cada caminho. (Adaptado de (DENEUBOURG <i>et al.</i> , 1990)).	32
Figura 4 – Aplicação do AS no experimento com uma ponte binária duplicada e com distâncias diferentes. Evidenciando o forrageamento, a difusão de feromônio e a convergência para o menor caminho. (COMMONS, 2018).	33
Figura 5 – Exemplo: AC unidimensional, regra 254. (Extraído de (TINOCO, 2016))	36
Figura 6 – Vizinhanças bidimensionais. (Extraído de (TINOCO, 2016))	37
Figura 7 – Jogo da Vida: Evolução de um <i>glider</i> por cinco passos de tempo discretos. (Extraído de (TINOCO, 2016))	37
Figura 8 – Robô e-puck.	39
Figura 9 – Exemplos da camada física e de feromônio do AC (Extraído de (TINOCO <i>et al.</i> , 2017)).	40
Figura 10 – Mecanismo de sincronização utilizado no IACA e IACA-DI (Adaptado de (TINOCO, 2016)).	41
Figura 11 – Classificação da robótica de enxames através de divisões comportamentais. (Adaptado de (BRAMBILLA <i>et al.</i> , 2013))	42
Figura 12 – Comportamento individual do robô representado por uma MEF.	50
Figura 13 – Dinâmica do feromônio em depósitos sequenciais e na evaporação.	56
Figura 14 – Interface individual dos robôs para interação com o ambiente externo.	60
Figura 15 – Formação de redes de comunicação e dinâmica da propagação da informação.	61

Figura 16 – Esquema de troca de informação por história de movimentos.	63
Figura 17 – Ambientes representados por grades de células quadradas.	66
Figura 18 – Média dos pontos de tarefas por ambiente.	70
Figura 19 – Ambientes A1 e A3 representados através de regiões de interesse. . . .	71
Figura 20 – <i>Heatmaps</i> de feromônio individuais e combinado no ambiente A1. . . .	72
Figura 21 – Desempenho na tarefa de vigilância no ambiente A1.	73
Figura 22 – <i>Heatmaps</i> de pegadas para cada variação das estratégias de decisão do movimento, utilizando o ambiente A1.	74
Figura 23 – Desempenho na tarefa de vigilância, utilizando o ambiente A3.	76
Figura 24 – Resultados dos experimentos com estratégias heterogêneas no ambiente A1. Os <i>boxplots</i> representam a quantidade de pontos de tarefas atingidos quando é aplicado conjuntos de estratégias sem repetições. Os mapas de pegadas representam os melhores resultados considerando os pontos de tarefas.	79
Figura 25 – Resultados dos experimentos com estratégias heterogêneas no ambiente A1. Os <i>boxplots</i> representam a quantidade de pontos de tarefas atingidos quando é aplicado conjuntos de estratégias com repetições. Os mapas de pegadas representam os melhores resultados considerando os pontos de tarefas.	80
Figura 26 – Comparação da quantidade de pontos de tarefas entre as estratégias homogêneas e as estratégias heterogêneas no ambiente A4.	81
Figura 27 – Mapas de pegadas obtidos no ambiente A4 utilizando dois enxames com estratégias homogêneas (222 e 555) e dois enxames com estratégias heterogêneas (542 e 552).	83
Figura 28 – <i>Heatmaps</i> de feromônio representando os melhores conjuntos heterogêneos de estratégias, aplicados no ambiente A4. Os <i>heatmaps</i> foram obtidos no ultimo passo de tempo da simulação.	84
Figura 29 – Teste de desempenho do modelo PheroCom variando o raio de comunicação para cada conjunto de estratégia de decisão do movimento. . . .	87
Figura 30 – Dados das comunicações realizadas entre os robôs.	89
Figura 31 – Experimentos com trilhas na plataforma Webots: estratégia aleatória. Executado no ambiente A3' com 3 robôs (cada robô representado por uma cor diferente: vermelho, verde e azul).	92
Figura 32 – Experimentos com trilhas na plataforma Webots: conjunto de estratégias CE.1 + modelo PheroCom. Executado no ambiente A3' com 3 robôs (cada robô representado por uma cor diferente: vermelho, verde e azul).	93

Figura 33 – Experimentos com trilhas na plataforma Webots: conjunto de estratégias CE.1 + modelo IACA-DI (centralizado). Executado no ambiente A3' com 3 robôs (cada robô representado por uma cor diferente: vermelho, verde e azul).	93
Figura 34 – Experimentos com trilhas na plataforma Webots: conjunto de estratégias CE.4 + modelo PheroCom. Executado no ambiente A3' com 3 robôs (cada robô representado por uma cor diferente: vermelho, verde e azul).	94
Figura 35 – Experimentos com trilhas na plataforma Webots: conjunto de estratégias CE.4 + modelo IACA-DI (centralizado). Executado no ambiente A3' com 3 robôs (cada robô representado por uma cor diferente: vermelho, verde e azul).	94
Figura 36 – Detalhado trilhas: modelo aleatório.	113
Figura 37 – Detalhado trilhas: estratégia determinista + modelo PheroCom.	115
Figura 38 – Detalhado trilhas: estratégia determinista + modelo IACA-DI (centralizado).	117
Figura 39 – Detalhado trilhas: estratégia inercial + modelo PheroCom.	119
Figura 40 – Detalhado trilhas: estratégia inercial + modelo IACA-DI (centralizado).	121

Sumário

1	INTRODUÇÃO	21
1.1	Motivação	23
1.2	Objetivos e Desafios da Pesquisa	23
1.3	Hipótese	23
1.4	Contribuição Principal	24
1.5	Organização da Dissertação	24
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	25
2.1	Conceitos Básicos	25
2.1.1	Formas de comunicação	25
2.1.2	Animais sociais	27
2.1.3	Inteligência de enxames e Robótica de enxame	29
2.1.4	Colônia de formigas	31
2.1.5	Autômatos Celulares	34
2.1.6	Plataforma Webots e robô e-puck	38
2.2	Modelos Precursores: IACA e IACA-DI	39
2.3	Trabalhos Correlatos	42
3	PROPOSTA	49
3.1	Mecanismo de controle individual	50
3.1.1	Estado 1: Detecção do feromônio	51
3.1.2	Estado 2: Decisão da próxima posição	51
3.1.3	Estado 3: Difusão do feromônio	54
3.1.4	Estado 4: Evaporação do feromônio	55
3.1.5	Estado 5: Movimento	56
3.1.6	Estado 6: <i>Broadcast</i>	57
3.1.7	Estado 7: <i>Receive</i>	58
3.1.8	Estado 8: Final	59

3.2	Interface individual	59
3.3	Propagação da informação	61
3.4	Informação por área de cobertura	62
4	EXPERIMENTOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS	65
4.1	Métodos de avaliação	66
4.2	Experimento preliminar: Dinâmica do feromônio	68
4.2.1	Detalhamento dos experimentos no Ambiente A1	71
4.2.2	Detalhamento dos experimentos no Ambiente A3	75
4.3	Experimento preliminar: Estratégias heterogêneas	77
4.4	Experimentos: Modelo PheroCom	84
4.4.1	Experimentos com o <i>software</i> de simulação de agentes (linguagem C) . .	85
4.4.2	Experimentos com a plataforma de simulação Webots	91
5	CONCLUSÃO	95
	REFERÊNCIAS	99

APÊNDICES 109

APÊNDICE A	–	RESULTADOS COMPLEMENTARES: DETALHADOS WEBOTS	111
------------	---	---	-----

Introdução

A robótica de enxame é um tópico de estudo relevante e atual (BRAMBILLA *et al.*, 2013). Existem vários benefícios que justificam o uso de enxames de robôs e não apenas um robô individual para executar uma determinada tarefa. Dentre esses benefícios, podemos destacar a utilização de robôs simples e de baixo custo. Isso se deve ao fato de que, quando as ações simples de cada robô do enxame são combinadas, este produz um comportamento global complexo capaz de realizar a tarefa proposta. O sistema como um todo ganha em robustez e confiabilidade, dado que caso algum robô pertencente ao enxame vier a falhar, o restante do enxame ainda é capaz de executar a tarefa, o que não acontece em um sistema composto por apenas um robô ou centralizado (ROUMELIOTIS; BEKEY, 2002). Além disso, o sistema também ganha com flexibilidade, escalabilidade e versatilidade (PROROK *et al.*, 2012), visto que, na maioria dos casos, os enxames não possuem conhecimento prévio sobre o ambiente e novos robôs podem ser adicionados durante a execução da tarefa, sem comprometer o comportamento global do enxame.

Dentre os desafios da robótica de enxame, investigar mecanismos de coordenação descentralizados é um dos principais objetivos das pesquisas desenvolvidas. Esse mecanismo de coordenação deve ser capaz de movimentar o enxame pelo ambiente de forma eficiente para executar uma determinada tarefa que, na pesquisa aqui relatada, é a vigilância/exploração. Essa coordenação deve ser realizada levando-se em consideração o tempo de execução da tarefa proposta, uma vez que quanto maior é a eficiência do enxame, mais rapidamente a tarefa será executada, bem como uma menor quantidade de energia será consumida.

Uma fonte de inspiração para os mecanismos de coordenação em robótica vem da natureza, imitando, na maioria das vezes, o comportamento de insetos sociais. Esses insetos possuem um sistema de coordenação totalmente descentralizado e tomam suas decisões baseados não apenas no conhecimento do ambiente e em suas ações prévias, mas também levando em consideração o conhecimento dos outros membros do seu grupo, que o transmitem por um mecanismo denominado estigmergia. A estigmergia é um processo de comunicação indireto realizado por insetos sociais que consiste na realização de mudanças

no ambiente, essas mudanças são reconhecidas por outros membros do enxame, para que assim, possam realizar as suas tomadas de decisão (MARSH; ONOF, 2008). Fazendo um paralelo com a robótica, para a coordenação de um enxame de robôs, além da interação robô-ambiente, deve existir também uma forma de interação robô-robô de forma indireta.

Em trabalhos anteriores, dois modelos foram propostos para realizar a coordenação de enxames de robôs na tarefa de vigilância. O primeiro deles, denominado *Inverted Ant Cellular Automata* (IACA)¹, possui um modelo de coordenação baseado na combinação de autômatos celulares e feromônio repulsivo, de tal maneira que os autômatos celulares representam a discretização do ambiente em células e o feromônio repulsivo está ligado ao método de comunicação para a tomada de decisão dos robôs, que nesse caso foi definido totalmente estocástico. De maneira resumida, o enxame é espalhado no ambiente para realizar a tarefa e os robôs escolhem seu próximo movimento através da leitura da concentração de feromônio dentro de um raio de visão preestabelecido. Quanto menor a concentração de feromônio, maior é a probabilidade de um robô escolher uma direção. Dessa forma, os robôs realizam a comunicação robô-robô através da estigmergia. O segundo modelo, definido como *Inverted Ant Cellular Automata with Discrete pheromone diffusion and Inertial motion* (IACA-DI)², possui características similares ao modelo IACA, com referência às metodologias utilizadas na construção do sistema, porém, possui aperfeiçoamentos no processo decisório e no mecanismo de comunicação. Enquanto o IACA possui uma característica totalmente estocástica na escolha do próximo movimento, o IACA-DI possui um mecanismo que intensifica a prioridade das células que mantêm a direção do movimento do robô. Denominado de mecanismo inercial, o modelo busca imprimir no enxame um movimento mais fluido e com uma menor quantidade de giros, pois demandam um grande esforço de tempo e energia. Além disso, uma função de depósito de feromônio discreta e mais apurada foi implementada, garantindo uma melhor disseminação de informação pelo ambiente.

Dado que os modelos IACA e IACA-DI são centralizados, onde um dos robôs do enxame é responsável pelas tomadas de decisão, neste trabalho um mecanismo de coordenação descentralizado é proposto e investigado. Esse mecanismo, derivado do IACA-DI e também baseado em metodologias bioinspiradas, aprimora a coordenação do enxame, garantido robustez, escalabilidade e flexibilidade e poderá ser utilizado na execução de outras tarefas como forrageamento e busca e resgate.

¹ LIMA, D. A. *et al.* A cellular automata model with repulsive pheromone for swarm robotics in surveillance. In: SPRINGER. **International Conference on Cellular Automata (ACRI)**. Fez, Morocco, 2016. p. 312–322. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-44365-2_31>.

² TINOCO, C. R. *et al.* An improved model for swarm robotics in surveillance based on cellular automata and repulsive pheromone with discrete diffusion. **International Journal of Parallel, Emergent and Distributed Systems (IJPEDS)**, Taylor & Francis, p. 1–25, 2017. <<https://doi.org/10.1080/17445760.2017.1334886>>.

1.1 Motivação

Este trabalho possui como objetivo principal a construção de um mecanismo distribuído de coordenação para enxames de robôs, baseado em métodos bioinspirados, procurando garantir uma maior robustez e flexibilidade ao sistema. Essa robustez é alcançada através da construção de um algoritmo capaz de se adaptar a variações na composição do enxame e que a perda de membros não prejudique a eficácia do modelo, mas apenas a sua eficiência.

Nos trabalhos anteriores que propuseram os modelos IACA e IACA-DI, o mecanismo de coordenação foi construído de maneira centralizada. Isto é, existe um robô no enxame responsável por sincronizar e armazenar toda a informação do ambiente e realizar tomadas de decisão globais. A centralização da coordenação em um robô permite que sejam tomadas decisões mais apuradas, pois esse possui uma visão global do enxame e do ambiente. Contudo, a centralização resulta na perda da robustez e confiabilidade do sistema, uma vez que se esse robô central, por exemplo, vir a sofrer uma pane ou perder a comunicação, todo o enxame seria desabilitado e a tarefa não seria completada.

1.2 Objetivos e Desafios da Pesquisa

O principal objetivo e desafio deste trabalho está relacionado com a proposição de um mecanismo descentralizado para a coordenação de enxames de robôs, procurando garantir uma maior robustez e flexibilidade ao sistema. Os modelos IACA e IACA-DI propostos em (LIMA *et al.*, 2016) e (TINOCO *et al.*, 2017), respectivamente, possuem as tomadas de decisão centralizadas em um robô do enxame. Com a descentralização do modelo, mesmo que ocorra a falha de algum robô do enxame ou a comunicação seja interrompida, a capacidade do enxame em executar a tarefa é mantida. Essa característica não está presente nos trabalhos precursores. Entretanto, a descentralização é uma característica desejável na robótica de enxames, e uma das justificativas para se empregar uma modelagem descentralizada (ACs) e um mecanismo de comunicação por estigmergia.

1.3 Hipótese

De acordo com as proposições aqui apresentadas, este trabalho possui a seguinte hipótese: através da aplicação de metodologias bioinspiradas e técnicas da robótica de enxame, é possível construir um sistema de coordenação descentralizado para um enxame de robôs, de tal forma que esse sistema possa ser aplicado, principalmente, nas tarefas de vigilância e exploração?

1.4 Contribuição Principal

O uso de algoritmos bioinspirados para resolver problemas NP-Completo tem sido uma área bastante explorada na computação (BINITHA *et al.*, 2012). Na robótica a bioinspiração também tem sido bastante aplicada nas pesquisas mais recentes, por permitirem implementar soluções aproximadas para os problemas estudados (PFEIFER *et al.*, 2007; CARRILLO *et al.*, 2018; RAMROOP *et al.*, 2018).

Na literatura existem vários algoritmos para realizar a coordenação de enxames. Porém, grande parte desses sistemas utilizam técnicas matemáticas para realizar a coordenação dos enxames. Dentre as técnicas matemáticas, a mais utilizada é a cobertura mínima de vértices, que é um problema NP-Completo (DINUR; SAFRA, 2005).

A principal contribuição deste trabalho está na proposição de um mecanismo de coordenação bioinspirado para enxame de robôs com características descentralizadas, direcionado principalmente para a vigilância de ambientes.

1.5 Organização da Dissertação

O modelo proposto utiliza dois métodos para a coordenação de enxames de robôs: as colônias de formigas e os autômatos celulares, os principais conceitos desses métodos serão apresentados no Capítulo 2. Nesse capítulo, também será apresentado de maneira formal a definição e conceitos relacionados com inteligência de enxames, as vantagens e desvantagens do seu uso e algumas aplicações práticas. Dentre os modelos de inteligência de enxames, o capítulo aprofunda o conceito de colônias de formigas artificiais. O último tópico será dedicado à robótica de enxames. O conceito de autômatos celulares também será apresentado, realizando a sua definição formal, composição e diferentes cardinalidades dos espaços de regras. No fim do capítulo, será especificada a plataforma robótica e-puck e em seguida o software de simulação WebotsTM, que foram utilizados nos experimentos.

O terceiro capítulo é destinado aos trabalhos correlatos, onde será feita a revisão aprofundada da literatura referente aos principais sistemas para a coordenação de enxames de robôs, além de alguns trabalhos sobre a principal tarefa objetivo do modelo: a vigilância. Nos capítulos subsequentes, será feita a descrição do modelo proposto, bem como os experimentos realizados para sua validação. Por fim, a conclusão do trabalho será feita, destacando os principais pontos alcançados, dificuldades encontradas e possíveis trabalhos futuros.

Fundamentação Teórica

Neste capítulo alguns conceitos fundamentais para a composição do sistema que será proposto serão definidos, bem como será apresentada a análise dos trabalhos correlatos.

2.1 Conceitos Básicos

No conjunto de conceitos básicos que serão apresentados, destacam-se: (i) uma breve definição dos tipos diferentes de comunicação; (ii) a definição biológica de insetos sociais, com ênfase nos seus mecanismos de comunicação; (iii) com inspiração nos insetos sociais, apresentar a definição de enxames inteligentes e a robótica de enxames na computação; (iv) através dos conceitos apresentados anteriormente, serão apresentados os algoritmos baseados em colônias de formigas com sua inspiração biológica original e as modificações propostas para a tarefa de espalhamento; por fim, (v) a definição de autômatos celulares, destacando-se as variações existentes e a sua aplicabilidade.

2.1.1 Formas de comunicação

Nesta subseção, serão apresentadas as formas de comunicação encontradas em sistemas que realizam trocas internas de mensagens. Sendo assim, os membros que compõem esses sistemas devem possuir características similares para possibilitar a comunicação. Apesar desse trabalho considerar um sistema computacional (uma rede de computadores), as formas de comunicação apresentadas são encontradas em vários outros tipos de sistemas.

Existem dois tipos básicos de comunicação: a comunicação direta e a indireta. Na comunicação direta o transmissor envia a mensagem diretamente para um ou vários receptores. Sendo assim, quem recebe a mensagem sabe qual é a sua origem, ou seja, o receptor conhece o transmissor. Em sistemas computacionais, podemos subdividir a comunicação direta em três subtipos de direcionamento da mensagem: *unicast*, *multicast* e *broadcast*. A Figura 1 exemplifica o funcionamento dos tipos de direcionamento de mensagens. Segundo Tanenbaum e Wetherall (2011) e Comer (2016), no direcionamento do

tipo *unicast* (Fig. 1(a)), a mensagem é transferida ponto-a-ponto. Em outras palavras, o transmissor envia a mensagem apenas para um receptor. Como exemplo de comunicação unicast, pode-se imaginar duas pessoas conversando, onde uma fala uma frase diretamente para outra. Já no direcionamento do tipo *multicast* (Fig. 1(b)), o transmissor envia a mensagem para um grupo específico de receptores. Esse tipo de direcionamento acontece, por exemplo, em uma palestra com tradução simultânea, somente as pessoas que necessitam de tradução irão ter acesso ao áudio traduzido, e não todas as pessoas que estão participando do evento. Por último, no direcionamento do tipo *broadcast* (Fig. 1(c)), o transmissor envia a mensagem para todos os receptores que estejam dentro da sua área de cobertura. Por exemplo, as mensagens transmitidas em aeroportos indicando os horários dos voos, são do tipo *broadcast*. Os receptores que entenderem a linguagem utilizada, estiverem suscetíveis para receber a mensagem e a uma distância audível, farão parte do grupo atingido pela transmissão. Outro exemplo seria uma rede de computadores, onde um roteador recebe um pacote do tipo *broadcast* e o retransmite para todos os computadores ativos, que estão fisicamente conectados na sua rede. Vale ressaltar que os três modelos de direcionamento de mensagens são relacionados ao transmissor, pois ele conhece o grupo que deve receber as mensagens transmitidas. Além disso, afirmar que a mensagem foi enviada não significa que ela foi recebida, exceto quando o receptor envia uma confirmação de recebimento (nesse caso, quando o receptor envia uma confirmação, ele se torna o transmissor).

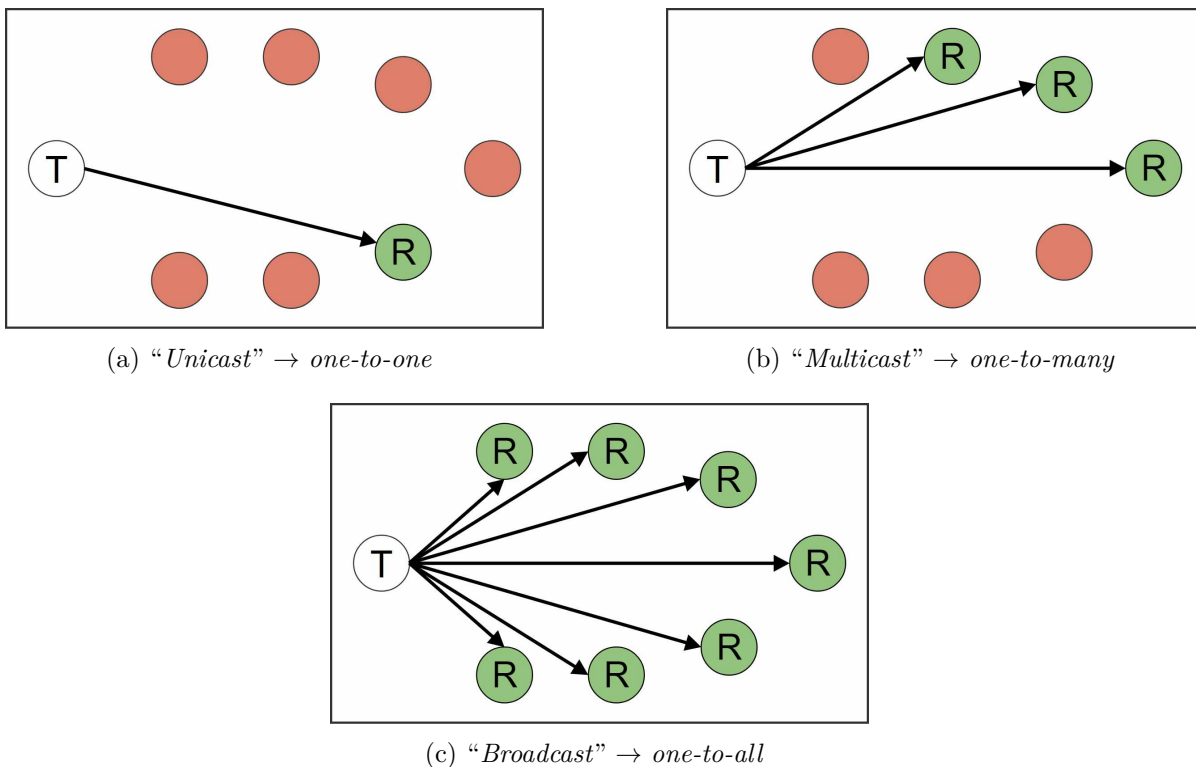


Figura 1 – Comunicação direta: tipos de direcionamento de mensagens.

Por outro lado, na comunicação indireta, o transmissor não envia a mensagem diretamente para o receptor, mas para um intermediário. Esse intermediário pode retransmitir a mensagem para um ou vários receptores de interesse, ou deixar que esses receptores procurem a mensagem. Esse tipo de comportamento é encontrado, principalmente, em insetos sociais, que utilizam o ambiente como intermediário (WILSON, 1971). Esses insetos sociais realizam modificações no ambiente com o intuito de que os outros insetos, pertencentes ao mesmo enxame, encontrem essas modificações e as interprete como mensagens. Essas modificações são realizadas, na maioria das vezes, na forma de depósitos de substâncias químicas. Um único enxame pode possuir vários tipos diferentes de substâncias que, juntamente com a concentração detectada, determinam qual é a mensagem e a sua relevância (LEONHARDT *et al.*, 2016). Com isso, através de simples interações locais, realizadas por cada membro do enxame, ocorre a emergência de um comportamento global complexo, que permite ao enxame executar tarefas difíceis de serem executadas por apenas um indivíduo.

2.1.2 Animais sociais

Na natureza existem alguns animais que desenvolveram a habilidade de viverem em grandes conjuntos para alcançarem um objetivo em comum, uma vez que não seria possível atingir esse objetivo por apenas um único indivíduo. Os animais que possuem essa característica são denominados de sociais.

Dentre esses conjuntos, ou sociedades, podemos destacar os pássaros que formam bandos para aumentarem a velocidade de forrageamento, mantê-los aquecidos em temperaturas baixas, aumentarem a segurança na detecção de predadores e diminuir a resistência do ar quando voam em “V”, aumentando a conservação de energia para a migração (GILL, 2007). Algumas espécies de peixes também formam grupos, cardumes, para se parecerem com um animal maior e afastar predadores (PARTRIDGE, 1982; PARRISH *et al.*, 2002). Muitos insetos também reproduzem esse comportamento de viverem em sociedade, formando grupos extremamente organizados, muitas vezes considerados como superorganismos (WHEELER, 1928 (2015); WILSON; SOBER, 1989). É importante enfatizar que, não há um indivíduo central coordenando as ações de cada inseto, cada indivíduo de uma colônia de insetos sociais interage localmente com outros indivíduos, e essa interação local gera um comportamento global. As formigas são exemplos de insetos sociais. Através de interações locais, conseguem realizar tarefas complexas que uma formiga individual seria incapaz de executar sozinha. A construção do ninho, o forrageamento de alimentos e a defesa da colônia contra invasores, são exemplos de tarefas coletivas (HÖLLDOBLER; WILSON, 1990; DETRAIN; DENEUBOURG, 2006; HEYMAN *et al.*, 2017). As abelhas também vivem em sociedades. Defender seus ninhos, aumentar a área de forrageamento e dividir o trabalho, são alguns dos exemplos que as abelhas desenvolveram para viverem em colônias (SEELEY, 1989; SEELEY, 2009). Existem vários outros tipos de insetos

sociais, como as vespas, cupins, vaga-lumes, etc (WILSON, 1971).

Cada grupo diferente de animais utilizam meios específicos de comunicação. Neste trabalho, será destacado os mecanismos de comunicação utilizados pelas formigas. O principal mecanismo de comunicação utilizado pelas formigas é a troca de sinais químicos. Além desses mecanismos, algumas formigas utilizam também sinais vibroacústicos e o toque de antenas (HÖLLDOBLER, 1999). A Figura 2 ilustra cada um dos mecanismos de comunicação supracitados, destacando em qual parte do corpo das formigas esses mecanismos são produzidos e detectados.

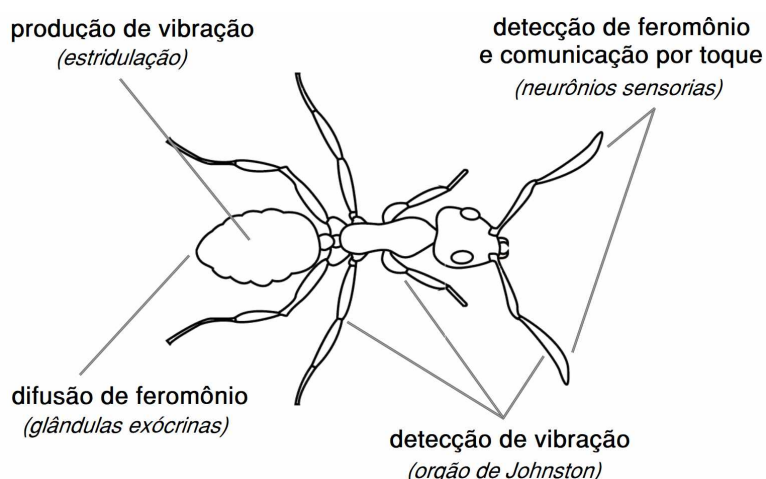


Figura 2 – Mecanismos de comunicação utilizados pelas formigas. Mensagens são transmitidas por meio de toque, produção de vibrações e difusão de feromônio, e são recebidas através do toque e da detecção de vibração e feromônio.

A comunicação química é o mecanismo de comunicação primordial utilizado pelas formigas. As formigas produzem certas substâncias químicas e as espalham no ambiente que estão inseridas para se comunicarem (RICHARD; HUNT, 2013). Essas substâncias, denominadas de feromônio, são produzidas em glândulas exócrinas localizadas no final do abdômen das formigas, e são detectadas no ambiente através de neurônios sensoriais presentes nas extremidades das suas antenas (Fig. 2). O feromônio foi descoberto e descrito por Karlson e Lüscher (1959), e pode ser especificado como uma substância química, volátil, utilizada para a comunicação entre indivíduos de uma mesma espécie. A comunicação baseada em depósitos e sensoriamiento de feromônios é denominada de estigmergia. Por sua vez, a estigmergia, definida por Grassé (1959), é um tipo de comunicação indireta e consiste em realizar modificações no ambiente, nesse caso através do depósito de feromônio, para que a própria formiga que o depositou e as outras formigas do enxame possam interpretar a mensagem quando entrarem em contato com o feromônio depositado. Como o feromônio é uma substância volátil, a sua concentração em um determinado local indica, além de um significado próprio dado pelo seu tipo, a quantidade de tempo que aquele feromônio foi depositado, onde esse é proporcional à sua concentração. Em outras palavras, quanto maior é a quantidade de feromônio detectado, mais recentemente

uma formiga passou e o depositou naquele local, o que vale para o caso contrário, quanto menor é a concentração de feromônio, maior é o tempo que aquele local não foi visitado por alguma formiga.

Um outro mecanismo de comunicação importante empregado por algumas formigas é a comunicação mecânica ou vibroacústica. A comunicação vibroacústica se caracteriza pela troca de informação através da reprodução de sons oriundos de vibrações. As formigas produzem os sons nesse tipo de comunicação através da estridulação (fricção de duas partes do corpo) e do batimento (batidas do abdome contra o substrato/ambiente). Já o sensoriamento dos sinais vibroacústicos são realizados por órgãos específicos localizados em suas patas (HUNT; RICHARD, 2013). Na natureza esse tipo de comunicação é comumente aplicado para alarmes e indicação de excitação. De acordo com os tipos e comunicação descritos na Seção 2.1.1, podemos caracterizar a comunicação vibroacústica como uma comunicação direta por *broadcast*. Isso se deve ao fato de que a comunicação ocorre somente enquanto a formiga estiver transmitindo a mensagem e, além disso, a transmissão está ocorrendo dentro de uma área perceptível, a formiga não possui um receptor específico, todas as formigas que estiverem dessa área poderão utilizar a mensagem captada para suas próprias tomadas de decisão.

2.1.3 Inteligência de enxames e Robótica de enxame

Encontrar uma definição universal de “inteligência” é uma questão que ainda está aberta, e vem sendo discutida por diferentes áreas (WARNER, 2002; LEGG *et al.*, 2007; EYSENCK, 2018). Existem vários tipos de inteligência: lógica, cultural, emocional, linguística, espacial e etc. A neurociência, a psicanálise, as ciências sociais, a inteligência artificial, dentre outras áreas, não chegaram a uma consonância sobre o que é inteligência. Com isso, definir o que é “inteligência de enxames” também não é trivial, isto é, conseguir estipular uma fronteira entre o comportamento inteligente e o comportamento não-inteligente. Beni (2004) define que os agentes em um enxame inteligente buscam a mimetização do comportamento dos animais sociais. Sabendo que os animais sociais apresentam diversos tipos de comportamentos com algum tipo de inteligência, pretende-se reproduzir esses comportamentos para aplicá-los na resolução de problemas computacionais.

A robótica de enxames é a aplicação dos conceitos de enxames inteligentes na robótica, procurando reproduzir o comportamento coletivo dos animais sociais, como formigas, peixes e aves, no mundo da robótica (BENI; WANG, 1993). Conforme apresentado na Seção 2.1.2, a vida em sociedade desses insetos resulta na emergência de um superorganismo, que, por sua vez, consegue executar tarefas extremamente complexas. O principal objetivo das pesquisas relacionadas com a robótica de enxames, é encontrar mecanismos capazes de coordenar um grande número de robôs relativamente simples na execução de diferentes tarefas. Por outro lado, sistemas centralizados são compostos por robôs complexos, que

possuem componentes extremamente específicos para a tarefa pretendida, e sistemas lógicos extensos. Segundo Şahin (2004), o termo “robótica de enxames” pode ser definido como:

Swarm robotics is the study of how large number of relatively simple physically embodied agents can be designed such that a desired collective behavior emerges from the local interactions among agents and between the agents and the environment. (ŞAHIN, 2004)

Considerando a definição apresentada, podemos afirmar que a principal característica da robótica de enxames é a interação local entre os robôs e entre os robôs e o ambiente (estigmergia, Seção 2.1.2), originando um comportamento global complexo capaz de executar a tarefa proposta. Na maioria dos casos, um único robô não seria capaz de executar a tarefa sem a cooperação dos outros robôs do enxame. O comportamento dos animais sociais pode ser qualificado como robusto, escalável e flexível (CAMAZINE *et al.*, 2003). Dessa forma, um enxame de robôs deve possuir esses mesmos atributos. A robustez está relacionada com a capacidade de manter a execução da tarefa caso algum membro do enxame venha a falhar ou caso ocorra alguma interferência externa no ambiente. Isso se deve ao fato do sistema ser redundante, ou seja, no caso de um indivíduo falhar, a sua tarefa poderá ser executada por outro. Além disso, o sistema possui uma coordenação descentralizada, os indivíduos são simples e a capacidade de sensoriamento é distribuída. A flexibilidade é referente à capacidade do enxame se adaptar a diferentes tarefas e ambientes. Por fim, a escalabilidade está relacionada com a capacidade de o enxame realizar a tarefa de forma satisfatória com diferentes quantidades de indivíduos. Em outras palavras, mesmo que indivíduos sejam removidos do enxame ou que novos indivíduos sejam introduzidos, a capacidade de executar a tarefa deve ser mantida.

As principais características da robótica de enxames podem ser definidas da seguinte maneira: (i) os robôs devem ser autônomos, isto é, cada robô deve efetuar suas tomadas de decisão local e individualmente; (ii) os robôs devem ser capazes de realizar mudanças no ambiente e o ambiente deve permitir que essas mudanças aconteçam, característica fundamental da stigmergia; (iii) a capacidade física de comunicação dos robôs com outros robôs do enxame, assim como a capacidade de detecção e sensoriamento do ambiente, devem possuir abrangência local; (iv) não pode existir um controlador global para determinar as ações do enxame e os robôs não devem possuir conhecimento global do estado de todos robôs, bem como do estado atual do ambiente; e, por fim, (v) deve existir cooperação entre os robôs do enxame, para que, assim, possam se caracterizar como um superorganismo (BRAMBILLA *et al.*, 2013).

Portanto, existem vários pontos a se destacar quando consideramos as vantagens da aplicação da robótica de enxames. Dentre essas vantagens: (i) os robôs que compõem os enxames são simples, tanto na sua constituição física (*hardware*), quanto na sua constituição lógica (*software*); (ii) uma vez que os robôs que compõem os enxames possuem partes

físicas simples, essas podem ser produzidas em larga escala e com baixos custos; e (iii) a dispensabilidade de um sistema centralizador para controlar todos os robôs, e a ausência de robôs complexos, faz com que a alta confiabilidade seja uma das principais vantagens dos sistemas baseados em enxames robóticos. Isso se deve ao fato de que, mesmo que alguns robôs venham a falhar, a tarefa proposta continuará a ser executada, diferente do que aconteceria nos outros sistemas.

2.1.4 Colônia de formigas

Os algoritmos baseados em colônia de formigas possuem inspiração biológica em alguns comportamentos próprios das formigas para a coordenação do enxame na execução de determinadas tarefas. Dentre essas tarefas, a busca por alimento ou forrageamento (DANCHIN *et al.*, 2008), é um tópico frequente entre os pesquisadores. Através da cooperação, o enxame é capaz de explorar grandes áreas na busca por alimento, e conseguir formar caminhos curtos para retornar novamente ao ninho. Esse comportamento é possível, principalmente, pela ação da estigmergia, que, no caso das formigas, é feita através do depósito de feromônio no ambiente.

A influência do feromônio na formação de trilhas pelas formigas foi analisada no experimento da ponte binária (DENEUBOURG *et al.*, 1990). A Figura 3 ilustra esse experimento. O ambiente é composto por um caminho com uma bifurcação e uma junção, em uma das extremidades está o ninho das formigas e na outra, a fonte de alimento. As formigas começam no ninho e são livres para escolherem uma das duas possibilidades de caminho para chegarem a fonte de alimento. No início, como ainda não houve nenhuma movimentação, os caminhos não possuem traços de feromônio que possam influenciar na tomada de decisão das formigas. Com o decorrer do experimento, devido às características aleatórias do sistema, um dos lados passará a ter mais feromônio que o outro e, por consequência, atrairá mais formigas que reforçarão ainda mais esse feromônio. Depois de algum tempo, a maioria das formigas irá convergir para uma das possibilidades de caminho entre o ninho e a fonte de alimento. O gráfico na Figura 3 representa a porcentagem de formigas em cada um dos caminhos da ponte binária. Além da convergência para um dos caminhos, é importante observar que esporadicamente alguma formiga escolherá passar pelo outro caminho. O experimento confirmou a característica atrativa do feromônio, e sua importância na coordenação e formação de trilhas.

Fundamentado no experimento da ponte binária, Colorni *et al.* (1991), Dorigo (1992) propuseram o *Ant System* (AS), pertencente ao grupo dos algoritmos de inteligência de enxames. O AS, baseado no comportamento biológico das formigas, mais especificamente no forrageamento, é um algoritmo heurístico que utiliza colônia de formigas artificiais como ferramenta de busca e otimização. Dado um grafo com várias possibilidades de caminhos, o algoritmo visa encontrar o menor caminho que liga um ponto de origem a um ponto de destino, baseando-se no comportamento forrageiro das formigas na busca por

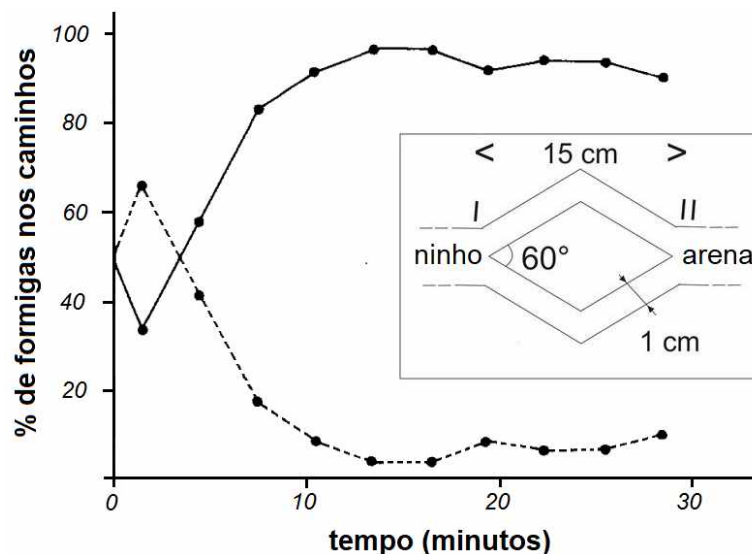


Figura 3 – Experimento da ponte binária aplicado à um ambiente com distâncias similares e formigas reais. O gráfico de linhas representa a porcentagem de formigas em cada caminho. (Adaptado de (DENEUBOURG *et al.*, 1990)).

alimentos. A quantidade de formigas que farão parte do enxame é previamente fixada, além disso, a escolha dos caminhos é feita através de funções probabilísticas que levam em consideração a concentração de feromônio.

Considerando a Figura 4, o AS funciona da seguinte maneira: inicialmente, o ambiente não possui vestígios de feromônio, assim, as formigas saem do ninho e percorrem os caminhos de forma aleatória (Fig. 4(a)). As formigas realizam a busca guardando o caminho que percorreram, logo não existe a possibilidade de ficarem presas em ciclos. Ao chegar na fonte de alimento, as formigas voltam para o ninho, pelo mesmo caminho que percorreram na busca, depositando feromônio por esse caminho para indicar a presença de alimento. Todas as formigas realizam essa mesma tarefa e vão criando ou reforçando trilhas de feromônio já existentes (Fig. 4(b)). Como as trilhas mais curtas são reforçadas mais rapidamente e o feromônio possui um coeficiente de evaporação, que permite que decisões ruins realizadas no passado sejam esquecidas, em uma dada iteração do algoritmo, a maioria das formigas tenderão a seguir para o caminho mais curto (Fig. 4(c)). O final do algoritmo pode ser atingido de duas formas: (i) estabelecendo previamente uma quantidade máxima de iterações, o que não garante a convergência do enxame para algum caminho no final, e (ii) a aplicação de um critério de estagnação, onde é observado se uma quantidade de formigas, de acordo com um limiar, está percorrendo um mesmo caminho.

O objetivo inicial do AS era encontrar menores caminhos em grafos, contudo, a ideia foi diversificada e várias outras aplicações foram analisadas. Uma meta heurística de otimização combinatorial foi proposta: o *Ant Colony Optimization* (ACO) (DORIGO; CARO, 1999; DORIGO; BLUM, 2005), que pode ser descrita como um conjunto de conceitos algorítmicos que podem ser aplicados à diversos problemas.

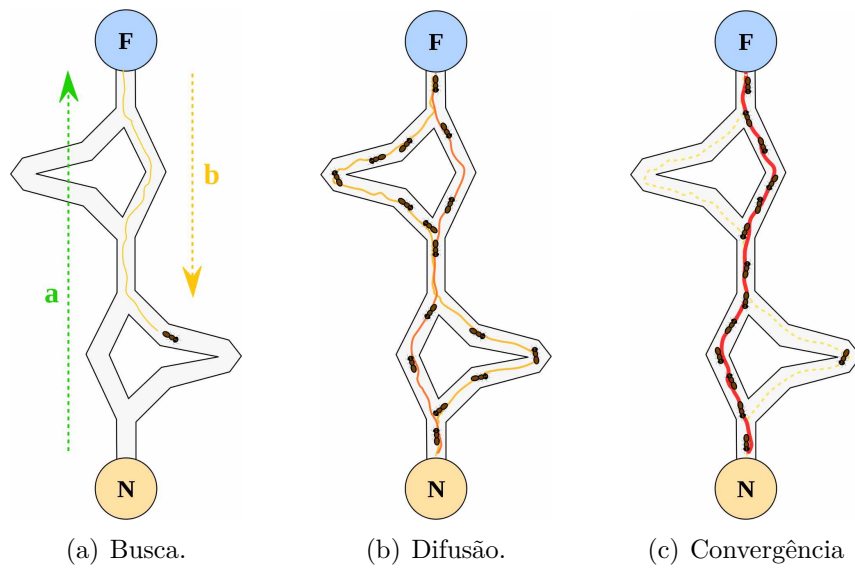


Figura 4 – Aplicação do AS no experimento com uma ponte binária duplicada e com distâncias diferentes. Evidenciando o forrageamento, a difusão de feromônio e a convergência para o menor caminho. (COMMONS, 2018).

Os algoritmos baseados em colônias de formigas são amplamente aplicados, no meio científico, a problemas de otimização combinatorial (DORIGO; GAMBARDELLA, 1997; BIANCHI *et al.*, 2002), problemas de escalonamento (COLORNI *et al.*, 1994; CHAMNANLOR *et al.*, 2017), otimização do tamanho de dispositivos no *design* de peças nanoeletrônicas (OKOBIAH *et al.*, 2012), otimização de rotas *multicast* em redes de computadores (FRANÇA *et al.*, 2018), processamento digital de imagens, principalmente, na detecção de fronteiras (MESHOUL; BATOCHE, 2002; NEZAMABADI-POUR *et al.*, 2006), dentre outros. Várias aplicações práticas também foram investigadas, como a recarga de reatores nucleares (LIMA *et al.*, 2008), planejamento de rotas na evacuação emergencial de zonas de risco (ZONG *et al.*, 2010; FORCAEL *et al.*, 2014), otimização da alocação de sondas em poços de petróleo (ALOISE *et al.*, 2002) e a predição de estruturas moleculares (KORB *et al.*, 2006; FARRELLY *et al.*, 2008). Além disso, vários trabalhos que aplicam a robótica autônoma na resolução de problemas são baseados no AS (HOLLAND; MELHUISH, 1999; ZHOU *et al.*, 2010; DUCATELLE *et al.*, 2010; AKBARIMAJD; HASSANZADEH, 2012; SANTOS *et al.*, 2016; ABDELAAL *et al.*, 2017; LIMA; OLIVEIRA, 2017).

Dentre as propostas de modificação do AS relacionadas a este trabalho, destaca-se o Sistema de Formigas Invertido (do inglês, *Inverted Ant System* - IAS) (CALVO *et al.*, 2011). Com o objetivo de aplicar algoritmos bioinspirados na robótica de enxames, Calvo propõe no seu trabalho uma modificação no *feedback* do feromônio descrito no AS. Conforme explicado anteriormente, no AS o feromônio possui um *feedback* positivo/atrativo no enxame: quanto maior a concentração de feromônio detectada, maior é a probabilidade de um indivíduo ser atraído na sua direção. Já no IAS, esse *feedback* passa a

ser negativo/repulsivo: quanto maior a concentração de feromônio detectada, menor é a probabilidade de um indivíduo se movimentar em direção a área sensorizada. Essa sutil mudança no efeito do feromônio, modifica complementemente o comportamento do enxame. Devido ao feromônio repulsivo, os indivíduos passam a se espalhar pelo ambiente ao invés de aglomerar, buscando visitar, com uma probabilidade maior, por áreas pouco ou nunca visitadas. Essa técnica foi aplicada na vigilância de ambientes conhecidos, onde os robôs devem percorrer o ambiente de maneira contínua e cíclica. Visto que o sistema simula a volatilidade do feromônio, áreas que foram visitadas no passado passam a ter as suas probabilidades de serem visitadas novamente, incrementadas com o passar do tempo.

2.1.5 Autômatos Celulares

Os Autômatos Celulares (AC) são ferramentas de modelagem computacional capazes de simular e prever uma grande diversidade de fenômenos complexos. Esses fenômenos possuem algumas características em comum que os fazem ser extremamente difíceis de serem simulados em sistemas digitais. Dentre essas características podemos destacar a natureza intrinsecamente contínua no espaço e tempo, e na maioria dos casos, ocorrem em ambientes com mais de uma dimensão. Dessa forma, os ACs buscam uma maneira de simular esses fenômenos em sistemas digitais através da discretização das variáveis contínuas apresentadas. A discretização possibilita também que esses fenômenos sejam simulados de forma acelerada e não em tempo real, uma vez que ocorre a simplificação dos cálculos reais que deveriam ser efetuados.

O conceito original relacionado aos ACs foi introduzido em um trabalho conjunto desenvolvido por Stanislaw Ulam e John von Neumann. Neumann buscava um sistema inteligente capaz de controlar um autômato e que pudesse se auto-reproduzir. Através de um modelo matemático proposto por Ulam, descobriram que essa auto-reprodução poderia ser descrita através de passos matemáticos, isto é, um algoritmo, o que por consequência deveria existir uma Máquina de Turing (TURING, 1937) capaz de realizar a sua própria reprodução (NEUMANN; BURKS, 1966; LANGTON, 1984).

Definindo de maneira informal, um autômato celular é uma máquina de transições, discreta tanto no tempo quanto no espaço. Composto por uma grade regular de células idênticas, onde cada célula possui um estado e esses estados evoluem de acordo com regras de transição. Os conjuntos de estados e regras são finitos, e para efetuar a evolução, as regras de transição levam em consideração apenas o estado e a vizinhança local de cada célula (WOLFRAM, 1994). Um autômato celular A pode ser definido formalmente através da quádrupla: $A = (\Sigma, \Phi, f, D)$, onde Σ representa um subconjunto finito de estados que cada célula da grade pode assumir, Φ a vizinhança de uma célula x_i no tempo discreto t , f denota as regras de transição que irão definir como as células mudam de estado ao longo do tempo, e D indica a dimensão do reticulado (OLIVEIRA *et al.*, 2001).

Grande parte das simulações utilizam até três dimensões (unidimensional R^1 , bidimensional R^2 e tridimensional R^3). Porém, dependendo do tipo do problema, um AC pode ser modelado com n dimensões (n-dimensional R^n), tal que $n \in \mathbb{N}^*$.

Os ACs unidimensionais (R^1) correspondem aos modelos mais simples de autômatos celulares, onde o espaço é representado por um vetor ou arranjo linear de células. Seja i o índice de uma célula pertencente a um AC unidimensional e r o raio da vizinhança, tal que ($r \in \mathbb{N}$). As células que farão parte da vizinhança Φ da célula x_i , pertencem ao conjunto $\Phi : \{x_{(i-r)}, x_{(i-(r-1))}, \dots, x_{i-1}, x_i, x_{i+1}, \dots, x_{(i+(r-1))}, x_{(i+r)}\}$. Portanto, a cardinalidade do conjunto Φ é expressa por $|\Phi| = (2r + 1)$. As regras de transição levam em consideração todas as células em Φ e atualizarão apenas a célula x_i , para toda célula pertencente ao AC, a cada passo de tempo discreto. Por exemplo, para uma vizinhança Φ com cardinalidade igual a três, em um AC unidimensional, existem $2^3 = 8$ permutações possíveis, o que resulta em $2^8 = 256$ regras diferentes de transição (WOLFRAM, 2002). Vale ressaltar que muitas aplicações consideram a estrutura espacial como periódica, ou seja, a célula mais a esquerda ($i = 0$) é vizinha da célula mais a direita ($i = n$), sendo n o tamanho do vetor.

A Figura 5 exemplifica um AC unidimensional, destacando as suas regras de transição e a simulação pelos primeiros oito passos de tempo. Nesse exemplo, foi utilizada uma vizinhança de raio um ($r = 1$). Portanto, a vizinhança é composta por três células, uma célula à esquerda, outra à direita e a célula central. A regra de transição é representada pela Equação 1, a qual define que se o vizinho da esquerda e da direita da célula x_i forem iguais a 0, o valor de x_i se mantém. Caso um dos vizinhos tenha valor igual a 1, o valor de x_i passa a ser 1. Wolfram (2002) denomina essa regra de transição como “regra 254”, que corresponde à conversão para a base 10, do número binário formado pelos *bits* de saída da regra, quando lidos da vizinhança 111 até a vizinhança 000. No início da figura, as regras de transição estão representadas em binário, considerando as oito permutações possíveis. Nela vemos para cada vizinhança possível, qual será o próximo estado da célula central. Por exemplo, a transição $(101 \rightarrow 1)$ representa que se a célula central está no estado 0 e suas duas vizinhas, da direita e da esquerda, estão no estado 1, então no próximo passo de tempo, a célula central mudará seu estado para 1. Em seguida, a representação binária foi traduzida para uma visualização gráfica, onde o estado 1 é representado por células pretas e o estado 0 por células brancas. Por fim, a figura mostra a evolução, por oito passos de tempo, de uma entrada com apenas uma célula preta, quando a regra 254 é aplicada.

$$\Phi_{t+1}(x_i) = \begin{cases} x_i, & \text{se } ((x_{i-1} = 0) \wedge (x_{i+1} = 0)) \\ 1, & \text{se } ((x_{i-1} = 1) \vee (x_{i+1} = 1)) \end{cases} \quad (1)$$

Os ACs bidimensionais são amplamente conhecidos na literatura, principalmente pelo fato de serem extremamente simples (incremento de apenas uma dimensão), e serem ca-

Regras:

111	110	101	100	011	010	001	000
1	1	1	1	1	1	1	0

--	--	--	--	--	--	--	--

Simulação:

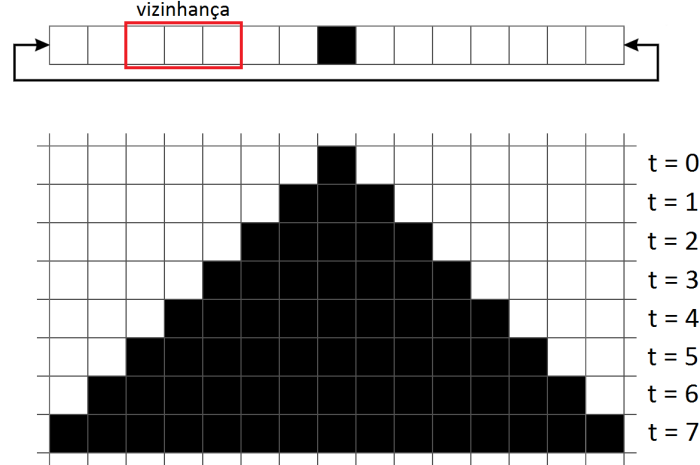


Figura 5 – Exemplo: AC unidimensional, regra 254. (Extraído de (TINOCO, 2016))

pazes de simular fenômenos altamente complexos (OLIVEIRA, 2003). A quantidade de vizinhanças diferentes aumenta proporcionalmente à dimensão da grade utilizada. Nos ACs bidimensionais, as vizinhanças mais utilizadas são: de Neumann, de Moore e a aleatória (Fig. 6). A vizinhança de Neumann é formada pelas células ortogonais à célula central. Por exemplo, a vizinhança da célula x_{ij} é formada pelas células $\Phi : \{x_{ij}, (x_{i-1,j}), (x_{i+1,j}), (x_{i,j-1}), (x_{i,j+1})\}$. Na vizinhança de Moore, além das células ortogonais, as células imediatas que estão nas diagonais também entrarão para a vizinhança da célula central. Para a célula x_{ij} , a vizinhança será composta pelas células $\Phi : \{x_{ij}, (x_{i-1,j}), (x_{i+1,j}), (x_{i,j-1}), (x_{i,j+1}), (x_{i-1,j-1}), (x_{i+1,j+1}), (x_{i+1,j-1}), (x_{i-1,j+1})\}$. Por fim, a vizinhança aleatória não possui uma regra específica para a sua formação. As células que constituirão o conjunto Φ , são escolhidas aleatoriamente antes de começar a evolução do AC, dentre as células imediatas. As definições anteriores consideram raio 1, mas podem ser estendidas para raios maiores.

Uma das simulações bidimensionais de ACs mais conhecidas é o Jogo da Vida, proposto por Conway (1970). O trabalho de Conway, destacou a potencialidade dos ACs dentro da comunidade científica. O Jogo da Vida simula a sobrevivência de organismos, mostrando que um organismo necessita de outros para sobreviver e se multiplicar, porém, a escassez de organismos nas proximidades leva à morte por solidão e o excesso leva à morte por superpopulação. O AC utilizado é bidimensional ($D = 2$), possui uma vizinhança Moore, o conjunto Σ de estados é composto por dois estados $\Sigma : \{viva, morta\}$ e o conjunto de transições:

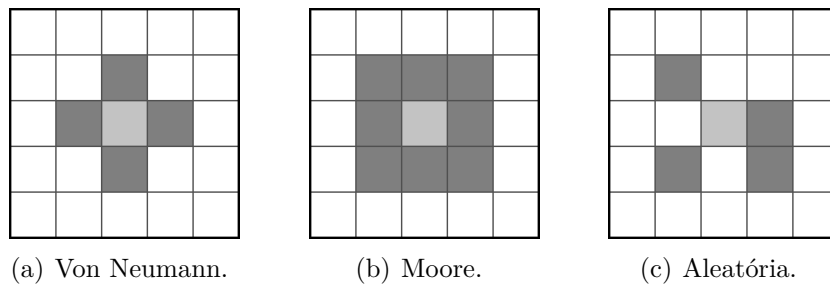


Figura 6 – Vizinhanças bidimensionais. (Extraído de (TINOCO, 2016))

- ❑ qualquer célula viva com menos de dois vizinhos vivos morre;
- ❑ qualquer célula viva com dois ou três vizinhos vivos, vive para a próxima geração;
- ❑ qualquer célula viva com mais de três vizinhos vivos morre;
- ❑ qualquer célula morta com exatamente três vizinhos vivos, se torna uma célula viva.

A configuração inicial da grade do AC corresponde à semente do sistema, ou seja, os estados em que as células se encontram no início da evolução do sistema. Aplicando-se o conjunto de transições na grade, por diversos passos de tempo, é possível observar a ocorrência de vários padrões diferentes. Dentre esses padrões, os *gliders* se destacam, pois foi a primeira estrutura descoberta que possui um ciclo fechado e se desloca na grade. As estruturas que possuem ciclos fechados são aquelas que, com a evolução do sistema, suas formas voltam a se repetir. A Figura 7 ilustra a evolução de um *glider* por cinco passos de tempo, onde no passo de tempo cinco ($t = 5$), a forma inicial do *glider* volta a se repetir, porém, com um deslocamento espacial na diagonal.

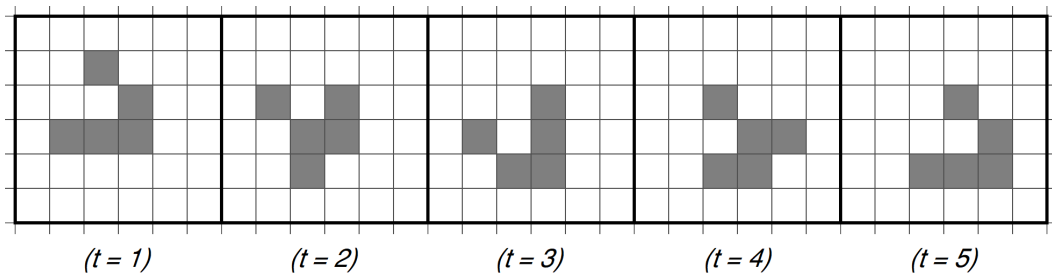


Figura 7 – Jogo da Vida: Evolução de um *glider* por cinco passos de tempo discretos. (Extraído de (TINOCO, 2016))

De acordo as características descritas, é possível afirmar que a natureza descentralizada dos ACs representa um dos seus principais atributos. A evolução descentralizada só é possível devido às interações entre as células acontecerem de maneira local, e não globalmente. Isso significa que apenas as células que estão dentro da vizinhança de outra célula, irão influenciar a sua evolução no passo de tempo corrente (OLIVEIRA, 2003). Além disso, a descentralidade permite a aplicação de um alto grau de paralelismo na evolução das células. Outro atributo importante a ser destacado é a simplicidade das regras

de transição, que é uma consequência da localidade da sua atuação. Apesar das regras de transição possuírem, frequentemente, uma descrição e entendimento simples, as suas consequências evolutivas globais são extremamente difíceis de serem previstas.

Existe uma interdisciplinaridade bastante abrangente quando se trata da aplicabilidade dos ACs. Podemos citar como exemplo de aplicações: (i) a simulação de sistemas para o entendimento da lógica molecular (LANGTON, 1986), a previsão de mutações genéticas (MIZAS *et al.*, 2008) e a simulação da dinâmica do DNA (MIZAS *et al.*, 2016); (ii) o processo de formação de cristais de gelo, onde cada molécula se agrupa de acordo com formação das moléculas vizinhas (REITER, 2005); (iii) sistemas para simulação de terremotos (OLAMI *et al.*, 1992; GEORGOUDAS *et al.*, 2007) e evacuação emergencial de estruturas comprometidas por algum desastre (LI *et al.*, 2015); (iv) aplicação de ACs no escalonamento de programas para sistemas multiprocessados (CARNEIRO; OLIVEIRA, 2013; CARVALHO *et al.*, 2018). Na robótica, a aplicação dos ACs foi proposta principalmente para a tarefa de planejamento de rotas para robôs autônomos (TZIONAS *et al.*, 1997; BEHRING *et al.*, 2001; AKBARIMAJD; LUCAS, 2006; MARCHESE; NEGRO, 2006; KOSTAVELIS *et al.*, 2012; ROSENBERG, 2012; IOANNIDIS *et al.*, 2011; IOANNIDIS *et al.*, 2013; FERREIRA *et al.*, 2014; MARTINS *et al.*, 2018), controladores robóticos (LAL *et al.*, 2006; KIM; CHO, 2006), robôs auto-reconfiguráveis (STOY, 2006) e na tarefa de forrageamento (LIMA; OLIVEIRA, 2016; LIMA; OLIVEIRA, 2017).

2.1.6 Plataforma Webots e robô e-puck

A plataforma para simulação robótica de mundo-real WebotsTM (MICHEL, 2004) foi utilizada neste trabalho para execução de experimentos com o modelo proposto. O WebotsTM é uma plataforma de simulação de código aberto (licença Apache 2.0), e teve seu projeto iniciado em 1996, inicialmente, desenvolvido por Olivier Michel do *Swiss Federal Institute of Technology (EPFL)* em Lausanne, Suíça. Além disso, é amplamente utilizado na indústria, educação e pesquisa, devido a fidelidade das simulações em comparação com o mundo real. A principal vantagem de usar esse tipo de plataforma é que aspectos da física são levados em consideração, tanto na arquitetura quanto no ambiente, permitindo, assim, uma análise mais realista de desempenho e adaptabilidade do modelo.

A plataforma robótica utilizada nos experimentos foi o e-puck (Fig. 8) (MONDADA *et al.*, 2009). O e-puck é um pequeno robô móvel com rodas diferenciais e *hardware* e *software* abertos. Além disso, o e-puck foi projetado, principalmente, para fins educacionais, porém, é frequentemente usado em robótica de enxame. Para realizar a localização dos e-pucks no espaço durante as simulações na plataforma Webots, foi utilizada uma técnica de localização relativa, denominada odometria (SANTANA *et al.*, 2008). Visto que a odometria gera um grande acúmulo de erros ao longo do tempo, foram feitas correções esporádicas de posicionamento através de um mecanismo de geolocalização.

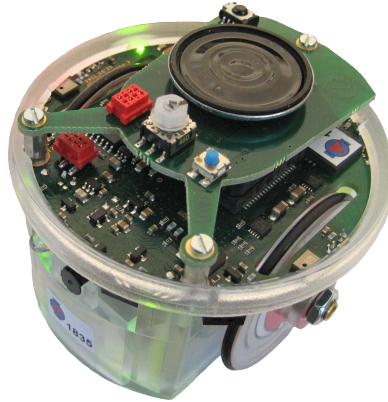


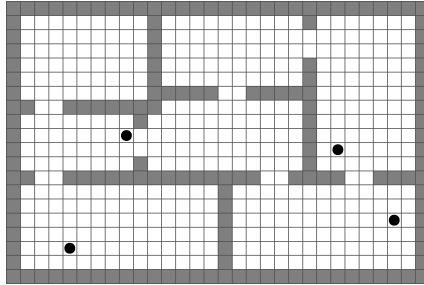
Figura 8 – Robô e-puck.

2.2 Modelos Precursores: IACA e IACA-DI

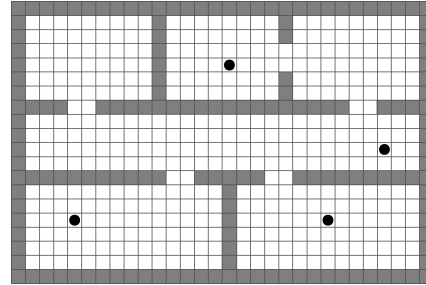
O modelo proposto neste trabalho representa a evolução de dois modelos precursores: o IACA (LIMA *et al.*, 2016) e o IACA-DI (TINOCO *et al.*, 2017), ambos com o objetivo de coordenar um enxame de robôs nas tarefas de vigilância e exploração.

Os dois modelos utilizam uma combinação de AC e IAS para a coordenação de enxames de robôs. O AC é utilizado na discretização do ambiente e na representação da dinâmica do feromônio. Assim, inicialmente, o mapa do ambiente foi discretizado em uma grade de células quadradas e idênticas. Então, essa grade é duplicada, formando uma representação em duas camadas. A primeira camada descreve a grade física, na qual é representada a posição atual de cada robô do enxame, paredes e obstáculos. Cada célula da grade física pode receber um dos três estados: livre (L), robô (R) e obstáculo (O). A Figura 9(a) e 9(b) ilustram dois exemplos de grade física, onde as células livres são representadas em branco, células com obstáculos em cinza e células com círculos pretos, a posição atual dos robôs. Vale ressaltar que não pode haver uma sobreposição de robôs na grade física, o que significa que dois robôs não podem ocupar a mesma célula no mesmo passo de tempo. A segunda camada corresponde a grade de feromônio, onde a concentração de feromônio no ambiente é armazenada em cada célula. Essa informação será utilizada na construção das regras do AC. Para cada célula da grade de feromônio são atribuídos valores contínuos ψ : (i) células localizadas na posição de obstáculos e paredes possuem o sinal de infinito ($\psi = \infty$); e (ii) para as demais células, isto é, aquelas que podem ser alcançadas pelo enxame, valores entre 0 e ψ_{max} . O valor máximo de feromônio em uma célula é um ($\psi_{max} = 1,0$). Um exemplo de grade de feromônio é apresentado na Figura 9(c). Por sua vez, o IAS é aplicado na comunicação indireta através do feromônio repulsivo. Cada robô realiza depósitos em uma área da grade de feromônio (células correspondentes a sua posição atual e a sua vizinhança). Dessa forma, o robô está indicando que essa área foi monitorada a uma quantidade de tempo proporcional à concentração de feromônio detectada, fazendo com o que o enxame se espalhe pelo ambiente, procurando por áreas

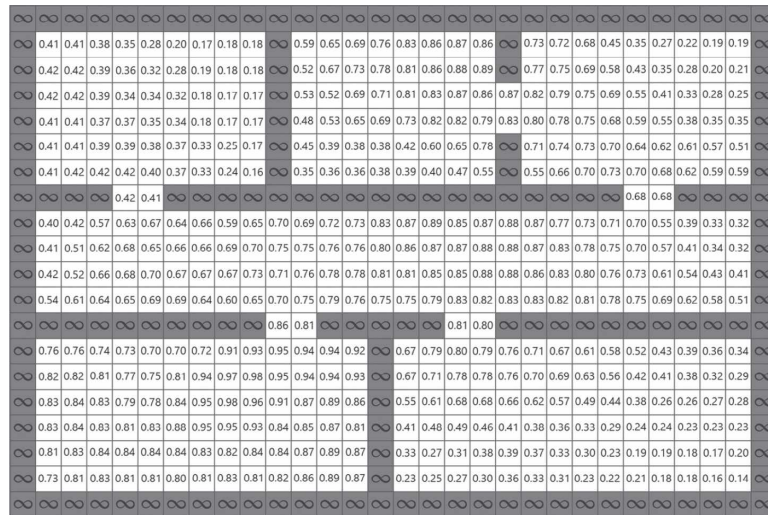
que não foram visitadas recentemente ou que nunca receberam uma visita. O feromônio depositado sofre os efeitos da evaporação, fazendo com que a tarefa seja executada de forma cíclica.



(a) Camada física (7 salas).



(b) Camada física (6 salas).



(c) Camada de feromônio (6 salas).

Figura 9 – Exemplos da camada física e de feromônio do AC (Extraído de (TINOCO *et al.*, 2017)).

A camada do AC referente à grade de feromônio é uma estrutura compartilhada por todos os robôs do enxame. Com isso, foi necessário sincronizar as atualizações dessa grade através de um agente centralizador. A Figura 10 apresenta o fluxograma do mecanismo centralizador implementado nos modelos IACA e IACA-DI. Um dos robôs do enxame é denominado “mestre”, e fica responsável por sincronizar o modelo e realizar as tomadas de decisão, enquanto os outros robôs, “escravos”, realizam seus movimentos de acordo com as coordenadas recebidas do robô “mestre”. O sistema funciona utilizando um relógio discreto de sincronização. Esse relógio é utilizado pelo robô “mestre” para saber se todos os robôs estão sincronizados no mesmo passo de tempo e, assim, enviar as novas coordenadas, e pelos robôs “escravos” para saberem se as coordenadas que estão recebendo são referentes aos seus próximos movimentos. O enxame é inicializado com seus relógios discretos zerados, e então os robôs “escravos” enviam para o robô “mestre” as suas posições iniciais. Com essa informação, o robô “mestre” realiza a tomada de decisão

de deslocamento e envia as novas coordenadas para cada membro do enxame realizar o seu movimento. Após todos os membros do enxame chegarem aos respectivos destinos e sinalizarem sua chegada para o robô “mestre”, onde essa sinalização é feita através do envio dos seus relógios discretos, o robô “mestre” compara os dados recebidos com o seu próprio relógio, caso todos estejam sincronizados, o ciclo se reinicia até que o fim da simulação seja alcançado.

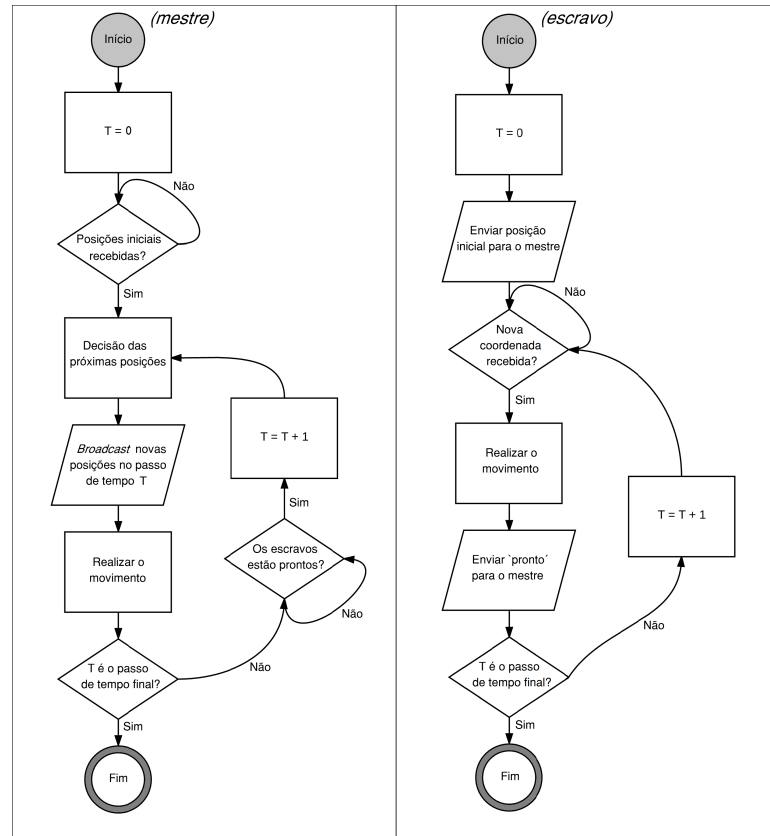


Figura 10 – Mecanismo de sincronização utilizado no IACA e IACA-DI (Adaptado de (TINOCO, 2016)).

Dentre as principais características do modelo IACA, destaca-se o uso de uma estratégia de movimento probabilística simples e uma função de depósito de feromônio contínua. A estratégia de movimento executa um sorteio probabilístico através da concentração de feromônio em todas as células da vizinhança. A função de depósito de feromônio realiza um cálculo contínuo, considerando a distância entre o robô e a célula na qual o feromônio será depositado. Entretanto, análises mais profundas dos resultados gerados pelo modelo IACA mostraram que a função de depósito contínua não era a mais adequada para o modelo. A principal justificativa para essa afirmação é o fato do modelo utilizar um autômato celular para direcionar o comportamento do enxame, o que é uma modelagem discreta. Além disso, o uso de uma estratégia de movimento que aplica uma heurística simples, resultou na intensificação de tomadas de decisão inadequadas. Dessa forma, o modelo IACA-DI foi proposto, implementando melhorias no modelo IACA. O IACA-DI

implementa uma função de depósito de feromônio que considera valores discretos no cálculo da distância e novas heurísticas para as estratégias de decisão do movimento. Apesar do IACA-DI ser uma evolução do modelo IACA, manteve a mesma técnica de representação do feromônio utilizada no IACA. Como mencionando anteriormente, essa técnica foi baseada na sincronização do modelo através de um agente centralizador.

2.3 Trabalhos Correlatos

Nesta seção, serão apresentadas as principais pesquisas relacionadas com o modelo de coordenação de enxames desenvolvido neste trabalho, destacando-se os trabalhos que utilizaram a robótica de enxame na tarefa de exploração, forrageamento e vigilância. Além disso, busca-se apresentar os trabalhos que aplicaram o feromônio na coordenação dos robôs, uma vez que esse é o foco principal desse trabalho, para que assim, seja possível a análise e o apontamento das vantagens e desvantagens das técnicas utilizadas.

Brambilla *et al.* (2013) propôs uma classificação, através de uma divisão comportamental, para a robótica de enxames. O comportamento do enxame está relacionado com a tarefa a ser executada, considerando o enxame como um único organismo, ao invés de considerar cada robô individualmente. A Figura 11 lista as divisões comportamentais propostas. O comportamento coletivo é especializado em quatro subgrupos: organização espacial, navegação, tomada de decisão e outros comportamentos coletivos.

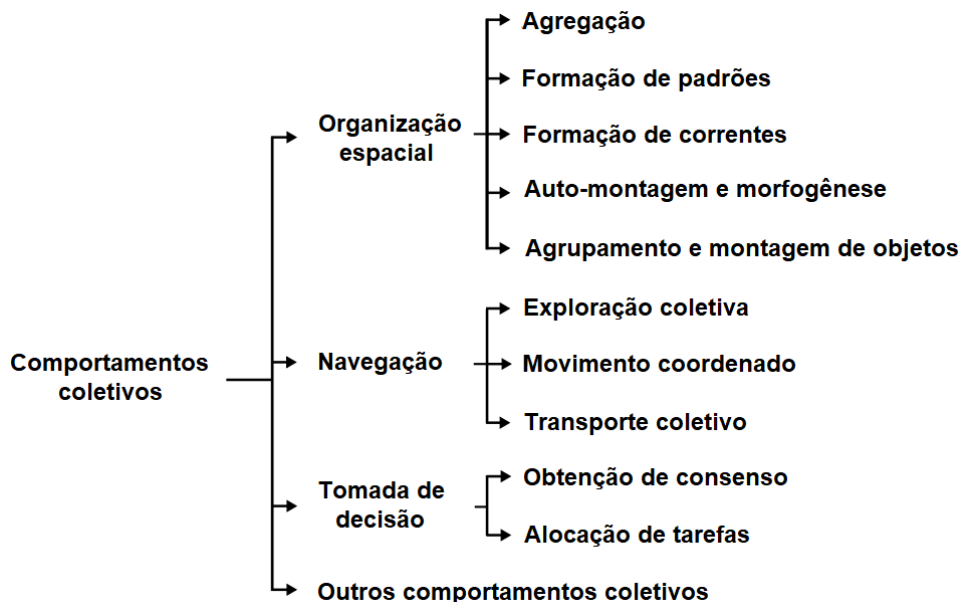


Figura 11 – Classificação da robótica de enxames através de divisões comportamentais. (Adaptado de (BRAMBILLA *et al.*, 2013))

A coordenação de robôs, planejamento de movimentos ou exploração coletiva é um campo bastante pesquisado da robótica, uma vez que o robô está inserido em um plano

contínuo (mundo real) e, através de um mecanismo discreto, deve realizar o seu controle, chegando ao seu objetivo e evitando colisões (LATOMBE, 2012). De acordo com a classificação de comportamentos coletivos apresentada, este trabalho busca contribuir para a literatura relacionada com a “navegação” de enxames, mais especificamente, com a “exploração coletiva”, uma vez que é proposto um sistema para a coordenação de enxames de robôs, que devem realizar a exploração ou vigilância de um ambiente.

Dentre os trabalhos de inteligência de enxames aplicada no problema de exploração coletiva, podemos destacar o trabalho de Sauter *et al.* (2005), onde foi feita uma investigação sobre a aplicação de diferentes tipos de feromônios para a coordenação de um enxame de robôs, principalmente para a tarefa de vigilância. Mais especificamente, o sistema possui três tipos de feromônio que representam três tipos de tarefas que cada membro do enxame pode executar. O primeiro feromônio é do tipo atrativo, esse feromônio é dispersado pelo próprio ambiente para atrair os agentes para realizarem a vigilância dessa área. Assim que um robô visita uma determinada área, o feromônio é limitado e passa a ser distribuído em uma quantidade de tempo proporcional à necessidade de vigilância dessa área. O segundo tipo de feromônio é do tipo repulsivo, depositado por cada agente para garantir que trabalhos repetidos não sejam executados. O terceiro tipo de feromônio, também do tipo atrativo, porém, com uma probabilidade maior de ser seguido, pois representa que um invasor foi encontrado no ambiente. Ao encontrar um invasor, o membro do enxame que o encontrou, o marca com uma *tag* e esse invasor começa a depositar feromônio atrativo no ambiente para que continuamente outros robôs do enxame possa rastreá-lo e atualizar a sua localização no ambiente. O autor executou experimentos virtuais e reais utilizando robôs aéreos, e de acordo com os resultados, foi possível observar a uma boa viabilidade na aplicação de comunicação através do depósito de diferentes feromônios no ambiente.

Em Marques *et al.* (2006), os autores propuseram a aplicação de otimização por enxame de partículas (PSO) na coordenação de um enxame de robôs para encontrar fontes de odores pelo ambiente. O algoritmo possui dois estados de busca, uma global e outra local. A busca global acontece quando os agentes não possuem nenhuma pista de odores ou de alguma comunicação com outros agentes para definir o seu movimento, assim, nesse caso, os agentes se movem pelo ambiente de forma aleatória. Ao encontrar uma pista sobre uma fonte de odor, os agentes mudam da busca global para a local. Na busca local, é aplicada a otimização por enxame de partículas para definir os movimentos dos agentes. Como parâmetro do PSO, o autor determinou que as fontes de odores seriam atrativas para os membros do enxame, enquanto obstáculos e outros robôs implicariam em forças repulsivas para determinarem a próxima direção que o robô deve seguir. O método foi comparado com outras duas abordagens comuns da literatura, que é a busca tendenciosa, onde os robôs vão para a área com maior concentração de odor encontrada (comparada com a leitura no passo de tempo anterior) e a outra abordagem baseada no gradiente descendente. Dentre os experimentos executados, o método utilizando o enxame de par-

tículas mostrou bons resultados e se destacou perante os outros métodos em ambientes instáveis.

Mais recentemente, em Masár (2013), os autores propuseram o uso de três técnicas para a coordenação de um enxame de robôs para realizarem as tarefas de exploração e/ou vigilância. As três técnicas utilizadas são: Colônia de Formigas, Otimização por enxame de partículas e *flocking*. O ambiente foi discretizado em uma grade de células quadradas e cada célula guarda a informação da concentração de feromônio depositada por cada agente. Se o ambiente não possuir uma taxa de evaporação, o enxame de robôs realiza a tarefa de exploração, caso contrário realizam a tarefa de vigilância (Colônia de Formigas). Cada agente se movimenta no ambiente livremente através de movimentos contínuos, ou seja, o feromônio é distribuído de forma contínua. Os movimentos dos agentes são definidos através de uma somatória de vetores, que indicam a direção da melhor célula dentro do raio de visão, baseado na baixa concentração de feromônio, e os demais vetores são definidos pela presença de outros robôs na vizinhança. Se um robô está dentro do raio de visão, porém está além de um limiar, um vetor de atração é definido. Caso contrário, é definido um vetor de repulsão (PSO e *flocking*). Robôs que estão além do raio de visão não influenciam o movimento.

Calvo propôs o modelo para a coordenação de múltiplos robôs na tarefa de vigilância denominado *Inverse Ant System-Based Surveillance System* (IAS-SS) (CALVO *et al.*, 2011; CALVO *et al.*, 2012). O modelo utiliza o sistema inverso de formigas, no qual os robôs se comunicam através da estigmergia, utilizando um tipo de feromônio repulsivo. Dado que o feromônio depositado é volátil, com o passar do tempo, os robôs voltam a visitar áreas que já foram visitadas no passado. Dessa forma, o objetivo do modelo é espalhar os robôs pelo ambiente de maneira uniforme e, ao mesmo tempo, diminuir o tempo que cada área é monitorada. Uma vez que os robôs não monitoram somente a posição em que está, mas uma área a partir da sua posição, os depósitos de feromônio também são realizados por área. O IAS-SS foi utilizado como base para os modelos IACA e IACA-DI (apresentados na Seção 2.2), que, por sua vez, são modelos precursores do modelo proposto neste trabalho. Dentre as principais diferenças entre os modelos, pode-se destacar o fato de IACA-DI realizar uma discretização do ambiente através de um autômato celular, enquanto o IAS-SS trata o ambiente de forma contínua.

Em Calvo *et al.* (2016), foi proposto um algoritmo baseado em feromônio invertido de formigas na coordenação de um enxame de robôs para realizar a tarefa de vigilância. O ambiente é especificamente *indoor* e desconhecido pelo enxame. Cada robô possui um sistema capaz de ler do ambiente dois tipos diferentes de feromônio, um feromônio representando o feromônio depositado pelo próprio agente e outro tipo de feromônio depositado por outros membros do enxame. Os dois tipos de feromônio possuem características repulsivas, porém com essa distinção o sistema se torna capaz de criar setores de vigilância para cada agente, aumentando a sua eficiência de vigilância, uma vez que as mesmas áreas

não serão exploradas por agentes diferentes. Além disso, cada robô possui um mecanismo para evitar colisões que, em conjunto com as leituras de feromônio, são passados para um mecanismo de decisão de movimento. A cada passo de tempo, todos os agentes depositam feromônio no ambiente para informar a todos os membros do enxame que aquela área foi monitorada em um espaço de tempo proporcional a quantidade de feromônio detectada.

A mimetização de fenômenos físicos, como os campos potenciais, dinâmica de fluidos e dinâmica de partículas, também são técnicas encontradas com bastante frequência em pesquisas de exploração coletiva. Em Ludwig e Gini (2006) os autores propuseram um algoritmo de dispersão para um sistema de múltiplos robôs em ambientes desconhecidos. O algoritmo utiliza uma ideia baseada em campos potenciais para construir um grafo de conexão entre os membros do grupo. O objetivo é espalhar os robôs pelo ambiente, dado um ponto inicial e formar uma rede entre eles, de tal forma que cada robô possua uma conexão com outros membros do grupo. Para realizar o controle de distância entre os membros do grupo os robôs utilizam a intensidade de sinais *wireless* que cada robô está emitindo. Essa estratégia permite o uso de robôs menores e mais simples, pois o dispositivo *wireless* é bastante pequeno comparado com dispositivos de detecção como *lasers* e câmeras 360°. Para realizar esse espalhamento, os robôs se movimentam verificando a intensidade do sinal dos robôs mais próximos, essa intensidade indica se eles devem continuar o movimento ou parar, caso o sinal esteja mais fraco que um limiar. Os robôs possuem dois estados, um de explorador e um de farol: farol significa que ele encontrou seu ponto fixo na rede e deve parar, e explorador significa que ele deve movimentar pelo ambiente. Após encontrar a estabilização da rede, os robôs entram em estado de vigilância, utilizando outros sensores, como, por exemplo câmeras e sensores de movimento.

Em Yin *et al.* (2013), a técnica de campos potenciais foi utilizada para a coordenação de um grupo de robôs VANT (Veículo Aéreo Não Tripulado). A técnica de campos potenciais constrói forças entre os robôs para que, ao mesmo tempo que se mantém uma distância segura para evitar colisões, os robôs são atraídos uns aos outros para manter a agregação e maximizar a área de cobertura, isto é, a distribuição dos robôs é realizada de forma automática. O ambiente foi discretizado, de maneira resumida, em uma grade de células idênticas. A cobertura do ambiente então é realizada assim que todas as células forem visitadas e, por sua vez, uma célula é visitada assim que o robô visita o seu centro. Cada célula da grade possui quatro estados: obstáculo, visitada, não-visitada e não-visitada com preferência. De acordo com os resultados obtidos, a maioria das áreas não descobertas foram cobertas pelo grupo de robôs, além de, pelo uso dos campos potenciais, manterem a conectividade e evitarem colisões.

Em Kerr e Spears (2005) a mimetização de gases foi proposta para a coordenação de um enxame de robôs na tarefa de cobertura ou vigilância. O ambiente, descrito pelo autor como um corredor, foi discretizado em uma grade de células apenas para controle da cobertura nos experimentos. Os robôs realizam movimentos contínuos por esse ambiente,

levando em consideração forças calculadas a cada passo de tempo discreto da simulação. O autor utiliza paredes laterais em movimento para injetar energia no sistema e fazer com que as partículas, no caso os robôs, se movimentem para atingir o objetivo. A cada passo de tempo, cada robô calcula o risco de ocorrer colisões com as paredes ou se existem outros robôs nas proximidades, para calcular o seu próximo vetor de movimento. Se não existirem paredes, obstáculos ou robôs nas proximidades, o robô apenas continua o movimento que estava realizando no passo de tempo anterior. O método proposto pelo autor também é descentralizado, não possui conhecimento do ambiente e leva em consideração apenas a informação local. Além disso, o modelo é tolerante a falhas, pois se membros do enxame falharem, o grupo ainda é capaz de realizar a tarefa de forma satisfatória.

Em Zheng e Tan (2013), os autores propuseram um algoritmo baseado no fenômeno de explosões para coordenar grupos de robôs na tarefa de busca. O ambiente de busca foi construído através de funções *fitness*, as quais indicam para os robôs, quão bom é o caminho que estão seguindo para encontrar um objetivo no ambiente. O fenômeno de explosões é baseado em explosões naturais, onde se inicia em um dado ponto e as partículas se espalham ao redor desse ponto central. O algoritmo se baseia na construção de grupos pelos robôs, para aprimorar a busca pelos objetivos que estão espalhados. Os grupos de robôs são formados através da comunicação visual, a comunicação direta e levando-se em consideração uma distância máxima para realizarem essa comunicação. Os grupos possuem a possibilidade de agregar mais membros e de se separar caso um limiar de quantidade máxima de membros seja atingido. Para realizar os movimentos, os robôs utilizam a combinação dos movimentos anteriores, a função *fitness* do ambiente e a influência dos robôs que estão no seu grupo. A influência do grupo é dada de tal forma a mimetizar o efeito de explosão, onde o robô que possuir a melhor função *fitness* dentro do grupo é definido com o central e os demais robôs irão se movimentar para o seu redor, no próximo passo de tempo. Essa característica de explosão faz com que ocorra a criação de uma área de busca ao redor do robô com a melhor função *fitness*. O autor executou experimentos em uma plataforma própria e os comparou com um algoritmo de busca baseado em otimização por enxame de partículas (PSO), e constatou que seu algoritmo consegue superar o algoritmo baseado em PSO na maioria dos casos.

A construção de algoritmos de exploração baseados em modelos matemáticos também foi investigada na literatura. Anisi *et al.* (2010) propuseram um sistema baseado em grafos para realizar a vigilância de ambientes. Através da representação do ambiente em grafos, os autores descreveram dois sistemas capazes de encontrar uma solução aproximada para o problema de cobertura mínima de vértices e que, também resolvem o problema da vigilância de ambientes. A primeira abordagem, denominada de *Minimum Time UGV Surveillance Problem (MTUSP)*, foi definida como dado um conjunto de agentes para realizar a vigilância do ambiente e uma área a ser monitorada, deve se achar caminhos estratégicos nesse ambiente de tal forma que todas as áreas do ambiente sejam visíveis

através desse caminho. Além disso, o tempo de vigilância deve ser minimizado, ou seja, o menor caminho possível dentro do grafo que representa o ambiente deve ser encontrado. A segunda abordagem denominada de *Constrained UGV Surveillance Problem (CUSP)*, compreende todas as premissas apresentadas no MTUSP, porém, nessa abordagem o grafo resultado da cobertura completa do ambiente deve ser conexo. De acordo com os experimentos executados pelos autores, foi possível observar que todo o ambiente é coberto pelos agentes e com um custo computacional polinomial, possibilitando realizar a escalabilidade do sistema. Por outro lado, não foi levado em consideração a distância máxima que cada agente do grupo seja capaz de monitorar, ou seja, um raio de visão. Dessa forma, o sistema é prejudicado, levando-se em consideração que áreas muito grandes sem obstáculos, que estão além do raio de visão dos robôs, seriam consideradas monitoradas.

Em Sheng *et al.* (2006), os autores propuseram um algoritmo de coordenação de múltiplos robôs, levando-se em consideração que a distância de comunicação é limitada entre os membros do grupo. O objetivo do sistema é executar a exploração de ambientes desconhecidos. O ambiente foi discretizado em células, e cada célula pode representar três estados: livre, obstáculo e desconhecido, onde “livre” se refere a um local mapeado e que não possui nenhum obstáculo, “obstáculo” se refere a um local mapeado e que um obstáculo foi encontrado e “desconhecido” são células ainda não visitadas. O algoritmo proposto é totalmente distribuído, ou seja, não necessita de um líder para realizar as tomadas de decisão. Cada robô do grupo possui um raio de visão e um raio de comunicação. Dentro do seu raio de visão cada robô é capaz de realizar o sensoriamento do ambiente e atualizar o seu mapa local. Dentro do raio de comunicação, os robôs formam *clusters*, compartilhando informações sobre os seus mapas locais, para que assim, lugares já mapeados por outros robôs tenham uma menor probabilidade de serem revisitados. O algoritmo específico para a sincronização dos mapas prevê o *merge* de *clusters* diferentes e o menor uso de tráfego de informação para esse cenário. De acordo com experimentos, resultados positivos foram encontrados, visto que os robôs se movimentaram procurando por células próximas não visitadas e que não estavam nas áreas que seriam visitadas por outros robôs, maximizando a área conhecida.

Os autores em Wallar *et al.* (2015) propuseram um sistema para a coordenação de um grupo de agentes aéreos para realizarem a tarefa de vigilância. O ambiente foi dividido em uma grade de células para armazenar informações sobre o tempo da última visita a cada célula. Além da grade quadriculada, o sistema possui mapas de informação de risco. Cada mapa de risco informa ao agente do grupo, uma probabilidade de risco de se monitorar uma determinada área. Assim, a cada passo de tempo os agentes, com base no tempo de visita das células dentro da sua vizinhança, determinam o risco de se monitorar essas células e através de uma função de custo, é determinado o ângulo de movimento no próximo passo de tempo. Além disso, como se trata de agentes aéreos, os mapas de riscos possibilitam que cada agente determine a sua altitude no próximo passo de tempo para

que o risco seja minimizado, ou seja, quanto maior a altitude menor o risco do agente. Contudo, isso resulta na perda de qualidade das informações detectadas no ambiente. Sendo assim, tem-se um problema de otimização, onde o sistema busca maximizar a área que será monitorada de forma cíclica, garantindo a qualidade da informação e, ao mesmo tempo, minimizar o risco do agente.

Swarm Pheromone Communication (PheroCom)

Através de uma inspiração biológica, mais especificamente em dois mecanismos de comunicação utilizados por formigas de uma mesma colônia: a estigmergia e a vibração (Seção 2.1.2), este trabalho propõe um novo modelo para simular a dinâmica do feromônio no ambiente, com o propósito principal de coordenar enxames de robôs.

A estigmergia é o modelo de comunicação indireta utilizado pelas formigas, e se baseia na comunicação através de mudanças no ambiente em que estão inseridas. Nos modelos de coordenação IACA (LIMA *et al.*, 2016) e IACA-DI (TINOCO *et al.*, 2017), que são precursores do modelo aqui proposto, a estigmergia é aplicada como forma de comunicação: os robôs realizam mudanças no ambiente para que outros robôs possam detectar essas mudanças e, assim, acontecer a comunicação. Entretanto, devido à dificuldade de se implementar um ambiente que de fato controle o depósito de algum tipo de substância, o ambiente nos modelos IACA e IACA-DI é representado por um sistema centralizador, responsável por armazenar a informação do feromônio virtual e interagir com o enxame de robôs. Dada a dificuldade de representar fisicamente o feromônio no ambiente, este trabalho propõe uma nova abordagem, denominada de modelo PheroCom, para essa representação: a virtualização do feromônio através de mapas locais. Nessa nova abordagem, para que o enxame possa executar a tarefa proposta, não existe a necessidade de haver uma entidade centralizadora que controla a dinâmica do feromônio. Cada robô possuirá, em sua memória local, uma representação do ambiente no qual está inserido e, então, poderá efetuar modificações nessa representação (detecção, difusão, evaporação e atualização do feromônio). Através de estratégias de comunicação, que, por sua vez, tiveram uma inspiração biológica na transmissão de mensagens por vibração, a informação local sobre o feromônio é compartilhada com outros robôs do enxame que estejam nas imediações, fazendo com que se propague globalmente, caracterizando a simbiose do modelo.

Neste capítulo, o modelo PheroCom será proposto e especificado de forma detalhada,

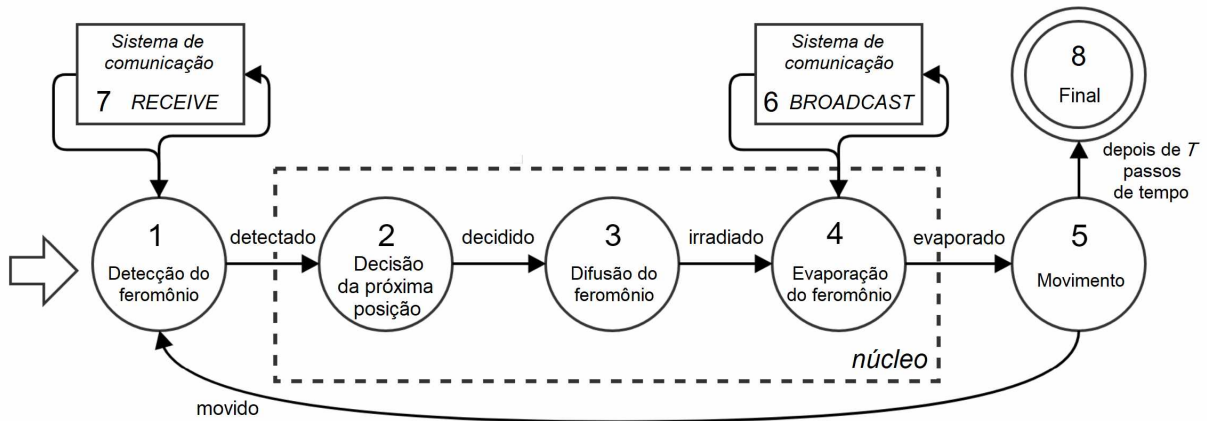


Figura 12 – Comportamento individual do robô representado por uma MEF.

apresentando o mecanismo de controle individual, a interface de contato com o meio externo presente em cada robô, a propagação global da informação e duas variações na estratégia de comunicação.

3.1 Mecanismo de controle individual

O comportamento individual de cada robô do enxame é definido através da Máquina de Estados Finitos (MEF), ilustrada na Figura 12. Essa MEF modela como cada robô irá realizar as tomadas de decisão para se movimentar pelo ambiente, e como/quando irá compartilhar informações com outros robôs do enxame. Combinando essas duas características, que possuem abrangência local, é possível gerar um comportamento global complexo, capaz de executar a tarefa proposta. Garantir que cada robô do enxame possua uma MEF idêntica, é garantir que um dos principais preceitos dos sistemas baseados em enxames inteligentes seja cumprido: a autonomia de cada robô e a descentralização do enxame. Um enxame totalmente descentralizado reflete em uma forte robustez ao sistema, o que garantirá que a tarefa continue a ser executada enquanto restar pelo menos um robô ativo. O ambiente é discretizado em duas grades de células idênticas (modelagem por AC) e cada robô possui na sua memória interna: uma grade física e uma grade de feromônio. Cada estado da MEF na Figura 12 representa uma ação que deve ser executada considerando-se essas duas grades. Além disso, a grade global de feromônio, utilizada nos modelos IACA e IACA-DI é substituída pelas grades locais de cada robô, que têm evolução de forma assíncrona. Isso se deve ao fato de que cada robô pode estar em um passo de tempo diferente em suas máquinas internas, que, por sua vez, não são sincronizadas por um relógio global. Nos modelos anteriores, pelo fato de utilizarem um único mapa de feromônio compartilhado, existia a necessidade de sincronização dos passos de todos robôs, o que tornava o sistema mais lento.

A MEF é formada por oito estados: cinco estados executados ciclicamente e que representam as interações com o feromônio para decisão dos movimentos individuais, dois estados executados por demanda, representando o sistema de comunicação com outros robôs do enxame, e um estado final. Cada vez que um robô passa por todos os cinco estados do ciclo principal dessa máquina, é contabilizado um passo de tempo discreto do AC. Então, mesmo que o enxame esteja inserido em um ambiente contínuo, para o processamento dos dados, a MEF atua sobre informações discretas, tanto no tempo quanto no espaço. Após esse processamento, essas informações discretas podem ser transformadas novamente em informações contínuas, e então repassadas para os atuadores dos robôs que executarão o movimento físico. Cada estado da MEF será cuidadosamente descrito a seguir.

3.1.1 Estado 1: Detecção do feromônio

Na detecção do feromônio, cada robô do enxame irá ler no seu mapa local a concentração de feromônio dentro da sua vizinhança, delimitada pelo raio de visão r_v (Fig. 14). As células da grade de feromônio que estiverem dentro desse raio de visão, formarão o conjunto M de células vizinhas. Esse processo é necessário para que cada robô possa escolher, nos próximos estados da MEF, qual célula vizinha será o destino do seu movimento. O feromônio detectado em cada célula x_{ij} representa o depósito realizado pelo enxame nos passos de tempo anteriores, combinado com o processo de evaporação. No modelo PheroCom, para a construção do conjunto de células M , foi aplicada a vizinhança de Moore (Seção 2.1.5). Dessa forma, o tamanho m do conjunto M é definido como $m = (2r_v + 1)^2$ células.

3.1.2 Estado 2: Decisão da próxima posição

A escolha do destino para o próximo movimento está intrinsecamente ligada ao funcionamento das regras do AC aplicado no modelo PheroCom. Logo, a seleção de uma regra que imprima um bom espalhamento do enxame é fundamental para um desempenho satisfatório, resultando no sucesso do objetivo proposto. De acordo com a leitura de feromônio das células vizinhas no mapa local, realizada no estado anterior (dentro do raio de visão r_v), o robô irá utilizar estratégias de escolha para decidir para qual célula irá se mover. Com isso, a concentração de feromônio no mapa local presente em cada célula vizinha influencia no seu movimento, afetando, assim, os deslocamentos que ocorrerão nos passos de tempo subsequentes. A concentração de feromônio em uma determinada célula x_{ij} no passo de tempo t , irá definir a probabilidade $P(x_{ij})$, em estratégias estocásticas, dessa célula ser escolhida no passo de tempo $(t + 1)$. Visto que neste trabalho o modelo será aplicado nas tarefas de vigilância e exploração, o feromônio deve possuir uma característica repulsiva, fazendo o espalhamento e não a aglomeração dos robôs. Assim,

quanto menor a concentração de feromônio em uma célula, maior é a probabilidade dessa ser selecionada. Por outro lado, altas concentrações de feromônio resultam em baixas probabilidades.

O desempenho do enxame de robôs nas tarefas de vigilância e exploração, dependem das regras de transição/estratégias utilizadas para a decisão da próxima posição. Neste trabalho, cinco estratégias deferentes foram implementadas e avaliadas: Estratégia Aleatória, Estratégia Determinística, Estratégia Probabilística Simples (Investigada em Lima *et al.* (2016)), Estratégia Probabilística Elitista (Investigada em Tinoco *et al.* (2017) e adaptada de Calvo *et al.* (2012)) e Estratégia Probabilística Inercial (Proposta em Tinoco *et al.* (2017)).

- ❑ **Estratégia Aleatória:** todas as células da vizinhança possuem a mesma probabilidade de serem selecionadas. Portanto, nenhuma célula é descartada e existe a mesma probabilidade de os robôs se movimentarem em qualquer direção, até mesmo para as células recentemente visitadas. A estratégia não sofre nenhum tipo de influência causada pela concentração de feromônio depositada pelos robôs no ambiente. Vale evidenciar que essa estratégia foi proposta para se ter um limite inferior de desempenho na tarefa para a comparação com os modelos baseados em feromônio.
- ❑ **Estratégia Determinística:** proposta neste trabalho, a estratégia determinística leva em consideração, na escolha do próximo movimento, a presença de feromônio nas células. A estratégia possui uma característica gulosa, onde a célula que apresentar a menor concentração de feromônio, dentre as células detectadas na vizinhança do robô, é sempre escolhida. Em caso de empate, isto é, duas ou mais células que possuem a mesma concentração de feromônio e essa concentração é mínima dentro da vizinhança, a primeira célula da leitura é escolhida, considerando que o algoritmo de ordenação é estável.
- ❑ **Estratégia Probabilística Simples:** também considera a concentração de feromônio em todas as células da vizinhança, entretanto, a concentração de feromônio em cada célula x_{ij} é utilizada para realizar uma escolha probabilística. Essa escolha é definida de tal forma que quanto menor a concentração de feromônio em uma célula, maior é a probabilidade dessa ser escolhida, enquanto altas concentrações de feromônio resultam em uma baixa probabilidade. O modelo probabilístico é dado pela Equação 2, onde ψ_{ij}^t representa a concentração de feromônio na célula x_{ij} no passo de tempo t e as variáveis M , c , ψ_{max} e t são o conjunto de células pertencentes a vizinhança atual, o índice de uma célula no conjunto M , a concentração máxima de feromônio em uma célula e o passo de tempo atual, respectivamente. Dada a probabilidade de cada célula, um sorteio probabilístico é realizado para escolher a célula destino do próximo movimento. Esse sorteio é realizado de forma similar ao

método da roleta em algoritmos genéticos.

$$P(x_{ij})^t = \frac{\psi_{max} - \psi_{ij}^t}{\sum_{c \in M} (\psi_{max} - \psi_c^t)} \quad (2)$$

- **Estratégia Probabilística Elitista:** considera a concentração de feromônio de um número limitado de células, isto é, restringe o número de células que participarão do sorteio probabilístico. O objetivo é diminuir a probabilidade de um robô escolher células com altas concentrações de feromônio. O sorteio probabilístico é realizado de forma similar ao sorteio feito na estratégia probabilística simples, porém, antes de atribuir a probabilidade de cada célula ser escolhida, uma seleção prévia é realizada para determinar quais células entrarão de fato no sorteio.

Essa seleção é feita utilizando duas porcentagens: μ e ν , as quais designam, respectivamente, a quantidade ‘P’ de células selecionadas de forma elitista e a quantidade ‘Q’ de células selecionadas de forma probabilista, de acordo com a Equação 3 e Equação 4.

$$P = \lceil \mu \cdot M_{size} \rceil \quad (3)$$

$$Q = \lfloor \nu \cdot M_{size} \rfloor \quad (4)$$

O conjunto elitista é formado pelas P células que possuem as menores concentrações de feromônio dentre as células do conjunto M, e essas células são selecionadas através de um ranqueamento. Já o conjunto probabilista, é formado pelas Q células restantes selecionadas através de um sorteio. A importância do conjunto Q é garantir que existe uma probabilidade de os robôs moverem para qualquer direção, mesmo que algumas células tenham sido retiradas da tomada de decisão.

- **Estratégia Probabilística Inercial:** essa estratégia foi proposta em Tinoco *et al.* (2017) para proporcionar um tipo de movimento mais fluido, visto que foi inspirada na ideia da força inercial na física: “*um objeto em movimento permanece na mesma direção, a menos que seja obrigado a mudar seu estado por uma força externa*”. A força inercial influencia nos deslocamentos do robô, dado que terão uma probabilidade maior, no passo de tempo $(t + 1)$, de continuar na mesma direção que estavam no passo de tempo t , escolhendo a célula da sua vizinhança que o mantém na orientação atual. Entretanto, se existirem células na vizinhança com baixa concentração de feromônio, haverá uma alta probabilidade de mudança na direção do robô. Dessa forma, a concentração de feromônio agirá como uma força externa, fazendo com que o robô mude a sua orientação quando maior for a evidência de que uma determinada área necessita ser visitada.

A implementação da força inercial ocorre através da agregação de algumas modificações na estratégia de movimento elitista. Essas modificações estão concentradas

na construção do conjunto de elementos elitistas e no conjunto de elementos probabilísticos. Se um robô não estiver na direção de uma parede, obstáculo ou outro robô, a célula que está na sua frente estará entre as células selecionadas para os conjuntos mencionados. Além disso, se a célula pertencer ao conjunto elitista, a sua probabilidade de ser escolhida é multiplicada por um fator γ , tal que ($\gamma > 1$). Caso contrário, a célula apenas permanecerá no conjunto probabilista.

3.1.3 Estado 3: Difusão do feromônio

A difusão de feromônio é o estado onde cada robô irá depositar feromônio no ambiente. O feromônio é depositado dentro da área de difusão, que, por sua vez, é formada pelo raio r_d (Fig. 14). O objetivo dos depósitos de feromônio é informar, tanto para o robô que os realizou quanto para os robôs do enxame, que aquela área foi monitorada a uma quantidade de tempo proporcional a concentração de feromônio detectada. Sendo assim, quanto maior a concentração de feromônio em uma dada área, mais recentemente um robô a visitou. O que vale para a situação oposta, onde quanto menor a concentração de feromônio, maior é a quantidade de tempo que essa área não recebe visitas ou ainda não foi explorada, caso não haja vestígios de feromônio no local.

Os robôs não efetuam uma difusão física de uma substância volátil no ambiente, os depósitos são simulados por cada robô na sua grade individual de feromônio. Como esse feromônio não é depositado somente na posição atual do robô, mas dentro da área formada pelo raio r_d , faz-se necessário uma função de difusão que considera as características discretas da grade. Proposta em (TINOCO *et al.*, 2017), a Equação 5 é utilizada na especificação das concentrações de feromônio que serão depositadas em cada célula que está dentro da área de difusão do robô.

$$\Delta_{ij}^k = (\psi_{max} - \psi_{ij}^t) \cdot \left[\alpha \cdot (\delta \cdot e)^{\eta \cdot \frac{r}{\pi}} \right] \quad (5)$$

A equação de difusão pode ser dividida em duas partes, a amortização e o depósito de feromônio. Sendo assim, seja x_{ij} a célula que representa a posição atual do robô k na grade de feromônio, tal que i e j são as coordenadas dessa célula. A quantidade Δ de feromônio que o robô k irá depositar na posição ij é dada pela multiplicação da amortização $(\psi_{max} - \psi_{ij}^t)$ pelo depósito $\left[\alpha \cdot (\delta \cdot e)^{\eta \cdot \frac{r}{\pi}} \right]$.

A amortização do depósito é utilizada para garantir que a célula não entre rapidamente em estagnação. Assim, sabendo que a constante ψ_{max} representa a concentração máxima de feromônio em uma célula ($\psi_{max} = 1.0$), a amortização é calculada subtraindo ψ_{max} da concentração de feromônio que a célula x_{ij} possui no passo de tempo atual t (ψ_{ij}^t). Dessa forma, a cada depósito de feromônio que a célula x_{ij} receber, menor será a contribuição do robô que está realizando o depósito, como mostrado na Figura 13(a). A figura ilustra a concentração de feromônio que a célula da posição atual de um robô receberia caso

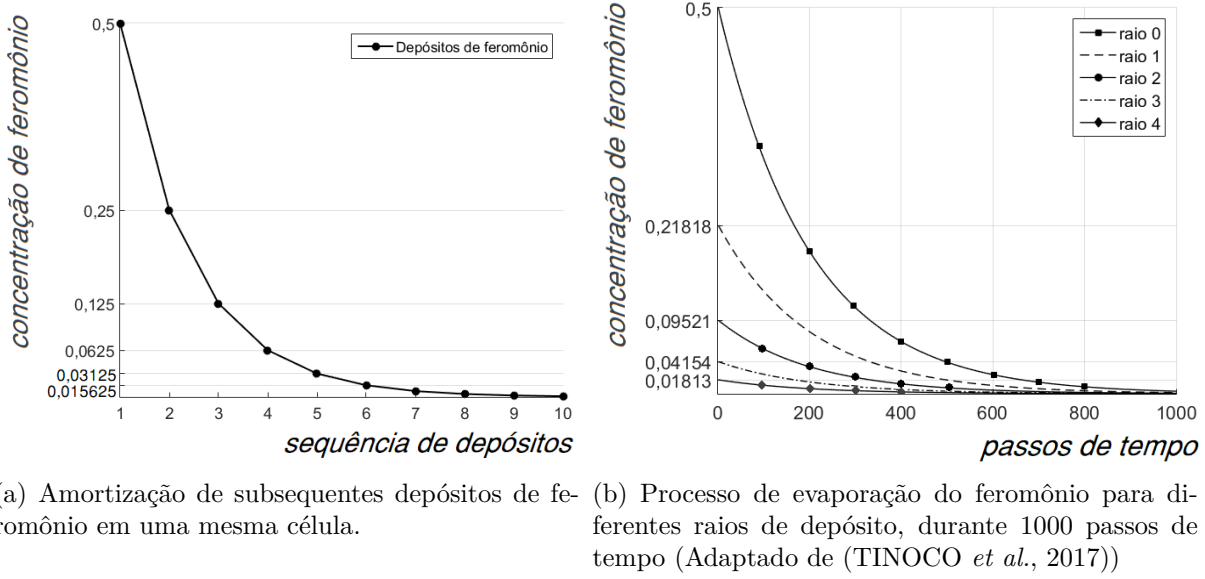
o depósito fosse continuamente reforçado. No eixo horizontal estão os depósitos em ordem temporal e no eixo vertical a concentração de feromônio depositada. O primeiro depósito, considerando uma célula sem vestígios de feromônio, é igual a 0,5. Se essa célula recebesse um novo depósito, esse passaria a ser 0,25, dado que a célula já possui uma concentração de 0,5 ($0,5 \times 0,5 = 0,25$). Considerando um sexto depósito, esse valor cairia para 0,015625. Portanto, pode-se dizer que a concentração de feromônio presente em uma célula, que recebeu seguidos depósitos, tende a ψ_{max} , dado que ψ_{max} nunca é de fato atingido (Equação 6).

$$\lim_{di \rightarrow \infty} \sum_{d1=1}^{di} \Delta_{ij} = \psi_{max} \quad (6)$$

A segunda parte da Equação 5, é referente ao depósito de feromônio, e considera a distância discreta (raio r) que uma célula da vizinhança está da célula x_{ij} (posição atual do robô). Cada robô possui um raio de difusão r_d . Neste trabalho, foi utilizada a vizinhança de Moore para representar esse raio em uma grade de células. Dessa forma, supondo que raio de difusão seja três, todas as células que possuam raio menor ou igual a três irão receber o depósito. Assim, dentro do raio de difusão r_d de cada robô, forma-se um conjunto M de células que irão receber o depósito de feromônio. Considerando a vizinhança de Moore, as células que farão parte do conjunto M possuem coordenadas $x_{(i+a)(j+b)}$, tal que $(-r_d \leq a \leq r_d)$, $(-r_d \leq b \leq r_d)$ e $(a, b \in \mathbb{Z})$. Já o raio r , influencia na concentração de feromônio depositado: quanto mais perto uma célula estiver da posição atual do robô, maior é a concentração de feromônio que ela irá receber, e quanto mais longe, menor é essa concentração, como está ilustrado na Figura 13(b). A figura mostra no eixo vertical, uma simulação de depósitos, do raio 0 ao raio 4, em células “limpas” (sem vestígios de feromônio de passos de tempo anteriores). Se tratando das constantes presentes na equação, α , δ e η representam, respectivamente, a quantidade máxima de feromônio depositado, a taxa de depósito de feromônio e a influência da taxa de evaporação do ambiente. Vale ressaltar que, apenas células que estejam no estado livre (L) e robô (R), na grade física, receberão depósitos de feromônio, ou seja, células no estado obstáculo (O) não são consideradas no passo de difusão.

3.1.4 Estado 4: Evaporação do feromônio

Apesar da evaporação ser um fenômeno externo, desempenhado naturalmente pela volatilidade da substância em contato com o ambiente, o modelo PheroCom, proposto neste trabalho, faz algumas adaptações para garantir o seu propósito. Considerando que cada robô possui em sua memória interna um mapa individual de feromônio, cada robô também deve efetuar, em cada passo de tempo, a evaporação do feromônio presente em seu mapa. O cálculo final da concentração de feromônio presente na célula x_{ij} é dado



(a) Amortização de subsequentes depósitos de feromônio em uma mesma célula.

(b) Processo de evaporação do feromônio para diferentes raios de depósito, durante 1000 passos de tempo (Adaptado de (TINOCO *et al.*, 2017))

Figura 13 – Dinâmica do feromônio em depósitos sequenciais e na evaporação.

pela Equação 7.

$$\psi_{ij}^{t+1} = [\psi_{ij}^t - (\beta \cdot \psi_{ij}^t)] + \sum_{k=1}^N \Delta_k \quad (7)$$

Portanto, a concentração de feromônio ψ na célula x_{ij} no passo de tempo $(t + 1)$, equivale a concentração de feromônio presente no passo de tempo t , descontando-se a porcentagem β de feromônio evaporado, e somado com a contribuição de depósito realizada pelos N robôs para essa célula. Lembrando que um robô contribuirá na concentração de feromônio da célula ij se, e somente se, a célula ij estiver dentro do seu raio r_d de difusão. O gráfico da Figura 13(b) mostra a evolução temporal da evaporação do feromônio depois de uma difusão em células sem vestígios de feromônio, e alternando o raio de difusão. Para essa análise foi aplicada uma taxa de evaporação de 0,5% ($\beta = 0,005$). De acordo com a figura, é possível observar que até por volta de 500 passos de tempo depois da difusão, ainda é possível distinguir de maneira probabilística, as diferenças entre às células que receberam o depósito, de acordo com a distância em relação à célula que recebeu a visita do robô.

3.1.5 Estado 5: Movimento

O estado representa a transição do robô da célula origem x_{ij} para a célula destino $x_{(i+a)(i+b)}$ da sua vizinhança, que, por sua vez, foi identificada nos estados anteriores. No AC investigado nesse trabalho, as regras de transição mudam o estado de duas células a cada passo de tempo: a célula origem, que corresponde à posição atual do robô, e que se tornará uma célula livre (L), e uma célula livre pertencente ao conjunto M de células da vizinhança, que se tornará uma célula ocupada (R), dado que essa será a nova posição do

robô. Em plataformas de simulação virtuais, onde os fenômenos físicos não são levados em consideração, a transição de uma célula para a outra ocorre de maneira direta, através de substituição simples de valores. Já em plataformas de simulação robótica realistas, nos quais esses fenômenos físicos devem ser levados em consideração, sistemas auxiliares de identificação de posição e de aproximação de obstáculos devem ser implementados.

3.1.6 Estado 6: *Broadcast*

A informação do feromônio se dissemina pelo enxame através de mensagens transmitidas por cada robô via *broadcast*. Mesmo que cada robô possua um mapa local contendo a informação sobre a concentração de feromônio dos seus depósitos passados, a agregação da informação de mapas locais dos outros robôs aumenta a eficiência nas tomadas de decisão. Esse aumento se dá pelo fato de que os robôs não terão conhecimento apenas dos seus próprios depósitos de feromônio, mas dos depósitos de outros robôs do enxame, o que por consequência, possibilita uma tomada de decisão mais apurada, levando-se em consideração uma informação mais global do ambiente. Sendo assim, cada vez que um robô entra no estado de *broadcast* da sua MEF, ocorre uma transmissão contendo informações específicas sobre o seu mapa local de feromônio.

Como será definido na Seção 3.2, cada robô possui um raio r_c de comunicação. Esse raio representa a área na qual a informação transmitida se propagará e, por consequência, o limite no qual outros robôs podem receber informação. Com isso, podemos concluir que mesmo existindo um mecanismo de compartilhamento de informação entre os robôs, que busca simular os depósitos em um ambiente físico através de memória local e comunicação, existirá uma diferença em comparação com um possível mapa centralizado globalmente. Essa diferença está no fato dos mapas locais não possuírem a mesma precisão de informação comparados a um mapa global. Isso acontece porque, além das mensagens trocadas não conterem o mapa completo de cada robô, uma vez que a comunicação é uma tarefa custosa, existe um limite na área de comunicação, o que acarreta em compartilhamentos de informação esparsos temporalmente, uma vez que esses acontecem somente quando os robôs estão a uma certa distância um do outro.

As informações são transmitidas via *broadcast* e o robô transmissor não possui conhecimento se algum outro robô do enxame recebeu a mensagem enviada. Dessa forma, o robô transmissor apenas libera a informação no canal de transmissão, cabendo aos outros robôs, que estiverem ao alcance de receberem essa informação, decidirem se irão utilizá-la para o aperfeiçoamento dos seus mapas locais. O conteúdo das mensagens transmitidas é composto pelo “id” do robô transmissor, por seu passo de tempo atual e pela informação do feromônio (parcela do mapa transmitida). O “id” e o passo de tempo são utilizados pelos robôs receptores para controlar o fluxo de informação, o que possibilita, por exemplo, o controle de mensagens duplicadas.

3.1.7 Estado 7: *Receive*

Considerando que os robôs transmitem informação quando passam pelo Estado 6 de *broadcast*, no Estado 7 os robôs ficam aptos a receber mensagens que foram transmitidas pelos outros robôs do enxame. Dessa forma, o mecanismo de comunicação não fica ativo continuamente, mas em intervalos de tempo específicos, tanto para a transmissão quanto para a recepção de dados. Dado que uma mensagem transmitida possui a informação sobre o mapa local de feromônio do robô transmissor, os robôs que recebem essa informação têm como objetivo agregá-la em seus próprios mapas locais, para que a tarefa de vigilância/exploração seja completada com uma maior eficiência. Como mencionado no estado anterior, cada robô possui um raio r_c de comunicação, que por sua vez, designa o limite máximo que cada robô é capaz de detectar, enviar e receber mensagens. Visto que não existe uma conexão ponto a ponto entre os robôs (*unicast*), os robôs que estão recebendo a informação devem administrar quais mensagens deverão ser filtradas e quais mensagens deverão ser utilizadas para o aprimoramento dos seus mapas locais de feromônio.

Para controlar as conexões, cada robô mantém em sua memória uma lista contendo os dados dos robôs com os quais receberam informação no passado. Essa lista é composta pelo “id” do robô e o passo de tempo em que o robô transmissor estava quando realizou a comunicação. Com o “id” e o passo de tempo do robô que enviou a mensagem, o robô que a recebeu, consegue garantir que informações duplicadas não sejam refletidas no seu mapa de feromônio, o que pode acontecer com frequência, visto que as mensagens são transmitidas via *broadcast*. Isto é, se um robô A recebeu informação de um robô B, e esse robô B declarou que estava no passo de tempo “ x ”, em uma próxima comunicação, o robô A só aceitará novas informações do robô B, se e somente se, o robô B afirmar que está em um passo de tempo $(x + i)$, tal que $(i \in \mathbb{Z}^*)$.

Dessa forma, existem duas condições que precisam ser atendidas para que aconteça uma comunicação entre dois robôs: (i) é necessário que um robô esteja dentro do raio de comunicação r_c do outro robô, ou seja, a distância “ d ” entre os dois robôs deve ser menor ou igual ao raio de comunicação ($d \leq r_c$), e (ii) a informação recebida deve ser nova. A definição de “informação nova” para os robôs está relacionada com: a ausência do “id” do robô que está transmitindo a mensagem na lista de conexões passadas ou a certificação que o passo de tempo do robô transmissor é maior que o passo de tempo registrado no histórico de comunicações do robô receptor. Além disso, deve ser constatado que a concentração de feromônio da célula que está sendo atualizada é menor que a concentração de feromônio da mesma célula recebida do robô transmissor. Dado que o ambiente possui uma constante de evaporação e essa constante é simulada nos mapas de feromônio locais de cada robô, pode-se afirmar que, comparando as mesmas células de dois mapas de feromônio diferentes, a célula que apresentar a maior concentração de feromônio detém a informação mais atual.

Dadas as condições apresentadas, se ocorrer uma comunicação entre dois robôs, o robô que está recebendo a mensagem pode realizar uma atualização do seu mapa local de feromônio. A atualização dos mapas locais de feromônio possibilita a emergência de um comportamento global complexo, uma vez que os movimentos e depósitos de cada robô poderão influenciar futuramente no comportamento de todos robôs do enxame. No entanto, mesmo que uma comunicação aconteça, a atualização do mapa local não é mandatória. Ao receber um pacote de informações, o robô irá utilizar métricas de avaliação para decidir quais células deverão ser atualizadas. Isso se deve ao fato de que, existe a possibilidade do próprio robô que está recebendo a informação já possuir dados mais atualizados no seu mapa local. Nesse caso, a atualização das células em questão seria ignorada.

3.1.8 Estado 8: Final

Considerando-se a tarefa de vigilância, que deve ser executada ciclicamente sem uma previsão de término, o estado final da MEF não possui um momento de transição pré-definido. Sendo assim, neste trabalho, foi definido um limite T de passos de tempo para execução dos experimentos. Entretanto, no caso de outras tarefas, como por exemplo a cobertura de ambientes desconhecidos, o estado final da MEF é atingido quando todas as áreas do ambiente forem exploradas pelo enxame. Enfatizando novamente que, dada a assincronicidade do modelo, definir previamente uma quantidade T de passos de tempo não significa que todos robôs do enxame irão parar no mesmo momento.

3.2 Interface individual

Na Figura 14 está ilustrada a interface dos robôs com o mundo externo. Em outras palavras, a figura ilustra a estrutura que cada robô possui para interagir com o meio ao seu redor, destacando os sistemas de percepção e de transferência de informação. No centro da figura está a representação de um robô qualquer e a sua direção atual. Cada robô possui três limites externos: a fronteira de leitura de feromônio, de difusão de feromônio e a fronteira de comunicação.

A fronteira de leitura de feromônio, definida pelo raio de visão (r_v), representa o limite de distância que um robô faz a leitura das concentrações de feromônio, com o objetivo de decidir o destino do próximo movimento, ação executada no Estado 1 da MEF da Figura 12. Durante a escolha da célula que será o destino do robô, a fronteira de leitura é dividida em “setores de células”, onde cada setor está relacionado a uma célula da grade de feromônio. Essa célula deve estar na borda da área formada por r_v , e mesmo que uma célula não esteja completamente dentro dessa área, mas está tangendo o seu perímetro, essa entrará para o conjunto de candidatas a serem um possível destino do robô. Dessa forma, é possível constatar que os limites dos setores podem se sobrepor, porém isso não

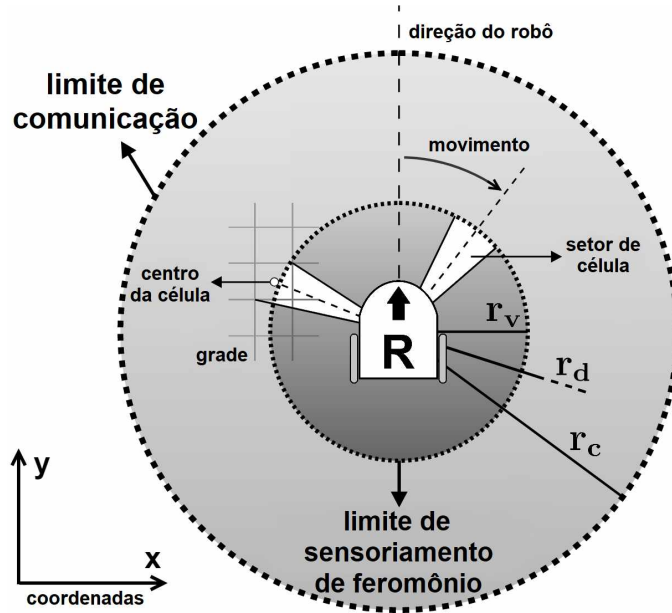


Figura 14 – Interface individual dos robôs para interação com o ambiente externo.

interfere no funcionamento geral do sistema. Realizada a escolha da célula destino, o robô, se necessário, efetuará um redirecionamento e se moverá para o mais próximo possível do centro dessa célula.

A fronteira de difusão de feromônio, definida pelo raio de difusão (r_d), delimita a área que o robô irá depositar feromônio, indicando no futuro, para ele mesmo e para os outros membros do enxame, que essa área foi monitorada a uma quantidade de tempo proporcional à concentração de feromônio detectada. A difusão de feromônio é executada no Estado 3 da MEF da Figura 12. O raio de difusão r_d é definido de forma a ser maior ou igual ao raio de visão r_v . Isso se deve ao fato de que r_v representa a área que foi monitorada por um robô, consequentemente, a área de difusão (definida por r_d) será maior ou igual à área de detecção (definida por r_v). De forma geral, neste trabalho foi aplicado ($r_d = r_v$) para direcionar os experimentos às variáveis com maior relevância.

Por fim, a fronteira de comunicação, definida pelo raio de comunicação (r_c), representa o limite da área de cobertura do sistema de comunicação de cada robô, utilizadas nos Estados 6-*Receive* e 7-*Broadcast* na MEF da Figura 12. Como nesta dissertação não foram executados experimentos com robôs reais, não houve a necessidade de simular todas as características de uma rede de comunicação real, com a aplicação de protocolos e perturbações do meio físico, por exemplo. Entretanto, podemos estabelecer que é possível realizar as trocas de informação envolvendo os robôs, através de uma rede sem fio. De acordo com (WINFIELD, 2000), para se aplicar uma rede *wireless*, três pontos devem ser previamente assumidos: (i) a antena de comunicação presente em cada robô é uniformemente omnidirecional no plano horizontal; (ii) deve existir um limiar de comunicação, que neste caso, é representado pelo raio de comunicação r_c , ou seja, se dois ou mais robôs estiverem dentro da área de comunicação de outro robô, pode acontecer trocas de in-

formação, caso contrário, não há comunicação; e por último, (iii) a rede *wireless* devem implementar algum tipo de tempo, canais ou diferença nos códigos, para que o enxame possa se comunicar no mesmo espectro de radiofrequência.

3.3 Propagação da informação

A capacidade de comunicação dos robôs e a transferência de informação entre o enxame, resulta em uma rede de comunicação, exemplificada na Figura 15. Uma rede corresponde à uma abstração que permite sistematizar um relacionamento entre pares de objetos. Na computação uma rede pode ser descrita através de um grafo (BONDY *et al.*, 1976). Na figura, cada vértice representa um robô, as arestas representam a existência de comunicação entre dois robôs (troca de informação, relacionamento) e as áreas pontilhadas o limite de comunicação de cada robô, definido pelo raio r_c (Fig. 14). Como cada robô possui um raio de comunicação limitado, as conexões da rede são criadas se um robô estiver dentro da área de comunicação de outro robô. Em outras palavras, pode existir uma conexão entre dois robôs, se e somente se, a distância d entre eles for menor ou igual ao raio de comunicação ($d \leq r_c$). Dessa forma, a cada passo de tempo, existe a probabilidade de existir uma rede completa no enxame (todos robôs conseguem comunicar com todos), uma rede conexa (existe um caminho entre todos pares de robôs pertencentes ao enxame), redes desconexas formando grupos de robôs e até mesmo nenhuma conexão, caso um robô não esteja dentro da área de comunicação de nenhum outro robô.

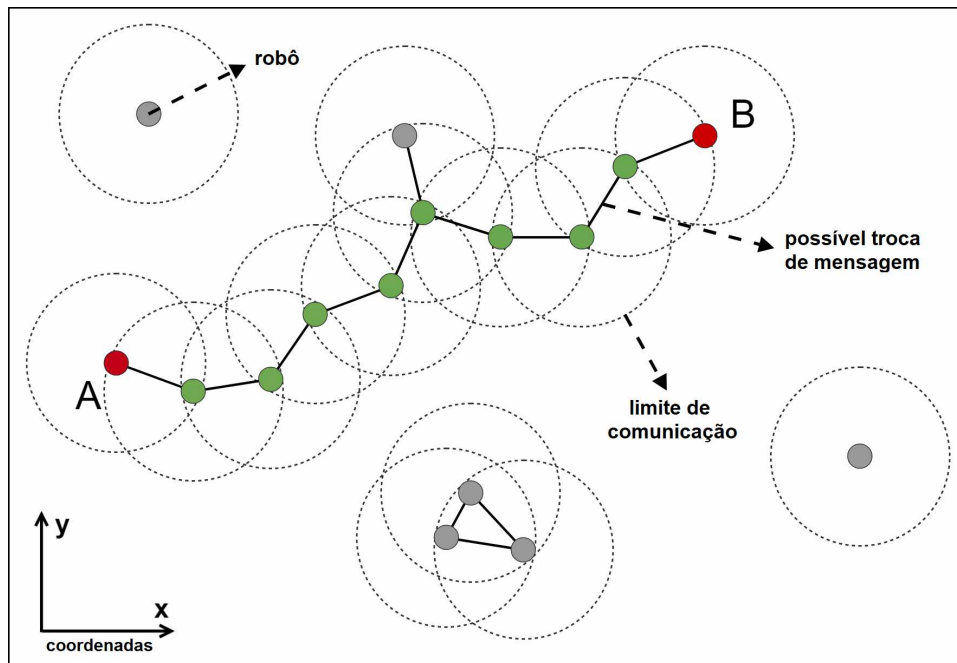


Figura 15 – Formação de redes de comunicação e dinâmica da propagação da informação.

Além disso, a existência de múltiplas conexões, mesmo que ocorram em passos de

tempo diferentes, faz com que a informação propague por todo o enxame, sem a necessidade de uma conexão direta com o robô que a transmitiu. Seja o robô ‘A’ e o robô ‘B’ na Figura 15 (vértices em vermelho). A informação de feromônio presente na localidade do robô ‘A’ é transmitida para o robô ‘B’ sem que os dois criem uma conexão direta, mas através da propagação da informação pelo caminho que os conecta (vértices em verde). Como mencionado, mesmo que esse caminho não esteja presente em um passo de tempo específico, mas as conexões vão acontecendo com a evolução do sistema, a informação transmitida por ‘A’ pode alcançar ‘B’ sem uma conexão direta, pois essa informação, com o incremento do tempo, vai se combinando com as informações locais de cada robô que a receber e sendo retransmitida.

3.4 Informação por área de cobertura

Os estados da MEF (Seção 3.1) que correspondem ao mecanismo de comunicação dos robôs (Estado 6 - *Broadcast* e Estado 7 - *Receiver*), possibilitam a manutenção dos mapas locais de feromônio, agregando informação de terceiros. A transmissão de mensagens é inspirada na vibração das formigas, que a utilizam para a troca direta de mensagens com outras formigas da mesma colônia, ou seja, com o seu enxame. Por outro lado, as mensagens enviadas contêm informação sobre o feromônio, que, por sua vez, representa a comunicação indireta (estigmergia). Com isso, as duas formas de comunicação combinadas caracterizam o modelo PheroCom.

As mensagens trocadas entre os robôs do enxame correspondem à informação de feromônio em seus mapas locais. O modelo de coordenação de enxames PheroCom proposto neste trabalho apresenta uma nova maneira de representação e distribuição de feromônio para algoritmos inspirados em insetos sociais aplicados na robótica. No PheroCom, a troca de informação acontece por área de cobertura, onde são transmitidas apenas células selecionadas no mapa local do robô transmissor. Como mencionado anteriormente, dado o raio de comunicação r_c de cada robô, se um robô está dentro da área formada por esse raio de um outro robô, existe a possibilidade de que esses robôs transmitam mensagens um para o outro. Nessa estratégia, as células selecionadas para a transmissão da concentração de feromônio correspondem às células que estão dentro do raio r_c de comunicação. Portanto, se uma célula está dentro da área formada por r_c , mesmo que não esteja completamente dentro dessa área, mas esteja tangenciando o seu perímetro, a informação da sua concentração de feromônio será transmitida, como exemplificado na Figura 16. A figura ilustra dois robôs ‘r1’ e ‘r2’, células verde e amarela, respectivamente, e a sua área de comunicação, representada pelo círculo pontilhado. Como os robôs estão dentro da área de comunicação um do outro, pode haver troca de mensagens entre os dois robôs. A informação trocada entre eles, corresponde à concentração de feromônio de todas as células que estão dentro de suas respectivas áreas de comunicação, na figura representada

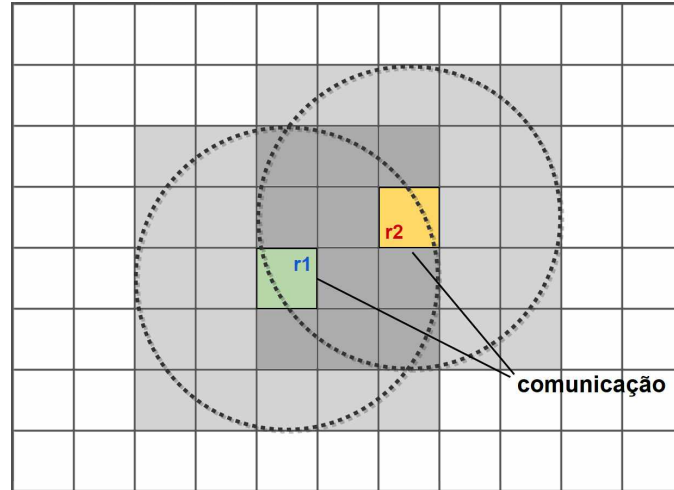


Figura 16 – Esquema de troca de informação por história de movimentos.

pelas células em cinza.

Além disso, essa estratégia aplica o conceito de redes de comunicação apresentado na Seção 3.3, onde mesmo que dois robôs não tenham contato direto, um pode receber informação sobre o feromônio depositado por outro, através da propagação da informação. Essa propagação só é possível pelo fato de a informação transmitida pelos robôs representarem exatamente a concentração de feromônio dentro das células delimitadas. A própria dinâmica de composição da informação do feromônio possibilita esse fenômeno, uma vez que a concentração de feromônio em uma célula não corresponde somente aos depósitos realizados pelo próprio robô, mas pela combinação de todos depósitos que foram recebidos por troca de mensagens.

Vale ressaltar que, como a informação da concentração do feromônio enviada não representa um histórico só do robô que a está transmitindo, mas também de todos os outros robôs que já contribuíram com o mapa local desse robô. A cada vez que um robô recebe uma informação de feromônio, ele atualiza seu mapa local verificando qual a informação é mais atual, caso a sua própria informação seja mais atual que a informação recebida, a célula analisada não é atualizada.

Experimentos e Análise dos Resultados

Neste capítulo, são descritos os experimentos executados com o modelo proposto através de uma plataforma de simulação de agentes implementada na linguagem C e na plataforma de simulação robótica WebotsTM, bem como seus resultados e análises. Vale ressaltar que os experimentos foram realizados com uma grande diversificação dos parâmetros por vários passos de tempo. Isso permitiu um maior refinamento do modelo para que o mesmo pudesse ser implementando em uma plataforma de simulação virtual de robôs, onde novos fatores, como a física, também são levados em consideração.

Para realizar os experimentos, quatro tipos diferentes de ambientes foram utilizados, como se pode observar na Figura 17. Os ambientes estão discretizados em grades de células quadradas, onde o Ambiente A1 (Fig. 17(a)) possui 7 salas, o Ambiente A2 (Fig. 17(b)) 6 salas, o Ambiente A3 (Fig. 17(c)) com 10 salas e o Ambiente A4 (Fig. 17(d)) com 40 salas. As células em branco representam células livres, ou seja, células nas quais os robôs podem se movimentar. As células em cinza são obstáculos, que neste caso são paredes. Por fim, apenas para ilustração, as células em vermelho estão representando células ocupadas por robôs, juntamente com seu raio de visão/detecção, que por sua vez, são as células em amarelo. Neste caso, os três primeiros ambientes (A1, A2 e A3) possuem dimensões iguais a (20×30) . Contudo, também foram feitos experimentos em outros três ambientes, com as mesmas distribuições de salas dos ambientes A1, A2 e A3, porém, com dimensões iguais a (40×60) (ambientes A1', A2' e A3'), ou seja, a escala do ambiente foi dobrada em ambos os eixos. Na Figura 17(d), está ilustrado o ambiente A4 com dimensões iguais a (80×120) e com 40 salas. O principal objetivo de se utilizar um ambiente com essas dimensões foi para possibilitar a realização de testes com um número maior de robôs, buscando aproximar o time de robôs à dinâmica de um enxame.

Os experimentos serão apresentados e analisados em três conjuntos. No primeiro, é feita uma análise preliminar aprofundada da influência do feromônio no desempenho dos robôs, buscando mostrar os efeitos da comunicação indireta e os efeitos no desempenho do enxame, quando os robôs estão utilizando apenas a informação individual dos seus próprios depósitos e quando essa informação é compartilhada com os outros membros do

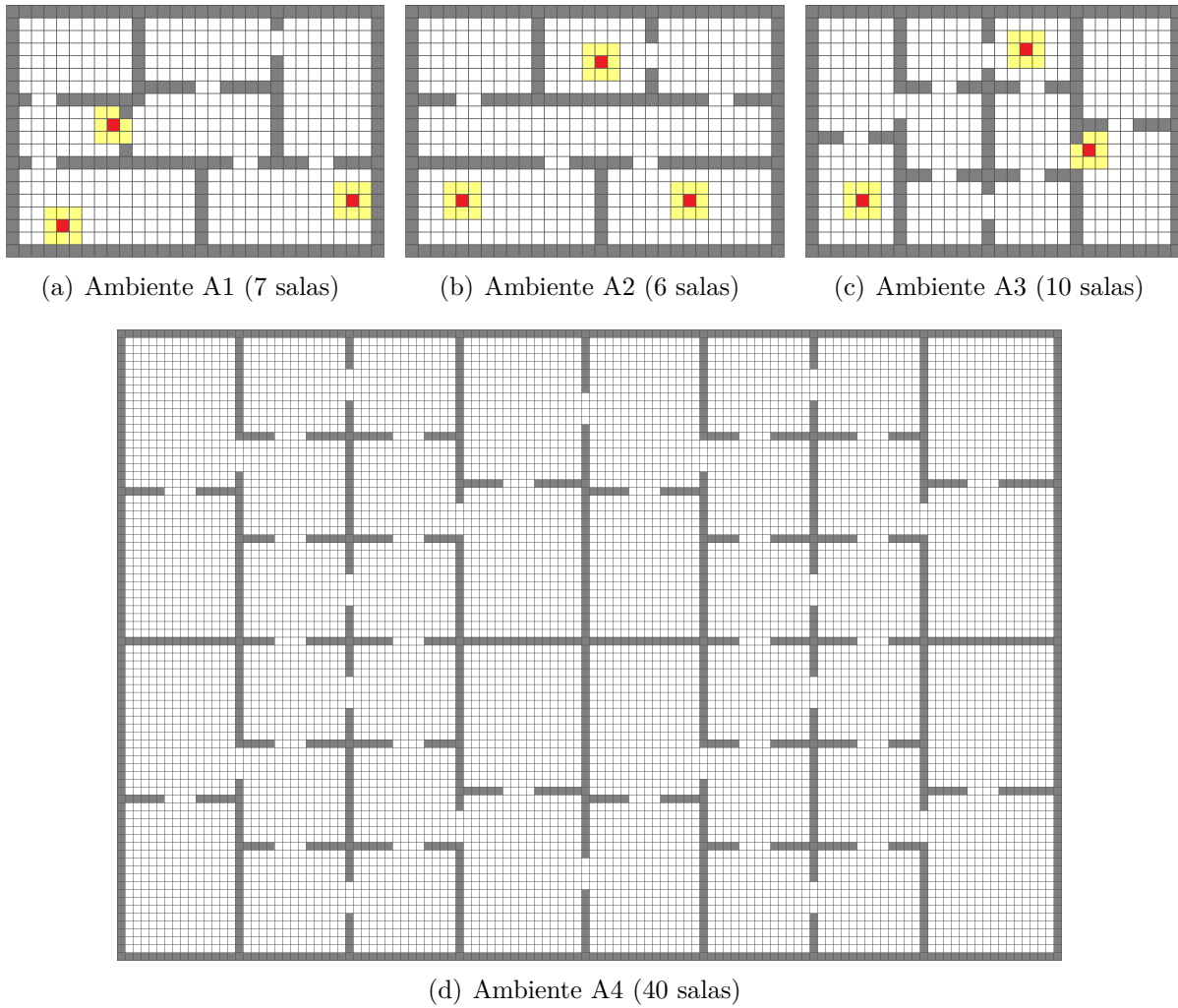


Figura 17 – Ambientes representados por grades de células quadradas.

enxame. Além disso, todos os robôs são equipados com uma mesma estratégia de decisão para o próximo movimento. No segundo conjunto, são apresentados os experimentos preliminares que utilizaram enxames de robôs com estratégias de decisão de movimento heterogêneas, ou seja, em uma mesma execução os robôs que compõem o enxame são equipados com diferentes estratégias de decisão para o próximo movimento. Finalmente, o terceiro conjunto apresenta os principais resultados desse trabalho, relacionados a uma nova maneira de representar o feromônio entre os robôs, permitindo a existência de um modelo de coordenação totalmente descentralizado.

4.1 Métodos de avaliação

Para analisar o desempenho do modelo proposto, vários tipos experimentos foram executados. São eles: *Heatmaps* de feromônio; *Heatmaps* de pegadas; e gráficos de pontos de tarefa.

Os *Heatmaps* de feromônio foram utilizados com o objetivo principal de refinar o

coeficiente de evaporação aplicado no modelo. Os *Heatmaps* de feromônio mostram a concentração de feromônio presente no ambiente, em um passo de tempo específico da simulação. Cores mais quentes representam altas quantidade de feromônio, enquanto cores mais frias representam baixas (ou nulas) concentrações de feromônio. Dessa forma, é possível observar se o coeficiente de evaporação está provocando uma evaporação rápida ou lenta demais do feromônio, e por consequência, fazendo com que os robôs se movam de forma aleatória. Esse movimento aleatório acontece pelo fato da concentração de feromônio presente nas células da vizinhança serem uniformes, resultando em valores probabilísticos similares. Com esse gráfico, também é possível observar o raio de detecção e depósito de feromônio dos agentes, ajustando-os para um melhor espalhamento de feromônio ao seu redor.

Os *Heatmaps* de pegadas são a representação gráfica de um dado ambiente de forma discreta, onde cada célula recebe a coloração de acordo com a quantidade de vezes que um robô executou um movimento sobre ela. Assim, quanto mais quentes as cores, mais vezes os agentes passaram sobre elas, enquanto o contrário acontece com as células com cores mais frias. A construção desse gráfico recebeu a média da execução de 100 experimentos aleatórios. Dessa forma, eventos esporádicos e *outliers* são evitados. O objetivo desse gráfico é, principalmente, verificar o comportamento dos robôs na tarefa de vigilância no que se refere à quantidade de vezes que eles estão se deslocando pelas diversas salas e células do ambiente. Assim, é possível verificar se existem salas que estão sendo menos visitadas ou visitadas em uma quantidade de vezes maior que a média, células que não estão sendo supervisionadas, pontos de difícil acesso ou pontos com impedimento e principalmente, analisar a homogeneidade ou heterogeneidade da distribuição do enxame.

Por fim, o gráfico de pontos de tarefa mostra a quantidade de vezes que a tarefa proposta foi cumprida, dada uma quantidade máxima de passos de tempo a serem executados. Um ponto de tarefa acontece no momento em que todas as salas do ambiente foram visitadas por pelo menos um robô. Como estamos tratando de vigilância, sua eficácia está associada em fazer com que as salas sejam constantemente visitadas, e mais que isso, sua eficácia está em atingir um maior número de pontos de tarefa em um intervalo fixo de tempo. Por outro lado, a eficiência consiste em diminuir o tempo entre dois pontos de tarefas completados. Os gráficos de pontos de tarefas são apresentados, para cada variação do modelo testada, na forma de *boxplots* e gráficos de linhas, que são compostos por 100 amostras da execução do modelo utilizando sementes diferentes. Os pontos de tarefa podem ser definidos formalmente da seguinte maneira: “Seja A um ambiente qualquer composto por m salas e E um enxame composto por n robôs. Uma sala i pertencente ao ambiente A é descrita como s_i tal que $(i \leq m)$ e $(i \in \mathbb{N}^*)$. Da mesma forma, um robô i pertencente ao enxame E é descrito como r_i tal que $(i \leq n)$ e $(i \in \mathbb{N}^*)$. Um ponto de tarefa é atingido se toda sala $s_i \in A$ receber a visita de pelo menos um robô $r_i \in E$. A partir do momento que um ponto de tarefa é atingido, a contagem das salas visitadas é

reiniciada para dar início ao novo ponto de tarefa. Por fim, no passo de tempo subsequente à reinicialização da contagem, todas as salas que possuírem a presença de algum robô, serão consideradas como salas visitadas na contagem do ponto de tarefa atual.”

Nos três métodos de análise apresentados foram utilizadas uma quantidade diferente de passos de tempo discretos para cada execução do modelo. Nos três ambientes com dimensão igual a (20×30) , foram utilizados 10.000 passos de tempo por execução. Nos três ambientes com dimensão igual a (40×60) , foram utilizados 40.000 passos de tempo discretos para cada execução. No ambiente com dimensão igual a (80×120) , foram utilizados 120.000 passos de tempo por execução. Essa variação na quantidade de passos de tempo está relacionada com as dimensões dos ambientes.

4.2 Experimento preliminar: Dinâmica do feromônio

Nessa seção serão apresentados os resultados dos experimentos com o modelo de ordenação descrito na Seção 3, com as cinco variações da estratégia de tomada de decisão para a escolha do próximo movimento dos robôs: estratégia aleatória, determinística, estocástica, elitista e inercial. Podemos destacar como objetivo principal dos experimentos apresentados aqui: (i) investigar a imersão de uma sinergia resultante do compartilhamento da informação de feromônio entre os robôs, buscando caracterizar se alguma melhoria no desempenho do enxame poderia ser associada a essa sinergia; (ii) comparar as cinco estratégias de decisão, levando em consideração as duas características pretendidas na tarefa de vigilância: um grande número de pontos de tarefas atingidos e um espalhamento homogêneo dos robôs pelo ambiente.

Com o objetivo de investigar a importância da sinergia resultante do compartilhamento da informação de feromônio entre os robôs, dois experimentos foram conduzidos em cada variação da estratégia de movimento. No primeiro, cada robô possui acesso apenas à informação de feromônio produzida pelos seus próprios depósitos, e com essa informação constrói seu mapa individual, enquanto no segundo experimento, todos os robôs são capazes de acessar um mapa de feromônio correspondente à combinação dos depósitos de todo o enxame. O primeiro experimento foi chamado de “Feromônio Individual” e o segundo de “Feromônio Combinado”, e foram testados com cinco estratégias: aleatória, determinística, estocástica pura, estocástica elitista e estocástica inercial. Entretanto, no caso da estratégia aleatória, um único experimento foi realizado, dado que os robôs não levam em consideração a concentração de feromônio para realizar as suas tomadas de decisão, não importa se é utilizado um mapa individual ou um mapa combinado.

Os experimentos foram executados utilizando-se os mesmos parâmetros definidos em (TINOCO *et al.*, 2017): enxame com três robôs ($N = 3$), $\beta = 0.5\%$, $r_v = 1$, concentração máxima de feromônio em uma célula $\psi_{max} = 1.0$, $\alpha = 0.5$, $\delta = 0.1$, $\eta = 2$, $\mu = \nu = 30\%$ das células da vizinhança (utilizado nas estratégias elitista e inercial). As simulações

foram executadas com $T = 10.000$ passos de tempo para os 3 ambientes (20×30) e $T = 40.000$ passos de tempo para os 3 ambientes (40×60). Quando a estratégia inercial é utilizada, a célula preferencial (célula que mantém o movimento do robô) tem a sua probabilidade de ser escolhida dobrada, depois da detecção do feromônio.

O gráfico de barras na Figura 18 apresenta a média dos pontos de tarefas atingidos variando-se as cinco estratégias de decisão de movimento, com feromônio individual e feromônio combinado, em seis ambientes diferentes, em 100 execuções distintas. Lembrando que, um ponto de tarefa é alcançado quando todas salas do ambiente são visitadas por pelo menos um robô do enxame, e então a contagem é reinicializada. As barras em azul claro e azul escuro representam os experimentos utilizando o ambiente A1 (Fig. 17(a)) com dimensões (20×30) e (40×60), respectivamente. Por sua vez, as barras em verde claro e verde escuro, o ambiente A2 (Fig. 17(b)), com dimensões (20×30) e (40×60), respectivamente. Por fim, as barras em amarelo claro e amarelo escuro, o ambiente A3 (Fig. 17(c)), com dimensões (20×30) e (40×60), respectivamente. De forma geral, é possível observar que, independentemente do ambiente utilizado, o comportamento atribuído pelas estratégias de movimento se mantêm: a estratégia aleatória apresenta a menor quantidade de pontos de tarefas atingidos, por outro lado, a estratégia determinística apresenta a maior quantidade de pontos de tarefas dentre as 5 estratégias. Entre essas duas estão, em ordem crescente de desempenho, a estratégia estocástica, seguido pela elitista e a estratégia inercial. Se tratando da utilização do feromônio individual e do feromônio combinado, em todas as estratégias e em todos os ambientes, a aplicação do feromônio combinado resultou no aprimoramento do desempenho dos robôs.

A Tabela 1 lista os resultados numéricos das médias utilizadas para construir o gráfico de barras (Fig. 18), juntamente com os percentuais dos desvios padrões para cada média. Como observado no gráfico de barras, os piores resultados foram gerados pelos experimentos em que a estratégia aleatória foi aplicada, atingindo por volta de 8 a 11 pontos de tarefa. Além disso, os altos valores percentuais do desvio padrão (o maior dentre as estratégias avaliadas, de 26,64% no ambiente A1' a 35,96% no ambiente A2'), indicam uma alta dispersão nos dados. Isso significa que a estratégia aleatória é extremamente instável. Por outro lado, a estratégia determinística e o conjunto de estratégias probabilísticas apresentaram baixos valores de desvio (cerca de 10%). A estratégia determinística mostrou os melhores resultados dentre as estratégias, onde, além de alcançar a maior quantidade de pontos de tarefa, mostrou uma baixa porcentagem no desvio (por volta de 6,5%). Em contraste com a estratégia aleatória, a estratégia determinística se mostrou altamente estável, onde a maioria dos experimentos apresentaram resultados semelhantes. Esses resultados mostram que, além das variações de estratégias possuírem dispersões baixas (exceto na estratégia aleatória), dado que os desvios padrões encontrados são baixos, de forma geral, as estratégias que consideram uma heurística mais elaborada nas tomadas de decisão são relativamente estáveis.

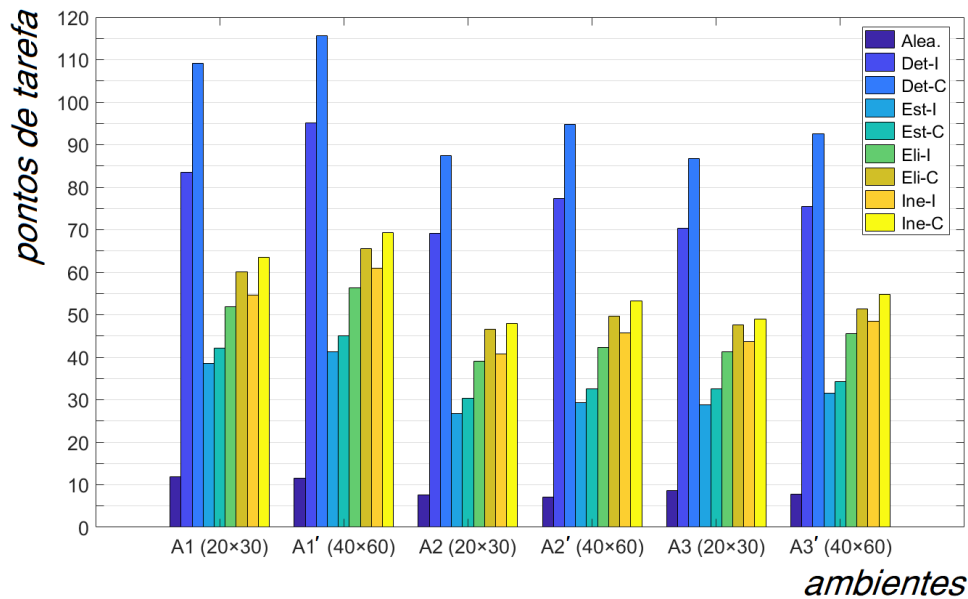


Figura 18 – Média dos pontos de tarefas por ambiente.

		Alea.	Det-I	Det-C	Est-I	Est-C	Eli-I	Eli-C	Ine-I	Ine-C
A1(20×30)	Me.	11,86	83,5	109,18	38,61	42,18	51,88	60,12	54,62	63,55
	D.P.	27,19%	6,28%	4,52%	10,77%	11,64%	10,33%	8,31%	8,58%	8,05%
A1'(40×60)	Me.	11,48	95,07	115,66	41,3	45,11	56,34	65,5	60,9	69,33
	D.P.	26,64%	6,06%	5,27%	12,41%	10,84%	10,37%	7,86%	9,56%	7,91%
A2(20×30)	Me.	7,59	69,06	87,45	26,79	30,4	39,02	46,63	40,71	48,00
	D.P.	34,97%	6,87%	4,94%	12,91%	13,73%	10,01%	10,25%	10,76%	9,54%
A2'(40×60)	Me.	7,13	77,35	94,84	29,39	32,56	42,38	49,72	45,75	53,22
	D.P.	35,96%	6,58%	5,42%	14,23%	13,71%	12,20%	9,65%	10,26%	8,47%
A3(20×30)	Me.	8,58	70,4	86,72	28,79	32,55	41,31	47,53	43,68	48,98
	D.P.	26,69%	6,11%	4,29%	10,15%	11,40%	9,28%	7,90%	8,86%	8,76%
A3'(40×60)	Me.	7,81	75,5	92,62	31,46	34,27	45,5	51,38	48,42	54,87
	D.P.	28,95%	6,56%	5,21%	11,20%	11,88%	9,80%	8,29%	9,14%	7,99%

Tabela 1 – Média e desvio padrão dos pontos de tarefas.

Dada a similaridade dos resultados obtidos com as diferentes estratégias utilizadas, dois ambientes foram selecionados (Fig. 17) para uma análise mais apurada dos resultados. Serão apresentados os resultados dos experimentos utilizando-se o ambiente A1 (Fig. 17(a)), que é dividido em 7 salas, e o ambiente A3 (Fig. 17(c)), que é composto por 10 salas, ambos com dimensões iguais a (20×30) . Os dois ambientes foram escolhidos para possibilitar uma comparação mais quantitativa dos dados, uma vez que possuem uma configuração de salas mais distinta, porém mantendo as mesmas proporções na quantidade de células das duas grades. A Figura 19 ilustra os ambientes divididos em regiões de interesse, onde a Figura 19(a) representa as regiões de interesse do ambiente A1 e a Figura 19(b) do ambiente A3. As regiões de interesse foram definidas para possibilitar uma análise mais apurada dos dados: as células em laranja representam as portas das

salas, as células em azul representam as laterais, as células brancas representam o centro da sala e as células em verde estão relacionadas a uma região intermediária entre o centro e as laterais.

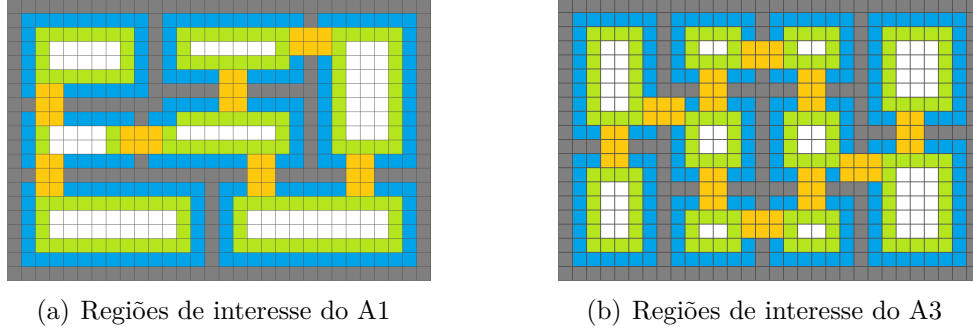


Figura 19 – Ambientes A1 e A3 representados através de regiões de interesse.

4.2.1 Detalhamento dos experimentos no Ambiente A1

A Figura 20 mostra os *heatmaps* de feromônio obtidos após 10.000 passos de tempo de duas execuções arbitrárias dos experimentos com Feromônio Individual e do Combinado, utilizando a estratégia de movimento inercial para a escolha do próximo movimento. Nessas *heatmaps*, cores quentes representam uma alta concentração de feromônio, enquanto cores frias uma baixa concentração. As Figuras 20(a), 20(b) e 20(c) mostram os *heatmaps* de feromônio individual relacionados com os robôs 1, 2 e 3, respectivamente, utilizados no experimento. A Figura 20(d) mostra o *heatmap* de feromônio combinado, o qual é compartilhado por todos os robôs.

Através de uma análise visual é possível observar uma grande diferença na quantidade de informação presente entre os *heatmaps* utilizando apenas a informação individual e o *heatmap* utilizando a informação combinada. No *heatmap* individual do robô 1 (Fig. 20(a)), as salas 2, 3 e 6 possuem uma baixa concentração de feromônio, o que, analisando visualmente, torna difícil a distinção de qual deveria ser visitada mais rapidamente de acordo com a concentração de feromônio detectada. Já no *heatmap* do robô 2 (Fig. 20(b)), as salas 1, 4, 5 e 6 também possuem baixa concentração de feromônio. Da mesma forma para o robô 3 com relação as salas 1, 4 e 6 (Fig. 20(c)), mas nesse caso de maneira mais acentuada, pois a cor azul está mais escura, indicando a quase ausência de qualquer vestígio de feromônio. Já no *heatmap* combinado (Fig. 20(d)), é possível observar uma maior distribuição de feromônio pelo ambiente dada pela combinação dos depósitos de feromônio realizados pelos três robôs do enxame. Claramente, nesse caso podemos afirmar que a próxima sala que deve ser visitada é a sala 6, pois nas demais salas é possível identificar vestígios de feromônio que foram depositados a pouco tempo pelos robôs. Assim, pode-se concluir que, a combinação do feromônio de cada robô do enxame permite tomadas de decisão mais assertivas, uma vez que o ambiente possui uma

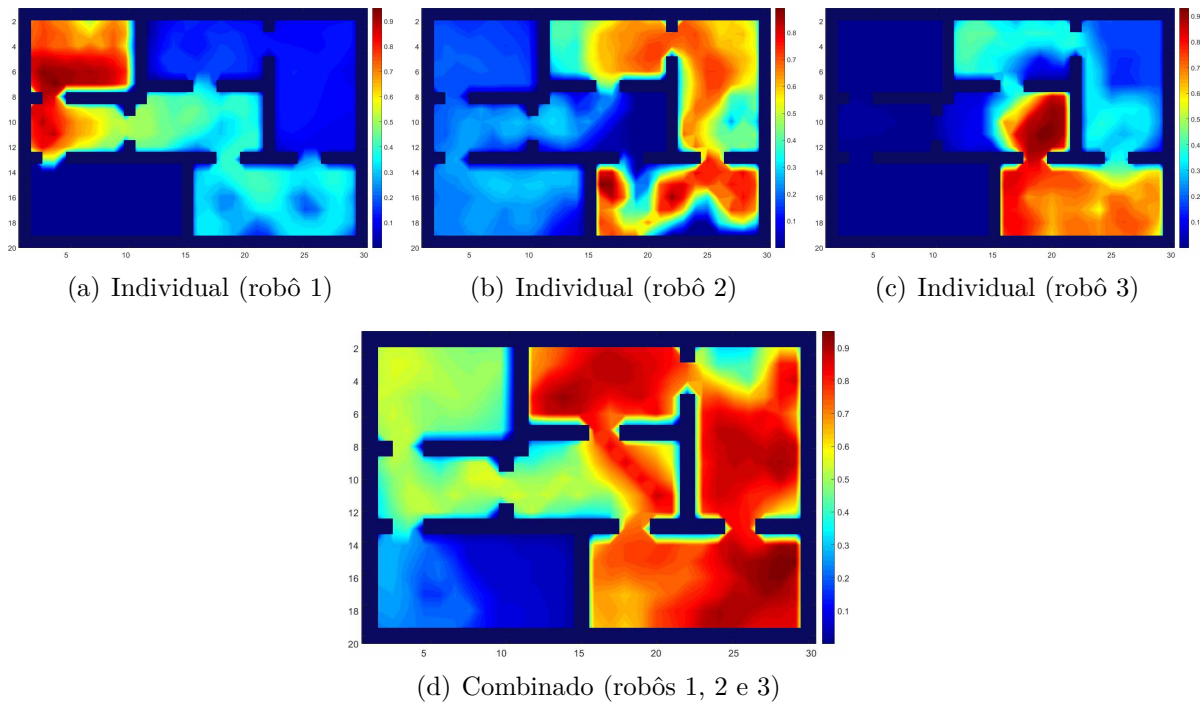


Figura 20 – *Heatmaps* de feromônio individuais e combinado no ambiente A1.

maior quantidade de informação para ser considerada. A conclusão apresentada não é definitiva, pois foi realizada de maneira visual, logo é necessário executar experimentos quantitativos para confirmar as conjecturas apresentadas.

Com o intuito de avaliar a eficiência de cada estratégia em cada abordagem de feromônio (individual e combinada) na execução da tarefa de vigilância, foi realizada uma análise através dos pontos de tarefa alcançados em cada execução após 10.000 passos de tempo. A Figura 21(a) ilustra os *boxplots* de pontos de tarefa para as cinco estratégias analisadas, também considerando ambos os experimentos com feromônio individual e combinado, exceto para a estratégia aleatória. Os resultados dos experimentos estão descritos através de nove *boxplots*, onde cada um representa o número de pontos de tarefa atingidos em 100 execuções de $T = 10.000$ passos de tempo, com um enxame de três robôs ($N = 3$) e utilizando o ambiente A1 (Fig. 17(a)). Alguns pontos importantes desse experimento devem ser realçados: (i) a estratégia aleatória mostrou o pior desempenho (uma média de 13 pontos de tarefa em 10.000 passos de tempo), como esperado, mostrando que a utilização da informação do feromônio na tomada de decisão é importante para espalhar os robôs pelo ambiente e melhorar o desempenho do enxame; (ii) a estratégia determinística mostrou o melhor desempenho em ambos os experimentos (com feromônio individual e combinado, uma média de 84 pontos de tarefa no primeiro e 110 pontos de tarefa no último); (iii) dentre as estratégias estocásticas, a decisão inercial retornou o melhor desempenho como observado em Tinoco *et al.* (2017); (iv) um aumento na eficiência do enxame foi observada em todas as estratégias baseadas na detecção de feromônio quando a informação do feromônio estava combinada, confirmando que o compartilhamento de

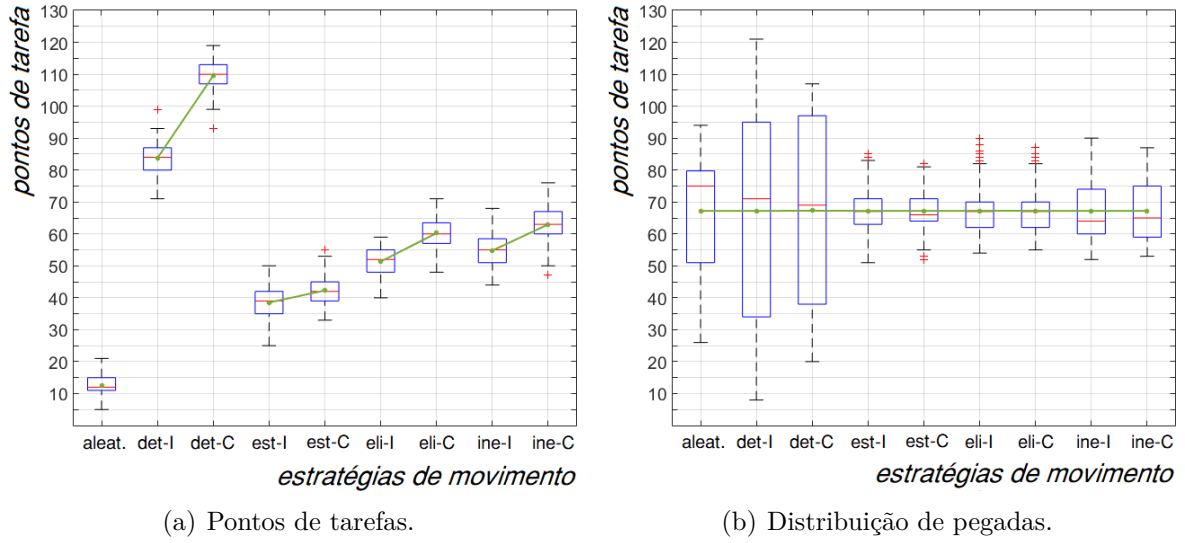


Figura 21 – Desempenho na tarefa de vigilância no ambiente A1.

informação aumenta a sinergia do enxame, resultando na emergência de um comportamento mais coordenado: na estratégia determinística (de 84 para 110 pontos de tarefa), estocástica pura (de 39 para 42 pontos de tarefa), elitista (de 51 para 60 pontos de tarefa) e na inercial (de 55 para 63). Assim, a estratégia determinística foi a mais eficiente, mostrando um maior dinamismo na troca de salas, especialmente quando é utilizada a informação combinada de depósitos de feromônio.

Uma segunda análise sobre esses experimentos foi executada considerando-se a segunda característica desejada: um espalhamento homogêneo das visitas dos robôs em todo ambiente. Vale ressaltar que essa análise foi feita através de uma inspeção visual do número de visitas a cada célula livre do ambiente. A Figura 22 ilustra o mapa de pegadas obtido para cada variação do modelo utilizando o ambiente A1. Nessa figura, estão apresentados apenas os resultados obtidos dos experimentos utilizando a abordagem de feromônio combinado. A cor em cada célula do mapa representa a média do número de vezes que a mesma recebeu a visita de um robô. Para o cálculo da média, foram utilizadas 100 execuções de $T = 10,000$ passos de tempo. Células com cores frias representam uma média baixa de pegadas, enquanto com cores quentes possuem uma média alta de pegadas. Cada mapa na Figura 22 representa um experimento com uma variação diferente do modelo: estratégia aleatória (Fig. 22(a)), estratégia determinística (Fig. 22(b)), estratégia estocástica pura (Fig. 22(c)), estratégia elitista (Fig. 22(d)) e estratégia inercial (Fig. 22(e)).

Quando a estratégia aleatória é aplicada, foi possível observar uma alta concentração de pegadas nas regiões intermediárias e nas regiões centrais, e uma baixa concentração de visitas nas células que estão nas laterais das salas. Isso caracteriza um mal espalhamento do enxame, embora a escolha aleatória faz com que o enxame se movimente com a mesma probabilidade para qualquer direção. Esse comportamento inesperado está relacionado

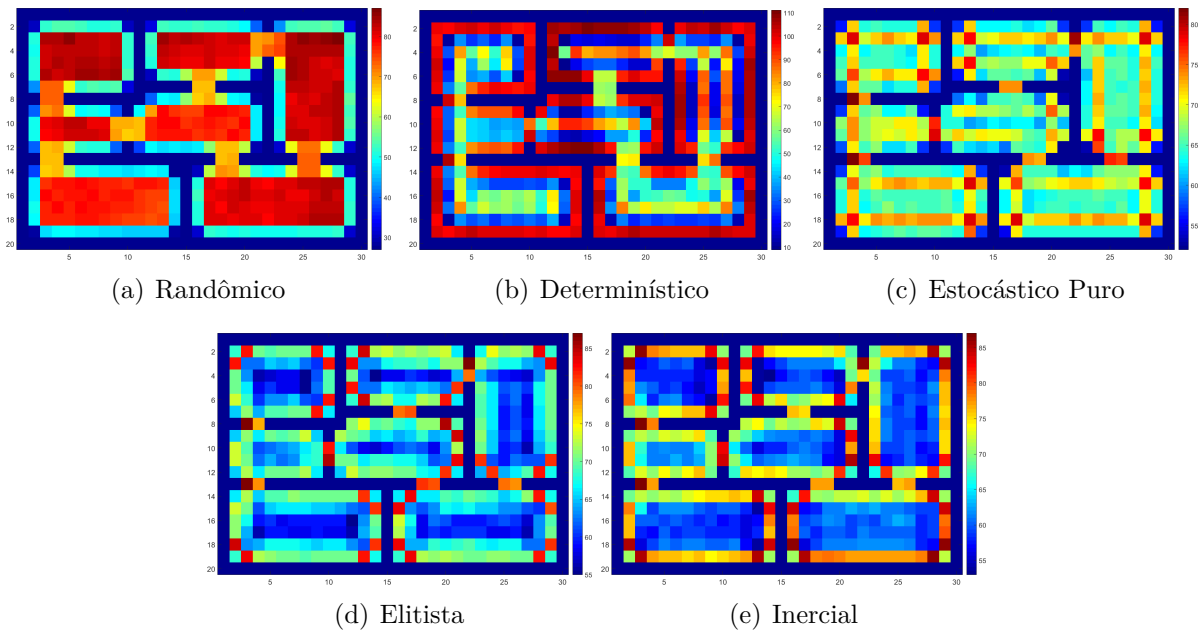


Figura 22 – *Heatmaps* de pegadas para cada variação das estratégias de decisão do movimento, utilizando o ambiente A1.

com o fato das células que estão nas laterais (especialmente as células dos cantos) possuírem uma quantidade menor de vizinhos, comparando-se com as células de regiões centrais. Portanto, elas são escolhidas menos frequentemente do que as outras. Para esclarecer esse ponto, suponha uma sala retangular (sem portas) com 5 células de largura e 5 células de comprimento, e tem um robô dentro da sala. Suponha que exista células livres nas posições (0,0), (0,3) e (3,3). “Quais são as possibilidades para cada uma dessas células livre receber a visita de um robô no próximo passo de tempo?” Considerando a célula (0,0), existem 3 possibilidades: se a posição atual do robô for (0,1), (1,0) ou (1,1). Para a célula (0,3), existem 5 possibilidades: se a posição atual do robô for (0,2), (0,4), (1,2), (1,3) ou (1,4). De outro lado, considerando a célula livre (3,3) existem 8 possibilidades: (2,2), (2,3), (2,4), (3,2), (3,4), (4,2), (4,3) ou (4,4). Então, se uma escolha totalmente aleatória é aplicada para realizar os movimentos dos robôs, as células centrais irão receber mais visitas do que as células próximas às paredes e ainda mais comparado com as células dos cantos.

Um comportamento oposto foi observado na Figura 22(b), quando a estratégia determinística foi aplicada: existe uma concentração de pegadas nas laterais das salas, enquanto que as regiões centrais possuem uma baixa concentração de visitas. Além disso, os movimentos dos robôs estão relativamente regulares, formando rotas específicas na grade, concentradas principalmente nas laterais. De modo geral, o espalhamento não é homogêneo. O espalhamento mais homogêneo foi obtido utilizando os três modelos de decisão estocásticos, especialmente com a variação puramente estocástica 22(c). A informação de feromônio força o enxame a ocupar as células das laterais, dado sua característica repul-

siva, embora em uma movimentação mais aleatória elas tendem a ser evitadas (exceto as células dos cantos, as quais possuem poucas visitas). As outras duas variações (elitista e inercial) representaram uma boa homogeneidade em quase todas as regiões das salas. No entanto, a estratégia elitista apresenta uma concentração de visitas ligeiramente maior nas laterais (com mais visitas nos cantos do que na puramente estocástica), enquanto a variação inercial apresenta uma concentração de visitas mais significativa nas laterais.

A Figura 21(b) apresenta os resultados também relacionados com as pegadas, porém, utilizando uma análise mais quantitativa. Os *boxplots* na Figura 21(b) representam a média de pegadas no ambiente A1. Os *boxplots* foram construídos com 100 execuções de $T = 10.000$ passos de tempo. A Figura 21(b) ilustra os *boxplots* de pegadas para cada variação do modelo, considerando as células de todo o ambiente. São apresentados os resultados para ambas as estratégias: feromônio individual e feromônio combinado. A linha verde representa a média de pegadas considerando todas as células do ambiente: 67.2 pegadas. A dispersão, visualizada através dos *boxplots*, ajuda a identificar se a distribuição das células na grade é mais homogênea ou mais heterogênea. Os *boxplots* mostraram que as estratégias de decisão aleatória e determinística, ambas usando o feromônio individual e combinado, apresentaram uma grande dispersão nos dados. Por outro lado, as variações puramente estocástica, elitista e inercial exibiram as menores dispersões. Essa constatação corresponde a informação visual dada pelos *heatmaps* de pegadas na Figura 22. Portanto, essa análise consolida que a estratégia aleatória e a estratégia determinística implicam em uma cobertura realizada pelo enxame mais heterogênea, com relação a sua dispersão por todo o ambiente, enquanto as estratégias estocástica pura, elitista e inercial implicam em uma cobertura mais homogênea. Mais do que isso, é possível verificar que o comportamento homogêneo/heterogêneo relacionados com cada variação, não mudam com os experimentos com feromônio individual ou combinado. Assim, conclui-se que eles são herdados da estratégia de decisão aplicada para escolher a próxima posição do robô.

4.2.2 Detalhamento dos experimentos no Ambiente A3

Para confirmar os resultados obtidos no experimento anterior, foi feita uma análise similar porém utilizando o ambiente A3 (Fig. 17(c)). Assim como nos experimentos executados utilizando o ambiente A1, a Figura 23(a) ilustra os *boxplots* de pontos de tarefas considerando todas as estratégias analisadas, utilizando o feromônio individual e combinado. A similaridade com os mesmos experimentos executados utilizando o ambiente A1 é notável. Isso mostra que, independente do ambiente utilizado, as características e particularidades de cada estratégia são mantidas. Entretanto, como o ambiente A3 possui uma maior quantidade de salas, a quantidade de pontos de tarefa atingidos por cada estratégia é menor, considerando que foram executados os mesmos 10.000 passos de tempo no experimento. Novamente, estratégias baseadas em feromônio mostraram possuir uma eficiência maior que o limite inferior estabelecido pela estratégia aleatória.

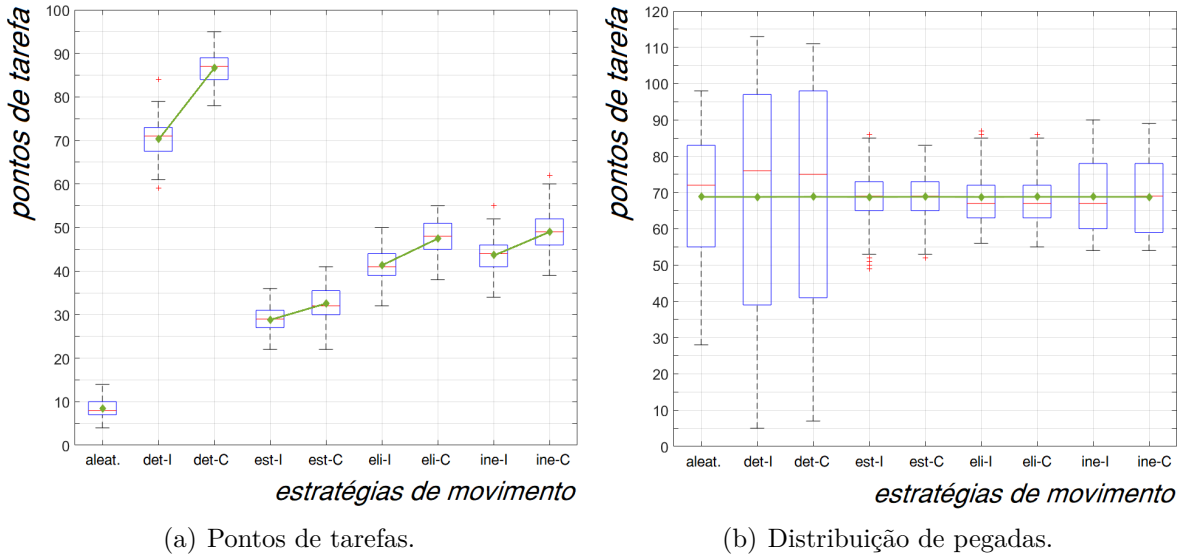


Figura 23 – Desempenho na tarefa de vigilância, utilizando o ambiente A3.

A estratégia determinística apresentou um dinamismo melhor e atingiu os melhores resultados do experimento. Na sequência estão as estratégias inercial, elitista e estocástica pura, respectivamente. Nesse caso, a diferença entre o uso do feromônio individual e do feromônio combinado foi a seguinte: estratégia determinística (de 71 para 87 pontos de tarefa), estocástica pura (de 28 para 33), elitista (de 42 para 47) e inercial (de 44 para 49). Isso permite afirmar novamente que a combinação dos depósitos de feromônio realizados por cada robô, aumenta o dinamismo do enxame, permitindo alcançar resultados melhores.

A Figura 23(b) mostra os experimentos com pegadas. Similar ao experimento anterior, 100 execuções foram realizadas utilizando o ambiente A3 com $T = 10.000$ passos de tempo. O ambiente A3 possui as mesmas dimensões do ambiente A1, porém com um número diferente de células representando as paredes. Dessa forma, para o ambiente A3, a média de pegadas, considerando todo o conjunto de células livres, é de 68.9 pegadas. Essa média é representada pela linha verde na Figura 23(b). Como visto no experimento com o ambiente A1, as estratégias aleatória e determinística mostraram uma grande dispersão nos dados, confirmando a heterogeneidade na distribuição de pegadas pelo ambiente. Por outro lado, as estratégias estocástica pura, elitista e inercial apresentaram uma distribuição mais homogênea. Novamente, não há diferença significativa no resultado das pegadas entre os *boxplots* usando o feromônio individual e o feromônio combinado em uma mesma estratégia. Uma característica interessante a ser destacada é o pequeno aumento na dispersão do número de pegadas quando a estratégia inercial é aplicada, comparando com a dispersão das estratégias estocástica pura e elitista. Esse aumento pode ser observado em ambos os experimentos realizados, utilizando o ambiente A1 (Fig. 21(b)) e nos experimentos utilizando o ambiente A3 (Fig. 23(b)). Essa característica se deve ao fato de que os robôs tendem a manter em suas direções atuais quando a estratégia inercial é aplicada,

fazendo com que entrem em contato com as células das paredes mais frequentemente, e aumentando, assim, a quantidade de pegadas nessas áreas.

Os experimentos descritos nesta seção serviram de base para a elaboração de um artigo (TINOCO; OLIVEIRA, 2018), publicado na *13th International Conference Cellular Automata for Research and Industry (ACRI)*.

4.3 Experimento preliminar: Estratégias heterogêneas

O segundo conjunto de experimentos preliminares se refere à análise do comportamento de um enxame heterogêneo. Essa heterogeneidade está relacionada às diferentes maneiras dos robôs escolherem o destino dos seus movimentos (decisão da próxima posição). Uma vez comprovado, através dos resultados dos experimentos anteriores, que a dinâmica do feromônio possui um papel de extrema importância na coordenação do enxame, será analisado como os robôs com diferentes estratégias de escolhas se comportam em um mesmo enxame. Espera-se que as características individuais de cada estratégia se combinem, gerando um comportamento global ainda mais complexo, o que permitiria alcançar resultados mais relevantes na execução da tarefa.

A heterogeneidade intra-enxame é considerada pela comunidade científica, de forma geral, prejudicial ao enxame, uma vez que a presença de robôs com características específicas poderia prejudicar as características fundamentais da inteligência de enxames: robustez, flexibilidade e escalabilidade. Entretanto, a heterogeneidade no modelo aqui investigada não preconiza a existência de robôs com características físicas distintas. Na verdade, os robôs possuem arquiteturas idênticas e são equipados com o mesmo *software* e apenas se diferenciam em relação a qual estratégia de decisão irão utilizar, o que pode ser estabelecido por um parâmetro de entrada do programa ou mesmo pode ser sorteado no início da operação do robô seguindo uma distribuição de probabilidade que reflita a composição ideal. Além disso, mesmo que a presença de um robô com uma estratégia de decisão específica faça parte do enxame, e que a sua presença resulte em resultados mais promissores, a sua ausência não impedirá que os outros robôs continuem a executar os seus papéis. Finalmente, como motivação para essa composição heterogênea, na natureza encontramos vários tipos de enxames com diferentes tipos de indivíduos, cada qual com um tipo de tarefa específica. Como o próprio exemplo das formigas, que se dividem em formigas operárias, soldados, rainhas, dentre outras.

Com o propósito de analisar o comportamento do enxame quando diferentes estratégias são empregadas, foram executados novos experimentos com as análises de pegadas e pontos de tarefas. Esses resultados possibilitarão que as combinações de estratégias sejam avaliadas, comparadas com os resultados obtidos em enxames homogêneos, e ordenadas de acordo com as suas posições relativas. Vale ressaltar que os gráficos de pegadas re-

presentam a média de vezes que os robôs passaram por cada célula do ambiente e um ponto de tarefa é atingido quando todas as salas de um determinado ambiente são monitoradas, considerando a tarefa de vigilância. Os experimentos foram executados nos ambientes A1 (Fig. 17(a), (20×30)) e A5 (Fig. 17(b), (40×60)), todos com três robôs. Considerando as estratégias de decisão de movimento apresentadas na Seção 3.1, todas as permutações com três robôs foram avaliadas, utilizando as estratégias aleatória, determinística, estocástica pura, estocástica elitista e inercial. Para facilitar a visualização das figuras que serão apresentadas nesta seção, as estratégias foram numeradas para formar as combinações: 1-aleatória, 2-determinística, 3-estocástica pura, 4-estocástica elitista e 5-estocástica inercial. Por exemplo, o conjunto 542 representa um enxame com três robôs, um com a estratégia inercial, outro com a estratégia estocástica elitista e outro com a determinística.

A Figura 24 mostra os resultados dos experimentos realizados com pontos de tarefa e pegadas, no ambiente A1. Nesse experimento foram avaliados dez conjuntos diferentes de enxames, os quais representavam as possíveis combinações de estratégias de escolha, considerando três robôs. Além disso, os robôs de um mesmo enxame não possuem a mesma estratégia. De acordo com os resultados é possível observar que as estratégias se influenciam, alterando os resultados obtidos pelo enxame na tarefa de vigilância. Nota-se que a estratégia 1-aleatória está presente nos seis primeiros experimentos (123, 124, 125, 134, 135 e 145). Uma vez que essa estratégia não utiliza a informação do feromônio para atribuir uma probabilidade na escolha das células e que o seu desempenho, evidenciado nos experimentos anteriores, não foi satisfatório, o objetivo da sua aplicação foi apenas para verificar a influência das outras estratégias. Em alguns casos, como na permutação 125 que atingiu uma média de 62 pontos de tarefa, os resultados foram melhores que em outras permutações onde a estratégia aleatória não está presente, porém, sabe-se que essa grande quantidade de pontos de tarefas atingidos se deve a presença das estratégias 2-determinística e 5-inercial. Dessa forma, essas seis primeiras permutações serão descartadas em experimentos futuros. Por outro lado, nas quatro últimas combinações (234, 235, 245 e 345), é possível observar uma grande evolução comparado com os conjuntos anteriores, principalmente nos conjuntos onde a estratégia 2-determinística está presente. Essa conclusão pode ser observada também nos gráficos de pegadas, pois a aplicação da permutação 345 provocou uma queda no estímulo dos robôs em procurar novas salas para serem visitadas, visto que a quantidade de pegadas nas laterais das salas é muito menor em comparação com as outras três combinações de estratégias. Como esperado, o conjunto 245 mostrou o melhor desempenho entre os dez conjuntos, atingindo por volta de 78 pontos de tarefa. Isso se deve ao fato de que nas outras três permutações (234, 235 e 345), que atingiram 70, 72 e 57 pontos de tarefa respectivamente, a estratégia 3-estocástica pura está presente, e essa possui um desempenho inferior comparado com as estratégias 4-estocástica elitista e 5-inercial.

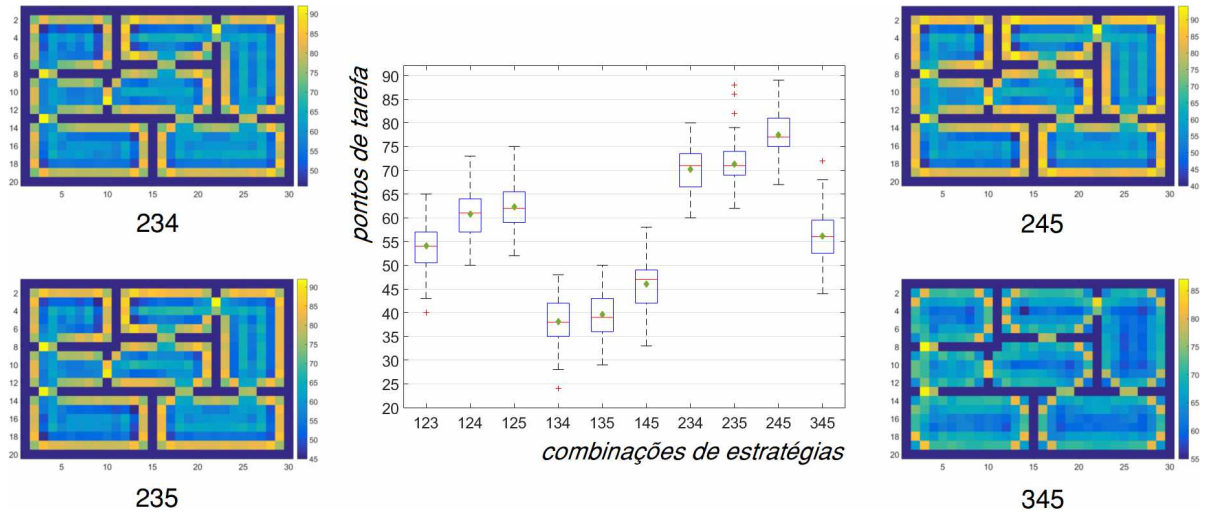


Figura 24 – Resultados dos experimentos com estratégias heterogêneas no ambiente A1. Os *boxplots* representam a quantidade de pontos de tarefas atingidos quando é aplicado conjuntos de estratégias **sem** repetições. Os mapas de pegadas representam os melhores resultados considerando os pontos de tarefas.

Os resultados dos experimentos que avaliam os pontos de tarefa das permutações com repetições, também em um enxame composto por três robôs, estão ilustrados na Figura 25. Nesse caso, dois dos três robôs que compõem o enxame possuem a mesma estratégia de decisão e um deles possui uma estratégia diferente. Como estamos analisando cinco estratégias, temos um total de vinte combinações distintas. A figura foi organizada de tal forma que as combinações com repetições ficassem juntas para facilitar a interpretação. Sendo assim, nas quatro primeiras estão os resultados das permutações que possuem dois robôs com estratégia 1-aleatória, nas quatro seguintes, a estratégia 2-determinística se repete, e assim por diante. Esses agrupamentos foram evidenciados na figura com elipses pontilhadas. O posicionamento das elipses no gráfico está relacionado com a predominância da estratégia mais presente, semelhante à Figura 21(a) apresentada na Seção 4.2. Em outras palavras, é possível observar que nas composições onde a estratégia 2-determinística está presente foram encontrados os melhores resultados, seguido pela estratégia 5-estocástica inercial, 4-estocástica elitista, 3-estocástica pura e, por último, a estratégia 1-aleatória. Novamente as permutações onde a estratégia 1-aleatória está presente serão descartadas. Além disso, a estratégia determinística, mesmo alcançando os melhores resultados, faz com que os robôs tenham movimentos previsíveis, dessa forma, as combinações onde essa está predominante também serão descartadas. O propósito então é aprimorar os resultados das estratégias estocásticas mantendo a sua imprevisibilidade natural. Portanto, esses resultados podem ser encontrados onde as estratégias 3-estocástica pura, 4-estocástica elitista e 5-estocástica inercial são predominantes. Nesses conjuntos a combinação com a estratégia 2-determinística gerou os melhores resultados, onde os conjuntos 332, 442 e 552 alcançaram uma média de 64, 77 e 79 pontos de tarefa, respectivamente. De acordo

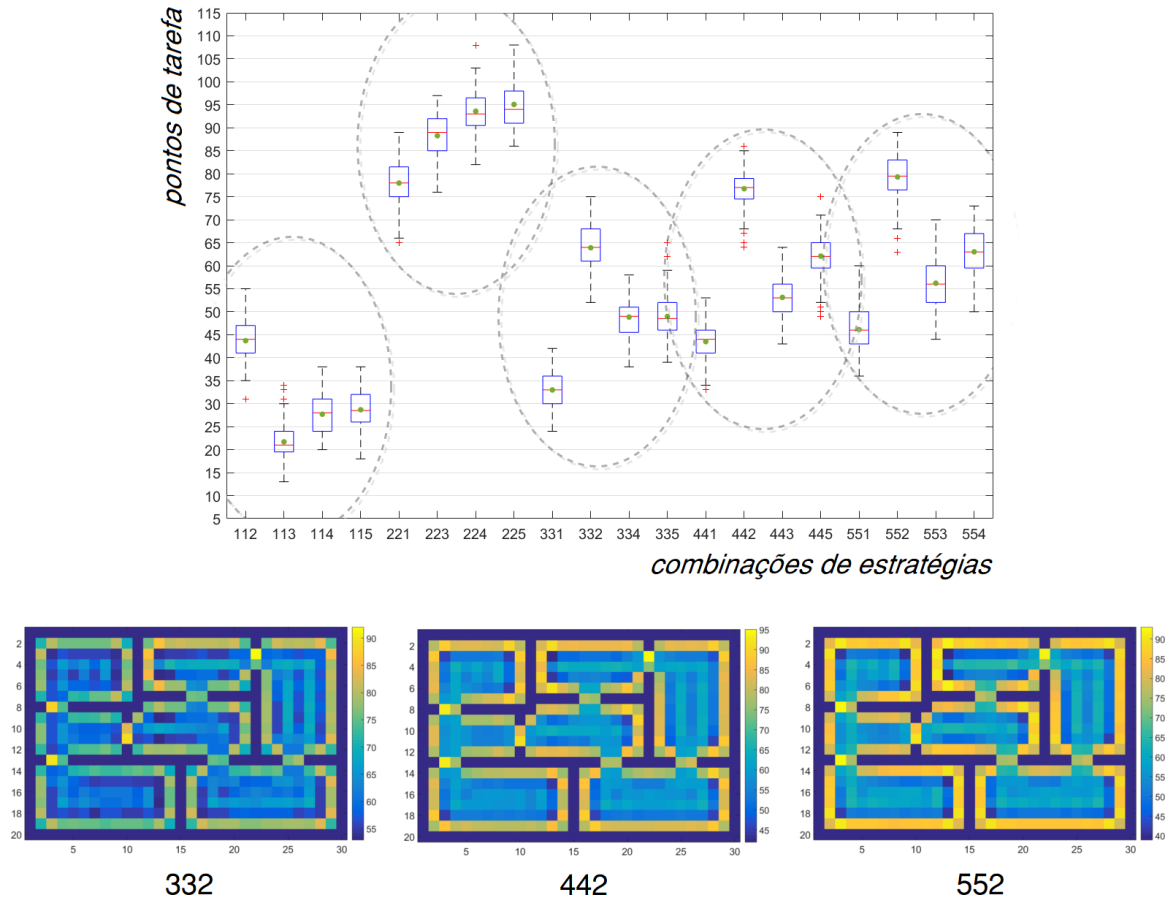


Figura 25 – Resultados dos experimentos com estratégias heterogêneas no ambiente A1. Os *boxplots* representam a quantidade de pontos de tarefas atingidos quando é aplicado conjuntos de estratégias **com** repetições. Os mapas de pegadas representam os melhores resultados considerando os pontos de tarefas.

com o gráfico de pegadas, dentre esses três conjuntos (332, 442 e 552), os que contém a estratégia 4-estocástica elitista (442) e a estratégia 5-inercial (552), mostraram uma maior evidência de tentar visitar novas áreas.

Com o propósito de avaliar a escalabilidade das composições heterogêneas, também foram executados experimentos no ambiente A4 (Fig. 17(d)). A análise aplicada a esses experimentos foi equivalente àquela feita para o ambiente A1, levando em consideração a quantidade de pontos de tarefas, os mapas de pegadas e os *heatmaps* de feromônio. Os resultados com pontos de tarefas e mapas de pegadas foram obtidos com 100 execuções aleatórias, cada uma com 120.000 passos de tempo, e os *heatmaps* de feromônio representam um *screenshot* do ambiente no passo de tempo 120.000 de uma simulação arbitrária. A Figura 26 mostra os *boxplots* gerados através dos pontos de tarefas atingidos pelas melhores composições heterogêneas selecionadas nos experimentos com o ambiente A1: 442, 552, 432, 532 e 542, sendo que todas possuem um robô com comportamento determinístico. Para facilitar a comparação, serão apresentados também os resultados obtidos usando todas as possíveis composições homogêneas: 111, 222, 333, 444 e 555. Os resulta-

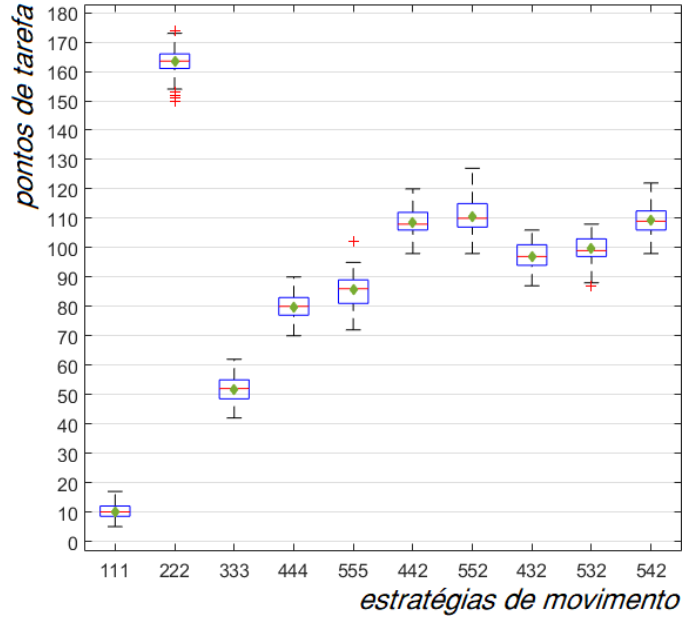


Figura 26 – Comparação da quantidade de pontos de tarefas entre as estratégias homogêneas e as estratégias heterogêneas no ambiente A4.

dos mostram que a composição de diferentes estratégias aperfeiçoou o comportamento das equipes estocásticas homogêneas, embora o grupo determinístico puro tenha alcançado o maior número de pontos de tarefas. A composição homogênea com estratégia estocástica 5-inercial apresentou os melhores resultados entre as estratégias puramente estocásticas: uma média de 86 pontos de tarefa. Por outro lado, estes resultados foram aprimorados quando o robô determinístico foi utilizado na formação do enxame. As composições 542 e 552 mostraram os melhores resultados considerando formações heterogêneas (média de 110 pontos de tarefa). Essa melhoria representa mais de 25 pontos de tarefa em comparação com o enxame inercial homogêneo. Embora exista uma diferença significativa em relação ao resultado da equipe determinística homogênea (média de 163 pontos de tarefas), essa estratégia mostrou uma cobertura deficiente e um comportamento previsível, conforme explicado abaixo.

A Figura 27 ilustra os mapas de pegadas para os dois conjuntos heterogêneos de estratégias mais promissores: composições 542 (Fig. 27(c)) e 552 (Fig. 27(d)). Por uma questão de comparação, os conjuntos homogêneos 222 (Fig. 27(a)) e 555 (Fig. 27(b)) também são ilustrados. Esses mapas foram construídos com a média de 100 simulações aleatórias, usando uma equipe com 12 robôs. É importante ressaltar que todos os mapas na Figura 27 usam a mesma escala de cores, com base nos valores máximo e mínimo de pegadas obtidos usando o enxame determinístico homogêneo. A Figura 27(a) esclarece a principal razão para descartar a composição homogênea com estratégias determinísticas (222) ao realizar a tarefa de vigilância, apesar de que aplicando essa composição, o enxame atingiu a maior quantidade de pontos de tarefa. Em primeiro lugar, a média da quantidade de pegadas varia de 23 (algumas células internas com poucas visitas) a 309

pegadas (em algumas células próximas às paredes), mostrando uma grande dispersão e pouca homogeneidade na cobertura do ambiente. Em segundo lugar, é possível observar que o movimento dos robôs é bastante padronizado, nesse caso, frequentemente ocorrem movimentos lineares. O movimento linear e a alta tendência de atravessar a sala perto das paredes, aumentam a previsibilidade dos robôs, o que é uma característica indesejável na tarefa de vigilância. Por outro lado, na Figura 27(b), onde foi aplicada a composição homogênea com a estratégia inercial (555), é possível observar uma cobertura mais homogênea do ambiente, enquanto as células próximas às paredes mostram uma quantidade um pouco maior de pegadas. Essa última característica é desejável, já que os robôs são mais propensos a encontrar as portas e mudar entre as salas. As figuras 27(c) e 27(d) ilustram os mapas de pagadas das composições heterogêneas 542 e 552, respectivamente. Pode-se observar que ambos os mapas são muito semelhantes e mais próximos do mapa na Figura 27(b) (exame inercial homogêneo) do que no da Figura 27(a) (exame determinístico homogêneo). Isso significa que eles exibem um comportamento desejável para a tarefa de vigilância, embora ainda seja possível observar alguns movimentos lineares, mas em uma quantidade muito menor do que no caso determinístico puro. Os mapas relacionados aos exames heterogêneos também apresentam um reforço de pegadas ao lado das paredes, o que leva a equipe a pontos de tarefa maiores quando comparados à equipe inercial pura. No entanto, eles também apresentam uma menor dispersão de pegadas do que a equipe determinística pura, considerando todo o ambiente: o exame 542 varia de 105 a 254 pegadas e o exame 552 varia de 100 a 259 pegadas. Se as células próximas às paredes forem descartadas, a dispersão será ainda menor: o exame 542 varia de 105 a 179 pegadas e o exame 552 varia de 100 a 181 pegadas, enquanto o exame determinístico varia de 23 a 254 pegadas. Portanto, as equipes heterogêneas 542 e 552 conseguiram aperfeiçoar seu desempenho referente a quantidade de pontos de tarefa, mantendo sua cobertura e comportamento imprevisível próximo à estratégia estocástica inercial.

As Figuras 28(a) (conjunto 542) e 28(b) (conjunto 552) mostram os *heatmaps* de feromônio para as melhores composições heterogêneas avaliadas neste trabalho. Esses *heatmaps* de feromônio representam um *screenshot* da concentração de feromônio no ambiente exatamente no final da simulação, nesse caso no passo de tempo $t = 120.000$. Tais *heatmaps* nos permitem observar a dinâmica do feromônio no ambiente, principalmente, analisando sua dispersão. Eles também ajudam a encontrar um coeficiente de evaporação adequado para cada ambiente. Além disso, é possível analisar se o comportamento do exame está funcionando satisfatoriamente em relação às áreas que devem ser monitoradas. Nos *heatmaps*, cores mais quentes representam uma alta concentração de feromônio, enquanto cores mais frias representam baixa (ou mesmo nula) concentração de feromônio no ambiente. Considerando uma análise empírica dos dois *heatmaps* de feromônio, é possível observar que existe uma distribuição satisfatória do feromônio em todo o ambiente: todos os quartos possuem alguns traços de feromônio para auxiliar na coordenação dos

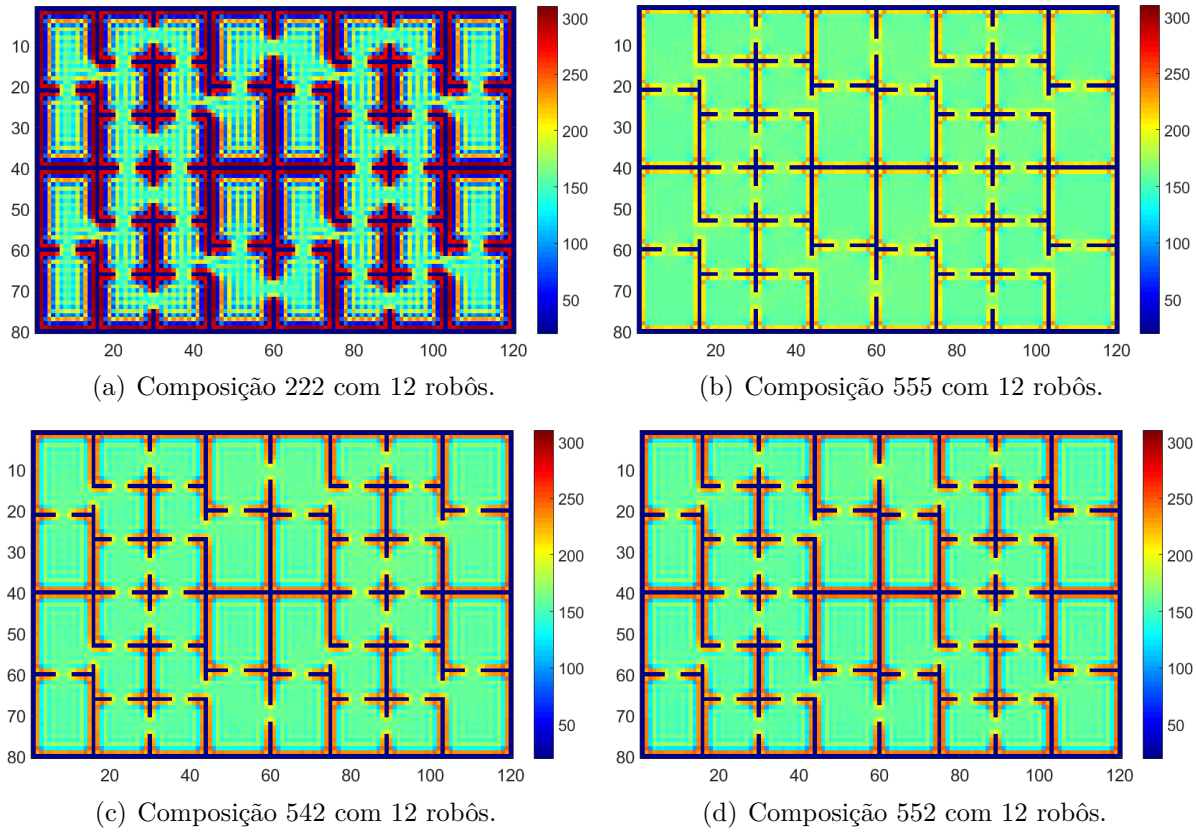


Figura 27 – Mapas de pegadas obtidos no ambiente A4 utilizando dois enxames com estratégias homogêneas (222 e 555) e dois enxames com estratégias heterogêneas (542 e 552).

robôs. Dentre as quarenta salas que compõem o ambiente, aquelas que foram monitoradas recentemente são facilmente distinguíveis, pois possuem altas concentrações de feromônio, e aquelas que devem ser visitadas em sequência, dada a baixa concentração de feromônio. Essas características corroboram com os bons resultados alcançados pelos conjuntos de estratégias 542 e 552, nos pontos de tarefas. Se a distribuição do feromônio não fosse adequada, seria possível observar áreas sem ser visitadas por muito tempo, representadas por uma concentração muito baixa de feromônio, e outras com um número excessivo de visitas, representadas por uma alta concentração.

Sintetizando, cinco composições heterogêneas de estratégias em enxames de 3 e 12 robôs são promissoras para a aplicação do modelo IACA-DI. Três enxames são completamente heterogêneos (432, 532 e 542) e dois repetem uma estratégia (442 e 552). Em todos os experimentos realizados aqui, essas composições são pré-definidas antes do início da simulação. No entanto, elas poderiam ser definidas por uma distribuição de probabilidade que reflete a composição desejável. Esta distribuição de probabilidade pode ser usada uma vez para desenhar a estratégia que será usada em cada robô antes do início da simulação ou pode ser usada várias vezes durante a simulação (em cada intervalo de tempo pré-definido). As modificações *online* melhoram a imprevisibilidade individual,

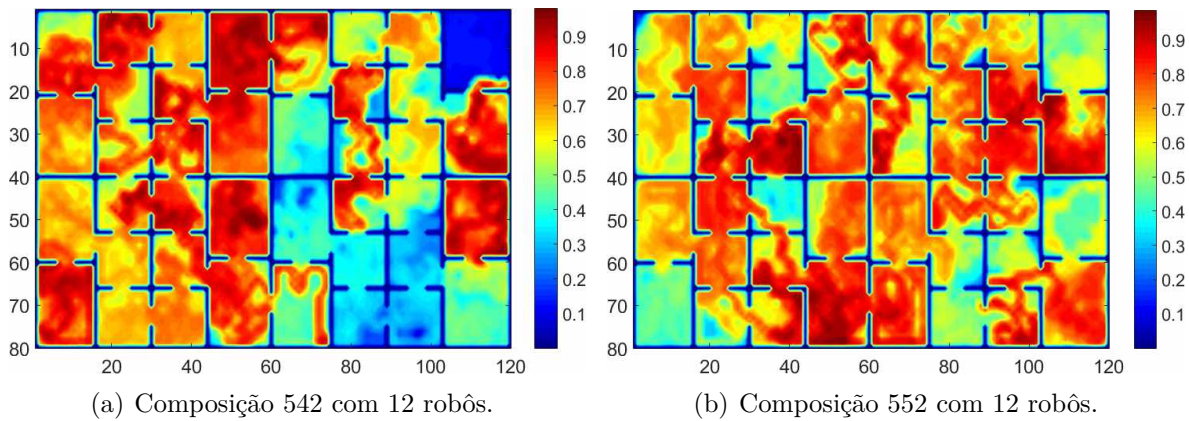


Figura 28 – *Heatmaps* de feromônio representando os melhores conjuntos heterogêneos de estratégias, aplicados no ambiente A4. Os *heatmaps* foram obtidos no ultimo passo de tempo da simulação.

mas mantêm aproximadamente a proporção adequada de estratégias no enxame. Deve-se destacar que composições com predomínio de estratégia determinística (por exemplo, 222 e 225) alcançaram melhores resultados relacionados ao número de pontos de tarefa. No entanto, de acordo com os mapas de pegadas, elas exibem um comportamento previsível e não são adequadas para a vigilância. Assim, enxames com predomínio determinístico foram desconsiderados na seleção final de composições. Em geral, a composição 552 retornou o comportamento mais balanceado com uma alta eficiência ao executar a tarefa. O objetivo de aumentar a eficiência relacionada às equipes estocásticas homogêneas, analisadas na seção anterior (Seção 4.2), foi alcançado com enxames heterogêneos, mantendo um comportamento imprevisível e uma cobertura homogênea.

Os experimentos descritos nesta seção serviram de base para a elaboração de um artigo (TINOCO; OLIVEIRA, 2019), submetido no *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*.

4.4 Experimentos: Modelo PheroCom

Nesta seção serão apresentados os principais resultados deste trabalho, nos quais a técnica proposta de representação e controle de feromônio, PheroCom (Seção 3), foi aplicada. A técnica propõe uma nova metodologia para representar o feromônio presente no ambiente, bem como novos controles para a sua difusão, detecção e evaporação. A informação de feromônio trocada entre os robôs do enxame corresponde exatamente à área de comunicação de cada robô, ou seja, o tamanho da mensagem depende do tamanho da área de cobertura que o mecanismo de comunicação desse robô consegue alcançar. Em outras palavras, se um robô possui um raio de comunicação igual a " r_c ", a informação que esse robô irá enviar em suas mensagens, realizadas na forma de *broadcast*, corresponde à concentração de feromônio presente de todas as células que estejam a uma distância me-

nor ou igual a esse raio ' r'_c '. Vale ressaltar que a informação da concentração do feromônio enviada não representa um histórico só do robô que a está transmitindo, mas também de todos os outros robôs que já interagiram e contribuíram com o mapa local desse robô. Além disso, a cada vez que um robô recebe uma informação de feromônio, ele acessa seu mapa local verificando qual informação é mais atualizada. Caso a sua própria informação seja mais atual que a informação recebida, a célula analisada não é atualizada. Podemos definir como objetivos principais dos experimentos realizados nessa seção: (i) analisar as variações da técnica PheroCom, investigando tanto as suas características e o seu comportamento em diferentes ambientes com enxames de tamanhos diferentes, quanto as suas limitações; e, mais importante, (ii) constatar que a técnica proposta atinge seus objetivos, possibilitando uma alternativa viável e que alcance resultados similares aos gerados pelo modelo centralizado e global de representação do mapa de feromônio.

4.4.1 Experimentos com o *software* de simulação de agentes (linguagem C)

Os experimentos foram realizados em 4 ambientes diferentes, variando seus tamanhos: ambiente A1 (Fig. 17(a), (20×30)), ambiente A1' (Fig. 17(a), (40×60)), ambiente A2 (Fig. 17(b), (20×30)), ambiente A2' (Fig. 17(b), (40×60)), ambiente A3 (Fig. 17(c), (20×30)), ambiente A3' (Fig. 17(c), (40×60)) e ambiente A4 (Figura 17(d), (80×120)). Nos ambientes A1, A1', A2, A2', A3 e A3' foram utilizados 3 robôs para a composição do enxame, enquanto no ambiente A4, os experimentos foram executados com 12 robôs. Esse aumento na quantidade de robôs que compõem o enxame objetiva permitir uma análise da escalabilidade do modelo PheroCom, aproximando o número de membros do time de um tamanho que caracterize um enxame de robôs. Além disso, nos experimentos executados nos ambientes A1', A2', A3' e A4, foi aplicado uma taxa de evaporação de 0,001 ($\beta = 0,1\%$), definida por experimentação. Visto que esses ambientes possuem uma área maior, há uma necessidade de manter o feromônio depositado pelo enxame por mais tempo no ambiente, permitindo que comunicação indireta seja eficaz e, por consequência, um melhor desempenho. Nos ambientes A1, A2 e A3, a taxa de evaporação do feromônio foi mantida em 0,005 ($\beta = 0,5\%$) (TINOCO *et al.*, 2017). Como o modelo PheroCom é uma alternativa à difusão física de feromônio e a utilização de um agente centralizador que realiza o controle de todos depósitos de feromônio, como medida de comparação, nos experimentos apresentados nessa seção, está representado também um experimento com as mesmas configurações utilizando um agente centralizador.

Dentre as estratégias de decisão do movimento apresentadas nas subseções 4.2 e 4.3, nove Conjuntos de Estratégias (CE) foram selecionados, levando em consideração os melhores resultados, para a execução dos experimentos apresentados nesta seção:

- CE.1 = {determinística, determinística, determinística};
- CE.2 = {estocástica, estocástica, estocástica};
- CE.3 = {elitista, elitista, elitista};
- CE.4 = {inercial, inercial, inercial};
- CE.5 = {determinística, elitista, elitista};
- CE.6 = {determinística, inercial, inercial};
- CE.7 = {determinística, estocástica, elitista};
- CE.8 = {determinística, estocástica, inercial}; e
- CE.9 = {determinística, elitista, inercial}.

Com isso, são quatro CEs homogêneos (onde apenas um tipo de estratégia é aplicada em todos robôs do exame) e 5 CEs heterogêneos (onde diferentes tipos de estratégias são aplicadas nos robôs). Como já mencionado, os CEs com estratégias heterogêneas foram escolhidos levando em consideração os melhores resultados obtidos nos experimentos apresentados na Seção 4.3. Além disso, os exames foram compostos por uma quantidade de robôs que é múltipla de três, assim, nos experimentos com CEs heterogêneos, há uma divisão idêntica de robôs com as mesmas características.

A Figura 29 apresenta os resultados dos experimentos com pontos de tarefas, para os sete ambientes descritos e conjuntos de estratégias de movimento (CEs) selecionados. Além disso, há uma variação no tamanho do raio de comunicação do robô, que, por consequência, muda o tamanho da informação transmitida. Cada gráfico é composto por nove linhas, onde as que possuem cor sólida representam os CEs que são compostos por estratégias homogêneas e as pontilhadas, os CEs que são compostos por estratégias heterogêneas. O eixo vertical equivale a quantidade de pontos de tarefas atingidos. Já o eixo horizontal, com exceção da primeira posição, está representando as variações no tamanho do raio de comunicação r_c dos robôs, que nesse caso variou de $r_c = 0$ (nenhuma informação é trocada entre os robôs do exame) a $r_c = 20$ (a informação trocada é composta por todas as células que estão a uma distância menor ou igual ao raio 20). A primeira posição do eixo horizontal está a informação do *ground truth*, com a quantidade de pontos de tarefas atingidos quando um modelo de representação de feromônio centralizado é aplicado. Esse modelo centralizado pode ser representado por um agente especializado, interno ou externo (um robô do próprio exame, um sistema externo ou um ambiente inteligente, por exemplo), que realiza a centralização e controle da informação do feromônio. Em vista disso, é fácil constatar que a mudança do raio de comunicação afeta o desempenho do exame. Logo, o principal objetivo desse experimento é analisar a evolução da eficiência do exame com o aumento gradativo da quantidade de informação trocada pelos robôs, procurando constatar se essa eficiência se aproxima do *ground truth*.

A análise da Figura 29 será dividida em três grupos: (i) ambientes com dimensões (20×30) (Ambientes A1 - Fig. 29(a), A2 - Fig. 29(c) e A3 - Fig. 29(e)), (ii) ambientes

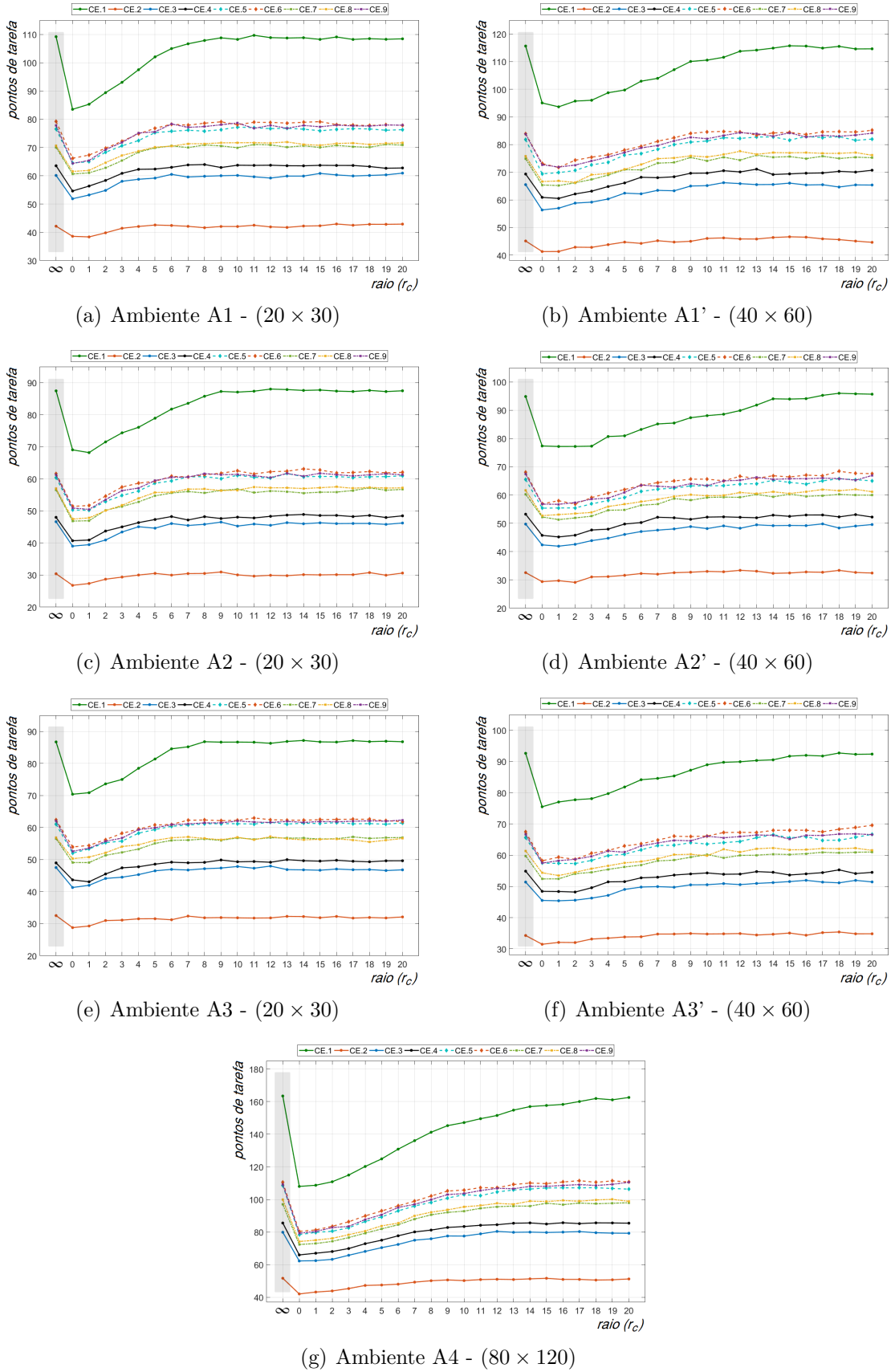


Figura 29 – Teste de desempenho do modelo PheroCom variando o raio de comunicação para cada conjunto de estratégia de decisão do movimento.

com dimensões (40×60) (Ambientes A1' - Fig. 29(b), A2' - Fig. 29(d) e A3' - Fig. 29(f)) e, por fim, (iii) o ambiente com dimensão (80×120) (Ambiente A4 - Fig. 29(g)). Para facilitar a análise de cada gráfico, foi definida uma faixa de erro de dois pontos de tarefas ($Err = \pm 2$) para os ambientes A1, A1', A2, A2', A3 e A3', e 8 pontos ($Err = \pm 8$) para o ambiente A4. Assim, se entre dois raios diferentes em um mesmo CE, os resultados mostrarem uma diferença de no máximo Err pontos de tarefas, esses serão considerados resultados similares.

Dentre os grupos de CEs analisados, o CE.1 e o CE.2 mostram um comportamento discrepante dos outros grupos de estratégias. O CE.1 (apenas estratégia de movimento determinística) se mostrou altamente sensível a mudança do raio de comunicação em comparação com os resultados dos demais CEs. Essa sensibilidade pode ser observada na queda acentuada no desempenho, do modelo centralizado (*ground truth*) para os CE.1s de raio zero ($r_c = 0$), onde foi observada quedas de 16,32 (ambiente A3 - Fig. 29(e)) a 55,41 pontos de tarefa (ambiente A4 - Fig. 29(g)). Analisando o primeiro grupo de ambientes (dimensão (20×30)), é possível constatar que o modelo PheroCom atingiu um desempenho equivalente ao *ground truth*, em média, no raio sete ($r_c = 7$). Um raio igual a cinco representa a cobertura de aproximadamente 8,16% do tamanho de um ambiente com a dimensão especificada, ou seja, dentro desse raio pode conter até 8,16% do total de células, dado que a área de comunicação pode exceder as fronteiras do ambiente e o número de células cobertas ser menor. Já no segundo grupo (dimensão (40×80)), o *ground truth* foi atingindo aproximadamente no raio treze ($r_c = 13 \rightarrow 7,04\%$ do tamanho do ambiente) e no terceiro grupo (dimensão (80×120)), no raio dezoito ($r_c = 18 \rightarrow 3,37\%$ do ambiente). Por outro lado, o CE.2 (apenas estratégia de movimento estocástica pura) é fracamente influenciado pelo compartilhamento do feromônio. A insensibilidade ao compartilhamento do feromônio se deve principalmente à característica dessa estratégia de atribuir uma maior importância ao feromônio depositado recente e localmente, não considerando de maneira significativa a informação de feromônio depositado por outros membros do enxame em passos de tempo anteriores. Nessa estratégia, o *ground truth* foi atingido pelo modelo PheroCom por volta do raio dois ($r_c = 2 \rightarrow 0,66\%$ do tamanho do ambiente) no primeiro grupo, raio três no segundo ($r_c = 3 \rightarrow 0,37\%$) e raio sete no terceiro ($r_c = 7 \rightarrow 0,51\%$). Por fim, os demais CEs (CE.3, CE.4, CE.5, CE.6, CE.7, CE.8 e CE.9) apresentaram resultados mais próximos entre si, possibilitando observar a influência da combinação do feromônio depositado por cada robô no desempenho do enxame. Nesse caso, o *ground truth* foi atingido com raio quatro ($r_c = 4$) no primeiro grupo de ambientes, no segundo raio seis ($r_c = 6$) e no terceiro raio nove ($r_c = 9$), o que representa 2,66%, 1,5% e 0,84% do tamanho dos ambientes, respectivamente.

Uma vez que o modelo PheroCom não realiza a sincronização constante dos robôs e, além disso, como mostrado na Figura 29, não necessita transmitir todo o mapa de feromônio para alcançar um desempenho equivalente àquele alcançado pelo modelo centralizado

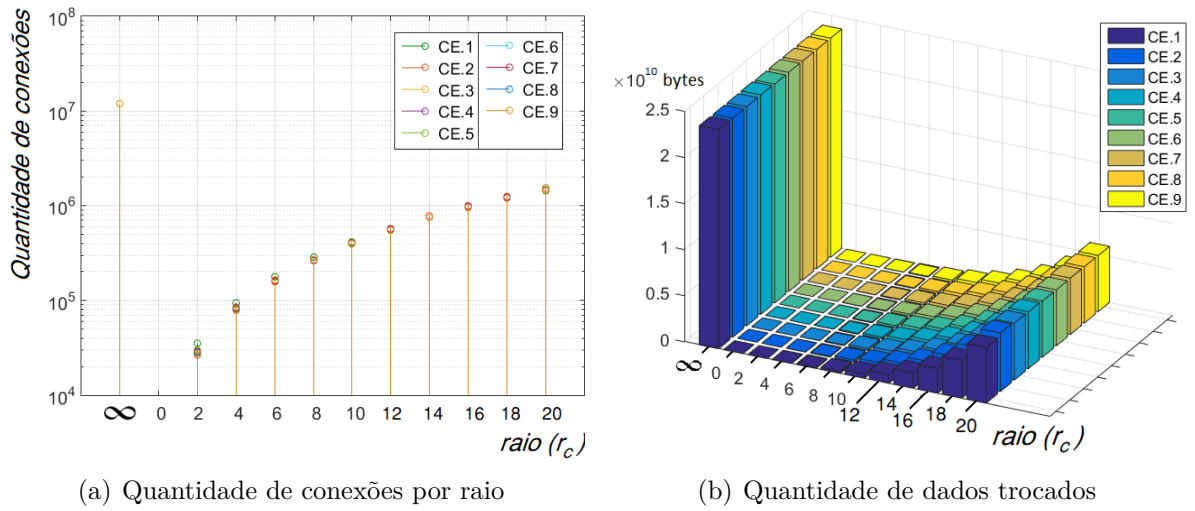


Figura 30 – Dados das comunicações realizadas entre os robôs.

(IACA-DI), espera-se que a quantidade de conexões e a quantidade de dados trocas entre os robôs seja menor no modelo PheroCom. A Figura 30 ilustra dois gráficos contendo informações sobre a média da quantidade de conexões (Fig. 30(a)) e de dados trocados (Fig. 30(b)) entre os robôs. Essa análise foi realizada no ambiente A4, onde os experimentos foram executados 100 vezes, e cada execução com 120.000 passos de tempo. Vale ressaltar que, no ambiente A4, o modelo PheroCom atingiu uma eficiência equivalente ao modelo centralizado com os seguintes raios de comunicação: na estratégia estocástica simples com raio sete ($r_c = 7$), na estratégia determinística com raio dezoito ($r_c = 18$) e nas demais estratégias com raio nove ($r_c = 9$). Dessa forma, na Figura 30(a), onde está ilustrada a média de conexões, podemos observar que o modelo centralizado realizou por volta de 10^7 conexões em cada simulação. Já a estratégia estocástica simples, por volta de $10^{5,1}$ conexões, a estratégias determinística $10^{6,1}$ e as demais estratégias $10^{5,3}$ conexões. Esses valores nos mostram que, mesmo na estratégia que precisou de uma quantidade maior de conexões (estratégia determinística), essa quantidade foi quase 10 vezes menor que a quantidade de conexões realizadas pelo modelo centralizado. Com relação à quantidade de dados trocados (unidade de medida em *bytes*), ilustrado na Figura 30(b), também é possível constatar uma grande diferença entre o modelo PheroCom e o modelo centralizado. No modelo centralizado, onde todo o mapa é transferido para a sincronização, a quantidade de dados trocados entre os robôs é $2,5 \times 10^{10}$ *bytes* durante toda a simulação. Por sua vez, o modelo PheroCom com a estratégia determinística, que necessitou o maior raio de comunicação, esse valor diminui para $0,5 \times 10^{10}$ *bytes*, ou seja, 5 vezes menor em comparação com o modelo centralizado. Considerando essa análise, podemos concluir que o modelo PheroCom além de permitir que a tarefa de vigilância seja executada de forma descentralizada, como foi mostrado nos experimentos da Figura 29, a quantidade de conexões e dados trocados entre os robôs do enxame é muito menor quando comparada com a quantidade de conexões e dados trocados pelo modelo centralizado (IACA-DI). Logo,

Conjuntos de Estratégias (CEs)								
	1→6	6→9	9→5	5→8	8→7	7→4	4→3	3→2
A1	35,71%	1,08%	1,57%	6,71%	1,30%	10,64%	5,62%	40,95%
A1'	32,78%	1,18%	1,89%	6,57%	1,80%	7,22%	6,99%	41,43%
A2	37,97%	1,32%	1,07%	6,10%	1,38%	16,06%	4,75%	50,66%
A2'	36,49%	1,63%	1,97%	5,44%	2,30%	13,07%	7,33%	47,78%
A3	36,90%	1,05%	1,01%	7,47%	0,54%	13,84%	4,91%	46,38%
A3'	32,81%	1,96%	1,58%	5,84%	2,18%	10,18%	6,34%	45,52%
A4	40,08%	1,73%	1,65%	7,30%	2,07%	11,79%	6,91%	52,59%
Me.	36,11%	1,42%	1,53%	6,49%	1,65%	11,83%	6,12%	46,47%
D.P.	2,45%	0,33%	0,34%	0,69%	0,58%	2,64%	0,96%	4,03%

Tabela 2 – Comparação percentual de pontos de tarefas atingidos entre os Conjuntos de Estratégias (CEs).

além de garantir uma alta robustez, flexibilidade e escalabilidade do modelo, podemos concluir que a viabilidade do modelo PheroCom é muito superior à viabilidade do modelo centralizado.

Finalmente, sabendo que as linhas dos gráficos possuem um comportamento semelhante na sua evolução, isto é, possuem os mesmos formatos de curvas e uma baixa quantidade de interseções, é possível definir uma ordem de desempenho entre os CEs avaliados. A Tabela 2 mostra os valores da diferença percentual de pontos de tarefas entre pares de CEs. Cada coluna da tabela possui a informação sobre a diferença percentual entre um par, em cada ambiente no qual o experimento foi aplicado, e no final, a média geral desses ambientes juntamente com o desvio padrão. Os pares foram definidos empiricamente, agrupando dois a dois os CEs que estavam mais próximos. Assim, cada porcentagem listada representa quanto o primeiro elemento de um par é mais eficiente que o segundo, no que se refere a quantidade de pontos de tarefas atingidos. Vale ressaltar que essa ordem de desempenho não é influenciada pelo raio de comunicação r_c , pois mesmo alterando esse raio, as curvas tendem a manter o comportamento relacional mencionado.

Em vista disso, de acordo com os resultados dos experimentos com pontos de tarefas ilustrados na Figura 29, o CE.1 (composto apenas pela estratégia determinística) sobrepôs todas as outras estratégias, com uma média de $99,22 \pm 19,77$ pontos de tarefa. Esse resultado possibilitou alcançar um desempenho (de acordo com a Tabela 2) $36,11\% \pm 2,45\%$ maior que o desempenho alcançado pelo CE.6 (determinística, inercial e inercial), que obteve o segundo melhor resultado, atingindo uma média de $72,82 \pm 13,81$ pontos de tarefa. O CE.2 (composto apenas pela estratégia estocástica pura) obteve os piores resultados dentre todos os CEs, atingindo uma média de $37,63 \pm 6,98$ pontos de tarefa.

Essa média de pontos de tarefas atingidos pelo CE.2 representa uma diferença de $46,47\% \pm 4,03\%$ (Tabela 2) para o CE.3, que possui o segundo pior resultado, atingindo uma média de $55,07 \pm 10,33$ pontos de tarefas. Sendo assim, temos dois CEs que demarcaram as extremidades da ordenação por desempenho: de um lado, com o menor desempenho, o CE.2 e de outro, com os melhores resultados, o CE.1. Entre esses dois CEs, estão os outros sete conjuntos de estratégias analisados. Esses sete CEs estão a uma diferença média de $4,84\%$ um do outro, evidenciando que, em comparação com o CE.1 e o CE.2, são mais correlatos. Como a estratégia estocástica pura (CE.2) apresentou os piores resultados, nos CEs heterogêneos em que essa estratégia está presente, também foi possível observar essa tendência. Assim, dentre os CEs heterogêneos, os CE.7 e CE.8 estão visivelmente com um desempenho menor que os outros três da mesma categoria (CE.5, CE.6 e CE.9). De acordo com uma ordenação crescente de desempenho, os CEs estão na seguinte ordem: CE.2, CE.3, CE.4, CE.7, CE.8, CE.5, CE.9, CE.6 e CE.1.

Portanto, de acordo com os experimentos realizados, foi possível analisar as características e comportamentos do modelo proposto (PheroCom) em diferentes ambientes e conjuntos de estratégias. O modelo se mostrou altamente adaptável a diferentes ambientes e às estratégias avaliadas, o que garantiu a execução da tarefa com uma eficiência similar à de um modelo totalmente centralizado. Com isso, uma das principais contribuições desses resultados para a validação do modelo, é a comprovação de que não existe a necessidade de o enxame compartilhar grandes quantidades de informação sobre os seus mapas, apenas trocas de mensagens contendo informações sobre a localidade de cada robô é o suficiente para garantir a eficiência do enxame.

4.4.2 Experimentos com a plataforma de simulação Webots

Os experimentos com o modelo PheroCom apresentados anteriormente utiliza um *software* de simulação de agentes, implementado em C e sem *interface* gráfica. O principal objetivo de se utilizar esse tipo de *software* é a possibilidade de executar experimentos em massa, avaliando diferentes variações do modelo por muitos passos de tempo. Apesar dos resultados obtidos apresentarem uma aproximação do comportamento real, principalmente, pelo fato do modelo utilizar um AC, é necessário executar experimentos em uma plataforma de simulação que leve em consideração aspectos da física. Dessa forma, um conjunto de experimentos foi executado na plataforma de simulação Webots. Com esses experimentos, será possível analisar o desempenho do modelo levando em consideração o deslocamento contínuo pelo ambiente, a possibilidade de colisões e permitir uma avaliação durante a execução da tarefa e não apenas o resultado final. Uma vez que as simulações anteriores não possuem uma representação gráfica, justamente para acelerar as simulações, a avaliação de um modelo com características evolutivas durante a execução se torna complexa.

As Figuras 31, 32, 33, 34 e 35 ilustram os experimentos com trilhas simulados na

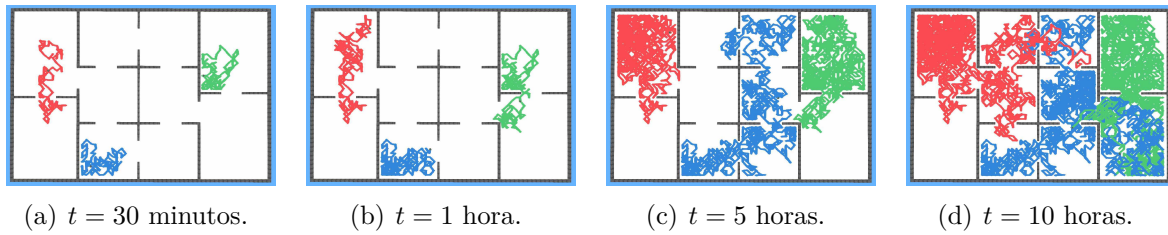


Figura 31 – Experimentos com trilhas na plataforma Webots: estratégia aleatória. Executado no ambiente A3' com 3 robôs (cada robô representado por uma cor diferente: vermelho, verde e azul).

plataforma Webots e o robô e-puck (Seção 2.1.6). Os experimentos com trilhas consistem em adaptar um marcador em cada robô para que ele possa demarcar no piso, o caminho que percorreu durante a simulação. Nas cinco simulações foram utilizados um enxame com três robôs ($N = 3$), uma taxa de evaporação igual a 0,5% ($\beta = 0,005$) e o ambiente A3'. Cada robô foi equipado com um marcador RGB (vermelho, verde e azul) diferente. Três conjuntos de estratégias homogêneas foram avaliados nas simulações: estratégia aleatória, estratégia determinística e estratégia inercial. A estratégia aleatória foi utilizada como limite inferior de comparação para as estratégias determinística e inercial. Por sua vez, as estratégias determinística e inercial foram avaliadas utilizando o modelo de coordenação PheroCom e o modelo centralizado (o modelo centralizado equivale ao modelo IACA-DI, Seção 2.2). Cada simulação foi executada por dez horas. Os resultados detalhados dessas simulações podem ser encontrados no Apêndice A.

Na simulação onde a estratégia de movimento aleatória foi aplicada, é possível observar claramente a dificuldade que os robôs encontram em se espalharem pelo ambiente. Isso se deve ao fato de a estratégia aleatória permitir movimentos para qualquer direção com a mesma probabilidade, mesmo para aquelas direções que levam para áreas que foram recentemente visitadas, deixando, assim, de monitorar áreas com maiores prioridades. Com trinta minutos de simulação ($t = 30m$) apenas o robô com marcador vermelho mudou de sala, os outros dois robôs permaneceram nas salas de origem. Com uma hora de simulação ($t = 1h$) dois robôs mudaram apenas uma vez de sala (vermelho e verde). Por volta de dez horas de simulação ($t = 5h$), ainda é possível observar que os robôs mudaram raramente de sala. No final da simulação ($t = 10h$), constata-se uma demarcação de território construída por cada robô, que permanece nas redondezas das suas coordenadas iniciais. Esse comportamento evidencia a baixa quantidade de pontos de tarefa atingidos pela estratégia aleatória nos experimentos apresentados nas seções anteriores.

Simulações com os modelos PheroCom e centralizado, aplicando a estratégia de movimento determinística, imprimiram os melhores resultados considerando a cobertura do ambiente. Como é possível observar nos resultados dos experimentos com trilhas, os robôs formam trilhas lineares e dificilmente realizam sobreposição de caminhos quando estão visitando uma sala, a não ser que ocorra alguma interferência. Por outro lado, esse

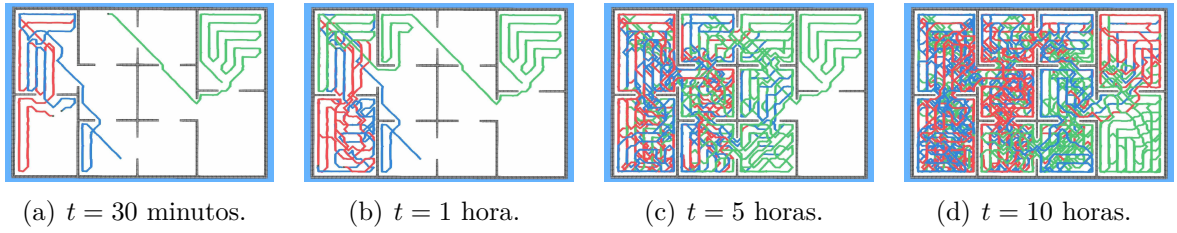


Figura 32 – Experimentos com trilhas na plataforma Webots: conjunto de estratégias CE.1 + modelo PheroCom. Executado no ambiente A3' com 3 robôs (cada robô representado por uma cor diferente: vermelho, verde e azul).

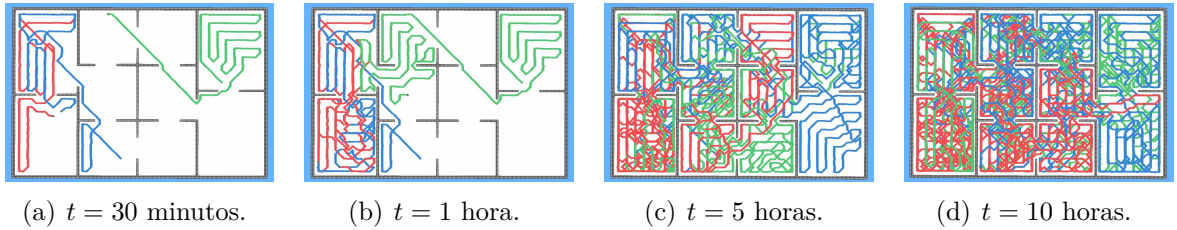


Figura 33 – Experimentos com trilhas na plataforma Webots: conjunto de estratégias CE.1 + modelo IACA-DI (centralizado). Executado no ambiente A3' com 3 robôs (cada robô representado por uma cor diferente: vermelho, verde e azul).

comportamento faz com que os movimentos dos robôs sejam altamente previsíveis. Essa previsibilidade não é uma característica desejável se a tarefa que está sendo executada é a vigilância, por exemplo. Por outro lado, se a tarefa for apenas de exploração, o comportamento previsível não a interfere. Com uma hora de simulação ($t = 1h$), apenas uma sala não foi visitada pelo enxame. Com cinco horas ($t = 5h$), todas as salas já haviam sido visitadas, porém, nesse caso observa-se uma cobertura levemente maior quando o modelo centralizado é aplicado. Isso ocorre, principalmente, devido à sensibilidade da estratégia determinística em relação a concentração de feromônio no ambiente, como foi observado nos experimentos da seção anterior. Por fim, com dez horas de simulação ($t = 10h$), utilizando o modelo PheroCom ou o modelo centralizado, o ambiente apresentou uma cobertura visual homogênea, cobrindo todas as salas.

Finalmente, quando a estratégia inercial é aplicada na simulação, o comportamento visual do enxame apresenta os melhores resultados, em comparação com os resultados apresentados pelas estratégias aleatória e determinística. Apesar de que nessa estratégia existe a probabilidade de os robôs passarem novamente por áreas que passaram recentemente, essa probabilidade é baixa, em comparação à estratégia aleatória. Isso faz com que os robôs se espalhem com uma maior facilidade pelo ambiente e, principalmente, não tenham uma alta previsibilidade nos seus deslocamentos, como acontece nas trilhas formadas com a estratégia determinística. Com uma hora de simulação ($t = 1h$), faltam apenas duas salas do ambiente para serem visitadas. Com cinco horas ($t = 5h$), todas

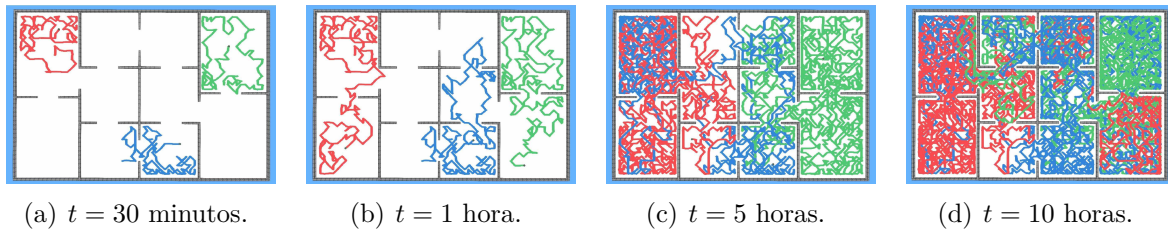


Figura 34 – Experimentos com trilhas na plataforma Webots: conjunto de estratégias CE.4 + modelo PheroCom. Executado no ambiente A3' com 3 robôs (cada robô representado por uma cor diferente: vermelho, verde e azul).

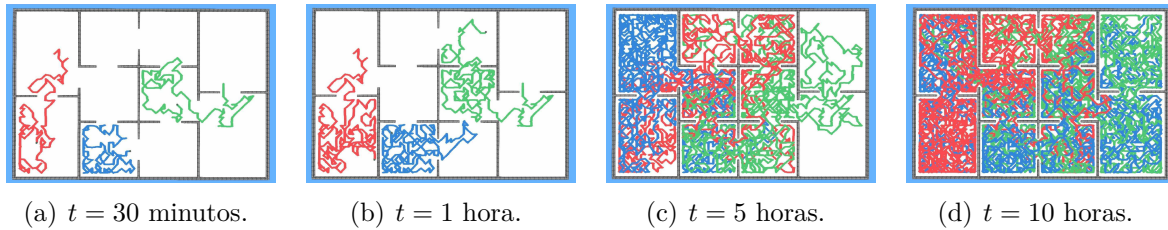


Figura 35 – Experimentos com trilhas na plataforma Webots: conjunto de estratégias CE.4 + modelo IACA-DI (centralizado). Executado no ambiente A3' com 3 robôs (cada robô representado por uma cor diferente: vermelho, verde e azul).

as salas foram visitadas, além de ser possível observar que os robôs passam por áreas que outros robôs visitaram no passado, devido a sobreposição de trilhas. Comparando o modelo PheroCom com o modelo centralizado, os resultados são similares considerando a cobertura de todas as áreas do ambiente, destacando que com cinco horas de simulação ($t = 5h$), o modelo PheroCom cobriu uma área maior que o modelo centralizado. Com dez horas de simulação ($t = 10h$), praticamente todo o ambiente está coberto, tanto para o modelo PheroCom quanto para o modelo centralizado.

Os resultados comparativos entre o modelo centralizado (IACA-DI) e o modelo PheroCom são considerados adequados, dado que o modelo centralizado, além de manter a mesma informação para todos robôs, realiza uma quantidade maior de comunicações para manter essa informação disponível e atualizada. Dessa forma, uma vez que o PheroCom obteve um desempenho similar, é totalmente descentralizado e realiza uma quantidade muito menor de trocas de mensagens, podemos concluir que seus resultados superam aqueles apresentados para o modelo centralizado. Além disso, as simulações na plataforma Webots utilizaram apenas 3 robôs pelo fato de demandarem uma alta capacidade de processamento. Contudo, o modelo está preparado para escalar a quantidade de robôs no enxame, sem que exista a necessidade realizar mudanças no seu código fonte.

Conclusão

Este trabalho propôs e investigou um novo modelo para representação de feromônio para a coordenação de enxames de robôs. O modelo foi denominado PheroCom e nesta dissertação foi aplicado na tarefa de vigilância de ambientes conhecidos. Entretanto, o mesmo pode ser adaptado para uso em outras tarefas, tais como, exploração de ambientes desconhecidos, forrageamento e busca e resgate.

Os resultados dos experimentos preliminares mostraram que a comunicação indireta, feita através do feromônio, é uma técnica eficiente para a coordenação do enxame de robôs para a exploração e vigilância de ambientes. As estratégias de movimento avaliadas desempenharam um resultado bastante superior em comparação com uma estratégia totalmente aleatória. A estratégia determinística retornou os melhores resultados em termos de ciclos de visitação de salas do ambiente, ou pontos de tarefas. Contudo, foi possível observar nos experimentos que o comportamento do enxame foi altamente previsível com o uso dessa estratégia. Por outro lado, a estratégia inercial, que possui características estocásticas, retornou resultados razoáveis nos ciclos de visitação (abaixo apenas da estratégia determinística) e, ao mesmo tempo, não exhibe previsibilidade nos seus movimentos. Por isso, a inercial foi selecionada como a melhor estratégia avaliada. Os experimentos com enxames heterogêneos, mostraram que a combinação das características principais de diferentes estratégias pode aprimorar a eficiência do enxame. Esses resultados mostraram que a heterogeneidade gera um comportamento global ainda mais complexo, permitindo alcançar resultados mais promissores na execução das tarefas propostas.

Os experimentos principais, relacionados com o modelo proposto PheroCom, apontaram que o modelo é uma alternativa viável para se representar de forma descentralizada o feromônio depositado no ambiente por enxames de robôs. Isso se deve, principalmente, ao fato de que foram alcançados resultados similares aos resultados de um modelo centralizado. O comportamento do modelo em diferentes ambientes com enxames de tamanhos diferentes também foi analisado. O modelo se mostrou estável, onde os enxames tiveram apenas que se adaptarem às novas características. Dessa forma, o objetivo principal do trabalho foi atingido: propor um modelo bioinspirado totalmente descentralizado para

a coordenação de enxames de robôs, com o objetivo principal de executar a tarefa de vigilância. Além disso, o modelo garante que as principais características dos enxames inteligentes, além da escalabilidade, robustez e flexibilidade, sejam atendidas: (i) a autonomia dos robôs, onde cada um realiza as suas próprias tomadas de decisão; (ii) ocorrência apenas de interações locais, sem o conhecimento da informação global do feromônio no ambiente; (iii) os robôs cooperam entre si para atingir um objetivo em comum; e (iv) diferentemente dos modelos anteriores (IACA e IACA-DI), não existe um controlador global.

A descentralização dos modelos IACA (LIMA *et al.*, 2016) e IACA-DI (TINOCO *et al.*, 2017) foi uma das principais dificuldades encontradas durante o desenvolvimento deste trabalho. Isso se deve ao fato de que a centralização do modelo facilita o controle do mapa de feromônio, que é uma região crítica, uma vez que era uma informação virtual compartilhada por todos os robôs do enxame. Além disso, a centralização facilita no controle do posicionamento dos robôs no ambiente, dado que um agente controlava os movimentos e, assim, evitava que os robôs colidissem. Contudo, a centralização não é uma característica desejada na robótica de enxames, os robôs devem ser independentes e realizar suas próprias tomadas de decisão, baseando apenas no seu próprio conhecimento e informações recebidas indiretamente. Sendo assim, o principal desafio era encontrar uma maneira de garantir que os preceitos relacionados com os enxames inteligentes fossem mantidos e ao mesmo tempo, encontrar uma maneira de representar o feromônio de forma descentralizada. Outra dificuldade encontrada está relacionada com a migração do modelo executado em uma plataforma de simulação discreta (terminal), para uma plataforma de simulação de mundo real (Webots). Essa dificuldade está relacionada principalmente ao fato de que muitas variáveis que não são levadas em consideração nas simulações em terminal, devem ser consideradas em uma plataforma de simulação de mundo real, como, por exemplo, a presença de forças físicas e a necessidade de se implementar um sistema de geolocalização.

Dentre os trabalhos futuros, se destacam: (i) encontrar uma método automático para definir a quantidade de informação trocada entre os robôs do enxame, ou seja, o tamanho das mensagens que os robôs devem trocar para garantir a eficiência da tarefa executada; (ii) automatizar também a maneira que se encontra a quantidade ideal de robôs que compõe o enxame, bem como a taxa de evaporação, para diferentes tipos de ambiente; (iii) implementar e analisar a ocorrência de eventos durante a execução da tarefa, como a falha de robôs, a entrada de novos robôs e quedas na comunicação; (iv) apesar do principal objetivo deste trabalho ser propor um modelo de coordenação para enxames de robôs, os experimentos foram realizados com times de no máximo 12 robôs, assim, experimentos futuros pretendem estender os resultados para times maiores (mais de 30 robôs) para caracterizar mais fielmente a dinâmica de um enxame; (v) elaborar uma métrica única para avaliar modelo, e.g., uma média harmônica que combina a cobertura e os pontos

de tarefa; por fim, (vi) detecção e sinalização de robôs com falhas pelo próprio enxame, possibilitando a investigação e, se necessário, a substituição desses robôs.

Finalmente, os resultados preliminares apresentados na Seção 4.2, relacionados à dinâmica do feromônio, possibilitaram a elaboração e submissão de um artigo (TINOCO; OLIVEIRA, 2018), publicado na *13th International Conference Cellular Automata for Research and Industry* (ACRI). Os resultados preliminares apresentados na Seção 4.3, relacionados à aplicação de conjuntos heterogêneos de estratégias, possibilitaram a elaboração e submissão de um artigo (TINOCO; OLIVEIRA, 2019), para o *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. Um novo artigo, contendo os principais resultados e análises envolvendo o modelo PheroCom (Seção 4.4), está sendo elaborado e será submetido a um periódico.

Referências

- ABDELAAL, A. E. *et al.* LOST highway: a multiple-lane ant-trail algorithm to reduce congestion in large-population multi-robot systems. In: IEEE. **14th Conference on Computer and Robot Vision (CRV)**. Edmonton, Canada, 2017. p. 161–167. <<https://doi.org/10.1109/CRV.2017.24>>.
- AKBARIMAJD, A.; HASSANZADEH, A. Autonomously implemented versatile path planning for mobile robots based on cellular automata and ant colony. **International Journal of Computational Intelligence Systems (IJCIS)**, Taylor & Francis, v. 5, n. 1, p. 39–52, 2012. <<https://doi.org/10.1080/18756891.2012.670520>>.
- AKBARIMAJD, A.; LUCAS, C. A new architecture to execute cas-based path-planning algorithm in mobile robots. In: IEEE. **IEEE International Conference on Mechatronics (ICM)**. Henan, China, 2006. p. 478–482. <<https://doi.org/10.1109/ICMECH.2006.252574>>.
- ALOISE, D. *et al.* Heurísticas de colônia de formigas com path-relinking para o problema de otimização da alocação de sondas de produção terrestre–SPT. **XXXIV Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO)**, Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional (SOBRAPO), p. 1–12, 2002.
- ANISI, D. A. *et al.* Cooperative minimum time surveillance with multiple ground vehicles. **IEEE Transactions on Automatic Control (TACON)**, IEEE, v. 55, n. 12, p. 2679–2691, 2010. <<https://doi.org/10.1109/TAC.2010.2047438>>.
- BEHRING, C. *et al.* An algorithm for robot path planning with cellular automata. In: **Theory and Practical Issues on Cellular Automata**. London, United Kingdom: Springer, 2001. p. 11–19. <https://doi.org/10.1007/978-1-4471-0709-5_2>.
- BENI, G. From swarm intelligence to swarm robotics. In: SPRINGER. **International Workshop on Swarm Robotics**. Berlin, Germany, 2004. p. 1–9. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-30552-1_1>.
- BENI, G.; WANG, J. Swarm intelligence in cellular robotic systems. In: **Robots and Biological Systems: Towards a New Bionics?** Toscana, Italy: Springer, 1993. p. 703–712. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-58069-7_38>.
- BIANCHI, L. *et al.* An ant colony optimization approach to the probabilistic traveling salesman problem. In: SPRINGER. **International Conference on Parallel**

- Problem Solving from Nature (PPSN)**. Granada, Spain, 2002. p. 883–892. <https://doi.org/10.1007/3-540-45712-7_85>.
- BINITHA, S. *et al.* A survey of bio inspired optimization algorithms. **International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)**, Blue Eyes Intelligence Engineering Sciences Publication, v. 2, n. 2, p. 137–151, 2012.
- BONDY, J. A. *et al.* **Graph theory with applications**. 1. ed. North Holland, Netherlands: Elsevier Science Ltd., 1976. v. 290. 265 p.
- BRAMBILLA, M. *et al.* Swarm robotics: a review from the swarm engineering perspective. **Swarm Intelligence**, Springer, v. 7, n. 1, p. 1–41, 2013. <<https://doi.org/10.1007/s11721-012-0075-2>>.
- CALVO, R. *et al.* Individual distinguishing pheromone in a multi-robot system for a balanced partitioned surveillance task. In: IEEE. **International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)**. Vancouver, Canada, 2016. p. 4346–4353. <<https://doi.org/10.1109/IJCNN.2016.7727767>>.
- _____. Bio-inspired coordination of multiple robots systems and stigmergy mechanisms to cooperative exploration and surveillance tasks. In: **5th International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems (CIS)**. Qingdao, China: IEEE, 2011. p. 223–228. <<https://doi.org/10.1109/ICCIS.2011.6070332>>.
- _____. A bioinspired coordination strategy for controlling of multiple robots in surveillance tasks. **International Journal on Advances in Software (IARIA)**, Citeseer, v. 5, n. 3 & 4, p. 146–165, 2012.
- CAMAZINE, S. *et al.* **Self-organization in biological systems**. 1. ed. New Jersey, USA: Princeton University Press, 2003. v. 7. 562 p. ISBN 978-0-6911-1624-2.
- CARNEIRO, M. G.; OLIVEIRA, G. M. B. Synchronous cellular automata-based scheduler initialized by heuristic and modeled by a pseudo-linear neighborhood. **Natural Computing**, Springer, v. 12, n. 3, p. 339–351, 2013. <<https://doi.org/10.1007/s11047-013-9375-8>>.
- CARRILLO, M. *et al.* A bio-inspired approach for collaborative exploration with mobile battery recharging in swarm robotics. In: SPRINGER. **International Conference on Bioinspired Methods and Their Applications (BIOMA)**. Paris, France, 2018. p. 75–87. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-91641-5_7>.
- CARVALHO, T. I. *et al.* Improving cellular automata scheduling thorough dynamics control. **International Journal of Parallel, Emergent and Distributed Systems (IJPEDS)**, Taylor & Francis, p. 1–27, 2018. <<https://doi.org/10.1080/17445760.2017.1422185>>.
- CHAMNANLOR, C. *et al.* Embedding ant system in genetic algorithm for re-entrant hybrid flow shop scheduling problems with time window constraints. **Journal of Intelligent Manufacturing**, Springer, v. 28, n. 8, p. 1915–1931, 2017. <<https://doi.org/10.1007/s10845-015-1078-9>>.
- COLORNI, A. *et al.* Distributed optimization by ant colonies. In: ELSEVIER PUBLISHING. **Proceedings of the first European Conference on Artificial Life (ECAL)**. Paris, France, 1991. v. 142, p. 134–142.

_____. Ant system for job-shop scheduling. **Belgian Journal of Operations Research, Statistics and Computer Science (JORBEL)**, v. 34, n. 1, p. 39–53, 1994.

COMER, D. E. **Redes de Computadores e Internet**. 6. ed. Porto Alegre, Brasil: Bookman Editora, 2016. 584 p. ISBN 0-13-143351-2.

COMMONS, W. **File: Aco branches.svg — Wikimedia Commons, the free media repository**. 2018. Online; Acessado em: 15 de dezembro de 2018. Disponível em: <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?title=File:Aco_branches.svg&oldid=292487610>.

CONWAY, J. The game of life. **Scientific American**, Nature Publishing Group, United States, v. 223, n. 4, p. 4, 1970.

DANCHIN, E. *et al.* **Behavioural Ecology**. 1. ed. Oxford, United Kingdom: Oxford University Press, 2008. 912 p. ISBN 978-0-1992-0629-2.

DENEUBOURG, J.-L. *et al.* The self-organizing exploratory pattern of the argentine ant. **Journal of Insect Behavior**, Springer, v. 3, n. 2, p. 159–168, 1990. <<https://doi.org/10.1007/BF01417909>>.

DETRAIN, C.; DENEUBOURG, J.-L. Self-organized structures in a superorganism: do ants “behave” like molecules? **Physics of life Reviews**, Elsevier, v. 3, n. 3, p. 162–187, 2006. <<https://doi.org/10.1016/j.plrev.2006.07.001>>.

DINUR, I.; SAFRA, S. On the hardness of approximating minimum vertex cover. **Annals of mathematics**, JSTOR, v. 162, n. 1, p. 439–485, 2005. <<https://doi.org/10.4007/annals.2005.162.439>>.

DORIGO, M. Optimization, learning and natural algorithms. **PhD Thesis, Politecnico di Milano**, Italy, p. 140, 1992.

DORIGO, M.; BLUM, C. Ant colony optimization theory: A survey. **Theoretical Computer Science (TCS)**, Elsevier, v. 344, n. 2-3, p. 243–278, 2005. <<https://doi.org/10.1016/j.tcs.2005.05.020>>.

DORIGO, M.; CARO, G. D. Ant colony optimization: a new meta-heuristic. In: IEEE. **Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation (CEC99)**. Washington D.C., USA, 1999. v. 2, p. 1470–1477. <<https://doi.org/10.1109/CEC.1999.782657>>.

DORIGO, M.; GAMBARDILLA, L. M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, IEEE, v. 1, n. 1, p. 53–66, 1997. <<https://doi.org/10.1109/4235.585892>>.

DUCATELLE, F. *et al.* Cooperative self-organization in a heterogeneous swarm robotic system. In: ACM. **12th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation (GECCO)**. Portland, Oregon, 2010. p. 87–94. <<https://doi.org/10.1145/1830483.1830501>>.

EYSENCK, H. J. **Intelligence: A New Look**. 1. ed. New York, USA: Routledge, 2018. 227 p.

- FARRELLY, C. *et al.* Molecular structure elucidation using ant colony optimization: A preliminary study. In: SPRINGER. **International Conference on Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence**. Brussels, Belgium, 2008. p. 120–131. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-87527-7_11>.
- FERREIRA, G. B. S. *et al.* An improved cellular automata-based model for robot path-planning. In: SPRINGER. **Annual Conference Towards Autonomous Robotic Systems (TAROS)**. Birmingham, United Kingdom, 2014. p. 25–36. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-10401-0_3>.
- FORCAEL, E. *et al.* Ant colony optimization model for tsunamis evacuation routes. **Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering (CACAIE)**, Wiley Online Library, v. 29, n. 10, p. 723–737, 2014. <<https://doi.org/10.1111/mice.12113>>.
- FRANÇA, T. P. *et al.* MACO/NDS: Many-objective ant colony optimization based on non-dominated sets. In: IEEE. **IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)**. Rio de Janeiro, Brazil, 2018. p. 1–8. <<https://doi.org/10.1109/CEC.2018.8477958>>.
- GEORGOUDAS, I. G. *et al.* Modelling earthquake activity features using cellular automata. **Mathematical and Computer Modelling**, Elsevier, v. 46, n. 1-2, p. 124–137, 2007. <<https://doi.org/10.1016/j.mcm.2006.12.029>>.
- GILL, F. B. **Ornithology**. 3. ed. New York, USA: Freeman Company, W. H, 2007. 758 p. ISBN 0-71-674983-1.
- GRASSÉ, P.-P. La reconstruction du nid et les coordinations interindividuelles chez *bellicositermes natalensis* et *cubitermes* sp. la théorie de la stigmergie: Essai d'interprétation du comportement des termites constructeurs. **Insectes sociaux**, Springer, v. 6, n. 1, p. 41–80, 1959. <<http://dx.doi.org/10.1007/BF02223791>>.
- HEYMAN, Y. *et al.* Ants regulate colony spatial organization using multiple chemical road-signs. **Nature communications**, Nature Publishing Group, v. 8, p. 15414_1–11, 2017. <<https://doi.org/10.1038/ncomms15414>>.
- HOLLAND, O.; MELHUISE, C. Stigmergy, self-organization, and sorting in collective robotics. **Artificial Life**, MIT Press Cambridge, v. 5, n. 2, p. 173–202, 1999. <<https://doi.org/10.1162/106454699568737>>.
- HÖLLDOBLER, B. Multimodal signals in ant communication. **Journal of Comparative Physiology A**, Springer, v. 184, n. 2, p. 129–141, 1999. <<https://doi.org/10.1007/s003590050313>>.
- HÖLLDOBLER, B.; WILSON, E. O. **The ants**. 1. ed. United States Of America: Harvard University Press, 1990. 732 p. ISBN 0-674-04075-9.
- HUNT, J. H.; RICHARD, F. J. Intracolony vibroacoustic communication in social insects. **Insectes Sociaux**, Springer, v. 60, n. 4, p. 403–417, 2013. <<https://doi.org/10.1007/s00040-013-0311-9>>.
- IOANNIDIS, K. *et al.* A path planning method based on cellular automata for cooperative robots. **International Journal of Applied Artificial Intelligence (AAI)**, Taylor & Francis, v. 25, n. 8, p. 721–745, 2011. <<https://doi.org/10.1080/08839514.2011.606767>>.

_____. Cellular automata-based architecture for cooperative miniature robots. **Journal of Cellular Automata (JCA)**, Old City Publishing, v. 8, p. 91–111, 2013.

KARLSON, P.; LÜSCHER, M. ‘pheromones’: a new term for a class of biologically active substances. **Nature**, Nature Publishing Group, v. 183, n. 4653, p. 55–56, 1959. <<https://doi.org/10.1038/183055a0>>.

KERR, W.; SPEARS, D. Robotic simulation of gases for a surveillance task. In: IEEE. **IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)**. Alberta, Canada, 2005. p. 2905–2910. <<https://doi.org/10.1109/IROS.2005.1545429>>.

KIM, K.-J.; CHO, S.-B. Evolved neural networks based on cellular automata for sensory-motor controller. **Neurocomputing**, Elsevier, v. 69, n. 16-18, p. 2193–2207, 2006. <<https://doi.org/10.1016/j.neucom.2005.07.013>>.

KORB, O. *et al.* PLANTS: Application of ant colony optimization to structure-based drug design. In: SPRINGER. **International Workshop on Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence**. Brussels, Belgium, 2006. p. 247–258. <https://doi.org/10.1007/11839088_22>.

KOSTAVELIS, I. *et al.* Path tracing on polar depth maps for robot navigation. In: SPRINGER. **International Conference on Cellular Automata (ACRI)**. Santorini Island, Greece, 2012. p. 395–404. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-33350-7_41>.

LAL, S. P. *et al.* Studies on motion control of a modular robot using cellular automata. In: SPRINGER. **Australasian Joint Conference on Artificial Intelligence (AUS-AI)**. Tasmania, Australia, 2006. p. 689–698. <https://doi.org/10.1007/11941439_73>.

LANGTON, C. G. Self-reproduction in cellular automata. **Physica D: Non-linear Phenomena**, Elsevier, North-Holland, Amsterdam, p. 135–144, 1984. <[https://doi.org/10.1016/0167-2789\(84\)90256-2](https://doi.org/10.1016/0167-2789(84)90256-2)>.

_____. Studying artificial life with cellular automata. **Physica D: Nonlinear Phenomena**, Elsevier, North-Holland, Amsterdam, p. 120–149, 1986. <[https://doi.org/10.1016/0167-2789\(86\)90237-X](https://doi.org/10.1016/0167-2789(86)90237-X)>.

LATOMBE, J.-C. **Robot motion planning**. 1. ed. Berlin, Germany: Springer Science & Business Media, 2012. v. 124. 651 p. ISBN 978-0-7923-9206-4.

LEGG, S. *et al.* A collection of definitions of intelligence. **Frontiers in Artificial Intelligence and Applications (FAIA)**, IOS Press, v. 157, p. 17, 2007.

LEONHARDT, S. D. *et al.* Ecology and evolution of communication in social insects. **Cell**, Elsevier, v. 164, n. 6, p. 1277–1287, 2016. <<https://doi.org/10.1016/j.cell.2016.01.035>>.

LI, S. *et al.* Occupant evacuation and casualty estimation in a building under earthquake using cellular automata. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, Elsevier, v. 424, p. 152–167, 2015. <<https://doi.org/10.1016/j.physa.2015.01.008>>.

LIMA, A. M. de *et al.* A nuclear reactor core fuel reload optimization using artificial ant colony connective networks. **Annals of Nuclear Energy**, Elsevier, v. 35, n. 9, p. 1606–1612, 2008. <<https://doi.org/10.1016/j.anucene.2008.03.002>>.

LIMA, D. A.; OLIVEIRA, G. M. B. A probabilistic cellular automata ant memory model for a swarm of foraging robots. In: IEEE. **14th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV)**. Phuket, Thailand, 2016. p. 1–6. <<https://doi.org/10.1109/ICARCV.2016.7838615>>.

_____. A cellular automata ant memory model of foraging in a swarm of robots. **Applied Mathematical Modelling**, Elsevier, v. 47, p. 551–572, 2017. <<https://doi.org/10.1016/j.apm.2017.03.021>>.

LIMA, D. A. *et al.* A cellular automata model with repulsive pheromone for swarm robotics in surveillance. In: SPRINGER. **International Conference on Cellular Automata (ACRI)**. Fez, Morocco, 2016. p. 312–322. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-44365-2_31>.

LUDWIG, L.; GINI, M. Robotic swarm dispersion using wireless intensity signals. In: **Distributed Autonomous Robotic Systems 7 (DARS)**. Tokyo, Japan: Springer, 2006. p. 135–144. <https://doi.org/10.1007/4-431-35881-1_14>.

MARCHESE, F. M.; NEGRO, M. D. Path-planning for multiple generic-shaped mobile robots with MCA. In: SPRINGER. **International Conference on Computational Science (ICCS)**. University of Reading, United Kingdom, 2006. p. 264–271. <https://doi.org/10.1007/11758532_37>.

MARQUES, L. *et al.* Particle swarm-based olfactory guided search. **Autonomous Robots**, Springer, v. 20, n. 3, p. 277–287, 2006. <<https://doi.org/10.1007/s10514-006-7567-0>>.

MARSH, L.; ONOF, C. Stigmergic epistemology, stigmergic cognition. **Cognitive Systems Research**, Elsevier, v. 9, n. 1-2, p. 136–149, 2008. <<https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2007.06.009>>.

MARTINS, L. G. A. *et al.* An improved robot path planning model using cellular automata. In: SPRINGER. **Annual Conference Towards Autonomous Robotic Systems (TAROS)**. Bristol, United Kingdom, 2018. p. 183–194. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-96728-8_16>.

MASÁR, M. A biologically inspired swarm robot coordination algorithm for exploration and surveillance. In: IEEE. **IEEE 17th International Conference on Intelligent Engineering Systems (INES)**. Heredia, Costa Rica, 2013. p. 271–275. <<http://dx.doi.org/10.1109/INES.2013.6632825>>.

MESHOUL, S.; BATOUCHE, M. Ant colony system with extremal dynamics for point matching and pose estimation. In: IEEE. **16th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)**. Quebec, Canada, 2002. v. 3, p. 823–826. <<https://doi.org/10.1109/ICPR.2002.1048148>>.

MICHEL, O. Cyberbotics ltd. webotsTM: professional mobile robot simulation. **International Journal of Advanced Robotic Systems (IJARS)**, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 1, n. 1, p. 39–42, 2004. <<https://doi.org/10.5772/Disponível>> em: <<https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.5772/5618>>.

MIZAS, C. *et al.* Reconstruction of DNA sequences using genetic algorithms and cellular automata: Towards mutation prediction? **BioSystems**, Elsevier, v. 92, n. 1, p. 61–68, 2008. <<https://doi.org/10.1016/j.biosystems.2007.12.002>>.

_____. DNA cellular automata. In: **Designing Beauty: The Art of Cellular Automata**. 1. ed. Switzerland, Swiss: Springer, Cham, 2016. p. 127–128. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-27270-2_21>.

MONDADA, F. *et al.* The e-puck, a robot designed for education in engineering. In: **Proceedings of the 9th Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC)**. Castelo Branco, Portugal: ROBOTICA, 2009. v. 1, p. 59–65.

NEUMANN, J. V.; BURKS, A. W. Theory of self-reproducing automata. **IEEE Transactions on Neural Networks**, Urbana, University of Illinois Press, v. 5, n. 1, p. 3–14, 1966.

NEZAMABADI-POUR, H. *et al.* Edge detection using ant algorithms. **Soft Computing**, Springer, v. 10, n. 7, p. 623–628, 2006. <<https://doi.org/10.1007/s00500-005-0511-y>>.

OKOBI AH, O. *et al.* Ordinary kriging metamodel-assisted ant colony algorithm for fast analog design optimization. In: IEEE. **13th International Symposium on Quality Electronic Design (ISQED)**. Santa Clara, California, USA, 2012. p. 458–463. <<https://doi.org/10.1109/ISQED.2012.6187533>>.

OLAMI, Z. *et al.* Self-organized criticality in a continuous, nonconservative cellular automaton modeling earthquakes. **Physical Review Letters**, American Physical Society - APS, v. 68, n. 8, p. 1244–1248, 1992. <<https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.68.1244>>.

OLIVEIRA, G. M. B. Autômatos celulares: aspectos dinâmicos e computacionais. **III Jornada de Mini-cursos em Inteligência Artificial (MCIA)**, n. 8, p. 297–345, 2003.

OLIVEIRA, G. M. B. *et al.* Definition and application of a five-parameter characterization of one-dimensional cellular automata rule space. **Artificial Life**, MIT Press, v. 7, n. 3, p. 277–301, 2001. <<https://doi.org/10.1162/106454601753238645>>.

PARRISH, J. K. *et al.* Self-organized fish schools: an examination of emergent properties. **The Biological Bulletin**, Marine Biological Laboratory, v. 202, n. 3, p. 296–305, 2002. <<https://doi.org/10.2307/1543482>>.

PARTRIDGE, B. L. The structure and function of fish schools. **Scientific American**, JSTOR, v. 246, n. 6, p. 114–123, 1982. <<https://doi.org/10.1038/scientificamerican0682-114>>.

PFEIFER, R. *et al.* Self-organization, embodiment, and biologically inspired robotics. **Science**, American Association for the Advancement of Science, v. 318, n. 5853, p. 1088–1093, 2007. <<https://doi.org/10.1126/science.1145803>>.

PROROK, A. *et al.* Low-cost collaborative localization for large-scale multi-robot systems. In: IEEE. **IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)**. Saint Paul, MN, USA, 2012. p. 4236–4241. <<https://doi.org/10.1109/ICRA.2012.6225016>>.

- RAMROOP, S. *et al.* A bio-inspired aggregation with robot swarm using real and simulated mobile robots. **Towards Autonomous Robotic Systems (TAROS)**, Bristol, United Kingdom, p. 1–12, 2018.
- REITER, C. A. A local cellular model for snow crystal growth. **Chaos, Solitons & Fractals**, Elsevier, v. 23, n. 4, p. 1111–1119, 2005. <<https://doi.org/10.1016/j.chaos.2004.06.071>>.
- RICHARD, F. J.; HUNT, J. H. Intracolony chemical communication in social insects. **Insectes sociaux**, Springer, v. 60, n. 3, p. 275–291, 2013. <<https://doi.org/10.1007/s00040-013-0306-6>>.
- ROSENBERG, A. L. Cellular ANTomata. **Advances in Complex Systems (ACS)**, World Scientific Publishing Company, v. 15, n. 06, p. 1250070_1–28, 2012. <<https://doi.org/10.1142/S0219525912500701>>.
- ROUMELIOTIS, S. I.; BEKEY, G. A. Distributed multirobot localization. **IEEE Transactions on Robotics and Automation**, IEEE, v. 18, n. 5, p. 781–795, 2002. <<https://doi.org/10.1109/TRA.2002.803461>>.
- ŞAHİN, E. Swarm robotics: From sources of inspiration to domains of application. In: SPRINGER. **International Workshop on Swarm Robotics**. Berlin, Germany, 2004. p. 10–20. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-30552-1_2>.
- SANTANA, A. M. *et al.* Localization of a mobile robot based on odometry and natural landmarks using extended kalman filter. In: IEEE. **International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO)**. Madeira, Portugal, 2008. p. 1–7. <<https://doi.org/10.13140/2.1.2081.8882>>.
- SANTOS, V. d. C. *et al.* Exploratory path planning using the max-min ant system algorithm. In: IEEE. **IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)**. Vancouver, Canada, 2016. p. 4229–4235. <<https://doi.org/10.1109/CEC.2016.7744327>>.
- SAUTER, J. A. *et al.* Performance of digital pheromones for swarming vehicle control. In: ACM. **4th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS)**. Utrecht, The Netherlands, 2005. p. 903–910. <<https://doi.org/10.1145/1082473.1082610>>.
- SEELEY, T. D. The honey bee colony as a superorganism. **American Scientist**, JSTOR, v. 77, n. 6, p. 546–553, 1989.
- _____. **The wisdom of the hive: the social physiology of honey bee colonies**. Cambridge, Massachusetts: Harvard University Press, 2009. 318 p. ISBN 0-674-95376-2.
- SHENG, W. *et al.* Distributed multi-robot coordination in area exploration. **Robotics and Autonomous Systems**, Elsevier, v. 54, n. 12, p. 945–955, 2006. <<https://doi.org/10.1016/j.robot.2006.06.003>>.
- STOY, K. Using cellular automata and gradients to control self-reconfiguration. **Robotics and Autonomous Systems**, Elsevier, v. 54, n. 2, p. 135–141, 2006. <<https://doi.org/10.1016/j.robot.2005.09.017>>.
- TANENBAUM, A. S.; WETHERALL, D. J. **Computer Networks**. 5. ed. Harlow, United Kingdom: Pearson Education, Inc., 2011. 960 p. ISBN 1-292-02422-4.

- TINOCO, C. R. **Estratégias bioinspiradas aplicadas na navegação de robôs para vigilância de ambientes (Monografia)**. 83 p. Monografia (Bacharelado) — Faculdade de Computação (FACOM), Universidade Federal de Uberlândia (UFU), 2016. Orient.: Dra. Gina Maira Barbosa de Oliveira.
- TINOCO, C. R. *et al.* An improved model for swarm robotics in surveillance based on cellular automata and repulsive pheromone with discrete diffusion. **International Journal of Parallel, Emergent and Distributed Systems (IJPEDS)**, Taylor & Francis, p. 1–25, 2017. <<https://doi.org/10.1080/17445760.2017.1334886>>.
- TINOCO, C. R.; OLIVEIRA, G. M. B. Pheromone interactions in a cellular automata-based model for surveillance robots. In: SPRINGER. **International Conference on Cellular Automata (ACRI)**. Como, Italy, 2018. p. 154–165. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-99813-8_14>.
- _____. Heterogeneous teams of robots using a coordinating model for surveillance task based on cellular automata and repulsive pheromone. In: IEEE. **IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)**. Wellington, New Zealand, 2019. (Submetido).
- TURING, A. M. On computable numbers, with an application to the entscheidungsproblem. **Proceedings of the London Mathematical Society**, Wiley Online Library, v. 2, n. 1, p. 230–265, 1937. <<https://doi.org/10.1112/plms/s2-42.1.230>>.
- TZIONAS, P. G. *et al.* Collision-free path planning for a diamond-shaped robot using two-dimensional cellular automata. **IEEE Transactions on Robotics and Automation**, IEEE, v. 13, n. 2, p. 237–250, 1997. <<https://doi.org/10.1109/70.563646>>.
- WALLAR, A. *et al.* Reactive motion planning for unmanned aerial surveillance of risk-sensitive areas. **IEEE Transactions on Automation Science and Engineering (T-ASE)**, IEEE, v. 12, n. 3, p. 969–980, 2015. <<https://doi.org/10.1109/TASE.2015.2443033>>.
- WARNER, M. **Wanted: a definition of intelligence**. Virginia, United States, 2002. 9 p. Central Intelligence Agency, Washington DC: Center for the Study of Intelligence.
- WHEELER, W. M. The social insects: Their origin and evolution. **International Library of Psychology, Philosophy and Scientific Method**, Taylor & Francis, p. 446, 1928 (2015). <<https://doi.org/10.5962/bhl.title.140774>>.
- WILSON, D. S.; SOBER, E. Reviving the superorganism. **Journal of Theoretical Biology**, Academic Press, v. 136, n. 3, p. 337–356, 1989. <[https://doi.org/10.1016/S0022-5193\(89\)80169-9](https://doi.org/10.1016/S0022-5193(89)80169-9)>.
- WILSON, E. O. The insect societies. **Belknap Cambridge, M. A.**, Harvard University Press, Cambridge, Massachusetts, USA, p. 548, 1971.
- WINFIELD, A. F. T. Distributed sensing and data collection via broken ad hoc wireless connected networks of mobile robots. In: **Distributed Autonomous Robotic Systems 4**. Tennessee, USA: Springer, 2000. p. 273–282. <https://doi.org/10.1007/978-4-431-67919-6_26>.
- WOLFRAM, S. **Cellular Automata And Complexity: Collected Papers**. 1. ed. London New York: Basic Books, 1994. ISBN 0-201-62716-7.

_____. **A New Kind of Science**. 1. ed. Illinois, United States: Wolfram Media, Inc., 2002. v. 5. 1197 p. ISBN 1-579-55008-8.

YIN, W. *et al.* A control method based on meliorated potential fields for dynamic coverage problem with multi-agents. In: IEEE. **Proceedings of International Conference on Modelling, Identification & Control (ICMIC)**. Cairo, Egypt, 2013. p. 264–268.

ZHENG, Z.; TAN, Y. Group explosion strategy for searching multiple targets using swarm robotic. In: IEEE. **IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)**. Cancun, Mexico, 2013. p. 821–828. <<https://doi.org/10.1109/CEC.2013.6557653>>.

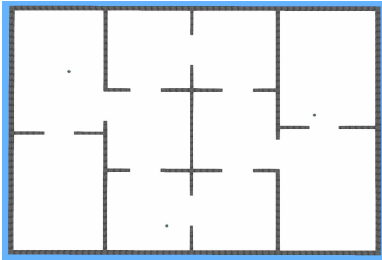
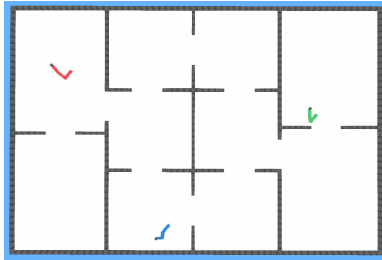
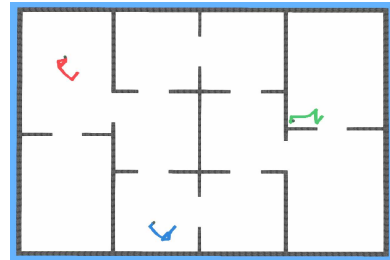
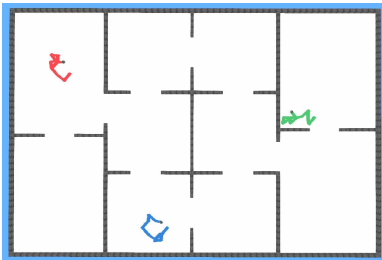
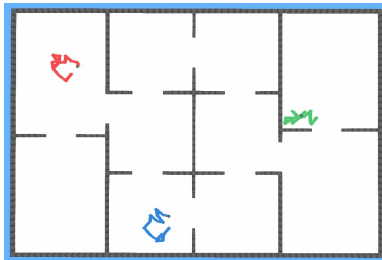
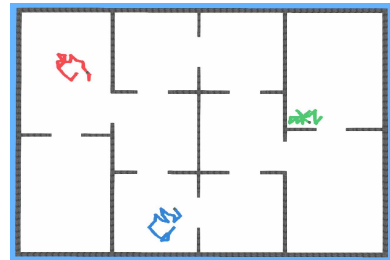
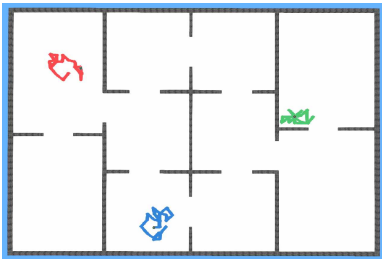
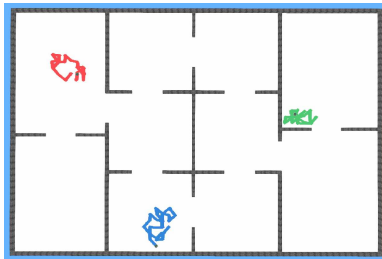
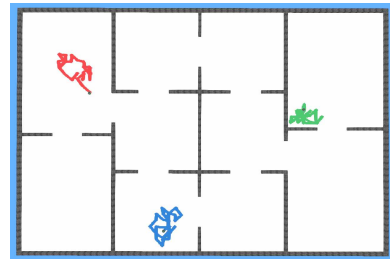
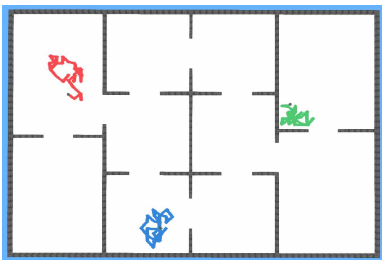
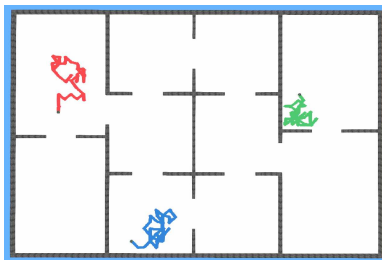
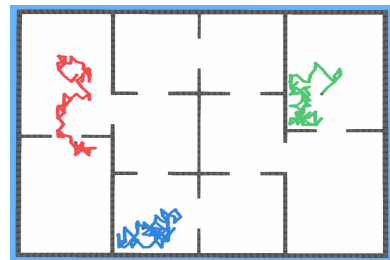
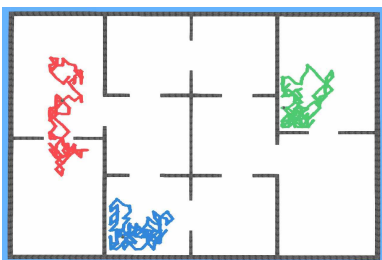
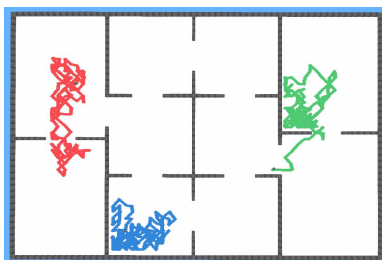
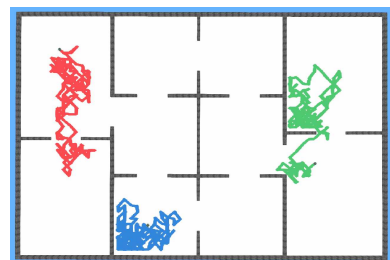
ZHOU, K. *et al.* Improved ant colony algorithm based on cellular automata for obstacle avoidance in robot soccer. In: IEEE. **3rd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology (ICCSIT)**. Chengdu, China, 2010. v. 5, p. 298–302. <<https://doi.org/10.1109/ICCSIT.2010.5563753>>.

ZONG, X. *et al.* Multi-ant colony system for evacuation routing problem with mixed traffic flow. In: IEEE. **IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)**. Vancouver, Canada, 2010. p. 1–6. <<https://doi.org/10.1109/CEC.2010.5586326>>.

Apêndices

Resultados Complementares: Detalhados Webots

Este apêndice apresenta os resultados detalhados dos experimentos com trilhas no ambiente de simulação WebotsTM. São cinco experimentos com a aplicação de diferentes estratégias de movimento: (i) estratégia aleatória, (ii) estratégia determinista com comunicação parcial, (iii) estratégia determinista com comunicação total, (iv) estratégia inercial com comunicação parcial, (v) estratégia inercial com comunicação total. Com o objetivo de acompanhar a evolução do modelo, foram tirados vinte e cinco *snapshots* de cada estratégia: nos primeiros dez minutos um *snapshot* por minuto, a partir daí a cada dez minutos até a primeira hora e, por fim, de hora em hora até dez horas de simulação.

(a) $t = 0$ segundos.(b) $t = 1$ minuto.(c) $t = 2$ minutos.(d) $t = 3$ minutos.(e) $t = 4$ minutos.(f) $t = 5$ minutos.(g) $t = 6$ minutos.(h) $t = 7$ minutos.(i) $t = 8$ minutos.(j) $t = 9$ minutos.(k) $t = 10$ minutos.(l) $t = 20$ minutos.(m) $t = 30$ minutos.(n) $t = 40$ minutos.(o) $t = 50$ minutos.

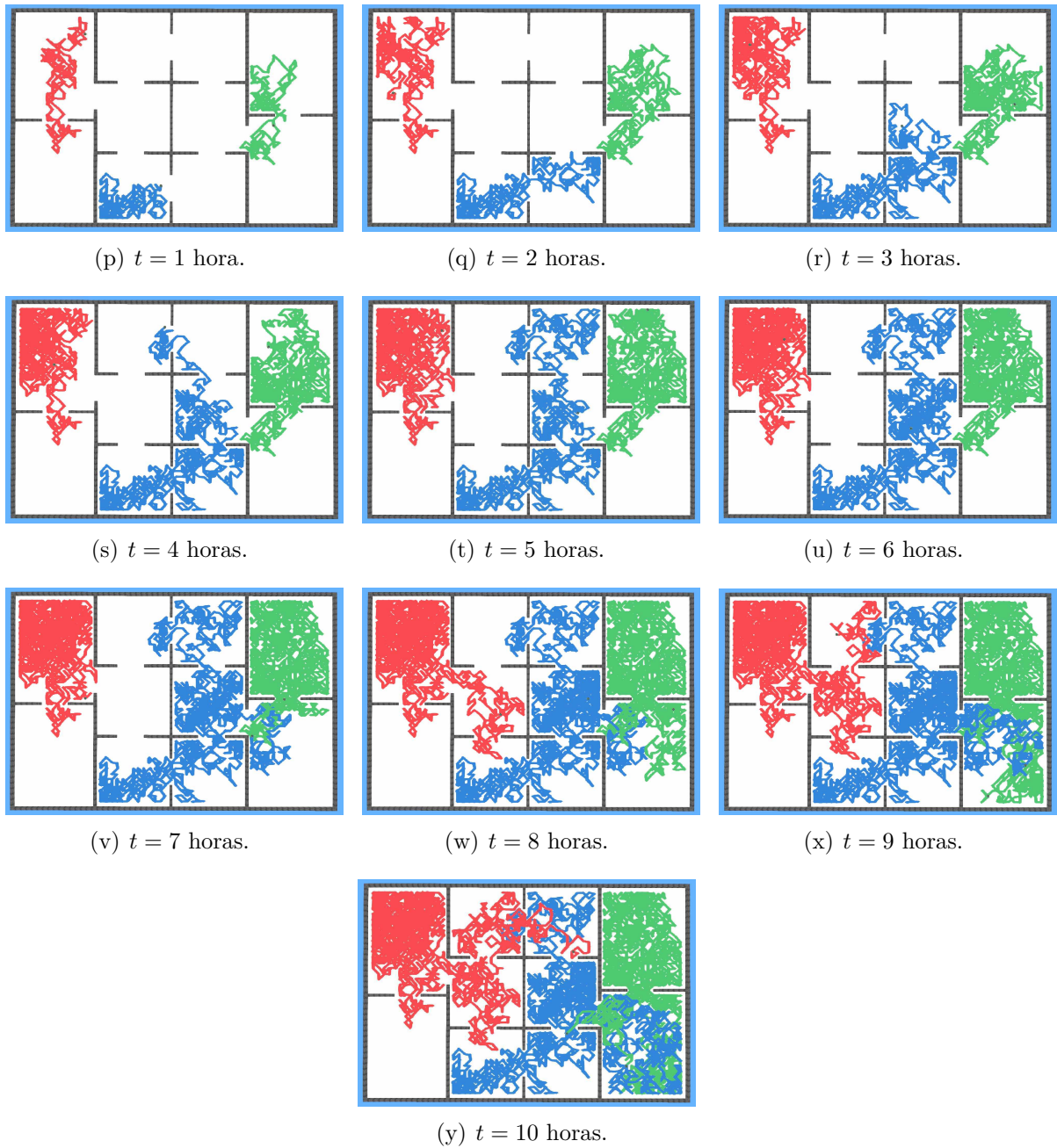
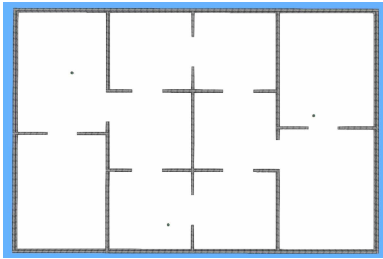
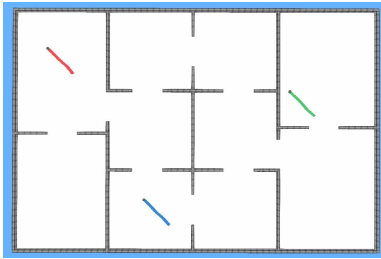
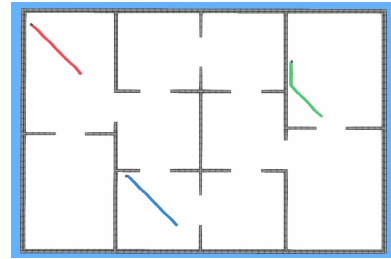
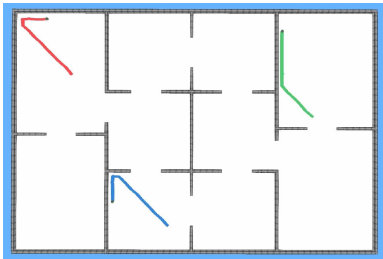
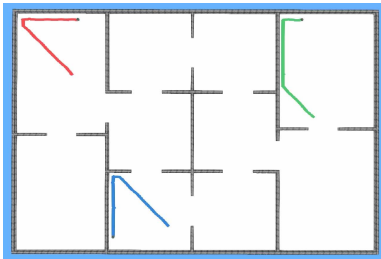
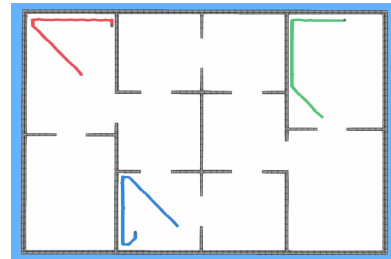
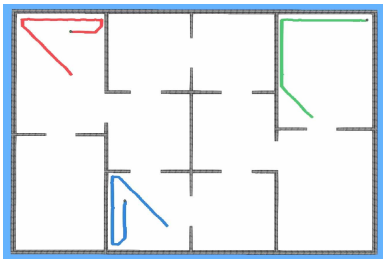
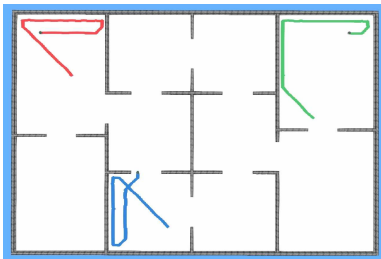
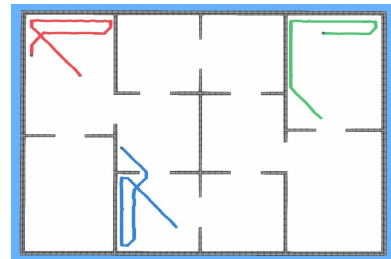
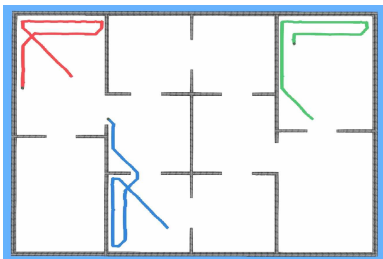
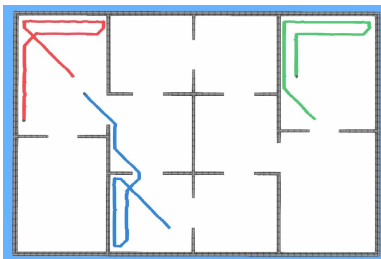
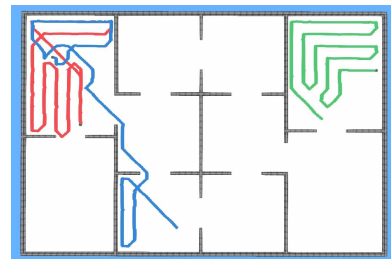
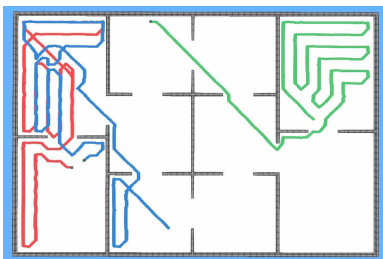
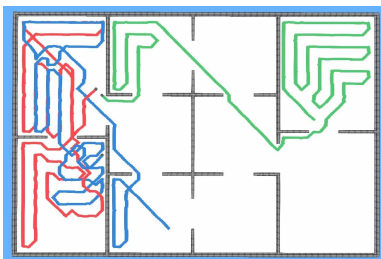
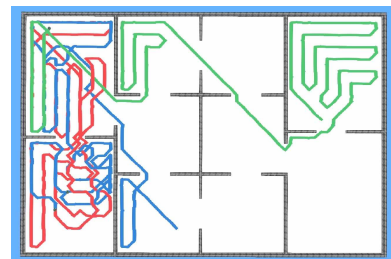


Figura 36 – Detalhado trilhas: modelo aleatório.

(a) $t = 0$ segundos.(b) $t = 1$ minuto.(c) $t = 2$ minutos.(d) $t = 3$ minutos.(e) $t = 4$ minutos.(f) $t = 5$ minutos.(g) $t = 6$ minutos.(h) $t = 7$ minutos.(i) $t = 8$ minutos.(j) $t = 9$ minutos.(k) $t = 10$ minutos.(l) $t = 20$ minutos.(m) $t = 30$ minutos.(n) $t = 40$ minutos.(o) $t = 50$ minutos.

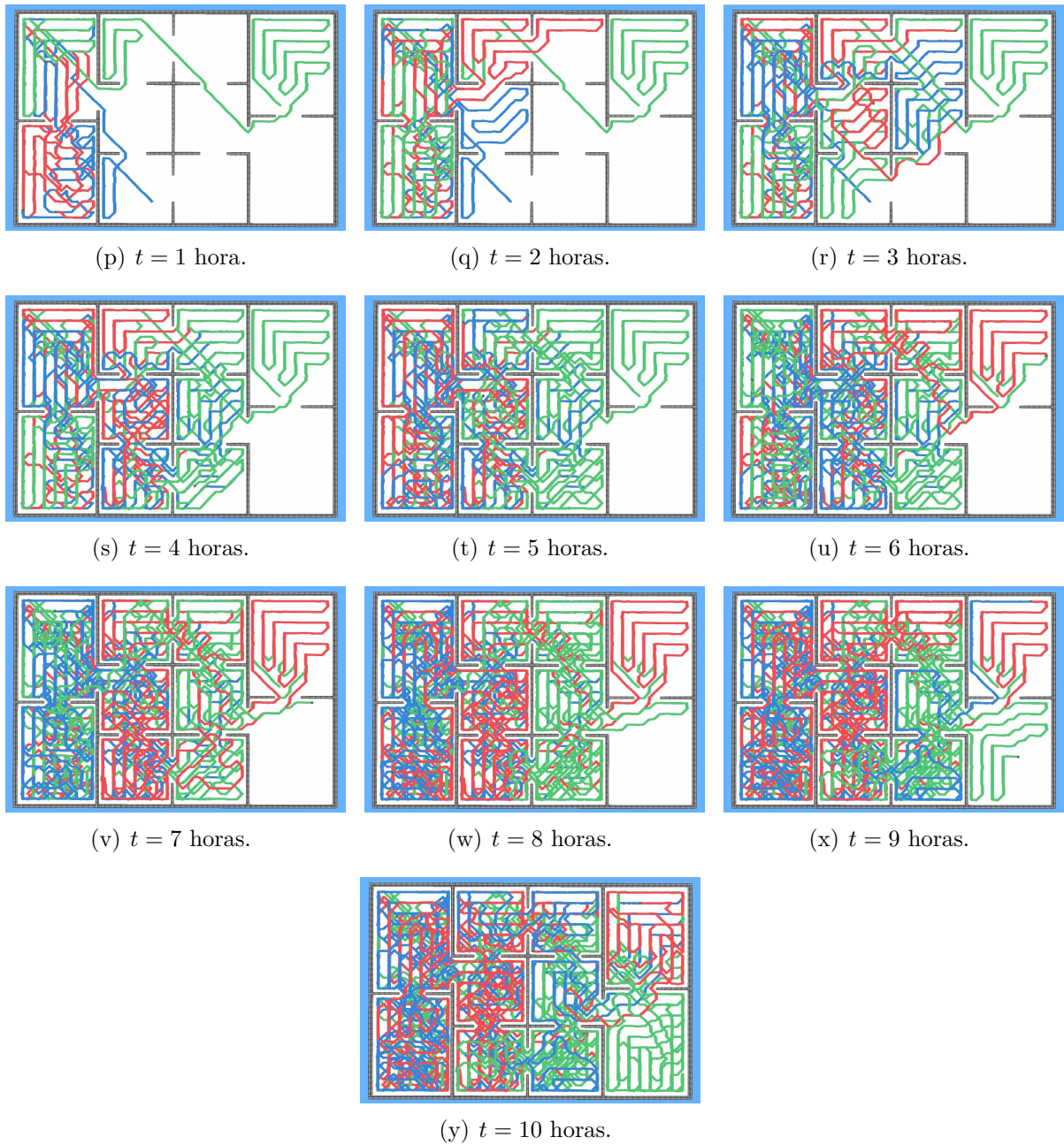
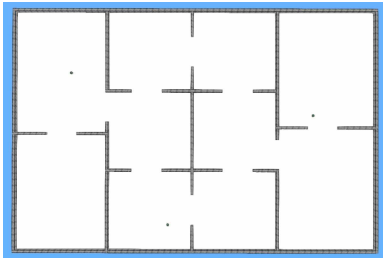
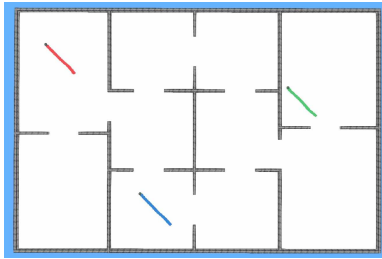
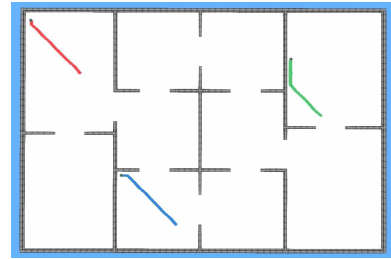
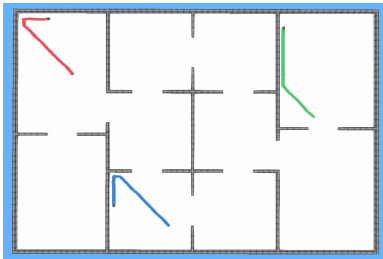
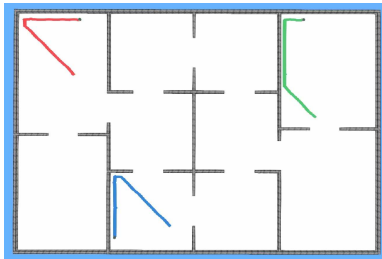
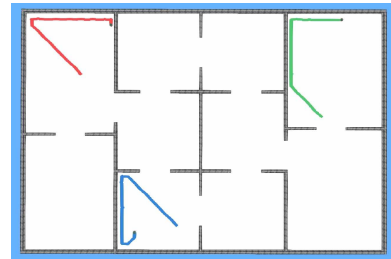
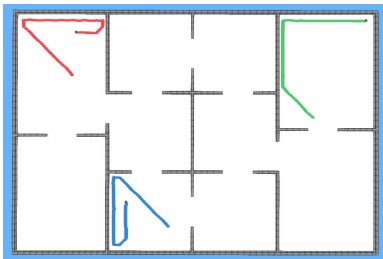
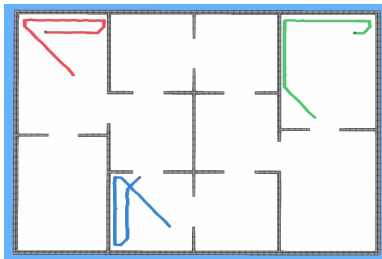
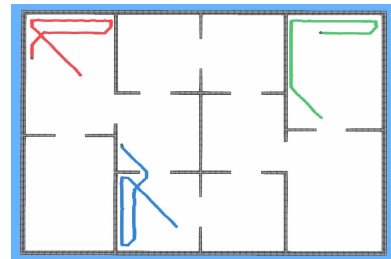
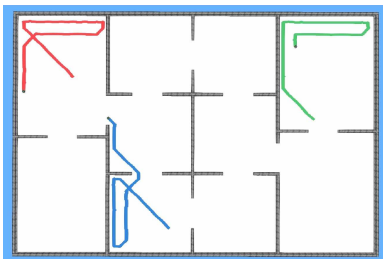
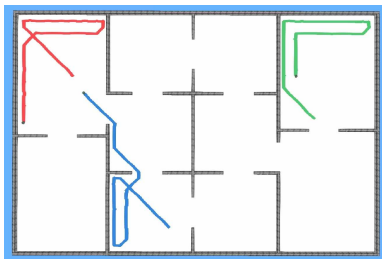
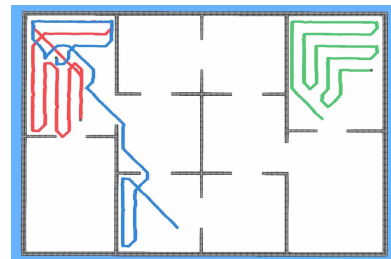
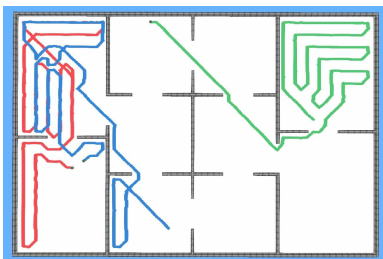
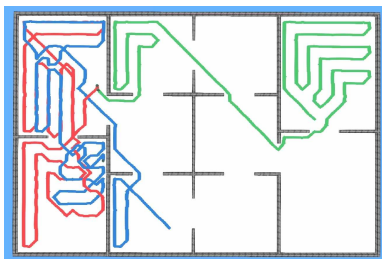
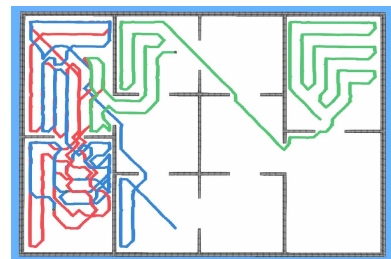


Figura 37 – Detalhado trilhas: estratégia determinista + modelo PheroCom.

(a) $t = 0$ segundos.(b) $t = 1$ minuto.(c) $t = 2$ minutos.(d) $t = 3$ minutos.(e) $t = 4$ minutos.(f) $t = 5$ minutos.(g) $t = 6$ minutos.(h) $t = 7$ minutos.(i) $t = 8$ minutos.(j) $t = 9$ minutos.(k) $t = 10$ minutos.(l) $t = 20$ minutos.(m) $t = 30$ minutos.(n) $t = 40$ minutos.(o) $t = 50$ minutos.

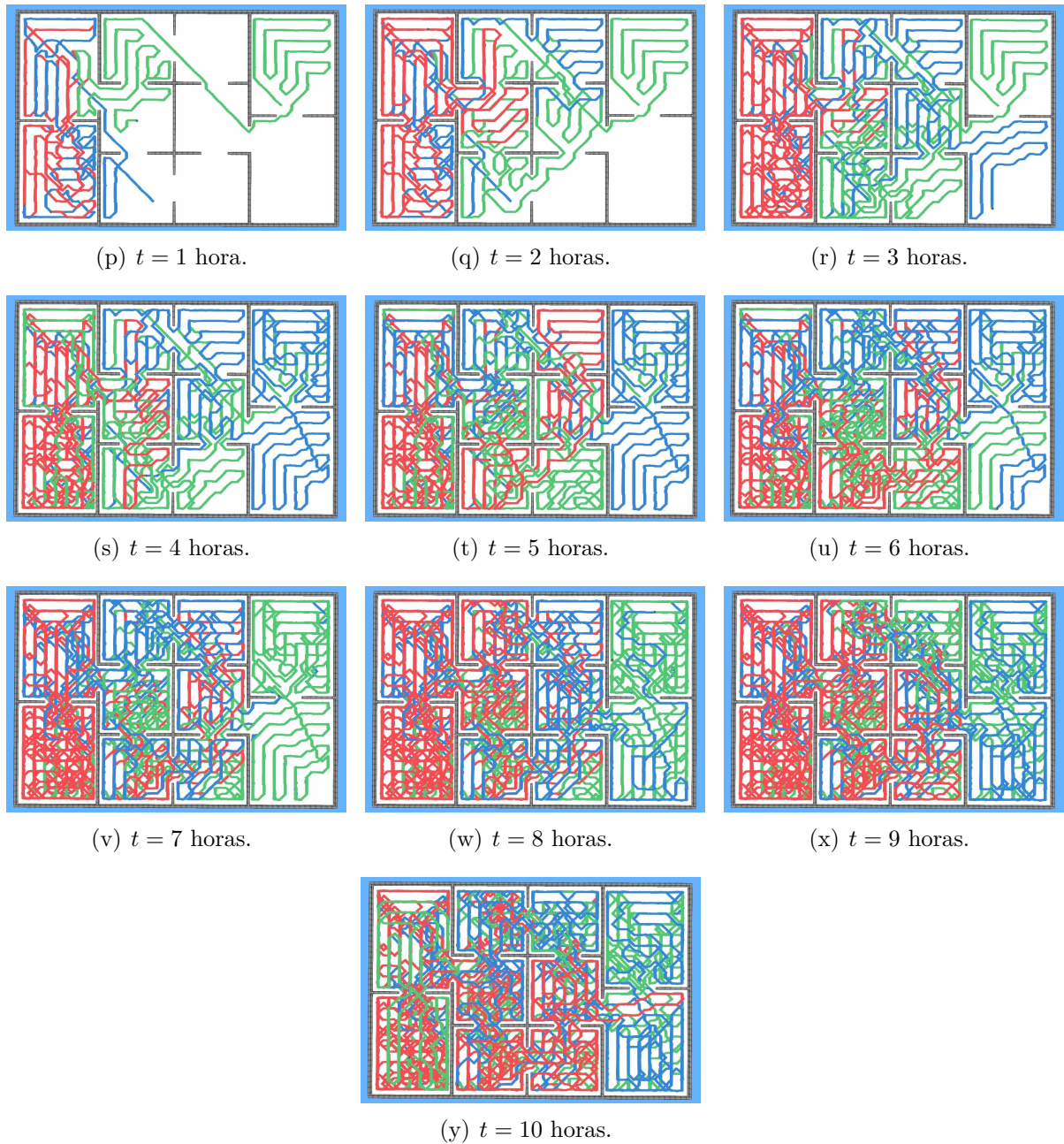
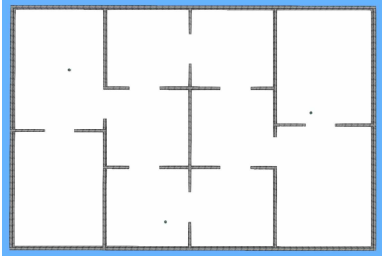
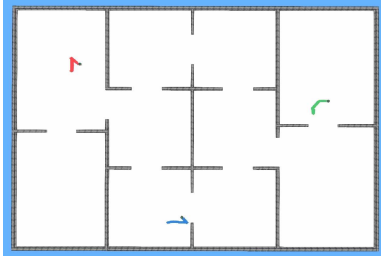
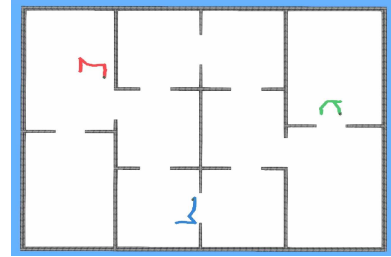
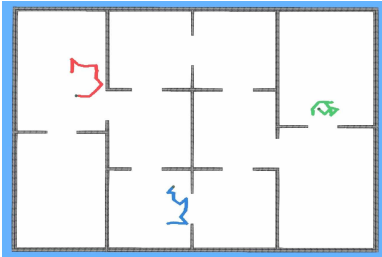
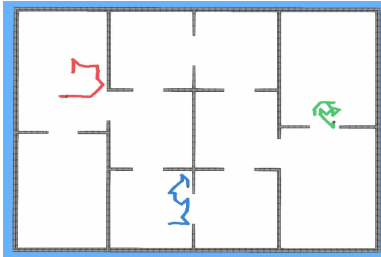
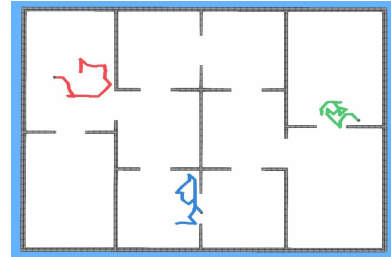
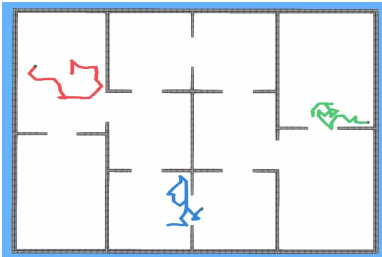
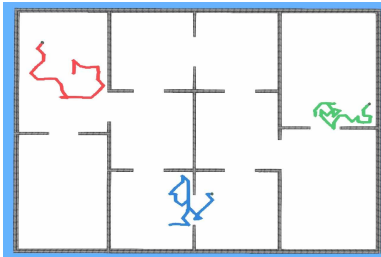
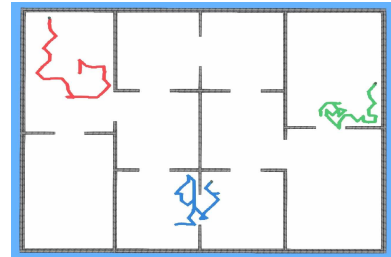
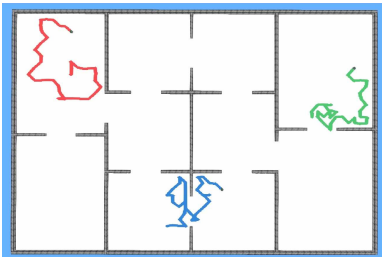
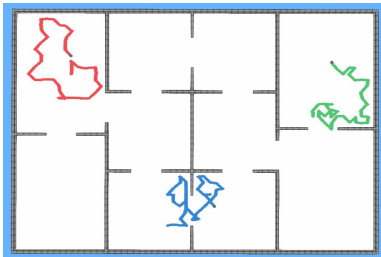
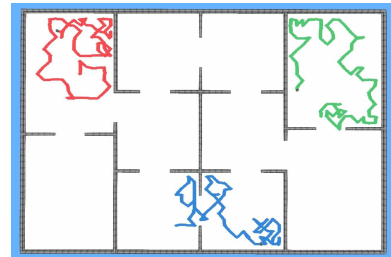
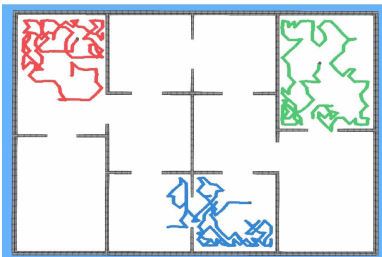
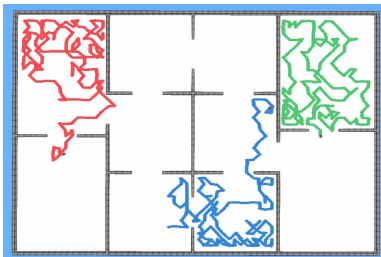
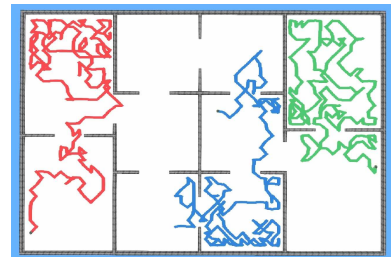


Figura 38 – Detalhado trilhas: estratégia determinista + modelo IACA-DI (centralizado).

(a) $t = 0$ segundos.(b) $t = 1$ minuto.(c) $t = 2$ minutos.(d) $t = 3$ minutos.(e) $t = 4$ minutos.(f) $t = 5$ minutos.(g) $t = 6$ minutos.(h) $t = 7$ minutos.(i) $t = 8$ minutos.(j) $t = 9$ minutos.(k) $t = 10$ minutos.(l) $t = 20$ minutos.(m) $t = 30$ minutos.(n) $t = 40$ minutos.(o) $t = 50$ minutos.

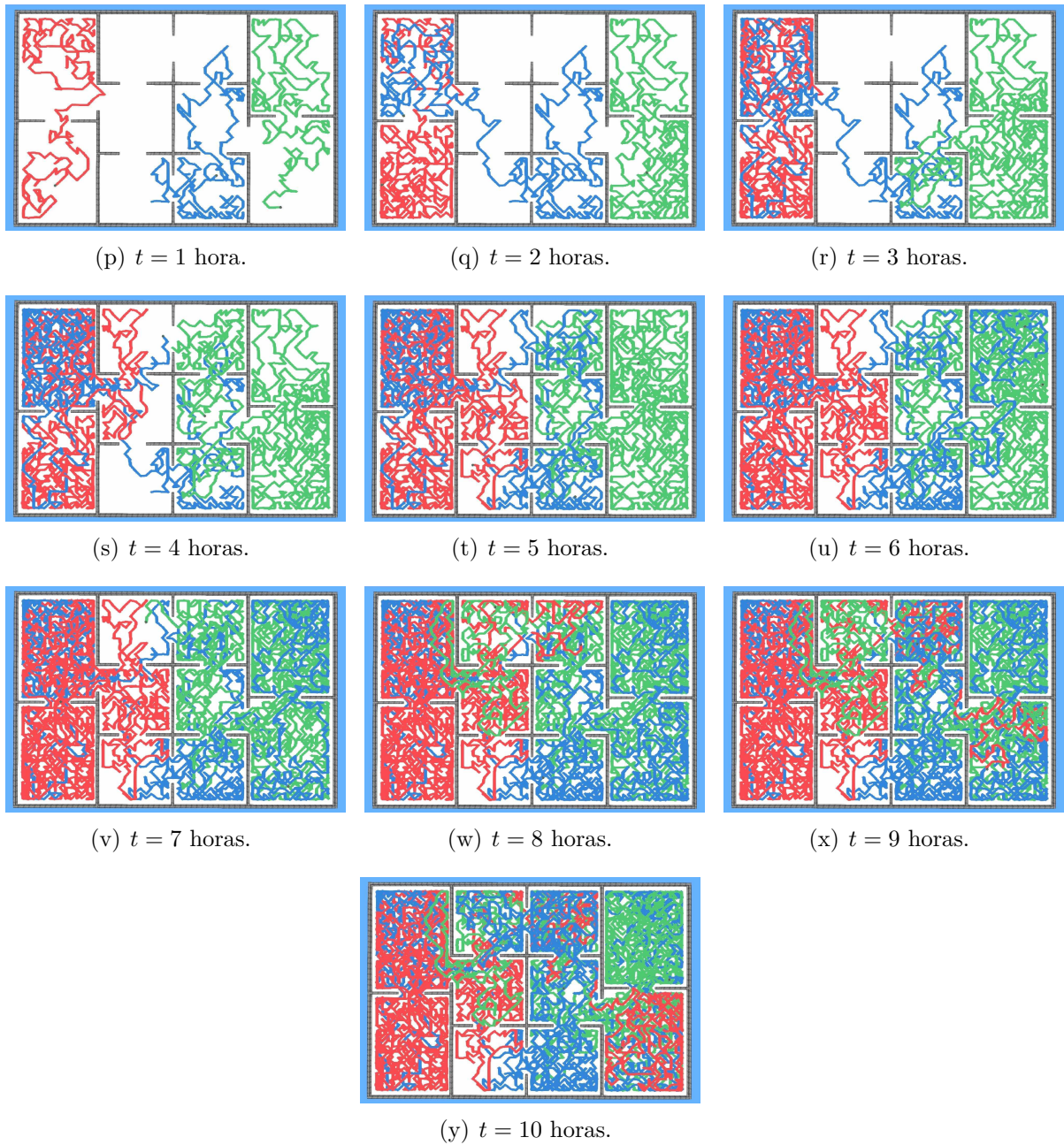
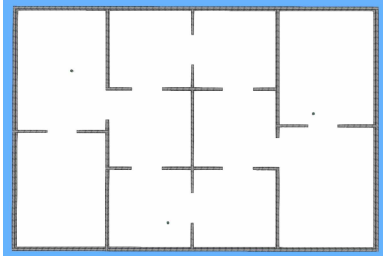
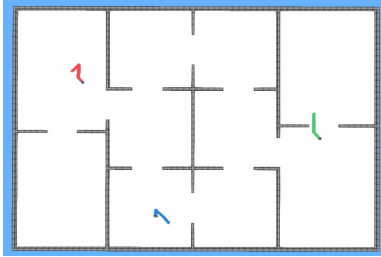
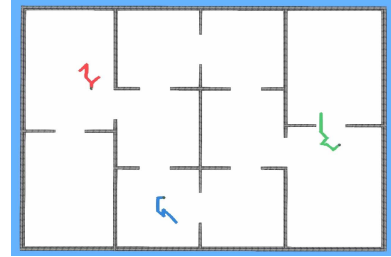
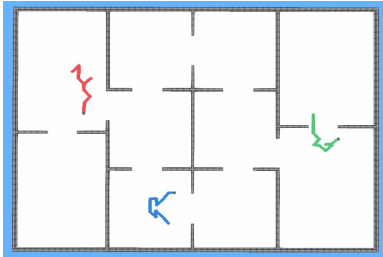
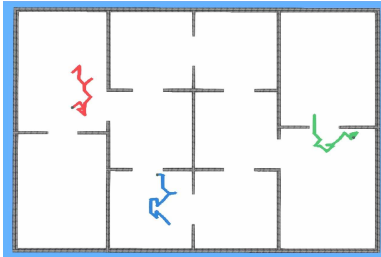
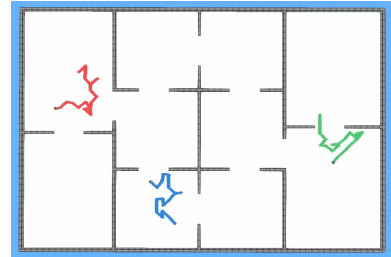
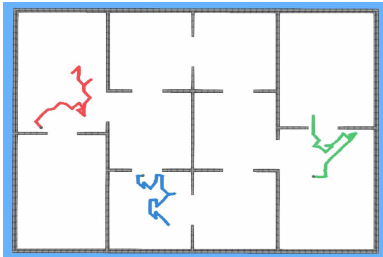
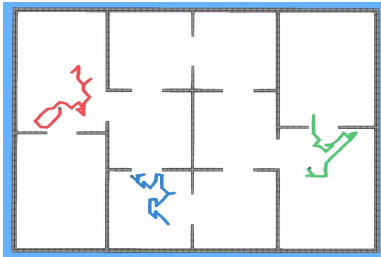
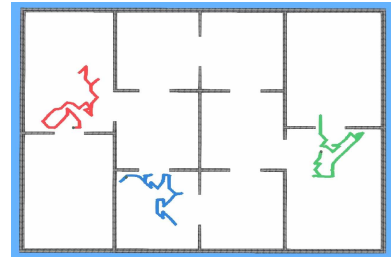
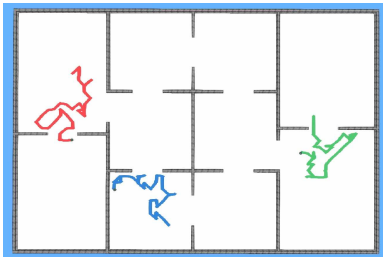
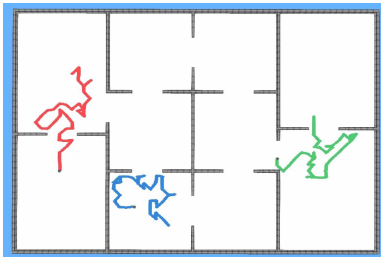
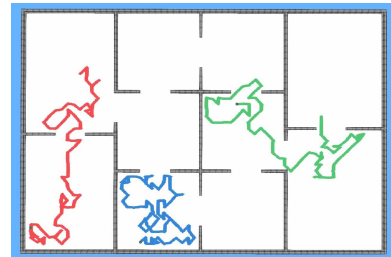
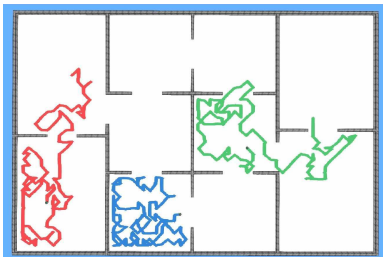
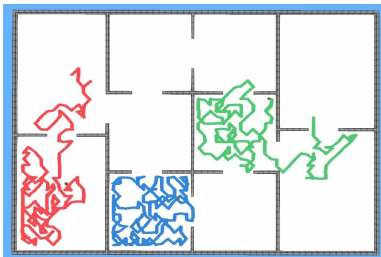
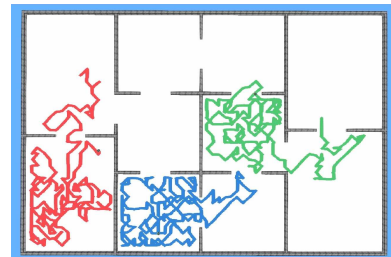


Figura 39 – Detalhado trilhas: estratégia inercial + modelo PheroCom.

(a) $t = 0$ segundos.(b) $t = 1$ minuto.(c) $t = 2$ minutos.(d) $t = 3$ minutos.(e) $t = 4$ minutos.(f) $t = 5$ minutos.(g) $t = 6$ minutos.(h) $t = 7$ minutos.(i) $t = 8$ minutos.(j) $t = 9$ minutos.(k) $t = 10$ minutos.(l) $t = 20$ minutos.(m) $t = 30$ minutos.(n) $t = 40$ minutos.(o) $t = 50$ minutos.

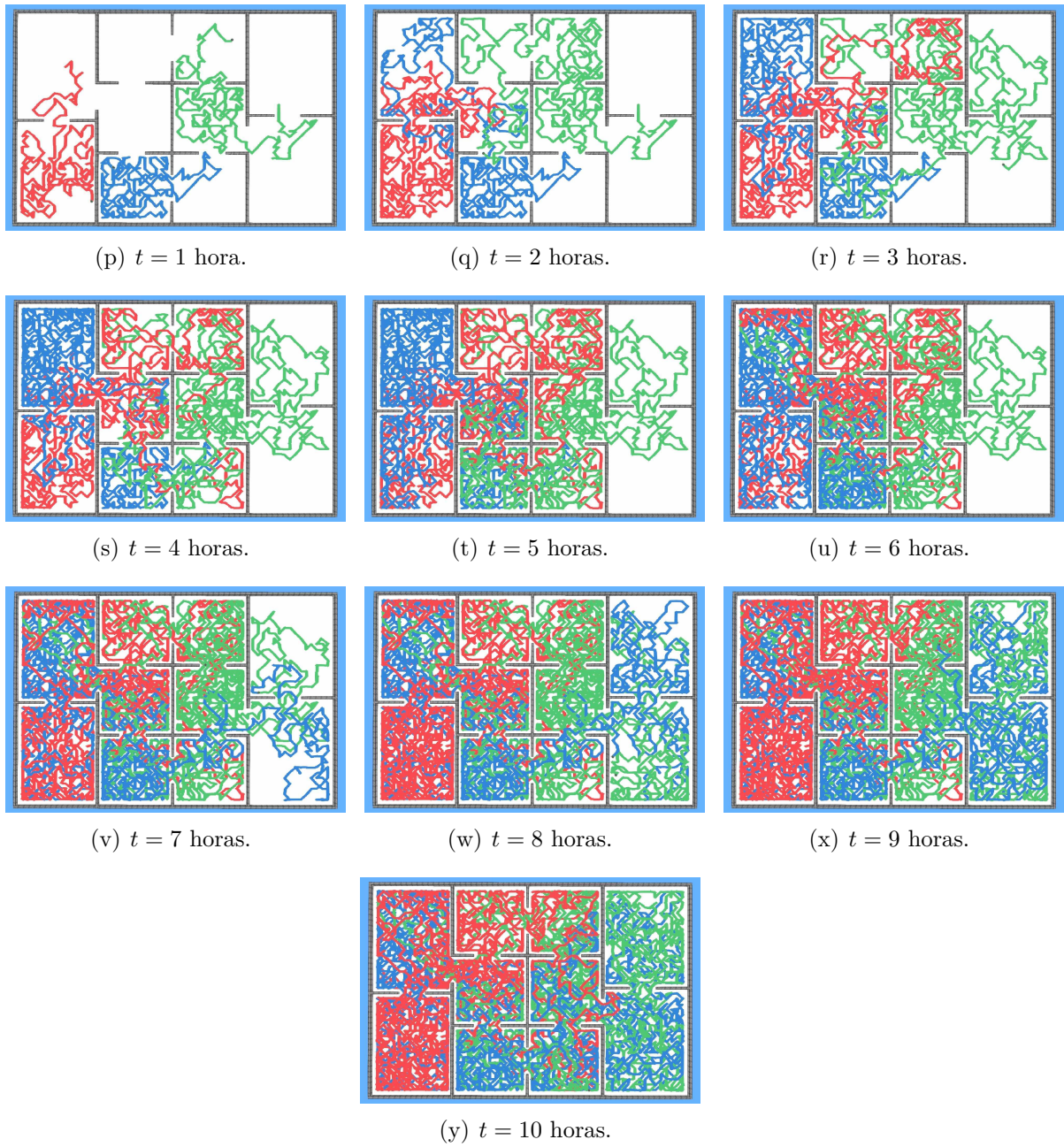


Figura 40 – Detalhado trilhas: estratégia inercial + modelo IACA-DI (centralizado).