



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA
MESTRADO ACADÊMICO EM ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA

RAUL FONTENELE SANTANA

**REPRESENTAÇÕES TOPOLÓGICAS DE AMBIENTES ASSISTIDAS POR TÉCNICAS
DE ROBÓTICA COLABORATIVA**

FORTALEZA

2022

RAUL FONTENELE SANTANA

REPRESENTAÇÕES TOPOLÓGICAS DE AMBIENTES ASSISTIDAS POR TÉCNICAS DE
ROBÓTICA COLABORATIVA

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Engenharia de Teleinformática do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática do Centro de Tecnologia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Engenharia de Teleinformática. Área de Concentração: Engenharia de Teleinformática

Orientador: Prof. Dr. George André Pereira Thé

FORTALEZA

2022

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

S223r Santana, Raul Fontenele.
Representações topológicas de ambientes assistidas por técnicas de robótica colaborativa / Raul Fontenele Santana. – 2023.
84 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, Fortaleza, 2023.

Orientação: Prof. Dr. George André Pereira Thé.

1. Mapeamento topológico. 2. Robótica colaborativa. 3. Eficiência colaborativa. 4. Qualidade de mapas.
I. Título.

CDD 621.38

Dedico esse trabalho a minha mãe Venétia Luzia (in memoriam), que estaria muito feliz em ver o filho seguindo seus passos e concluindo um mestrado.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente à minha família, que me proporcionou a oportunidade de realizar um mestrado, que me apoiou e deu todas as condições para que eu concluísse mais essa etapa. À minha namorada que esteve ao meu lado, me dando forças em todos os momentos difíceis e que me apoio em todos os meus projetos e sonhos. Agradeço a meu orientador e a todos os professores da Universidade Federal do Ceará, que dentro de suas possibilidades, contribuíram na realização deste projeto. Agradeço aos amigos, que estiveram ao meu lado ao longo de todo o mestrado e que me ajudam a ser um profissional e uma pessoa melhor a cada dia. Agradeço a Universidade Federal do Ceará por ter disponibilizado toda a estrutura necessária para que este projeto fosse realizado.

“Tudo é possível. O impossível apenas demora mais.”

(Dan Brown)

RESUMO

A atividade de mapeamento é um dos tópicos de maior relevância para a área de robótica, pois os mapas fornecem insumos para a realização de diversas tarefas, como a de navegação. Mapas topológicos são uma das diversas formas de se representar uma cena, e se utilizam de estrutura computacionais para isso. Esse tipo de representação apresenta características que colaboram com sua utilização no contexto de robótica de enxame, uma vez que seus agentes costumemente possuem recursos computacionais limitados. Dentro desse contexto, o presente trabalho propõe uma abordagem de mapeamento topológico utilizando um sistema multiagentes para a realização do processo exploratório, na qual a cena é dividida em estruturas hexagonais que irão representar os pontos de interesse do mapa e irão delimitar a movimentação dos robôs. Ao longo do trabalho foram realizadas investigações a respeito da qualidade dos artefatos produzidos, no qual foram realizadas baterias de testes para mensurar a influência de parâmetros com dimensões da cena, número de agentes e número de obstáculos para a correta representação do ambiente. Quando realizado o comparativo de eficiência de colaboração com um trabalho da literatura que apresenta técnica similar, o presente trabalho apresentou valores até 58% superiores na medida de avaliação proposta, bem como apresentou resultados até 20% superiores com a inclusão de novos agentes. Por fim, o trabalho propôs investigações sobre a eficiência na colaboração durante o processo exploratório, nas quais foi possível concluir que uma composição de regras de movimentação se destaca das demais e permite um melhor desempenho em ambientes nos quais todas as regiões a serem exploradas são acessíveis a todos os agentes.

Palavras-chave: Mapeamento topológico. Robótica colaborativa. Eficiência colaborativa. Qualidade de mapas.

ABSTRACT

Mapping activity is one of the most relevant topics for the field of robotics, as maps provide inputs for carrying out various tasks, such as navigation. Topological maps are one of several ways to represent a scene, and they use computational structures for that. This type of representation presents characteristics that collaborate with its use in the context of swarm robotics, since its agents usually have limited computational resources. Within this context, the present work proposes a topological mapping approach using a multi-agent system to carry out the exploratory process, in which the scene is divided into hexagonal structures that will represent the points of interest on the map and will delimit the movement of the robots. Throughout the work, investigations were carried out regarding the quality of the artifacts produced, in which batteries of tests were carried out to measure the influence of parameters with dimensions of the scene, number of agents and number of obstacles for the correct representation of the environment. When comparing the efficiency of collaboration with a work in the literature that presents a similar technique, the present work presented values up to 58% higher in the proposed evaluation measure, as well as presented results up to 20% higher with the inclusion of new agents. Finally, the work proposed investigations on the efficiency of collaboration during the exploratory process, in which it was possible to conclude that a composition of movement rules stands out from the others and allows a better performance in environments in which all regions to be explored are accessible. to all agents.

Keywords: Topological mapping. Collaborative robotics. Collaborative efficiency. Map quality.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Exemplo de um grafos, sendo dos grafos de G2 a G5 subgrafos de G	23
Figura 2 – Exemplos de um grafo não direcional em A e de um grafo direcional em B	24
Figura 3 – Exemplos de um grafo ponderado	25
Figura 4 – Exemplo de uma árvore com quatro níveis hierárquicos	26
Figura 5 – Árvore utilizada como exemplo para ajudar a visualizar o algoritmo <i>Depth-First Search</i> (DFS)	29
Figura 6 – Fluxograma do algoritmo A*	31
Figura 7 – Fluxograma desenvolvimento metodológico	35
Figura 8 – Fluxograma do algoritmo proposto, destacando as macro subdivisões do mesmo	37
Figura 9 – Estrutura de favo de mel, com nós vizinhos e acessíveis a partir da célula H, em azul, não acessíveis em vermelhos e um nó que não fará parte da estrutura, em verde	38
Figura 10 – Pontos de percepção do sensor LiDAR, em vermelho, e a zona de segurança calculada em amarelo	40
Figura 11 – Exemplo de cenário no qual não existem rotas válidas entre os nós marcados com as cores vermelha e verde	43
Figura 12 – Gráficos de erro ao longo do deslocamento para situações sem a utilização da malha de controle e com velocidade constante	46
Figura 13 – Gráficos de erro para cada execução e para cada velocidade	48
Figura 14 – Gráficos de erro ao longo do deslocamento para situações com a utilização da malha de controle e com velocidade constante	50
Figura 15 – Gráficos de erro ao longo do deslocamento para situações com a utilização da malha de controle e com velocidade constante em cenários de extrapolação	51
Figura 16 – Gráficos de erro para cada execução e para cada velocidade com a utilização da malha de controle	51
Figura 17 – Primeiro cenário utilizado para avaliação do algoritmo proposto	52
Figura 18 – Vista ampliada do primeiro cenário utilizado na avaliação da técnica proposta	53
Figura 19 – Segundo cenário utilizado para avaliação do algoritmo proposto, com seu respectivo mapa sobreposto	54
Figura 20 – Vista ampliada do segundo cenário utilizado para avaliação do algoritmo proposto	55

Figura 21 – Quatro cenários modelados com inspiração na literatura para validação do algoritmo	56
Figura 22 – Cenários modelados para comparação, com as sub figuras a e b retirados de (ROSA <i>et al.</i> , 2020)	58
Figura 23 – Comparação entre quantidade de passos do presente trabalho com o trabalho apresentado em Rosa <i>et al.</i> (2020)	58
Figura 24 – Exemplo de dois nós de um mapa, onde os pontos em vermelho representam as coordenadas ideais do mapa e o ponto verde a coordenada real	62
Figura 25 – Métrica de erro por ambiente e por quantidade de robôs	63
Figura 26 – Métrica de erro com a variação da resolução	65
Figura 27 – Variação do erro entre as situações com e sem controlador, para diferentes distâncias deslocadas	66
Figura 28 – Mapas do cenário sem obstáculos para cada um dos quatro posicionamentos iniciais	67
Figura 29 – Mapas do cenário com obstáculos para cada um dos quatro posicionamentos iniciais	68
Figura 30 – Cenários com obstáculos utilizados para análise do impacto das regras de negócio	70
Figura 31 – Gráfico com os valores médios de deslocamentos necessários para a realização do mapeamento, para diferentes cenários e diferentes combinações de regras.	71
Figura 32 – Exemplo de mapas de espalhamentos utilizando a regra <i>First-In First-Out</i> (FIFO) no primeiro momento de decisão em um cenário sem obstáculos e com $36m^2$	72
Figura 33 – Exemplo de mapas de espalhamentos utilizando a regra FIFO no primeiro momento de decisão em um cenário com dois obstáculos e com $49m^2$	73
Figura 34 – Exemplos de mapas de espalhamentos utilizando a regra <i>Maximum</i> no primeiro momento de decisão em um cenário sem obstáculos e com $36m^2$	74
Figura 35 – Exemplo de mapas de espalhamentos utilizando a regra <i>Maximum</i> no primeiro momento de decisão em um cenário com um obstáculo e com $49m^2$	75
Figura 36 – Gráfico com os valores médios da métrica de desempenho para cada uma das quatro posições iniciais no cenário de robôs isolados	76

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Tabelas com os valores médios de erro, e seus desvios padrões, com a alteração das distâncias deslocadas	47
Tabela 2 – Tabelas com os valores médios de erro, e seus desvios padrões, com a alteração das velocidades de deslocamentos	49
Tabela 3 – Tabelas com os tempos de exploração de ambos os trabalhos analisados . .	60

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

DFS	<i>Depth-First Search</i>
FIFO	<i>First-In First-Out</i>
SLAM	<i>Simultaneous Localization and Mapping</i>
TDA	<i>Topological Data Analysis</i>
BFS	<i>Breadth-First Search</i>
GPS	<i>Global Positioning System</i>
API	<i>Application Programming Interface</i>
PID	Proporcional Integrador Derivativo

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	Objetivo Geral	17
1.2	Objetivos Específicos	17
1.3	Contribuições deste trabalho	17
1.4	Organização da Dissertação	18
2	TRABALHOS RELACIONADOS	19
2.1	Honeycomb Map: A Bioinspired Topological Map for Indoor Search and Rescue Unmanned Aerial Vehicles	19
2.2	Multi-robot Topological Exploration Using Olfactory Cues	20
2.3	Automated Creation of Topological Maps in Unknown Environments Using a Swarm of Resource-Constrained Robots	20
2.4	A Probabilistic Approach to Automated Construction of Topological Maps Using a Stochastic Robotic Swarm	21
2.5	A framework for mapping with biobotic insect networks: From local to global maps	21
2.6	Influência da literatura no projeto	22
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	23
3.1	Grafos	23
3.1.1	<i>Depth-First Search</i>	27
3.1.2	<i>Algoritmo A*</i>	28
3.2	Enxame de robôs	30
4	METODOLOGIA	34
4.1	Investigação literária	34
4.2	Algoritmo Proposto	36
4.2.1	<i>Regras de movimentação</i>	38
4.2.2	<i>Exploração do nó atual</i>	39
4.2.3	<i>Escolha de objetivos</i>	41
4.2.4	<i>Planejamento de caminho</i>	42
4.2.5	<i>Resolução de conflitos</i>	43
4.2.6	<i>Finalização da exploração</i>	44

5	RESULTADOS	45
5.1	Análise dos erros de simulação	45
5.2	Avaliação inicial do algoritmo	50
5.3	Comparativo com a literatura	56
5.3.1	<i>Qualidade dos mapas</i>	60
5.4	Análises da utilização do controlador	62
5.5	Posicionamento Inicial	66
5.6	Análise do impacto das regras de negócio	68
6	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	77
6.1	Trabalhos Futuros	79
	REFERÊNCIAS	81
	ANEXOS	84
	ANEXO A–REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA	85

1 INTRODUÇÃO

A definição do conceito de mapas é controversa, uma vez que os mesmos foram utilizados de diferentes modos ao longo da história. Uma definição geral bem aceita diz que mapas são uma representação gráfica do meio que vai além da sua descrição geográfica, podendo conter características culturais dos povos que o produzem, bem como uma descrição de como tais povos se veem em relação aos demais e à natureza (ROBINSON; PETCHENIK, 1976; HARLEY *et al.*, 1987; DENT *et al.*, 2008). Essas características corroboram com o conceito proposto em Brodersen (2001), no qual mapas são apresentados como um meio de transmissão de informações, assim como quando Brunn e Dodge (2017b) afirmam que mapas foram utilizados por tribos para informar aos seus membros a localização de fontes de água e alimento em uma época na qual a linguagem verbal, como hoje estabelecida, ainda não havia sido desenvolvida.

Atualmente, a utilização de mapas em diferentes campos da ciência é pervasiva; por exemplo, na medicina, mapas são utilizados para representar zonas de ativação do cérebro humano em resposta a diferentes estímulos (ES *et al.*, 2019). Mapas também podem ser utilizados em representações climáticas, como em COLA (2022), contribuindo para a visualização de previsões climáticas associadas à distribuição da pressão atmosférica na superfície terrestre e à consequente sujeição a furacões, ou como em NASA (2022), que contém mapas da evolução histórica de características globais, como a temperatura da superfície, cobertura vegetativa, de neve ou até mesmo da emissão de monóxido de carbono. Além das já citadas, mapas também estão presentes em diversas áreas do conhecimento, como na representação das estrelas, das religiões, em geopolítica, na descrição da migração de pessoas etc., porém a mais conhecida, quando se trata desse tema, é a cartografia, que visa realizar a representação física de ambientes (BRUNN; DODGE, 2017a).

Dentro do contexto da engenharia, os mapas podem ser subdivididos em três categorias principais: os mapas geométricos, topológicos e de grade, sendo as duas últimas as mais populares e de maior adoção (AKDENIZ; BOZMA, 2015; LI; QIU, 2015). Os mapas de grade são aqueles nos quais o ambiente é subdividido em células formando uma grade, onde é atribuído a cada elemento celular a probabilidade de o mesmo encontrar-se ocupado, baseando-se em cálculos dependentes das informações originadas de sensores como LiDAR ou sonares. Essa abordagem geralmente resulta em mapas de boa qualidade, com informações detalhadas, porém implicam em elevada complexidade e custo computacional durante sua elaboração e, ainda, em baixa escalabilidade na representação de ambientes de grandes dimensões (SENANAYAKE;

RAMOS, 2018; AKDENIZ; BOZMA, 2015).

Os mapas topológicos, por outro lado, visam representar o ambiente de uma forma abstrata e, para isso, utilizam-se de estruturas computacionais conhecidas como grafos. Essas estruturas representam informações utilizando conjuntos de vértices e arestas, sendo os vértices responsáveis por agrupar informações de uma zona de interesse, enquanto as arestas traduzem os relacionamentos entre esses vértices (CHOSET *et al.*, 2005; BARCA; SEKERCIOGLU, 2013). Cada um dos tipos de mapas possui aplicações nas quais se apresentam como melhor alternativa, e para o caso dos mapas topológicos, suas vantagens, em relação aos demais, estão relacionadas à sua capacidade de abstração e agrupamento de dados, o que leva a uma reduzida complexidade de criação e a um menor consumo de recursos computacionais, os quais são fatores importantes em aplicações como navegação e exploração de ambientes baseada em agentes robóticos (RAVANKAR *et al.*, 2017). De fato, no que diz respeito à criação de mapas, a tarefa de localização e mapeamento simultâneos realizada por robôs móveis, do acrônimo em inglês *Simultaneous Localization and Mapping* (SLAM), é um tópico de pesquisa de permanente interesse da comunidade científica. Nessa tarefa, robôs têm a missão de navegar e explorar um ambiente desconhecido, e devem realizar, de maneira simultânea, a representação gráfica da região circunstante, além de se auto-localizar em relação ao artefato que está sendo gerado (BARCA; SEKERCIOGLU, 2013; CHOSET *et al.*, 2005).

A tarefa de exploração e mapeamento pode, por vezes, ser complexa e desafiadora para um único robô, pois geralmente possui limitação de recursos. Para mitigar, uma possível estratégia consiste em subdividir a tarefa em atividades menores e utilizar um maior número de agentes na missão, configurando assim um cenário que exige a colaboração entre si, contexto no qual está inserida a robótica de enxame. A robótica de enxame é uma área de estudo da robótica móvel na qual são utilizadas técnicas que possuem inspiração no comportamento coletivo de animais, como abelhas, pássaros e formigas, buscando reproduzir as interações que esses agentes mantêm entre si e para com o ambiente (YANG *et al.*, 2019; NGUYEN *et al.*, 2019; BARCA; SEKERCIOGLU, 2013). O principal ponto favorável à adoção desse conjunto de técnicas está justamente na sua capacidade de promover a cooperação entre agentes, de modo a permitir que uma atividade complexa possa ser realizada por agentes com menos recursos do que seriam demandados na situação de realização individual da tarefa (BARCA; SEKERCIOGLU, 2013; WEN *et al.*, 2018). Essa característica fomenta diversas aplicações, as quais vão desde o transporte de cargas (MEDINA *et al.*, 2020), passando por tarefas de

caráter organizacional com foco em logística (WEN *et al.*, 2018), até tarefas de exploração e mapeamento (RAMAITHITIMA *et al.*, 2016; RAMACHANDRAN *et al.*, 2017), que interessam particularmente à presente dissertação.

A área de estudo de mapeamento topológico utilizando técnicas de robótica móvel que promovem a colaboração entre os agentes ainda parece ser incipiente, de acordo com recente levantamento bibliográfico realizado e descrito em detalhes posteriormente, no Apêndice A. Dentre os trabalhos relevantes localizados, foi possível identificar uma classificação baseada na característica que os agentes mantêm entre si e com o ambiente em três grandes categorias. Na primeira, estão inseridos os trabalhos nos quais o processo exploratório ocorre de forma estocástica, de modo que a movimentação de cada robô independe da ação dos demais e a geração do mapa ocorre a partir de estimativas das coordenadas de eventos de encontro entre agentes (RAMACHANDRAN *et al.*, 2017; DIRAFZON *et al.*, 2017; DIRAFZON *et al.*, 2014). Na segunda, o método de exploração consiste em um processo de varredura com robôs em uma formação de *pose* previamente definida, guardando distâncias e orientações entre si (RAMAITHITIMA *et al.*, 2016). Na terceira categoria, encontram-se inseridos os trabalhos que utilizam um processo de exploração baseado na movimentação livre dos agentes; cada membro possui autonomia de exploração para a geração de um mapa parcial, sendo o artefato final a composição de todos os mapas obtidos parcialmente (ROSA *et al.*, 2020; MARJOVI; MARQUES, 2013; KIM, 2018).

É precisamente dentro desse contexto que está inserido este trabalho; consiste em uma investigação da tarefa de representação topológica de ambientes com geração de mapas bidimensionais e sua respectiva avaliação qualitativa. O mapa da cena será obtido utilizando robôs móveis terrestres, cujas regras de movimentação foram modeladas a fim de permitir a colaboração dos mesmos durante o processo exploratório. A técnica proposta neste estudo permite a movimentação livre dos agentes, sendo cada um deles capaz de moldar seus objetivos baseando-se naqueles dos demais. A escolha por essa abordagem se deve a uma característica identificada, na qual os trabalhos que utilizavam essa abordagem necessitavam de uma menor quantidade de agentes para mapear uma mesma área, quando feito um comparativo com trabalhos que utilizavam as outras abordagens mencionadas.

1.1 Objetivo Geral

Propor e investigar através de simulações uma técnica colaborativa de mapeamento topológico de ambientes bidimensionais, realizado por robôs móveis, para cenários descritos por uma organização em células hexagonais.

1.2 Objetivos Específicos

- a) Validar a técnica a partir dos mapas gerados para cenários de *benchmark* ou da literatura recente;
- b) Propor uma medida de erro para quantificar a qualidade de mapas;
- c) Analisar a influência da dimensão do cenário e da quantidade de obstáculos na qualidade do mapa gerado;
- d) Investigar e discutir a respeito da influência da quantidade de agentes no mapeamento;
- e) Estudar o impacto causado pela alteração das regras de movimentação no mapa gerado.

1.3 Contribuições deste trabalho

As principais contribuições deste trabalho estão alinhadas com o objetivo de preencher as lacunas verificadas ao longo de uma investigação sobre mapeamento topológico utilizando técnicas de robótica colaborativa apresentada no Apêndice A. Quando se trata da técnica proposta, as principais contribuições estão relacionadas as novas regras de negócio para decisão de novos objetivos propostas, moldadas para permitir uma maior eficiência no processo de mapeamento colaborativo. Análises comparativas de eficiência de colaboração das diversas combinações de regras de negócio também são contribuições trazidas ao longo deste trabalho, bem como a proposição de novos estados de exploração como forma de resolver conflitos.

Como forma de permitir uma análise quantitativa da qualidade dos mapas produzidos, identificada como uma lacuna na literatura, uma contribuição deste trabalho é a proposição de uma medida de avaliação do erro do mapa gerado em relação a uma mapa dito ideal. Essa proposição também permitiu análises dos fatores que possuem influência direta na qualidade dos mapas gerados pela técnica a ser apresentada.

1.4 Organização da Dissertação

A organização do restante da presente dissertação é realizada como descrito a seguir.

No Capítulo 2, faz-se uma apresentação dos trabalhos de maior relevância e influência para este trabalho, sustentados por uma revisão sistemática que é apresentada em detalhes no Apêndice A.

No Capítulo 3 são apresentados os conceitos de teoria dos grafos e de robótica de enxame, bem como alguns algoritmos consolidados na literatura e que serão utilizados ao longo desta dissertação.

O Capítulo 4 é destinado a explanação relacionada a metodologia investigativa realizada, destacando os parâmetros a serem avaliados, bem como os experimentos realizados para atingir os objetivos propostos. Nesse capítulo também são apresentadas em detalhes as etapas do funcionamento da técnica proposta, bem como as regras de negócio de movimentação e de definição de objetivos propostas.

O Capítulo 5 trás os experimentos realizados ao longo deste trabalho, apresentados os parâmetros avaliados e os resultados obtidos. Esse capítulo está organizado de modo a permitir ao leitor compreender a motivação de experimentos posteriores baseando-se nas conclusões realizadas em experimentos prévios.

Por fim, no Capítulo 6 são expostas as conclusões obtidas ao longo deste trabalho, bem como sugestões para possíveis trabalhos futuros.

2 TRABALHOS RELACIONADOS

No presente capítulo serão apresentados alguns dos trabalhos relacionados a esta dissertação, os quais foram identificados após revisão sistemática da literatura, trazida no Apêndice A. Os trabalhos aqui apresentados foram utilizados como arcabouço técnico para o desenvolvimento da técnica a ser proposta, bem como para as análises que serão realizadas.

2.1 Honeycomb Map: A Bioinspired Topological Map for Indoor Search and Rescue Unmanned Aerial Vehicles

O trabalho proposto em Rosa *et al.* (2020) apresenta uma abordagem de mapeamento topológico utilizando técnicas de enxame de robôs, cujos agentes são veículos aéreos não-tripulados. O mapeamento é realizado utilizando, para a descrição do cenário, uma estrutura celular como favos de mel, com o propósito de tentar replicar a construção de colmeias por enxame de abelhas. O algoritmo proposto no trabalho baseia-se na liderança de um agente, denominado sentinela, responsável por iniciar o processo exploratório e indicar aos demais quais células encontram-se disponíveis para exploração. A definição de novos destinos acontece de modo aleatório, caso o mesmo esteja dentro da vizinhança de um nó base, caso contrário, a escolha pode ser baseada em duas regras simples, nas quais a escolha de um novo destino pode ser feita entre o primeiro elemento ainda não visitado encontrado ou aquele que possuir menor distância euclidiana em relação ao primeiro nó visitado pelo sentinela. A técnica se propõe a resolver os conflitos de interesses dando preferência ao agente com menor quantidade de vizinhos disponíveis. O algoritmo chega ao seu final quando não existem nós inexplorados dentro da lista de nós encontrados, a qual é conhecida por todos os agentes.

O trabalho também se propõe a criar uma representação tridimensional da cena, baseando-se em elementos cúbicos, de modo a facilitar a compreensão humana, uma vez que o trabalho põe luz na problemática de exploração em cenários decorrentes de desastres. Para isso, cada robô é equipado com sensores RGB 3D e de temperatura, permitindo que sejam identificadas fontes de calor.

Para o processo de validação, o trabalho utiliza o simulador de V-REP (ROBOTICS, 2019). Nele, são realizados os mapeamentos de dois cenários com dois e três agentes de forma simultânea. Essa avaliação mostrou a funcionalidade da técnica, bem como concluiu que existe uma diferença de desempenho entre as duas regras de negócio propostas, notadamente em favor

daquela que utiliza distância euclidiana na escolha dos nós a visitar.

2.2 Multi-robot Topological Exploration Using Olfactory Cues

Em Marjovi e Marques (2013) é proposta uma técnica de mapeamento topológico utilizando múltiplos agentes, que fazem o processo de varredura da cena buscando fontes de odor. O trabalho consiste numa evolução de trabalhos anteriores do mesmo grupo Marjovi *et al.* (2010), Marjovi e Marques (2011).

O algoritmo de exploração se baseia na extração de característica da cena e se utiliza de sensores ultrassônicos para identificar elementos chave da cena, a exemplo de corredores e bifurcações, e para a tomada de decisões de navegação.

O projeto foi validado em um ambiente labiríntico real, proposto pelos autores, utilizando-se três agentes robóticos adaptados da plataforma Roomba (IROBOT, 2022). Cada robô estava equipado com sensores de gás, além de um anemômetro. O trabalho revelou que o algoritmo possui melhor desempenho quando utiliza o tempo de exploração como métrica e quando não existem fontes de odor presentes na cena.

2.3 Automated Creation of Topological Maps in Unknown Environments Using a Swarm of Resource-Constrained Robots

Uma das abordagens de mapeamento que utiliza enxame de robôs consiste em mapear utilizando robôs em formação, como apresentado em Ramathitima *et al.* (2016), onde esses robôs são utilizados para criar um diagrama de Voronoi. Na técnica mostrada no referido trabalho, cabe aos agentes de fronteira identificar e nortear a movimentação dos demais agentes, de modo a evitar que haja furos na malha de mapeamento. No trabalho, também é discutida a quantidade de agentes necessários para mapear o ambiente e é apresentado um cálculo para estimar tal quantidade a partir das dimensões da cena.

A etapa de validação é dividida em duas etapas menores. Na primeira, o projeto é validado utilizando o simulador Stage em cenários que visam replicar um ambiente *indoor* da Universidade da Pensilvânia (VAUGHAN, 2017). Na segunda etapa, é proposta uma prova de conceito de uma abordagem híbrida entre robôs simulados e reais na qual cada robô real possui um correspondente virtual responsável por retroalimentá-lo com informações provenientes do ambiente de simulação.

2.4 A Probabilistic Approach to Automated Construction of Topological Maps Using a Stochastic Robotic Swarm

Na abordagem proposta em Ramachandran *et al.* (2017), o mapeamento do ambiente é realizado por robôs que não possuem acesso contínuo ao seu posicionamento global, sendo apenas capazes de identificar obstáculos e outros agentes através de sensoriamento adequado.

O mapa topológico proposto segue o diagrama de Voronoi e é obtido através de técnicas de *Topological Data Analysis* (TDA), utilizando dados de odometria referentes ao encontro entre agentes após uma caminhada aleatória em uma cena de limites conhecidos.

A validação da proposta foi realizada tanto de forma simulada, utilizando 50 robôs pontuais em um ambiente de $4m^2$, quanto em um ambiente físico, utilizando 4 robôs, do tipo Pheeno, em um ambiente de $1,5m \times 2,1m$ (LABORATORY, 2017). Os resultados mostraram o correto funcionamento da técnica nos cenários propostos, porém foram constatadas limitações da abordagem em ambientes que possuíam passagens estreitas ou em cenas com elevadas dimensões, casos em que há menor chance de encontros entre os agentes.

2.5 A framework for mapping with biobotic insect networks: From local to global maps

Em Dirafzoon *et al.* (2017) é apresentada uma abordagem de mapeamento topológico utilizando enxame de robôs pontuais decorrente da evolução dos trabalhos Dirafzoon *et al.* (2014), Dirafzoon e Lobaton (2013), dos mesmos autores. Nessa técnica, assim como em Ramachandran *et al.* (2017), é utilizada a estratégia baseada em um passeio aleatório para criar uma nuvem de pontos que contém a estimativa de posicionamento dos robôs em um momento de encontro. Para se trabalhar com os dados obtidos, é utilizada a técnica de homologia persistente de TDA, que depende da informação de posicionamento dos robôs de referência para fazer a classificação de estruturas base e uni-las, formando um mapa.

Os experimentos foram divididos em numéricos e físicos, onde os experimentos numéricos contaram com 100 agentes pontuais, sendo 10% desses selecionados como pontos de referência em um ambiente de $100m \times 300m$ de dimensões. Para os experimentos físicos, foram utilizados 20 agentes do tipo Hexbug Nano em um ambiente reduzido de $2,29m \times 1,01m$ (HEXBUG, 2022). Devido à falta de comunicação entre os robôs, uma câmera alocada em uma vista superior ao trajeto foi utilizada para registrar os encontros. Os resultados mostraram um comportamento esperado e satisfatório da técnica de mapeamento, além de apresentar como

desafio futuro a adaptação para outros cenários.

2.6 Influência da literatura no projeto

Os artigos neste capítulo apresentados representam a base inicial para o desenvolvimento da técnica que será proposta na seção 4.2. A análise desses trabalhos permitiu o desenvolvimento da representação topológica escolhida e do fluxograma de movimentação dos agentes, bem como sua comunicação. Esses trabalhos também trouxeram contribuições para a definição das experimentações, como na escolha dos ambientes e na escolha dos parâmetros de maior relevância para os experimentos.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

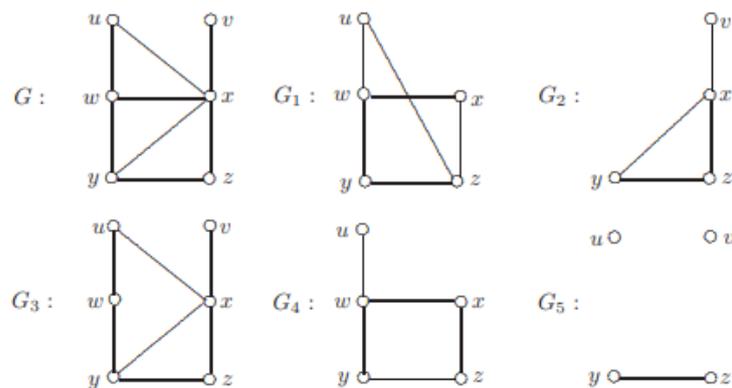
O presente capítulo visa trazer o arcabouço teórico necessário para a melhor compreensão da presente dissertação. Nele serão abordados tópicos da teoria dos grafos, bem como alguns algoritmos de busca utilizados ao longo deste trabalho.

3.1 Grafos

Grafos é um ramo de estudo da matemática que representa dados utilizando a teoria dos conjuntos em que um grafo $G = (V, E)$ é definido por um conjunto de vértices, $V = \{v_1, v_2, \dots\}$, e um conjunto de arestas, $E = \{e_1, e_2, \dots\}$, de modo que cada aresta está associada a um par de vértices, também conhecidos como nós (LEE *et al.*, 2015; DEO, 2017). Como forma de tornar a visualização mais amigável, os grafos são normalmente representados utilizando círculos ou retângulos para representar os vértices, enquanto para as arestas são utilizados segmentos de retas ou curvas que conectam esses vértices (GOODRICH; TAMASSIA, 2015).

Devido a sua característica de conjunto, é possível que um grafo contemple subgrafos, onde para um grafo H ser dito um subgrafo de G, é necessário que H seja um subconjunto de G, contemplando todos os seus nós, o que matematicamente pode ser representado como $H \subseteq G$. Se H é um subgrafo de G, diz-se que G é um super grafo de H. Se $V(H) = V(G)$, então H é um subgrafo abrangente de G. Se H é um subgrafo de um grafo G e $V(H)$ é um subconjunto próprio de $V(G)$ ou $E(H)$ é um subconjunto próprio de $E(G)$, então H é um subgrafo próprio de G (GOODRICH; TAMASSIA, 2015; DEO, 2017; CHARTRAND *et al.*, 2011).

Figura 1 – Exemplo de um grafos, sendo dos grafos de G2 a G5 subgrafos de G



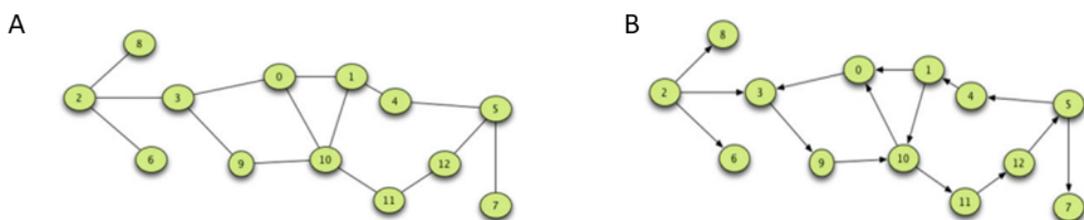
Fonte: Chartrand *et al.* (2011)

Para ilustrar, a Figura 1 apresenta um grafo denominado G e outros grafos menores denominados por $G1$ a $G5$. Desses menores grafos, é possível perceber que apenas o grafo $G1$ não é um subgrafo de G , uma vez que ele apresenta a aresta uz , a qual não pertence a G .

Os grafos possuem muitas classificações de acordo com suas características e das suas conexões. Dentre as diversas classificações, eles podem ser direcionados ou não direcionados, ponderados ou não ponderados, conectados ou não conectados, simples ou não simples, cíclicos ou acíclicos, embutidos ou topológicos, espaçados ou densos, além de explícito ou implícito. Dentre esses, os mais relevantes para o presente trabalho serão os três primeiros (SKIENA, 2008; BENDER; WILLIAMSON, 2010).

Os grafos podem ser classificados de acordo com suas arestas em direcionados e não direcionados. Arestas direcionadas são assim definidas caso exista um sentido entre os dois nós de suas extremidades, por exemplo, para um par (u, v) a aresta deve seguir o sentido ordenado, com u procedendo v . Arestas são ditas não direcionais quando não existe a ordenação na ligação dos vértices, o que, para o exemplo anterior, implicaria não haver distinção entre a aresta dos conjuntos (u, v) e (v, u) . A Figura 2a apresenta um exemplo de um grafo não direcional, enquanto a Figura 2b mostra um exemplo de um grafo direcional. Através dos exemplos, é possível perceber que a ordenação das arestas costuma ser representada pelo sentido das setas, que mostram a direção do nó de partida para o nó de chegada (GOODRICH; TAMASSIA, 2015; SKIENA, 2008).

Figura 2 – Exemplos de um grafo não direcional em A e de um grafo direcional em B



Fonte: Lee *et al.* (2015)

Grafos ponderados são aqueles nos quais são atribuídos valores numéricos, também conhecidos como pesos, às suas arestas. Matematicamente, pode-se definir um grafo ponderado por $G = (V, E, w)$, com w pertencente ao conjunto dos reais. Esse tipo de grafo possui diversas aplicações práticas como, por exemplo, em um sistema gráfico de rodovias, no qual os vértices podem representar intersecções de estradas ou cidades, enquanto as arestas podem representar as

rodovias, e os pesos, por sua vez, podem representar as distâncias, as velocidades máximas ou tempos de condução nessas estradas. Esse tipo de grafo se destaca do não ponderado quando se trata de problemas de busca por caminho mínimo, nos quais os pesos representam os custos de cada uma das rotas. A Figura 3 apresenta um exemplo de um grafo ponderado, com o valor do peso presente nas arestas (SKIENA, 2008; LEE *et al.*, 2015).

Figura 3 – Exemplos de um grafo ponderado



Fonte: Lee *et al.* (2015)

O conceito de árvore é um dos mais importantes na teoria dos grafos e costuma ser utilizado quando se trata de dados organizados, sendo definido como um grafo conectado e que não possui ciclos. A partir da própria definição, é possível listar dois importantes fatos:

1. Para cada par de vértices existe um, e apenas um, caminho que os conecta.
2. Uma árvore com n nós possui $n-1$ arestas

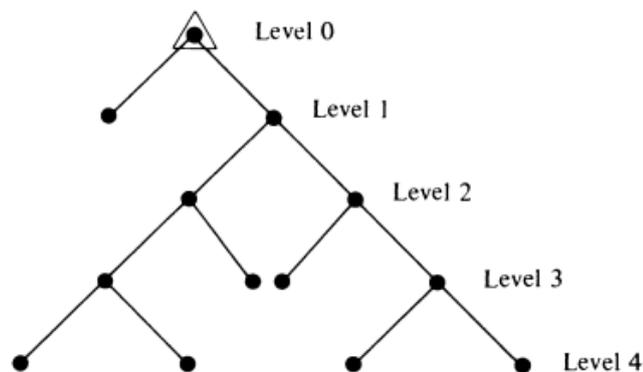
Quando se trata de árvores, algumas definições são importantes para o correto entendimento; entre elas, estão os conceitos de filhos, pais, irmãos e folhas. Para entender esses conceitos, é preciso saber que árvores costumam ser organizadas de forma hierárquica, onde os nós em um nível hierárquico imediatamente inferior que possuem uma aresta ligando a um nó superior são filhos desse nó, que por sua vez é seu pai. Nós que possuem o mesmo nó pai são considerados nós irmãos, enquanto vértices que não possuem filhos são denominados folhas (LEE *et al.*, 2015; BENDER; WILLIAMSON, 2010).

Existem dois tipos de árvores que são de particular interesse deste trabalho, as árvores

com raiz e as binárias. Naquelas com raiz, existe um único vértice que se distingue dos demais no nível hierárquico, chamado de raiz da árvore. As binárias, por sua vez, são um caso especial das árvores enraizadas, nas quais cada um dos seus nós possui exatamente dois filhos, exceção aos vértices folhas, que não possuem filhos (LEE *et al.*, 2015; BENDER; WILLIAMSON, 2010; DEO, 2017).

A Figura 4 apresenta um exemplo de uma árvore que pode ajudar a elucidar os conceitos apresentados, sendo esta uma árvore enraizada, com o vértice marcado por um triângulo como raiz dessa árvore. Esse grafo possui quatro níveis hierárquicos, sendo possível visualizar que os nós em um *level* de menor número possuem uma maior hierarquia em relação aos demais. Nessa imagem, também é possível perceber que essa árvore pode ser classificada como binária, uma vez que cada nó possui apenas dois vértices de menor hierarquia ligados a eles. Por fim, a Figura 4 também ajuda a demonstrar a possibilidade de existência de nós folhas independentemente do nível hierárquico em que o mesmo se encontra.

Figura 4 – Exemplo de uma árvore com quatro níveis hierárquicos



Fonte: Deo (2017)

Como já dito, muitos problemas podem ser modelados através da teoria dos grafos, sendo um dos mais comuns o desafio de buscar por um vértice específico dentro de um grafo, bem como realizar o planejamento de caminho para se chegar nesse nó a partir de um outro (LEE *et al.*, 2015).

Um caminho em um grafo é uma sequência ordenada de vértices e arestas de modo que ele se inicia e termina em vértices, e cada aresta é incidente em seus vértices anteriores e posteriores. Para ser dito um caminho, é necessário que os vértices não se repitam ao longo da sequência, sendo atribuída a nomenclatura de trilha caso exista repetição de nós e não de arestas.

Para sequências nas quais existem repetições de vértices e aresta, as mesmas recebem o nome de caminhada (GOODRICH; TAMASSIA, 2015; BENDER; WILLIAMSON, 2010; DEO, 2017).

Caminhos também podem possuir nomenclaturas próprias, onde um caminho é dito simples caso todos os seus nós sejam distintos. Uma categoria de caminho são os ciclos, que podem ser caracterizados como aqueles nos quais os vértices iniciais e finais coincidem. Também é possível caracterizar um caminho como direcionado, caso o mesmo possua todas as suas arestas direcionadas e elas sejam percorridas sempre ao longo da sua direção (GOODRICH; TAMASSIA, 2015).

A exploração de um grafo é uma tarefa que está intimamente ligada ao conhecimento do grafo e possui relações com a atividade de planejamento de caminho. Essa atividade consiste em visitar os nós e arestas de forma sistemática, com o propósito de atingir a completude desse grafo. Para isso, é importante garantir que não haja ciclos, de modo que um mesmo nó não seja visitado repetidas vezes, contexto no qual as árvores são importantes elementos. Para a realização da tarefa de exploração de grafos, existem diversos algoritmos presentes na literatura, como o *Breadth-First Search* (BFS) e o DFS para grafos não ponderados, no qual a ideia principal para ambos consiste em marcar os vértices já visitados e monitorar aqueles ainda não visitados, garantindo que todos tenham sido visitados ao final da exploração. Para fazer esse controle dos vértices, é costume atribuir-se estados aos vértices, e os três principais são: Não descoberto, descoberto e processado. Nós não descobertos são aqueles que se encontram em seu estado inicial e não se sabe de sua existência. Nós descobertos são aqueles que já foram descobertos, porém nem todos os seus filhos foram visitados. Por fim, os vértices processados são aqueles que já foram descobertos e cujos filhos já foram visitados (SKIENA, 2008).

3.1.1 *Depth-First Search*

O algoritmo DFS é a técnica de exploração de grafos de particular interesse deste trabalho e pode ser aplicado em grafos direcionados e não direcionados para a exploração completa do mesmo. De forma a atender os interesses desta dissertação, uma vez que o mesmo possui características que proporcionam a garantia de exploração de um grafo em sua completude, esta seção apresentará o algoritmo DFS utilizado para a exploração de árvores não direcionadas.

O algoritmo se inicia com a escolha de um nó para ser o ponto inicial da exploração que será utilizado como nó raiz da árvore a ser explorada. A partir desse vértice será iniciada uma exploração recursiva que pode ser subdividida em duas etapas: A descida em profundidade

e a volta aos ancestrais. O algoritmo se utilizará dessas duas rotinas para explorar nós descendentes até que todos eles tenham sido visitados, finalizando com o retorno ao ponto de partida (GOODRICH; TAMASSIA, 2015).

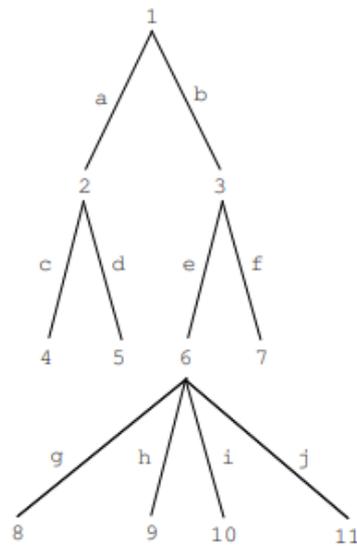
Uma vez definido o nó inicial, será iniciada a descida em profundidade com a marcação do vértice atual como descoberto, iniciando-se um processo de busca para descobrir novos nós descendentes a partir do nó atual. Tomando o vértice 1 da Figura 5 como base, figura esta que será utilizada como exemplo de grafo a ser explorado, os nós 2 e 3 serão descobertos como descendentes do nó 1. Terminado o levantamento dos vértices descendentes, os mesmos deverão ser marcados como descobertos para então ser realizada a definição de um novo nó a ser visitado, escolha essa que deverá ser feita entre os descendentes ainda não visitados. A fim de facilitar a visualização das etapas mencionadas, será definido como nó subsequente aquele marcado com o número 4, dando reinício à rotina de busca por nós descendentes. Como o vértice escolhido não possui nós filhos, trata-se de um vértice folha e deve ser marcado como processado. Juntamente com a chegada a uma folha, chega ao fim o processo de descida em profundidade, gatilho esse que dará início ao processo de regressão ao nó ancestral, no qual a referência de nó atual deixará de ser o nó presente e retornará ao seu nó pai, reiniciando a rotina de busca por vértices descendentes para que se possa definir um próximo nó a ser visitado dentre aqueles ainda não processados, garantindo, assim, que seja possível retomar a exploração. Uma vez que o nó atual não possui mais ramificações não exploradas, deverá ser feita a regressão recursiva em busca de um vértice que possua descendentes ainda não explorados até que se chegue novamente ao nó raiz, que definirá uma nova ramificação a ser visitada, reiniciando o processo de exploração descendente. O algoritmo chegará ao final quando for realizada a volta ao nó raiz e o mesmo não possua mais descendentes não processados (GOODRICH; TAMASSIA, 2015; ARUMUGAM *et al.*, 2016).

3.1.2 Algoritmo A*

Quando se trata de travessia de grafos, os algoritmos como BFS e DFS possuem similaridades e são bastante efetivos e consolidados na literatura; as principais diferenças estão relacionadas às prioridades de exploração. A partir dessa base exploratória, surgiram novas técnicas, a exemplo dos algoritmos de Prim e de Dijkstra, capazes de realizar o planejamento de caminho e propondo-se a buscar o caminho mínimo (HETLAND, 2014).

O objetivo desta seção é apresentar o algoritmo A*, que pode ser considerado uma

Figura 5 – Árvore utilizada como exemplo para ajudar a visualizar o algoritmo DFS



Fonte: Bender e Williamson (2010)

extensão do algoritmo de Dijkstra e do Greedy Best-First-Search, fazendo os ajustes de prioridade para a escolha dos nós. Essa técnica pode ser aplicada em grafos ponderados e possui como objetivo atingir o nó final, otimizando o custo de deslocamentos (HETLAND, 2014).

Para definir o custo de movimentação, é utilizada a Equação 3.1, em que, para um dado vértice n qualquer, a função $f(n)$ representa o custo de movimentação desse nó. A função $g(n)$ representa o custo de movimentação para o nó atual calculado a partir do nó inicial, enquanto $h(n)$ representa o custo estimado do vértice atual ao objetivo final (RUSSELL; NORVIG, 2002; HART *et al.*, 1968).

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (3.1)$$

Para entender melhor o funcionamento da técnica A*, na Figura 6 é apresentado seu fluxograma, que se utiliza de uma estratégia recursiva para encontrar o melhor caminho do nó de partida ao objetivo. Para isso, são utilizadas duas listas, uma intitulada como aberta e a outra, fechada, sendo a primeira delas a responsável por alocar os vértices identificados cujos dados ainda não foram computados, enquanto que, na segunda, são alocados os nós já computados.

O algoritmo é iniciado com a adição do nó de partida à lista aberta, o que permitirá que seja calculado o valor da função custo $f(n)$ do vértice atual. A etapa seguinte consiste na identificação e adição dos nós, presentes na vizinhança do vértice de partida, a lista aberta. O

passo consiste em definir o valor da função custo para os nós presentes nessa vizinhança para, em seguida, mover o atual nó para a lista fechada e definir um novo vértice, assim reiniciando a busca. Para a definição do novo vértice, deve-se escolher aquele com menor valor da função custo, podendo ser definido de forma arbitrária dentre os envolvidos em caso de igualdade numérica. Após a escolha, na etapa posterior deve-se criar uma ligação de sucessão entre o nó inicial e seu posterior, como forma de permitir a reconstituição do caminho calculado até o objetivo. Essas etapas devem ser repetidas até que seja criada uma ligação com o vértice de objetivo, quando o algoritmo chega ao seu fim. Para garantir que o caminho de menor custo seja encontrado, é necessário verificar, para cada novo nó explorado, se existe um nó dentro da atual vizinhança que possua um menor valor da função custo caso a mesma seja calculada a partir do atual nó e, em caso positivo, o valor da sua função custo deve ser atualizado, bem como deve ser criada uma nova ligação de sucessão a partir do presente nó (HART *et al.*, 1968).

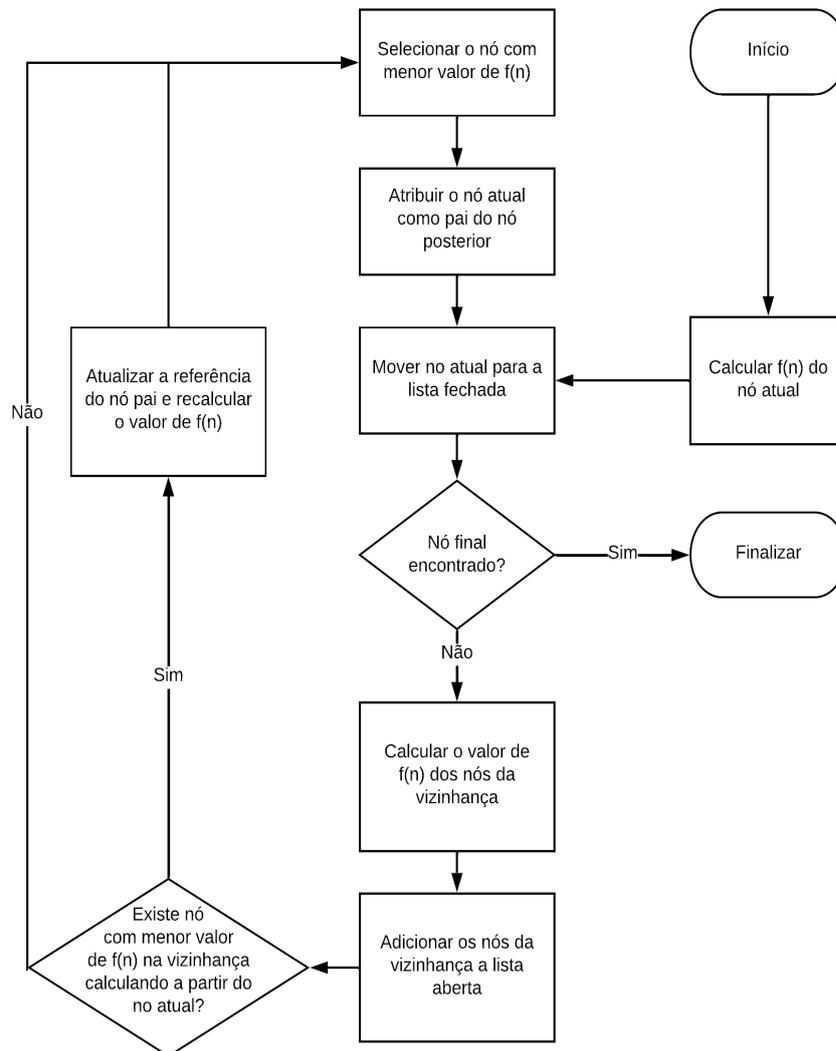
Para o correto funcionamento do algoritmo mencionado, é preciso tomar alguns cuidados a fim de evitar a criação de *loops*, que podem ocorrer caso um mesmo nó seja duas ou mais vezes a mesma lista. Para evitar isso, é necessário verificar se o nó encontrado não encontra-se em nenhuma das duas lista previamente citadas (HART *et al.*, 1968).

3.2 Enxame de robôs

A robótica de enxame é um ramo de estudo da robótica móvel cujo foco está em como um grupo grande de robôs, de complexidade simplificada, pode ser projetado para realizar tarefas através de um comportamento coletivo. Ela surgiu a partir da observação do comportamento coletivo de insetos, como formigas e abelhas, que são conhecidos por sua capacidade de organização e coordenação de um grande número de indivíduos para a realização de tarefas que estão fora da capacidade individual de um único elemento do enxame (ŞAHIN, 2004).

Quando se trata de robótica de enxame, algumas dúvidas pairam a respeito de sua definição e estão diretamente relacionadas ao número de agentes necessários para ser considerado um enxame, assim como a respeito da robustez dos mesmos para que sejam considerados simples. Essas são dúvidas nas quais não existe uma única resposta concreta e definitiva, existindo, porém, uma ideia que ajuda a nortear os estudos. Quando se trata da complexidade dos robôs, um robô pode ser considerado simples quando o mesmo é incapaz, ou considerado ineficiente dentro de padrões previamente estabelecidos, para realizar uma atividade de forma individual. Quando se

Figura 6 – Fluxograma do algoritmo A*



Fonte: Elaborada pelo Autor

trata do número de agentes, é possível perceber na literatura valores diversos e que muitas vezes estão atrelados à técnica utilizada, não sendo esse o fator primordial para a caracterização de um grupo de agentes robóticos como um enxame (HAMANN, 2018).

A robótica de enxame não consiste simplesmente na divisão de esforços entre os seus membros; essa área é caracterizada por um controle descentralizado em relação aos agentes, no qual cada um dos robôs é independente para tomar decisões, bem como por assincronia na navegação, o que implica tomadas de decisão como uma reação ao ambiente e suas características de momento. Também é importante destacar a comunicação entre agentes como um fator em comum e primordial para um enxame de robôs (BENI, 2004; HAMANN, 2018).

Além da já dita colaboração, a robótica de enxame também busca replicar características importantes de animais e insetos sociais, sendo elas a flexibilidade, robustez e escalabilidade.

A robustez é a habilidade de continuar a realização de uma determinada atividade apesar da perda de um agente, o que implica em um sistema com redundâncias e que é capaz de funcionar sem um líder. A flexibilidade, por sua vez, é a característica associada à capacidade do sistema de operar e realizar atividades em diferentes ambientes ou de ajustar seu comportamento em cenários em mutação. A escalabilidade, por sua vez, presume que um sistema deve ser capaz de operar com uma elevada amplitude no número de agentes, o que implica em possuir agentes com regras de negócio adaptáveis para permitir a colaboração com diferentes quantidades de agentes sem perder seu desempenho individual (NEDJAH; JUNIOR, 2019; BRAMBILLA *et al.*, 2013; BONABEAU *et al.*, 1999).

As técnicas decorrentes do estudo da robótica de enxame podem ser aplicadas na resolução de diversas tarefas que, segundo Brambilla *et al.* (2013), podem ser agrupadas e classificadas em três diferentes categorias, sendo elas (i) a organização espacial entre os robôs, entre os robôs e o ambiente ou ambas; (ii) a movimentação dos robôs no ambiente, incluindo a busca, identificação e movimentação de objetos; e (iii) o processo de tomada de decisão coletiva.

A organização espacial é a tarefa relacionada a como organizar e distribuir os robôs ao longo da cena, tarefa essa diretamente relacionada à movimentação dos agentes, uma vez que a alteração das distâncias entre os mesmos pode acarretar no surgimento de padrões de comportamento. Dentro do contexto da organização espacial, destacam-se as atividades de agregação, dispersão, formação de padrões e automontagem. A atividade de agregação é aquela na qual os agentes robóticos se encontram inicialmente dispersos e possuem como objetivo o seu agrupamento, comportamento que, apesar de parecer simples, é útil em contextos nos quais os agentes precisam estar próximos para poder interagir. A dispersão consiste na tarefa oposta, sendo utilizada no contexto de mapeamento como forma de garantir uma grande área de cobertura. A formação de padrões é o problema no qual os robôs devem se organizar para a formação de distribuição dos agentes, ou seja, os agentes devem estabelecer seu posicionamento com base em regras (a exemplo daquelas inspiradas nas leis de atração dos corpos). Por fim, a automontagem é a atividade na qual os robôs se conectam fisicamente e começam a se comportar como um único indivíduo com o objetivo de melhorar características como força e robustez, em relação a um único agente (NEDJAH; JUNIOR, 2019; BRAMBILLA *et al.*, 2013; HAMANN, 2018).

A atividade de movimentação dos robôs, ao contrário da organização espacial que foca no comportamento individual dos robôs, têm como interesse a movimentação do enxame

como um todo. Incluídas nessa categoria, destacam-se as atividades de exploração, forrageamento, movimento coordenado e transporte coletivo. A atividade de exploração possui semelhança com a tarefa de SLAM, na qual o robô deve navegar e construir um mapa enquanto se localiza nele, o que pode ter seu desempenho maximizado com a paralelização da atividade e a fusão das informações individuais. A tarefa de forrageamento é inspirada na busca por alimento de alguns animais coletivos, em que se realiza uma busca por objetos específicos e o seu posterior transporte. O movimento coordenado pode ser descrito como uma movimentação coletiva dos indivíduos, que se encontram aglomerados, em direção a um alvo específico, no qual a sua movimentação pode ser controlada dinamicamente através de regras de prevenção de colisão, regras de separação e limitação de velocidade. O transporte coletivo é a tarefa que visa replicar um comportamento facilmente visualizados em grupos de formigas, no qual agentes de força limitada devem atuar de forma coordenada para realizar o transporte de grandes cargas (NEDJAH; JUNIOR, 2019; BRAMBILLA *et al.*, 2013).

A última categoria é a tomada de decisão, e sua problemática consiste nos agentes realizarem escolhas individuais, dado um conjunto de opções. Essas decisões podem sofrer influência dos demais agentes, podendo o grupo convergir para uma única opinião ou realizar a criação de sub-grupos que compartilhem de uma mesma linha decisória. Esse problema pode se dividir em consenso, alocação de tarefas e localização. A atividade de consenso consiste em uma ação decisória unificada entre os agentes, no qual visa-se maximizar o desempenho do coletivo, uma vez que, devido a capacidade individual limitada, um agente pode não conseguir realizar a melhor decisão coletiva. A alocação de tarefas consiste na problemática de compartilhar entre todos os membros do enxame uma lista de atividades a serem realizadas, na qual cada um deve escolher, de forma dinâmica, em quais tarefas irá alocar seus recursos. Por fim, a tarefa de localização consiste na inferência do posicionamento de objetos ou robôs quando não existem referências externas, como sinal de *Global Positioning System* (GPS), problemática essa que se utiliza da capacidade dos agentes de calcular distâncias e realizar triangulações utilizando nós de referência cuja localização é conhecida (NEDJAH; JUNIOR, 2019; BRAMBILLA *et al.*, 2013).

4 METODOLOGIA

No presente capítulo será apresentado o processo metodológico desenvolvido ao longo desta pesquisa. O processo que será aqui exposto pode ser visualizado na Figura 7, que expõe as macro subdivisões do trabalho. De modo a facilitar entendimento, este capítulo será sub-dividido em duas seções, onde a primeira apresentará a investigação literária realizada, bem como a seleção de pontos de interesse. Na segunda, será exposto o detalhamento do algoritmo proposto, suas semelhanças e diferenças em relação a técnicas presentes na literatura.

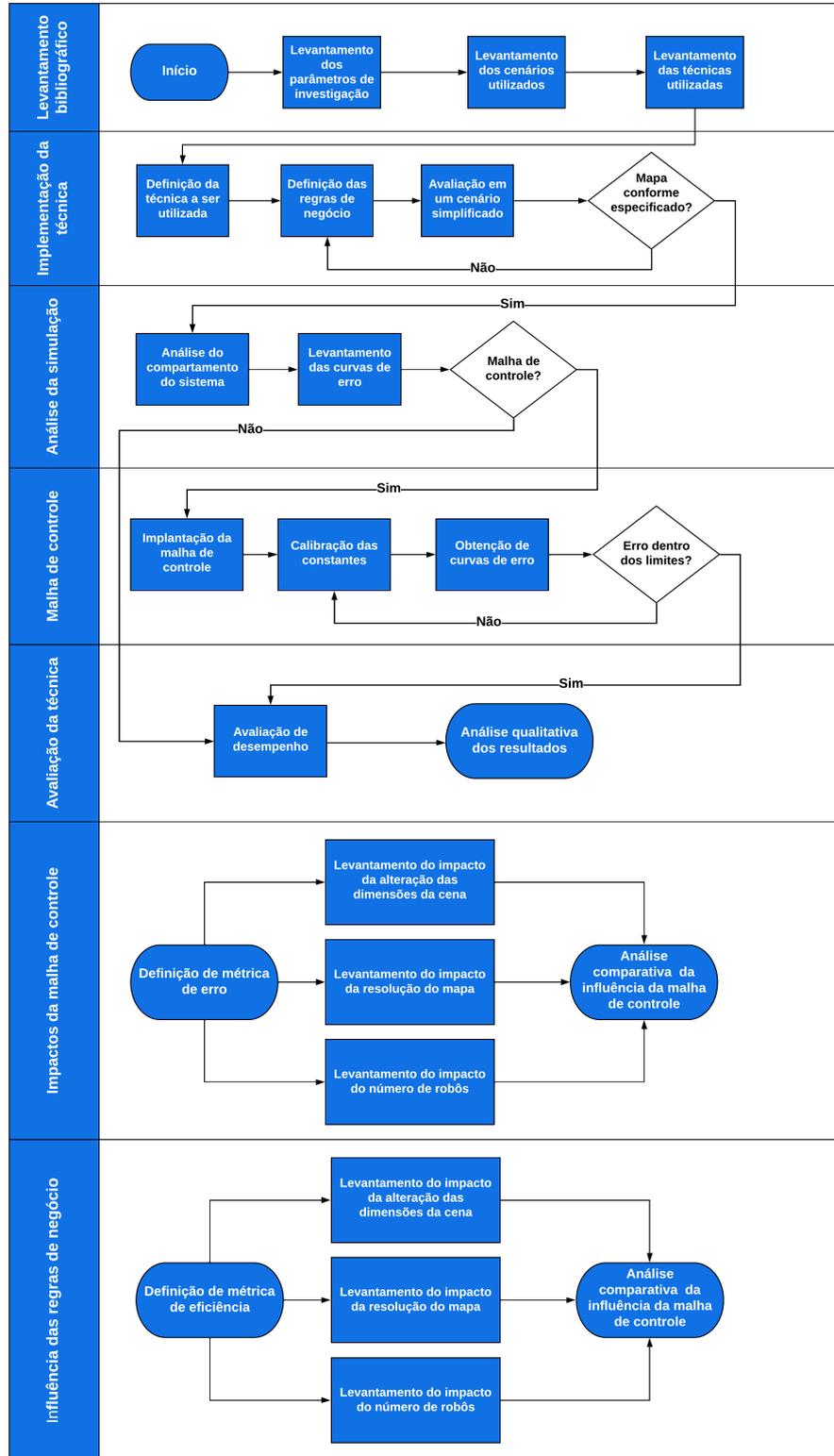
4.1 Investigação literária

Conforme apresentado na Figura 7, o processo investigativo desse trabalho inicia-se na literatura, na qual foi realizada uma revisão sistemática, limitando as buscas ao período contemplado entre os anos de 2010 a 2020, cujos detalhes encontram-se disponíveis no Apêndice A.

Essa revisão possuía como propósito a obtenção de dados a respeito das técnicas, dos agentes e dos cenários utilizados, informações essas que seriam utilizadas como suporte em futuras investigações. Como base nos resultados obtidos, foi possível agrupar as técnicas em três abordagens principais, baseando-se na técnica e na integração entre os agentes robóticos. Também foi percebida uma relação entre a técnica utilizada e a quantidade de agentes, onde as abordagens nas quais os agentes possuíam uma maior independência de exploração necessitavam de uma menor quantidade de robôs para realizar um completo mapeamento, em relação às abordagens cujos agentes possuíam menor liberdade de movimentação. Outro fator importante percebido em alguns trabalhos diz respeito ao número de agentes utilizados de forma simultânea, uma vez que ainda não se chegou a um número ideal. Baseado nisso, definiu-se as dimensões do ambiente e a quantidade de agentes como parâmetros de pesquisa, que devem ser alterados e que possuem potencial para alterar os resultados finais.

Quando se analisam os cenários, é possível perceber que os mesmos possuem características em comum, o que permite afirmar que são *indoor*, estáticos e divididos entre estruturado e não estruturados. Em 11 dos 13 trabalhos analisados, os ambientes eram terrestres, com agentes que também possuíam essa característica. Quando se tratam dos agentes robóticos, foram utilizados diversos modelos, dentre eles algumas plataformas comerciais, como o Wolfbot, utilizado em Dirafzoon *et al.* (2014), a Pheeno em Ramachandran *et al.* (2017), Khepera III em Marjovi *et al.* (2010), Alboul *et al.* (2010). Também foram realizadas algumas adaptações, como

Figura 7 – Fluxograma desenvolvimento metodológico



Fonte: Elaborada pelo Autor

em Marjovi e Marques (2013), no qual robôs da plataforma Roomba foram utilizados como agentes responsáveis pelo mapeamento.

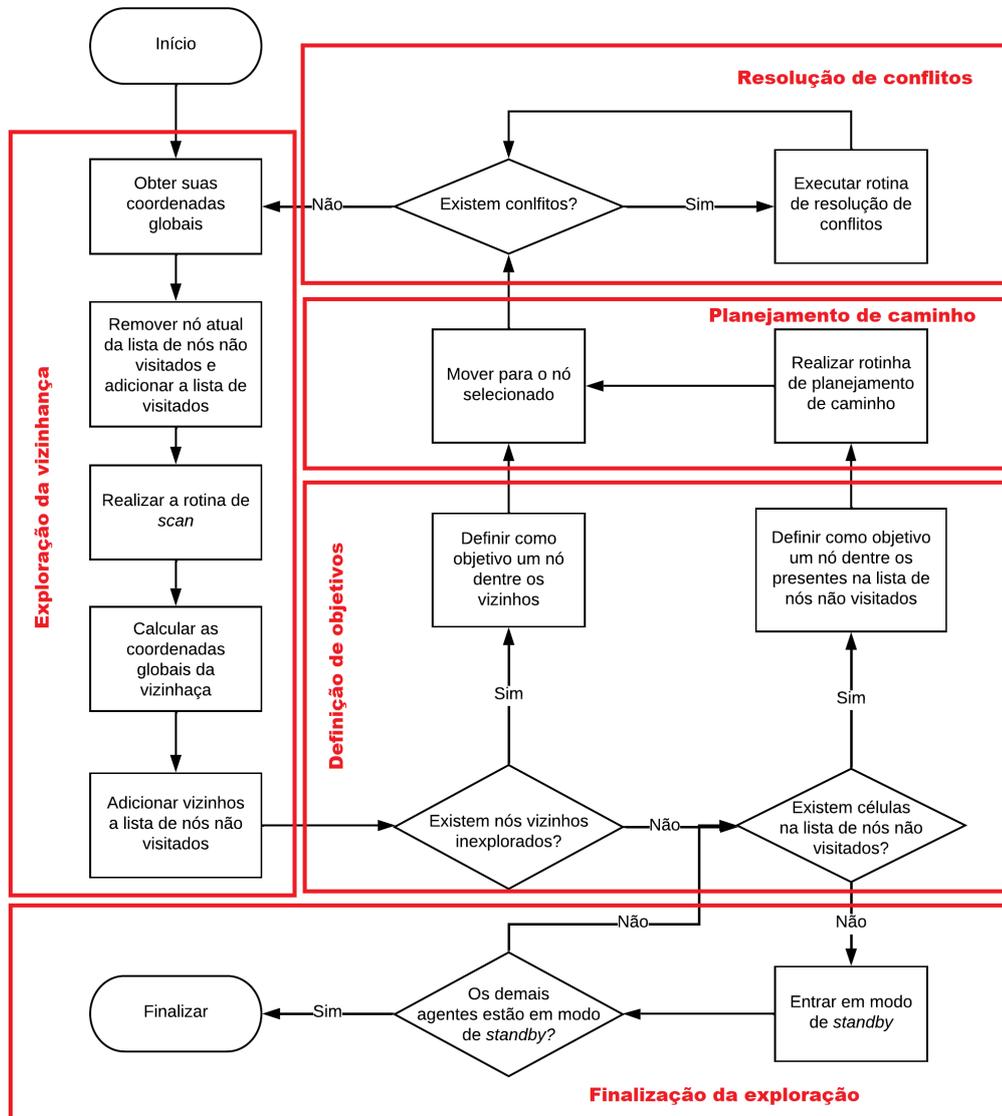
Após a finalização da revisão, foi possível identificar algumas lacunas a serem exploradas em trabalhos futuros. Uma delas diz respeito a características dos agentes, que em sua maioria são adaptados a exploração em ambientes terrestres, com um número menor de trabalhos utilizando agentes com características para navegação em ambientes aéreos e aquáticos. Essa característica pode ser observada no contexto de robótica de enxame, uma vez que, como apresentado em Nedjah e Junior (2019) e Chung *et al.* (2018), apesar da crescente utilização de outros tipos de agentes, ainda existem barreiras técnicas a serem superadas para a validação das abordagens em ambientes reais. Os resultados obtidos também permitiram perceber lacunas nas análises e nos experimentos realizados. Dentre essas destacam-se duas, sendo a primeira com foco na análise, com a falta de um estudo aprofundado dos impactos que a alteração de parâmetros como as dimensões da cena e do número de agentes explorando simultaneamente podem causar ao mapa final. A segunda lacuna está relacionada à eficiência da colaboração, com a falta de uma métrica para avaliar o quão eficiente foi um mapeamento e em quais circunstâncias a interação entre múltiplos agentes é benéfica ao sistema. Essas duas últimas lacunas mencionadas são alvo de investigação ao longo desta dissertação.

4.2 Algoritmo Proposto

A presente seção apresentará a técnica de mapeamento topológico com um *layout* baseado em estruturas de nós hexagonais, inspirado em como as abelhas constroem suas colmeias. O *layout* aqui utilizado foi introduzido na literatura, no contexto de mapeamento topológico utilizando técnicas de enxame de robôs, por Rosa *et al.* (2020), que por sua vez possui um princípio semelhante ao proposto por Alboul *et al.* (2010), que realizava o mapeamento com os robôs ocupando posições fixas e previamente calculadas, cujo mapa era formado baseado em estruturas triangulares.

A técnica a ser apresentada está embasada em conceitos presentes na teoria de grafos, possuindo semelhanças com algoritmo de busca *Depth-First Search*, onde cada nó representará um elemento do *layout* e as arestas, uma rota entre os nós dentro de uma mesma vizinhança. As similaridades com esse algoritmo se dão primordialmente na descida em direção aos nós descendentes, se diferenciando no momento da tomada de decisão ao se chegar ao final de uma ramificação. A escolha desse algoritmo como uma referência base está relacionada à sua

Figura 8 – Fluxograma do algoritmo proposto, destacando as macro subdivisões do mesmo



Fonte: Elaborada pelo Autor

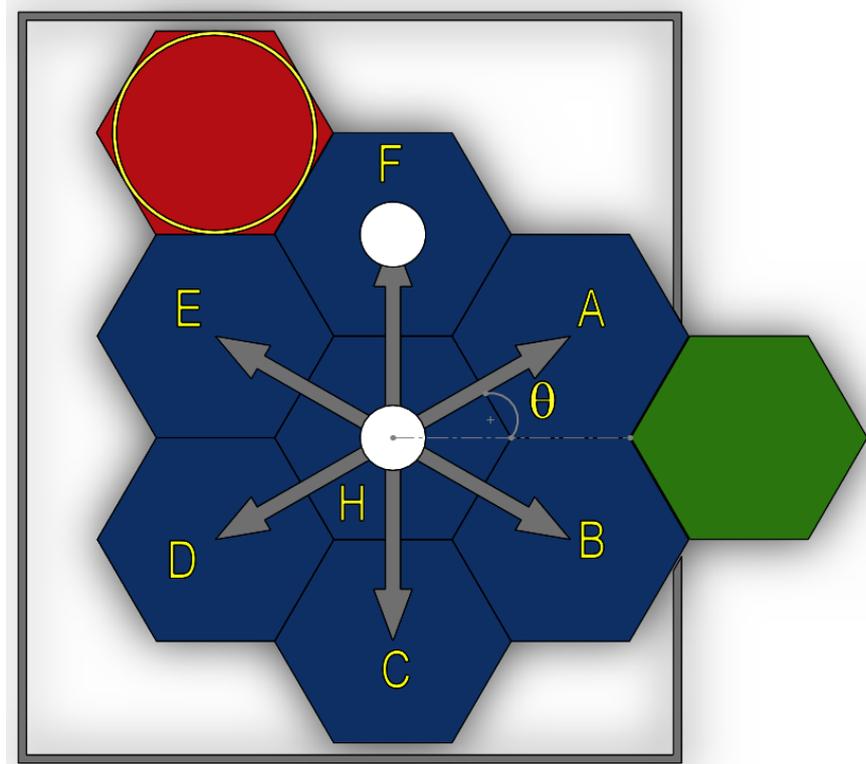
característica de exploração completa de um grafo, que no contexto de mapas topológicos, garante uma cobertura completa das áreas livres.

A Figura 8 apresenta o fluxograma macro da técnica, que pode ser subdividido em 5 etapas principais: Exploração, escolha de objetivos, planejamento de caminho e resolução de conflitos.

4.2.1 Regras de movimentação

O *layout* inspirado em favos de mel é apresentado na Figura 9, onde é possível perceber que a cena é dividida em estruturas hexagonais que representam pontos conhecidos do mapa e que serão a base para a navegação.

Figura 9 – Estrutura de favo de mel, com nós vizinhos e acessíveis a partir da célula H, em azul, não acessíveis em vermelhos e um nó que não fará parte da estrutura, em verde



Fonte: Elaborada pelo Autor

O conceito de vizinhança foi definido como o conjunto de nós que podem ser acessados a partir de um nó base, com um único deslocamento, sendo esse definido como o menor deslocamento necessário para se ir do centro de uma célula ao centro de outra. Esse conceito implica que para nós serem vizinhos, deve existir uma aresta em comum entre as suas estruturas hexagonais. Para que um determinado nó faça parte do mapa, é necessário que seu centro possa ser acessado a partir de um outro nó, sem que haja obstruções, assim como para fazer parte da vizinhança de um determinado nó, seu centro deve ser acessível a partir desse determinado nó. Através da Figura 9 é possível exemplificar as regras apresentadas, onde as células A, B, C, D, E e F compõe a vizinhança da célula H, enquanto o hexágono vermelho exemplifica uma célula que não faz parte da vizinhança de H, porém faz parte da vizinhança

das células E e F. A ausência da célula em vermelho na vizinhança de H pode ser justificada pela ausência de arestas em comum, bem como pela necessidade de se realizar mais de um deslocamento para se acessar o seu centro. O hexágono verde exemplifica uma célula que não irá compor a estrutura do mapa, uma vez que seu centro não se encontra acessível a partir de nenhuma outra célula, uma vez que existe uma barreira física, em cinza, que impede a acessibilidade seu centro, mesmo que lados de sua célula possuam arestas em comum e possa ser acessada por um robô.

As regras de movimentação definem que robôs devem se mover apenas entre nós que pertencem à sua vizinhança, com orientações fixas em $\pi/6$, $3\pi/6$, $5\pi/6$, $7\pi/6$, $9\pi/6$ e $11\pi/6$ radianos, de modo que o robô sempre se mova com uma orientação perpendicular a uma aresta da estrutura hexagonal. Essas regras são exemplificadas na Figura 9 através das setas, que indicam as orientações possíveis, bem como θ representa um exemplo do ângulo $\pi/6$ rad.

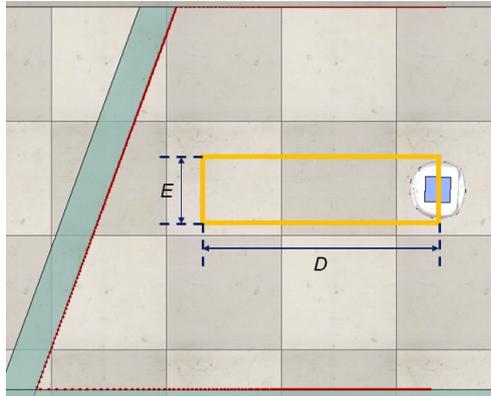
4.2.2 Exploração do nó atual

A técnica proposta, assim como o algoritmo de *Depth-First Search*, inicia-se com a identificação de nós descendentes, aqui entendidos como nós vizinhos, a partir de um nó base. Para essa identificação da vizinhança, o robô inicia um processo de *scan* do nó atual, que consiste em inicialmente calcular as coordenadas teóricas dos centros de cada um dos seis nós vizinhos possíveis. Após isso, o robô deve rotacionar em torno do próprio eixo para cada uma das orientações propostas anteriormente e verificar, através de sensoriamento adequado, se existem obstáculos que impossibilitem o centro do nó vizinho de ser acessado a partir do nó atual.

Para o atual trabalho, foi escolhido o sensor LiDAR para a identificação de obstáculos. Sua escolha deu-se devido às características do mesmo de emissão de laser em um *range* de abertura, com informações individualizadas, de modo que é possível calcular uma zona de segurança, como apresentado em amarelo na Figura 10. Esse cálculo pode ser realizado baseando-se no diâmetro do agente robótico, representado por E , e no deslocamento a ser realizado, representado por D , de modo que é possível prever uma possível colisão em um ambiente estático antes mesmo de se realizar a movimentação. Os pontos em vermelho representam os pontos do feixe de laser do sensor.

Uma vez identificado que um nó está contido na vizinhança de uma determinada célula, suas coordenadas calculadas serão inseridas na estrutura de dados, que representa um nó no grafo do mapa. Nessa estrutura de dados estão contidas as coordenadas do nó atual, uma vez

Figura 10 – Pontos de percepção do sensor LiDAR, em vermelho, e a zona de segurança calculada em amarelo



Fonte: Elaborada pelo Autor

que no presente trabalho foi assumido o acesso as coordenadas globais para cada um dos robôs, às coordenadas de cada um dos nós vizinhos juntamente com as orientações globais de cada um deles e, por fim, um *ID* para identificar aquele nó no grafo.

Como forma de otimização e redução da propagação de erros, uma vez que coordenadas previamente adicionadas possuem menor erro em relação ao que seria um mapa ideal, é verificado se o nó atual não faz parte da vizinhança de nenhum outro nó e, caso seja identificado que o mesmo faz parte da vizinhança, as coordenadas desse nó são inseridas como parte da vizinhança do nó atual. Essa abordagem visa evitar que movimentações e cálculos desnecessários sejam realizados, o que traz maior fidelidade às coordenadas exploradas. Com o mesmo objetivo de otimização e fidelidade, uma vez que as coordenadas do nó atual foram obtidas, deve-se atualizar a vizinhança de todos os nós que possuem o atual em suas estruturas de dados.

Além de adicionar os nós identificados na vizinhança, é necessário que os mesmos sejam adicionados a uma lista de nós ainda não visitados, que deverá ser compartilhada entre todos os robôs para que os mesmos possam identificar quais pontos do mapa ainda não foram explorados. Para isso, esse trabalho assume que a comunicação entre os robôs é possível a qualquer momento. É importante destacar que como nós representam uma área explorada do mapa, nós já explorados que por ventura façam parte da vizinhança do nó atual não devem ser novamente adicionados à lista de nós não visitados, evitando ciclos infinitos, que nos mapas serão representados por hexágonos com centros sobrepostos. Após a identificação de toda a vizinhança, o nó atual deve ser adicionado ao mapa, que será igualmente compartilhado entre todos os agentes.

4.2.3 Escolha de objetivos

Uma vez terminado o processo de *scan* do nó atual, o mesmo deverá ser retirado na lista de nós não visitados e a próxima célula a ser explorada deverá ser escolhida. Essa decisão poderá ser tomada em duas circunstâncias, onde em uma o robô deverá escolher um nó presente em sua vizinhança, como no algoritmo base no momento de exploração de descendentes, e outra na qual não haverá mais nós ainda não visitados em sua vizinhança e o robô deverá escolher um, dentre os contidos na lista de nós não visitados, sem a necessidade de voltar ao seu ancestral, diferenciando-se do algoritmo base.

A escolha do próximo objetivo de exploração, para ambas as situações apresentadas, definirá o desempenho do algoritmo, uma vez que essa escolha moldará o espalhamento dos robôs, bem como o número de vezes que os robôs passarão por zonas conhecidas. Essa informação pode ser utilizada como uma métrica de avaliação da eficiência da colaboração entre os robôs, onde regiões com muitas visitas em células já exploradas podem indicar uma colaboração ineficiente do enxame de robôs.

Para a escolha do objetivo subsequente foram definidas três regras de negócio simples, porém que podem implicar em diferentes formas de espalhamento por parte dos agentes. A primeira regra é a FIFO, que dentro do contexto da computação, rege o comportamento das filas, onde o primeiro elemento adicionado deve ser o primeiro elemento a ser retirado. No contexto do atual trabalho isso significa que será escolhido como objetivo subsequente o primeiro nó ainda não visitado inserido na vizinhança do nó atual, caso ainda existam células inexploradas, ou o primeiro presente na lista de nós ainda não explorados. A segunda regra, bem como a terceira, utiliza-se da distância euclidiana como métrica de avaliação. Essa regra, aqui intitulada como *Minimum*, define o próximo objetivo como aquele que possui uma menor distância euclidiana em relação ao nó atual. Para a condição na qual deve ser escolhido um nó contido presente na vizinhança do nó atual, situação na qual a distância euclidiana é teoricamente igual, a escolha se dará com base na regra FIFO. A última regra, neste trabalho nomeada de *Maximum*, seleciona o novo objetivo que proporcionará a maior distância euclidiana entre os robôs, regra que pode ser aplicada independente do momento de escolha.

Outro ponto importante, que deve ser levado em consideração no momento da escolha da célula a ser visitada, são as escolhas dos demais agentes, de forma a evitar colisões. Para tal, cada robô deverá compartilhar seus objetivos, que podem ser divididos em dois: vizinhos e finais. Os objetivos vizinhos estão relacionados às células pertencentes à vizinhança do nó atual,

enquanto os finais são utilizados para indicar objetivos nos quais não existe a obrigatoriedade de pertença à vizinhança e que podem necessitar de um planejamento de caminho para serem alcançados. Para as situações nas quais o próximo objetivo a ser visitado está contido na vizinhança de uma célula, os objetivos vizinho e final coincidem.

Portanto, para a escolha de um novo objetivo, em qualquer momento que se faça necessário, é preciso verificar se a primeira escolha, definida através das regras já apresentadas, não coincide com nenhum dos dois objetivos de cada um dos robôs que estão na exploração colaborativa e, caso haja um conflito de interesses, deverá ser dada prioridade ao que primeiro informou seu objetivo aos demais, devendo o outro definir um novo objetivo.

4.2.4 Planejamento de caminho

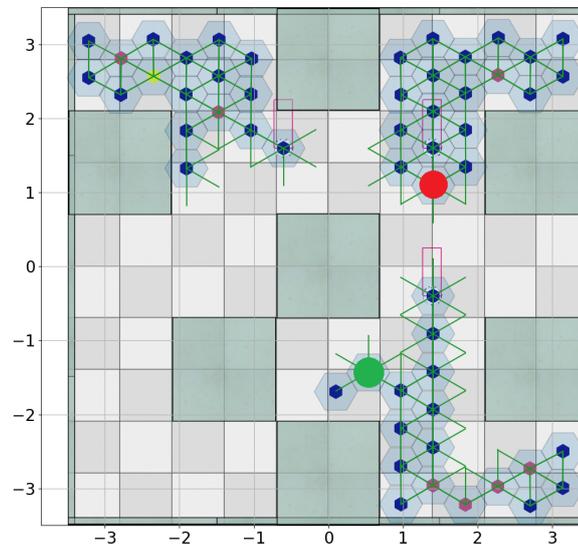
Com os objetivos definidos, é preciso navegar até a célula desejada e, para isso, é preciso calcular a distância e a orientação real entre a atual célula e a desejada, uma vez que, devido a propagação de erro durante o mapeamento, as coordenadas reais do nó podem divergir das inicialmente calculadas.

Para objetivos que não pertencem à vizinhança da célula atual, ou seja, os objetivos definidos como finais, é preciso utilizar um algoritmo de planejamento de caminho para traçar uma rota válida entre as células. Para a realização dessa tarefa, foi escolhido o algoritmo A* devido à sua capacidade de obter uma rota válida e com um menor custo de movimentação baseado em pesos previamente definidos.

Dentre as diversas possibilidades de cenários e combinações de nós iniciais e finais, existem circunstâncias nas quais não existem rotas válidas entre as células iniciais e aquelas definidas como objetivo, como pode ser exemplificado na Figura 11. Nessa figura, é possível verificar que, apesar de não existirem obstáculos que impeçam a navegação entre os pontos indicados pelas cores vermelha e verde, não é possível traçar uma rota devido à inexistência de nós no momento do planejamento de caminho. Além da problemática das zonas inexploradas, outra razão recorrente para existência de rotas está ligada à presença de obstáculos que tornem o nó inacessível. Caso seja detectado a inexistência de rotas válidas para o objetivo primeiramente definido, será necessário recalculá-lo até que seja encontrado um novo nó acessível.

A estratégia de navegação até o objetivo final consiste em um processo recursivo de navegação entre células vizinhas, seguindo uma rota previamente calculada. A cada novo deslocamento deverão ser verificados os objetivos dos demais robôs, de modo a evitar colisões

Figura 11 – Exemplo de cenário no qual não existem rotas válidas entre os nós marcados com as cores vermelha e verde



Fonte: Elaborada pelo Autor

que, devido a natureza discreta do algoritmo, são facilmente evitadas quando os agentes evitam visitar a mesma célula de forma simultânea. Para as situações nas quais dois ou mais robôs possuam uma mesma célula como seu objetivo vizinho, será dada prioridade a aquele que primeiro informou esse objetivo, devendo os demais aguardar que a célula seja desocupada. Caso a estratégia de priorização não surta os efeitos desejados, será necessário iniciar a rotina de resolução de conflitos.

4.2.5 Resolução de conflitos

Conflitos são problemas comuns quando se trata de navegação com múltiplos agentes e ocorrem quando um agente impossibilita, parcial ou definitivamente, a navegação de um outro robô. Os conflitos podem ocorrer em diversas circunstâncias, porém para abordagem utilizada neste trabalho, as mais comuns são aquelas nas quais dois ou mais robôs possuem, de forma simultânea, um objetivo em comum. Conflitos também podem ocorrer quando membros do enxame possuem as localizações atuais uns dos outros como objetivos subsequentes. Como forma de dar maior clareza aos cenários apresentados, é possível exemplificar através da Figura 9, cujos robôs são representados por círculos brancos. Os cenários mencionados ocorrem quando ambos os agentes possuem as células E ou A como seu objetivo consecutivo, ou quando o robô localizado na célula F possui a célula H como seu objetivo vizinho, e vice-versa. Essas circunstâncias possuem um elevado potencial de comprometer o correto funcionamento do

algoritmo de exploração e, por isso, devem ser identificadas e tratadas corretamente.

Para a identificação de conflitos, os robôs possuem quatro modos de exploração, que são compartilhados com os demais sempre que necessário, e são eles: *Standby*, *Conflict*, *Exploring* e *Blocked*. O agente estará no modo *Exploring* sempre que o mesmo ainda estiver explorando a cena. Para situação de conflito na qual um agente ocupa o objetivo de outro, deverá ser verificado o modo de exploração do agente ocupante da célula desejada e, caso o mesmo esteja em modo *Exploring*, o outro agente deverá aguardar que a célula seja desocupada para que o mesmo continue sua rota normalmente. Caso o robô ocupante também possua como objetivo a posição do robô que aguarda, ele deverá entrar em modo *Conflict*, para que seja identificado um novo tipo de conflito.

Nas situações nas quais ambos os agentes estão em modo *Conflict*, os mesmos devem verificar a quantidade de nós não ocupados existentes em suas vizinhanças e, caso algum não possua nós disponíveis, o mesmo deve entrar em modo *Blocked*. A utilização do modo *Blocked* sinaliza aos demais que esse robô não poderá ceder sua célula, cabendo aos demais cederem suas células para que o conflito seja resolvido.

Caso todos os robôs envolvidos no conflitos estejam em modo *Conflict*, deverá ceder sua célula aquele que possuir maior número de vizinhos livres, devendo recalcular sua rota a partir de sua nova posição. A rotina de resolução de conflitos deverá ser executada de forma recursiva até que todos os agentes envolvidos consigam atingir seus objetivos.

4.2.6 Finalização da exploração

O algoritmo proposto deve ser repetido até que não haja mais nós a serem explorados. Quando um robô não possui mais objetivos, situação na qual a lista de nós não visitados está vazia, o mesmo deverá entrar em modo *Standby*. Nesse modo, o agente deverá ficar parado e verificar o modo de exploração dos demais agentes e, caso algum deles não se encontre no mesmo modo, é possível inferir que existe a possibilidade de novos nós serem descobertos.

Uma vez que novos nós são descobertos, os robôs devem sair do modo *Standby* e continuar o processo exploratório anteriormente definido. Agentes em *Standby* são potenciais causadores de conflito com os demais agentes que estão explorando, portanto esse modo não exige que conflitos sejam resolvidos, com prioridade para os agentes que ainda encontram-se em exploração. A finalização do algoritmo se dá quando todos os agentes estiverem em modo *Standby*.

5 RESULTADOS

Dando continuidade ao desenvolvimento deste trabalho, o presente capítulo apresentará as investigações introduzidas na Figura 7. Ao longo das seções que se seguem serão descritos os experimentos realizados, bem como todos os parâmetros utilizados e investigados, além de trazer uma discussão mais aprofundada sobre o significado e os impactos dos dados expostos.

Para realizar simulações relacionadas a robótica, existem diversas aplicações utilizadas na literatura, dentre as quais se destacam o Open HRP, Gazebo, Webots e o CoppeliaSim. Para os experimentos que serão apresentados, foi escolhido o simulador CoppeliaSim, que pode ser definido como um ambiente de desenvolvimento integrado baseado em uma arquitetura de controle distribuído, permitindo que o usuário controle cada um dos componentes da simulação de forma independente. Para o controle dos elementos, foi utilizado a *Application Programming Interface* (API) disponibilizada pelo *software*, integrada a linguagem Python. Para os robôs, foi escolhida a plataforma Khepera III, equipada com sensores LiDAR.

5.1 Análise dos erros de simulação

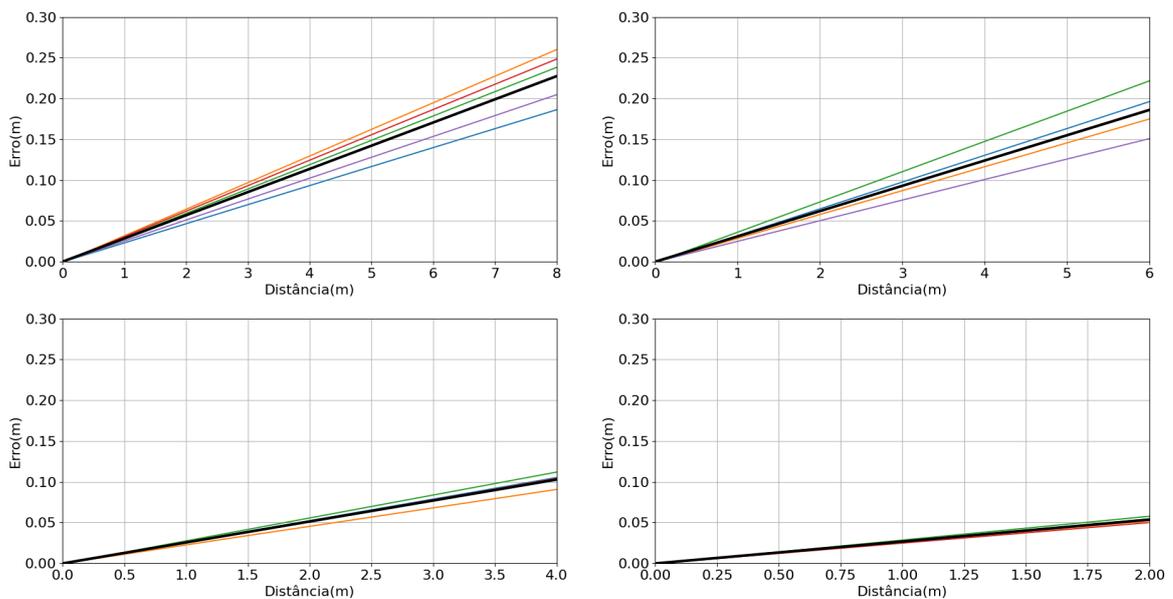
A técnica proposta ao longo desse trabalho se utiliza de um *layout* baseado em estruturas de nós formando uma malha bem definida, no qual cada célula possui um posicionamento relativo aos demais delimitado por distâncias e orientações fixas. Devido a essa característica, é de extrema importância que os agentes possuam uma movimentação precisa como uma forma de garantir a confiabilidade das informações apresentadas pelo mapa. Isso posto, é importante mensurar os erros de movimentação, que no presente trabalho estarão relacionados à simulação dos agentes robóticos, a fim de entender seus impactos e permitir a proposição de uma estratégia de mitigação dos mesmos.

Nesta seção, será apresentada a primeira investigação deste trabalho, que consiste em uma análise dos parâmetros da simulação, com vistas a verificar a necessidade da inserção de um controlador de malha fechada na planta de controle de movimentação dos agentes robóticos. Para isso, serão realizados experimentos para levantar dados referentes ao posicionamento e a orientação ao longo de um deslocamento retilíneo. Serão parâmetros para essa investigação: a velocidade de movimentação e o deslocamento total, de forma que os mesmos serão alterados individualmente de modo a permitir compreender a influência de cada um deles no erro total

de movimentação. Também serão realizadas repetições de execuções sem alterar os parâmetros citados, de modo a verificar a repetibilidade do sistema.

A investigação inicial visa mensurar o comportamento do erro com a variação das distâncias deslocadas e, para tal, foram realizadas 5 execuções para cada distância deslocada, utilizando uma velocidade de movimentação fixa em 3 rad/s. Apesar da proposta deste trabalho utilizar deslocamentos com dimensões reduzidas, foram utilizadas quatro distâncias para avaliar situações extremas, com amplitudes de dois a oito metros, com passo de dois metros. As movimentações foram realizadas utilizando orientação inicial zero, com uma navegação retilínea ao longo do eixo Y. Durante cada execução, foram realizadas aquisições de dados com taxa de amostragem de aproximadamente 62,5Hz da orientação e das coordenadas absolutas do robô ao longo do tempo.

Figura 12 – Gráficos de erro ao longo do deslocamento para situações sem a utilização da malha de controle e com velocidade constante



Fonte: Elaborada pelo Autor

Os resultados dessas execuções podem ser visualizados na Figura 12, que é composta por 4 sub-figuras representando cada uma das configurações exploradas. Cada uma das sub-figuras é composta por gráficos de linhas, sendo cada cor a resultante de uma execução e a cor preta representando a média das mesmas, que mensuram a diferença, em metros, da coordenada Y do robô em relação ao eixo inicial, ao longo da distância deslocada.

Analisando os gráficos de deslocamento é possível tirar algumas conclusões a respeito da movimentação dos agentes. A primeira inferência diz respeito a inexistência de repetibi-

lidade, e uma má precisão do posicionamento final, porém com sinais de tendência a defasagem em uma única direção, visto que o erro é sempre positivo. Essas tendências podem ser melhor visualizadas através da Tabela 1, na qual são apresentados os valores médio de erro das quatro execuções para cada configuração, bem como seus respectivos valores de desvio padrão. Nela é possível mensurar o aumento do desvio padrão com o aumento da distância deslocada, o que significa uma menor repetibilidade do sistema com o crescimento do parâmetro de deslocamento. Outra inferência que pode ser feita através da observação dos dados diz respeito a linearidade dos mesmos, uma vez que independente do cenário analisado, o comportamento dos dados se mostra aparentemente linear quando se observa de forma macroscópica. É necessário destacar que não é possível garantir a linearidade do erro com a variação das distâncias, sendo somente possível fazer essa inferência dentro de uma mesma configuração de parâmetros.

Tabela 1 – Tabelas com os valores médios de erro, e seus desvios padrões, com a alteração das distâncias deslocadas

Deslocamentos (m)	8	6	4	2
Média (m)	0,2274	0,1859	0,1028	0,0537
Desv. Pad. (m)	0,0252	0,0213	0,0063	0,0025

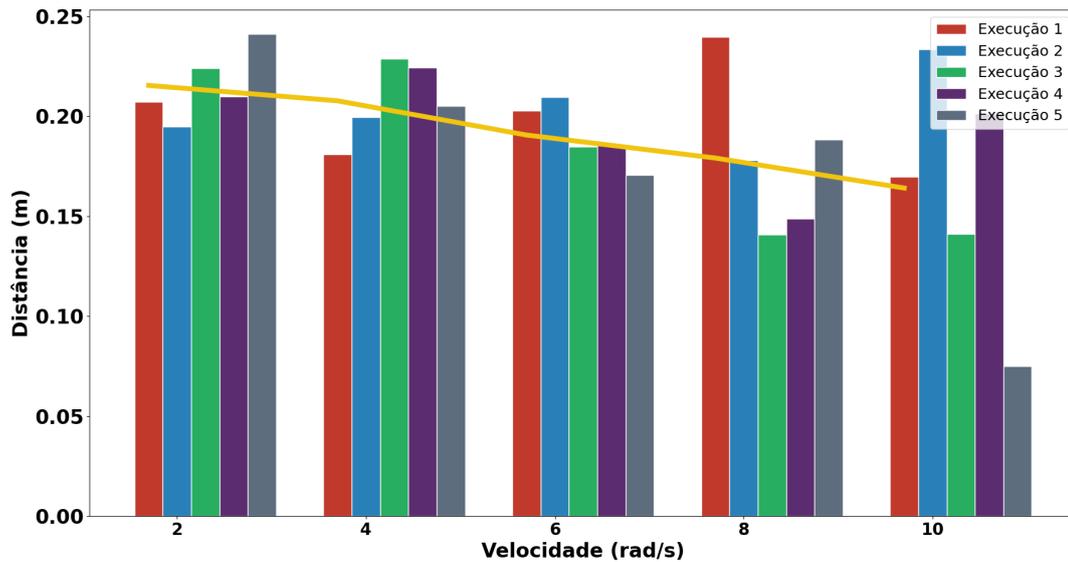
Fonte: Elaborada pelo Autor

Assumindo esse comportamento linear, cada uma das sub-figuras apresenta uma componente cuja linha possui a cor preta, que representa o comportamento médio do erro ao longo do deslocamento. Analisando esse comportamento médio de cada execução, é possível notar um comportamento aproximadamente linear do erro com aumento do deslocamento, de modo que a razão entre erro e deslocamento é aproximadamente constante.

Assim como a investigação anterior, que se propunha a tentar mensurar os impactos causados devido a distância deslocada para o posicionamento final dos agentes, também é importante avaliar os efeitos que a componente da velocidade pode trazer ao sistema. Para isso, foram realizados estudos similares aos previamente apresentados, onde foram realizadas 5 deslocamentos retilíneos com 8 metros de comprimento, com uma orientação inicial de 90° no plano cartesiano, alterando a velocidade em cada uma das 5 configurações. Para cada uma das baterias de experimentos a velocidade foi acrescida de 2 rad/s, iniciando em 2 rad/s e terminando em 10 rad/s.

Na Figura 13 são apresentados os dados obtidos através das execuções de cada configuração, onde o gráfico de barras representa a distância entre o posicionamento final e o

Figura 13 – Gráficos de erro para cada execução e para cada velocidade



Fonte: Elaborada pelo Autor

eixo de referência, enquanto o gráfico de linhas apresenta o valor médio das 5 execuções de cada configuração. Através dos gráficos, é possível perceber a tendência obtida nos resultados anteriores, onde o erro possui uma tendência de valores positivos, o que significa um erro na mesma direção do dos experimentos anteriores. Também é possível perceber uma tendência de queda da defasagem das distâncias com o aumento da velocidade angular. É importante destacar que existe um erro associado ao deslocamento ao longo do eixo de movimentação definido, que pode ser desprezado nas condições atuais, porém que pode ser relevante em velocidades muito elevadas, impossibilitando a estratégia de aumento da velocidade como forma de minimizar o erro. Isso é causado devido à natureza da comunicação entre sistemas onde, apesar da mudança de velocidades ser instantânea dentro do simulador, o tempo de resposta entre a aplicação e o simulador cresce com aumento da quantidade de elementos na cena, fazendo com que comandos não possuam respostas instantâneas.

A Tabela 2 apresenta os valores de erro médio para cada uma das configurações utilizadas, bem como seus respectivos desvios padrões. Esses dados reforçam algumas inferências feitas anteriormente a respeito da repetibilidade do sistema, sendo observado um fato diferente nesta análise: a variação da média de erro é inversamente proporcional ao desvio padrão, sendo as maiores velocidades responsáveis pelos menores erros e pelos maiores desvios padrões.

Para solucionar a problemática do deslocamento indesejado durante a movimentação, foi decidido adotar um controle de malha fechada do tipo Proporcional Integrador Derivativo (PID). A escolha por esse controlador se deu devido à sua ampla utilização na literatura para

Tabela 2 – Tabelas com os valores médios de erro, e seus desvios padrões, com a alteração das velocidades de deslocamentos

Velocidade (rad/s)	2	4	6	8	10
Média (m)	0,2154	0,2077	0,1906	0,1791	0,1641
Desv. Pad. (m)	0,0144	0,0159	0,0127	0,0320	0,0495

Fonte: Elaborada pelo Autor

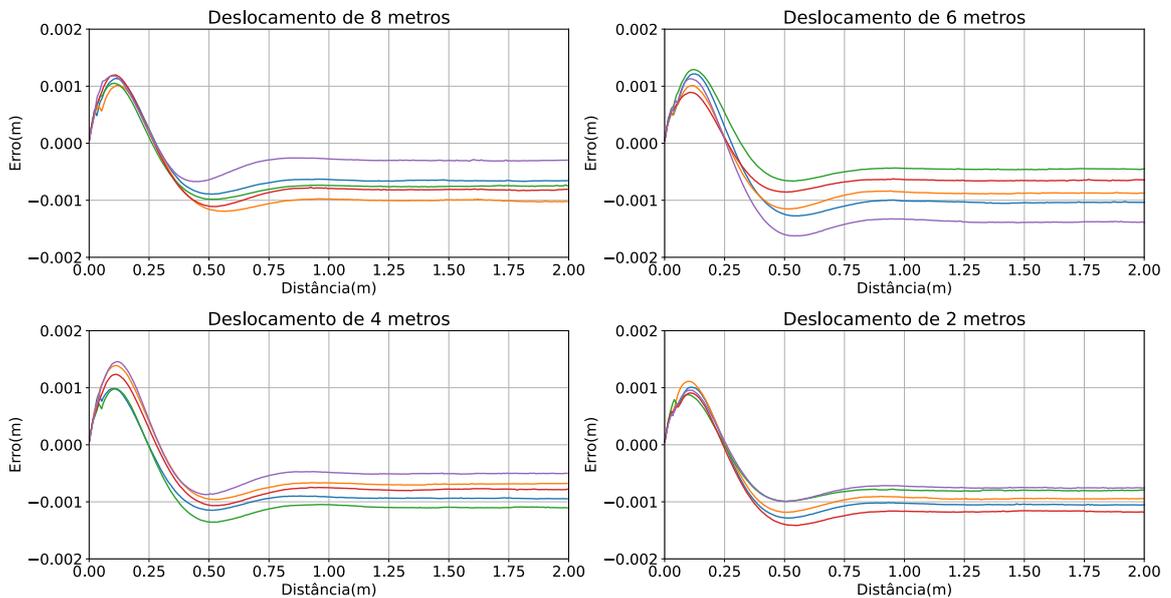
esse tipo de problema, que não exige uma abordagem mais complexa. Para a sintonização dos seus parâmetros, foi utilizada a abordagem de Ziegler–Nichols, que utiliza a resposta temporal para o cálculo das constantes, com o ajuste fino sendo realizado de forma manual, priorizando a minimização do sobressinal.

Esse controlador foi introduzido na planta que atua sobre a velocidade dos motores, utilizando informações de orientação como *feedback*, de modo a manter a orientação do robô conforme o sinal de entrada aplicado. A calibração dos parâmetros foi validada nos cenários previamente descritos, bem como foram realizadas 5 execuções em cada um dos cenários, de modo que fosse possível comparar os resultados da obtidos com a utilização da malha de controle.

Os resultados decorrentes da variação dos deslocamentos são apresentados na Figura 14, na qual são apresentados os gráficos de erro, em metros, em relação a distância deslocada. Analisando os dados é possível concluir que, dentro do contexto observado, a implementação foi bem sucedida, uma vez que, apesar do *overshoot* e da estabilização fora do valor do sinal de entrada, os erros finais são considerados aceitáveis dentro do contexto dos testes realizados. Dentro das validações de deslocamentos, foram realizados dois experimentos com uma extrapolação dos valores de distância, cujos resultados são apresentados na Figura 15, de modo a realizar a análise dos valores de banda. Dessa análise foi possível concluir sobre o correto funcionamento da malha de controle, no qual os valores finais de erro se aproximaram dos testes anteriormente realizados. Foram percebidas oscilações no sinal do erro, que podem ser atribuídas às oscilações naturais decorrentes da aquisição de dados do agente.

Quando realizados os experimentos que alteravam a velocidade dos agentes robóticos, chegou-se aos resultados apresentados na Figura 16. Desse gráfico é possível fazer algumas observações, onde percebe-se que o padrão de comportamento do erro foi invertido, uma vez que o mesmo passou a crescer com o aumento da velocidade, tornando necessário a recalibração dos parâmetros da malha de controle em cenários nos quais se utilizem velocidades de navegação superiores às testadas. Comparando os resultados obtidos com os anteriores, percebe-se mais

Figura 14 – Gráficos de erro ao longo do deslocamento para situações com a utilização da malha de controle e com velocidade constante



Fonte: Elaborada pelo Autor

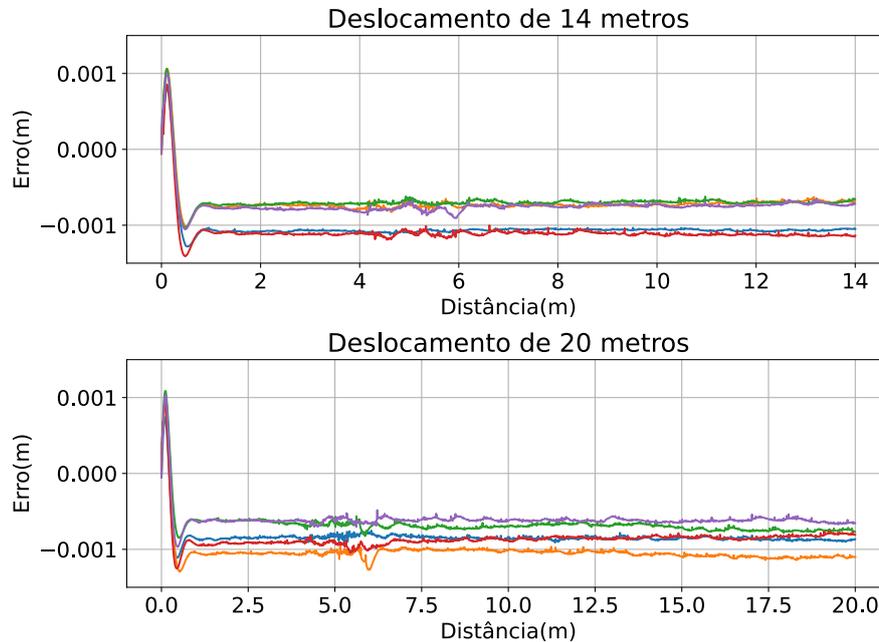
uma vez o impacto positivo da utilização da malha de controle, com valores dentro de limites aceitáveis quando se consideram as dimensões das distâncias deslocadas.

5.2 Avaliação inicial do algoritmo

Uma importante tarefa a ser realizada anteriormente a qualquer investigação é avaliação inicial do correto funcionamento do algoritmo proposto. Nessa avaliação deve-se analisar não somente a completude e representatividade do mapa, como também confirmar que todas as regras de negócio relacionadas a existência e conectividade entre nós, bem como escolhas de movimentação estão sendo respeitadas, independentemente do ambiente utilizado. Para tal, serão modelados alguns ambientes quadrangulares que contêm algum tipo de desafio do ponto de vista exploratório, confirmando assim o funcionamento da técnica proposta e definindo suas possíveis limitações.

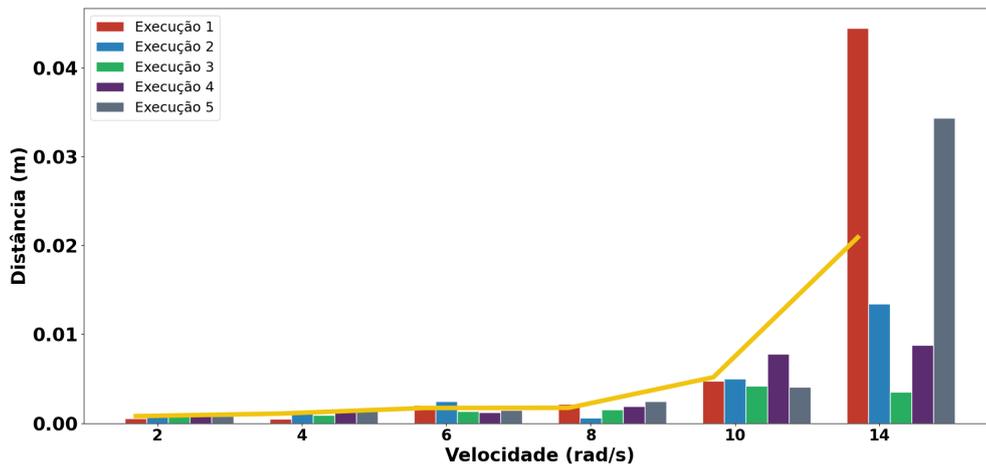
O primeiro ambiente escolhido foi idealizado com o propósito de testar a completude de cobertura em quinas com ângulos agudos e obtusos. Na cena também foi introduzido um obstáculo, localizado em uma extremidade da mesma com ângulos retângulos, de modo a criar uma pequena região não acessível. O ambiente possui uma área de $25m^2$ e, para mapeá-lo, foram utilizados dois robôs utilizando como parâmetro de mapeamento a distância entre os centros dos nós definida em $0,5m$.

Figura 15 – Gráficos de erro ao longo do deslocamento para situações com a utilização da malha de controle e com velocidade constante em cenários de extrapolação



Fonte: Elaborada pelo Autor

Figura 16 – Gráficos de erro para cada execução e para cada velocidade com a utilização da malha de controle

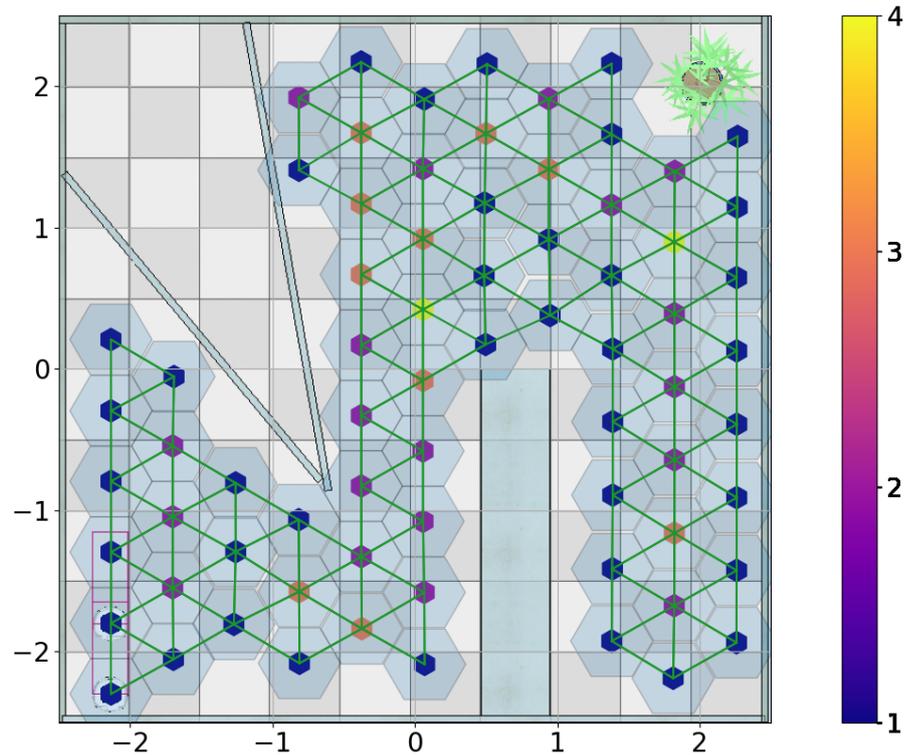


Fonte: Elaborada pelo Autor

O mapa sobreposto ao respectivo ambiente é exposto na Figura 17, no qual é possível visualizar os pontos mapeados, as arestas de ligação e as estruturas hexagonais que delimitam as células. Através do artefato obtido com o mapeamento desse ambiente é possível tirar algumas conclusões a respeito do comportamento do algoritmo e da simulação. Considerando apenas o desafio idealizado para esse ambiente, é possível perceber que ele possui representatividade

da cena mapeada, onde as regiões não acessíveis, devido a presença de obstáculos, não foram incluídas no mapa. Na perspectiva das regiões com ângulos agudos, é possível perceber que as mesmas foram mapeadas, sendo limitadas pelas dimensões dos agentes, bem como pela resolução do mapa, previamente definida.

Figura 17 – Primeiro cenário utilizado para avaliação do algoritmo proposto

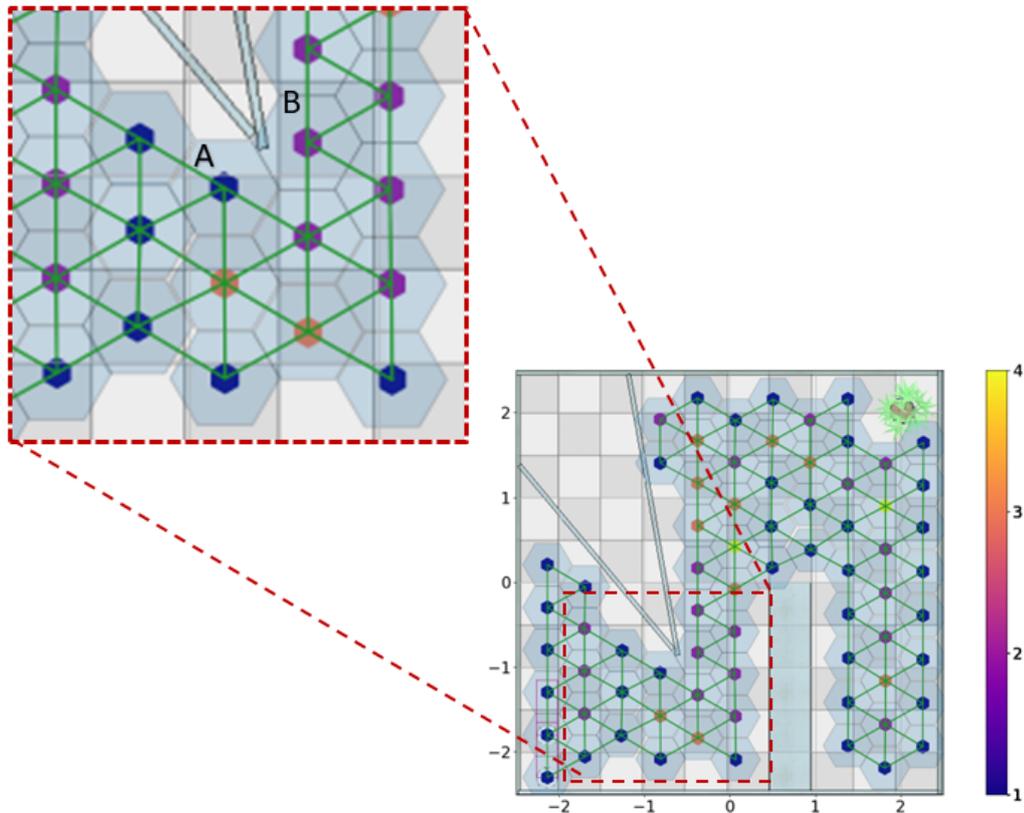


Fonte: Elaborada pelo Autor

Apesar de ainda distante de representar todos os desafios que serão encontrados em um ambiente real, como por exemplo os cenários de uma casa ou um escritório, o mapa da Figura 17 permite visualizar que duas regras de negócio importantes são respeitadas. A primeira regra delimita a presença de nós em zonas acessíveis, onde seus centros não podem coexistir com obstáculos. A segunda regra define a existência de arestas entre nós somente quando existir uma rota linear entre os dois centros livre de colisão. Para exemplificar o cumprimento dessa regra, tem-se a Figura 18, que apresenta uma vista ampliada da Figura 17, no qual não existe uma aresta entre os nós A e B, uma vez que existe uma provável colisão ao longo da rota entre esses dois nós, problema esse causado devido as dimensões do agentes.

O segundo ambiente modelado visa replicar os desafios encontrados em um ambiente de um escritório, no qual estão presentes diversos objetos como mesas, cadeiras e armários,

Figura 18 – Vista ampliada do primeiro cenário utilizado na avaliação da técnica proposta

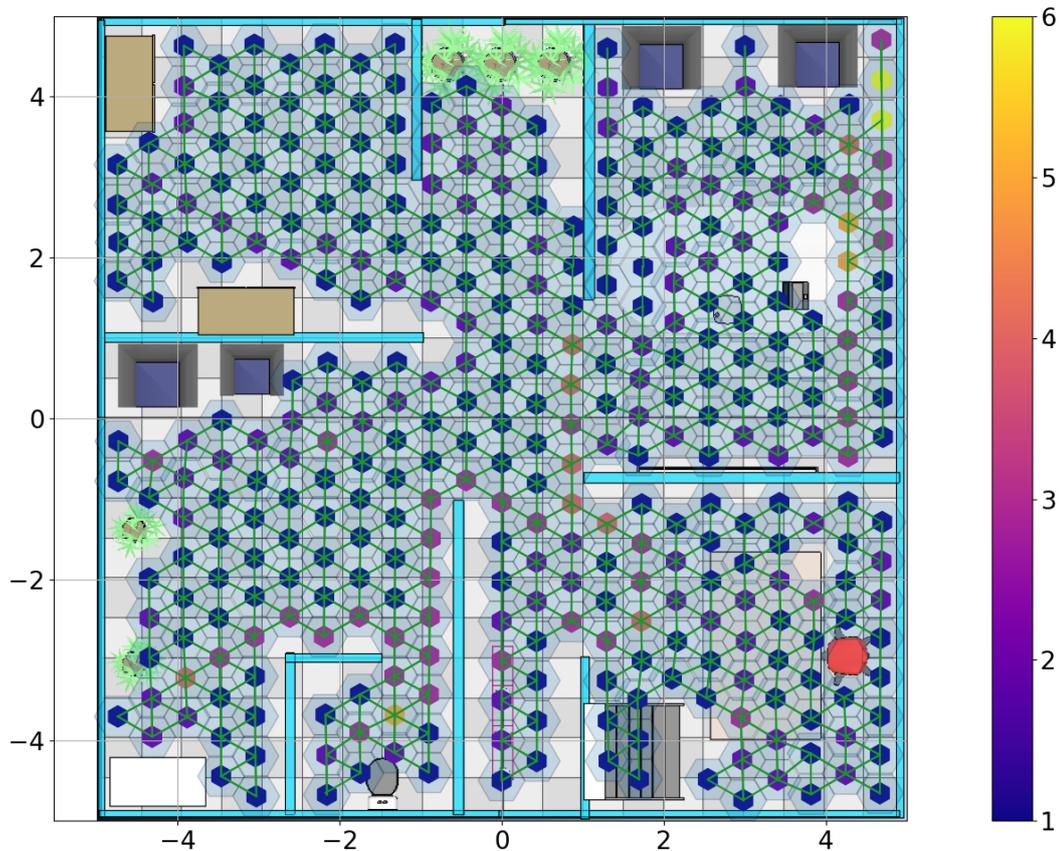


Fonte: Elaborada pelo Autor

divididos em cômodos e separados por portas e corredores. Essa cena foi modelada com $100m^2$ e, para mapeá-lo, foram utilizados 3 robôs com distância com o parâmetro de distância entre nós definido em $0,5m$.

A Figura 19, assim como a Figura 17, apresenta o mapa sobreposto com o respectivo ambiente mapeado. Através desse mapa é possível reforçar algumas conclusões obtidas com o mapa anterior, dentre elas o cumprimento das regras de negócio que definem a disposição das células vizinhas, a não coincidência entre centros e obstáculos e a presença de arestas de ligação dos nós. Para esse mapa é preciso destacar alguns comportamentos aparentemente divergentes daqueles apresentados no mapeamento anterior, porém que seguem o comportamento definido. O primeiro ponto a ser destacado é a localização nós, onde as áreas cobertas pelas estruturas hexagonais coincidem com espaços ocupados por obstáculos, porém é importante ressaltar que isso não representa um comportamento inadequado, uma vez que não existem sobreposições entre centro da célula e as áreas ocupadas por obstáculo. O segundo ponto que pode causar algum estranhamento é causado pela perspectiva da vista superior utilizada para representar o ambiente, na qual obstáculos aparentam estar sobrepostos por nós, sendo que os mesmos estão

Figura 19 – Segundo cenário utilizado para avaliação do algoritmo proposto, com seu respectivo mapa sobreposto



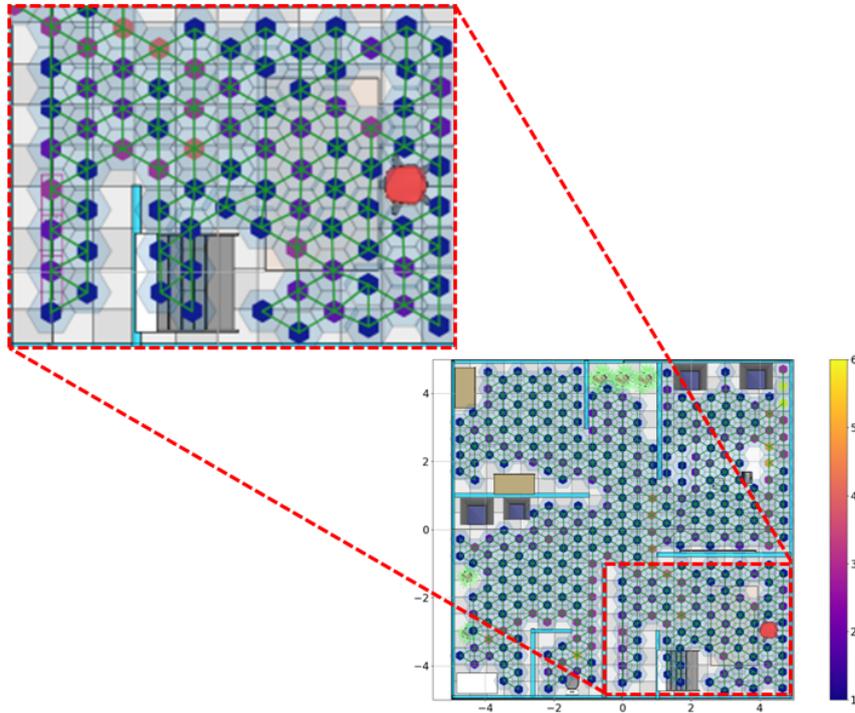
Fonte: Elaborada pelo Autor

em diferentes níveis de alturas ao longo do eixo ortogonal ao plano mostrado na imagem. A Figura 20 corresponde a uma vista ampliada da Figura 19 e ajuda a visualizar as características destacadas, sendo também possível verificar o cumprimento da regra de negócio para a presença de ligação entre nós vizinhos, uma vez que células adjacentes que possuem obstáculos entre seus centros não estão conectadas por arestas.

Uma vez finalizada a avaliação do algoritmo utilizando cenários propostos por este trabalho, o passo seguinte consiste na comprovação do correto funcionamento através da utilização de cenários presentes na literatura de mapeamento topológico utilizando enxame de robôs. Dentro dessa proposta, foram modelados 4 cenários que podem ser visualizados, juntamente com seus respectivos mapas, na Figura 21. Para o mapeamento foram utilizados três agentes robóticos de forma simultânea.

O cenário apresentado na Figura 21a, é constituído de um ambiente não estruturado, com subdivisões e diversos obstáculos não uniformes, inspirado no cenário proposto por Rosa *et al.* (2020). A cena apresentada na Figura 21b, utiliza a ideia de um ambiente estruturado, porém

Figura 20 – Vista ampliada do segundo cenário utilizado para avaliação do algoritmo proposto



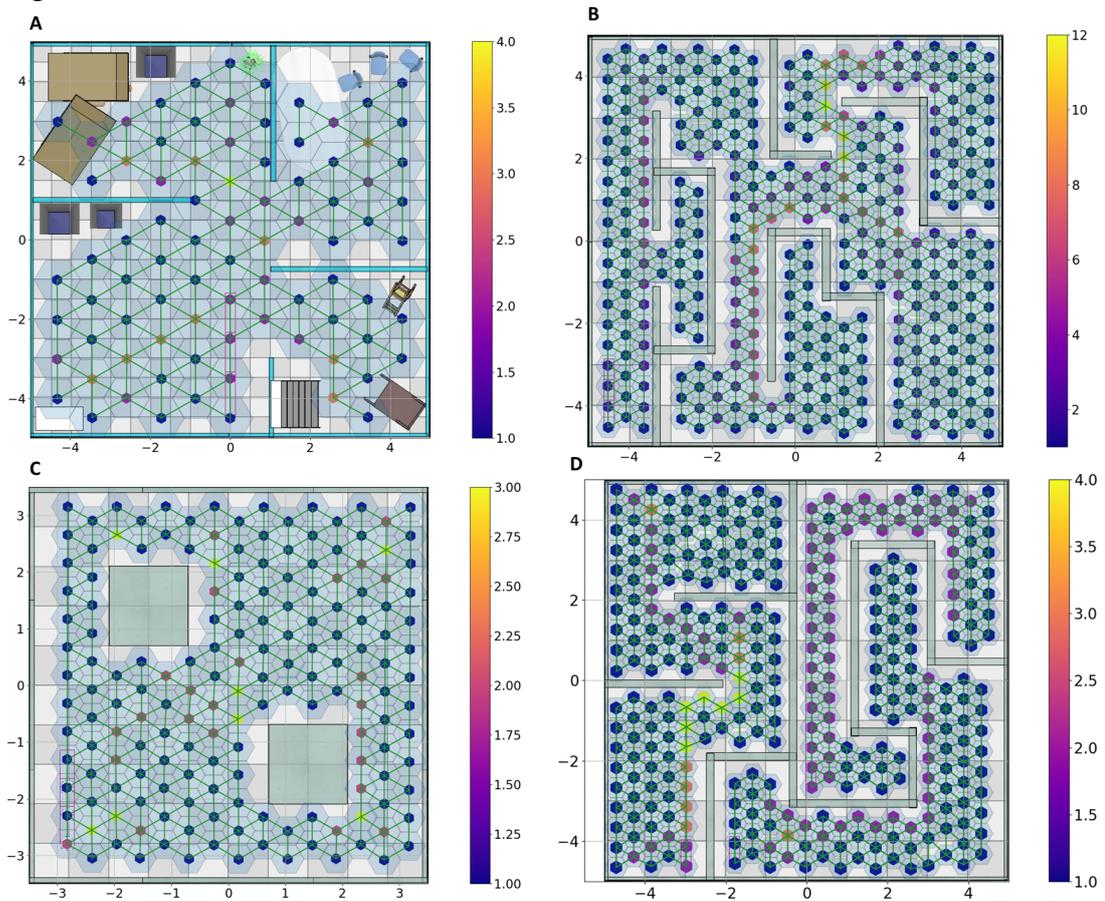
Fonte: Elaborada pelo Autor

livre de obstáculos, apresentado em Jiménez *et al.* (2018b). O cenário exposto na Figura 21c, apresenta um ambiente não estruturado, simétrico e contendo dois obstáculos, como proposto em Dirafzoon e Lobaton (2013). Por fim, o último cenário, visualizado na Figura 21d, apresenta uma cena estruturada, sem obstáculos, e que mantém os robôs fisicamente isolados uns dos outros. Esse cenário foi proposto para avaliar o comportamento dos agentes em uma situação na qual cada um deve explorar uma zona fisicamente isolada e criar um mapa a partir do compartilhamento de informações, sem gerar *deadlocks* por existirem zonas inacessíveis para um robô, inspirado no cenário apresentado em Jiménez *et al.* (2018a).

Analisando os mapas da Figura 21 é possível confirmar o correto funcionamento da técnica de mapeamento, onde é perceptível a representatividade do mapa para a cena proposta com a cobertura de todas as áreas acessíveis. Também é possível comprovar o correto funcionamento das regras de negócio estabelecidas, sendo as mesmas respeitadas independente do cenário analisado. Além disso é possível notar pequenas sobreposições parciais entre as estruturas dos hexágonos, o que motivou a discussão sobre a qualidade dos mapas, introduzida na subseção 5.3.1.

Em comum a todos os mapas apresentados até o momento na atual seção está a presença de uma barra lateral de cores, com uma legenda para as cores utilizadas nos centros dos

Figura 21 – Quatro cenários modelados com inspiração na literatura para validação do algoritmo



Fonte: Elaborada pelo Autor

nós do mapa. Essas cores trazem a informação do mapa de calor da movimentação dos robôs, mostrando o número de vezes que cada nó foi visitado ao longo do processo exploratório. Isso leva a informações importantes a respeito do processo exploratório, a se discutir posteriormente.

5.3 Comparativo com a literatura

Uma vez finalizada a avaliação e comprovação do correto funcionamento da técnica proposta, a investigação subsequente propõe-se a realizar um comparativo de desempenho com artigos presentes na literatura. Para tal, foi escolhido o artigo Rosa *et al.* (2020) devido a utilização da mesma estrutura de mapeamento baseado em favos de mel e pelo fato do mesmo apresentar dados quantitativos que permitam uma comparação.

Para a realização de um comparativo justo, foram modelados os dois cenários apresentados respeitando seus detalhes, bem como suas respectivas dimensões, onde foram realizados mapeamentos utilizando a mesma quantidade de agentes robóticos e em posições

iniciais semelhantes. Os cenários utilizados como referência, bem como os modelados, podem ser visualizados na Figura 22, dentre os quais a Figura 22a e Figura 22b apresentam os cenários retirados do artigo de referência, sendo os demais modelados por este trabalho. Para efeito de nomenclatura, as cenas apresentadas na Figura 22a e Figura 22c serão nomeadas como Cenário 1, enquanto os demais serão citados como Cenário 2. É importante destacar também a utilização de uma mesma linha de simuladores, sendo o CoppeliaSim, uma versão mais recente do simulador V-REP utilizado por Rosa *et al.* (2020).

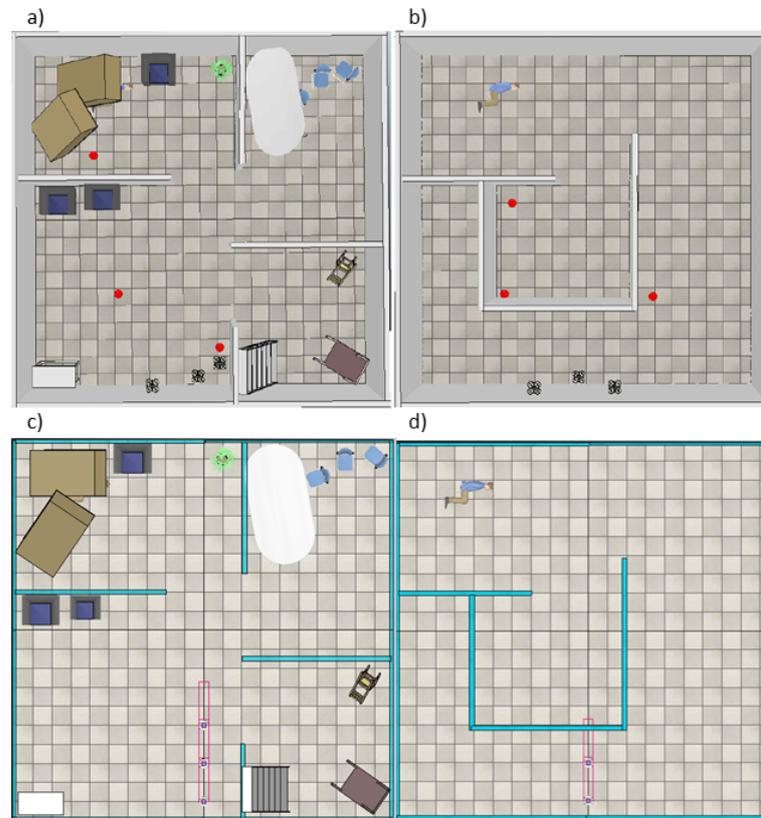
Em Rosa *et al.* (2020) são apresentados, como dados quantitativos, os tempos necessários para o completo mapeamento de cada uma das cenas e para cada número de robôs utilizados. Também foram apresentados a quantidade de deslocamentos necessários para a exploração completa, onde uma unidade de deslocamento é o deslocamento necessário para ir de um nó a seu vizinho.

Para um bom comparativo entre os trabalhos, é importante que as métricas sejam absolutas e independentes das condições computacionais de quem os executam. Dentro desse contexto, a métrica que melhor atende a esses requisitos é a quantidade de deslocamentos e que, portanto, será utilizada ao longo do comparativo. Baseado nos mesmos critérios já mencionados, o tempo não se apresenta como um bom critério comparativo, principalmente pela possibilidade de variar consideravelmente com a potência computacional. Apesar disso, é possível realizar investigações dos padrões de intervalos de duração dentro para um dado modelo, confrontando execuções com parâmetros distintos.

Para o levantamento dos dados necessários para se realizar o comparativo de desempenho, serão realizados mapeamentos utilizando dois e três robôs para cada um dos cenários, enquanto para as regras de negócio, serão utilizadas as combinações *Fifo-Minimum* e *Fifo-Fifo*.

É importante destacar que embora utilizem-se conceitos similares em ambos os trabalhos, as regras de negócios para escolha de nós subsequentes de exploração são diferentes. A primeira, e talvez mais relevante divergência, dá-se nos momentos de tomadas de decisão, onde no atual trabalho existem dois momentos de escolha de objetivos, dentro e fora da vizinhança, enquanto em Rosa *et al.* (2020) não existe essa distinção, sendo aplicada a mesma regra de negócio independente da condição na qual o sistema se encontra. Outra diferença em relação às regras estabelecidas em Rosa *et al.* (2020) está na referência utilizada para a escolha dos objetivos baseados na distância euclidiana: a técnica aqui proposta utiliza-se da distância euclidiana em relação ao nó atualmente ocupado pelo robô, enquanto em Rosa *et al.* (2020) o primeiro nó

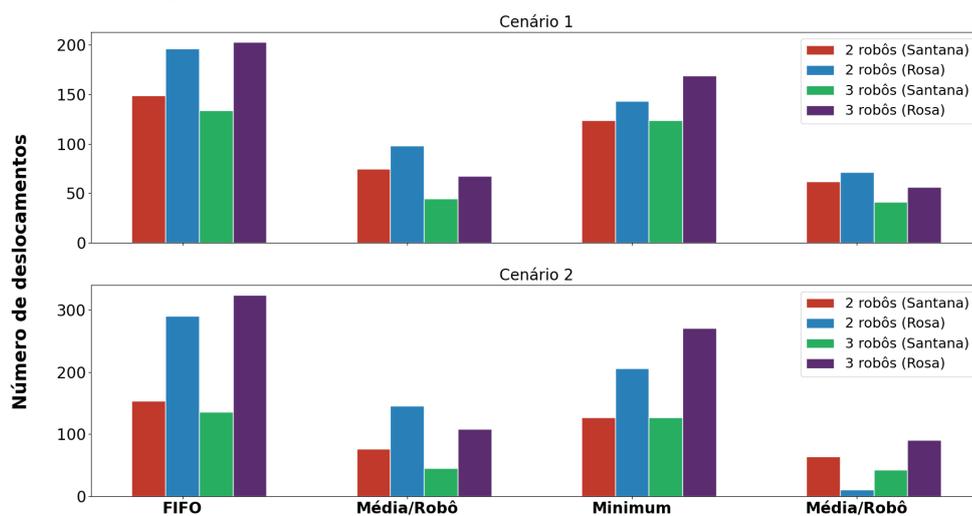
Figura 22 – Cenários modelados para comparação, com as sub figuras a e b retirados de (ROSA *et al.*, 2020)



Fonte: Elaborada pelo Autor

adicionado ao mapa é utilizado como referência no cálculo da menor distância.

Figura 23 – Comparação entre quantidade de passos do presente trabalho com o trabalho apresentado em Rosa *et al.* (2020)



Fonte: Elaborada pelo Autor

Os resultados das execuções, bem como os valores trazidos pelo trabalho de referência podem ser visualizados na Figura 23, onde é possível fazer algumas observações. A

primeira delas é que o atual trabalho necessita de uma menor quantidade de *steps* para concluir o mapeamento. Essa informação constitui uma importante métrica quando se considera a eficiência da colaboração, pois um maior número de passos pode indicar uma maior revisitação de nós já explorados, representando um maior gasto energético, sendo um indicativo de que o processo de colaboração entre agentes que pode ser otimizado. Outra conclusão que pode ser tirada dos dados apresentados diz respeito à combinação de negócio, uma vez que diferentes combinações influenciam na quantidade de passos para se completar a exploração, padrão esse que pode ser percebido nos dois trabalhos, com a combinação *Fifo - Fifo* requerendo uma maior quantidade de movimentos que a combinação *Fifo-Minimum* para ambos os trabalhos, o que motivou a discussão sobre eficiência de exploração e mapeamento que será apresentada posteriormente.

Dentro desse contexto de eficiência, também é possível notar que a quantidade de deslocamentos necessários média por robôs decresce com o aumento dos mesmos em ambos os trabalhos, visualizados através dos valores médios, independentemente da configuração e do cenário (para os casos testados), enquanto os valores absolutos, para o trabalho atual, são menores ou iguais utilizando três robôs em comparação com a utilização de apenas dois, mostrando que a inclusão de um novo robô trouxe mais efeitos positivos neste trabalho.

Também é possível analisar a variação percentual causada pela adição de mais um agente robótico, para cada uma das combinações de regras de negócio, no número de deslocamentos médio por robô. No artigo utilizado para as comparações, a inclusão de um novo agente trouxe uma redução de 31,63% e 21,21% para o primeiro cenário, utilizando as combinações de regras *Fifo-Fifo* e *Fifo-Minimum* respectivamente, enquanto para o segundo cenário, utilizando as mesmas regras, os valores de redução foram de 25,51% e 12,29%. Para o atual trabalho, a inclusão de um novo agente também trouxe impactos positivos para a redução da quantidade de deslocamentos média, com valores de 40,04% e 33,33% para o primeiro cenário, além 40,74% e 33,33% para o segundo, seguindo a ordem das regras de negócio anteriormente utilizadas. Com isso, é possível concluir que a combinação *Fifo-Fifo* foi a mais impactada com o aumento da quantidade de robôs durante o mapeamento.

Outro ponto que pode ser analisado é o tempo de exploração, que tem seus valores apresentados na Tabela 3. Conforme previamente mencionado, os valores expostos não podem ser utilizados de forma absoluta na comparação, portanto, é possível analisar apenas os padrões de comportamento dentro do contexto das regras de negócio e da inclusão de novos agentes. Dito isso, é possível notar que, para uma mesma quantidade de robôs, em Rosa *et al.* (2020),

a combinação *Fifo-Minimum* necessita de uma menor quantidade de tempo para a completar o mapeamento, sendo exceção o caso utilizando três robôs para o primeiro cenário. Também é possível notar que, para o primeiro cenário, a adição de um novo agente não trouxe benefícios em termos de mapeamento, enquanto para o segundo, esses benefícios ficam evidentes, independentemente da combinação de regras de negócio utilizada. Considerando os dados do presente trabalho, os valores podem ser vistos como mais próximos aos valores esperados, com menores valores utilizando a combinação *Fifo-Minimum* em relação à combinação *Fifo-Fifo*, bem como a redução dos tempos com o aumento da quantidade de agentes, seguindo o padrão de deslocamentos médios por robô para cada combinação de regras de negócio.

Tabela 3 – Tabelas com os tempos de exploração de ambos os trabalhos analisados

Configuração	Cenário 1 (Atual)	Cenário 2 (Atual)	Cenário 1 (Referência)	Cenário 2 (Referência)
2 robôs - FIFO	00:34:18	00:30:24	02:30:32	03:00:17
2 robôs - <i>Minimum</i>	00:27:34	00:26:41	02:24:56	02:27:58
3 robôs - FIFO	00:26:44	00:22:31	03:44:25	02:08:09
3 robôs - <i>Minimum</i>	00:23:20	00:22:31	03:54:17	01:56:08

Fonte: Elaborada pelo Autor

Nota: A tag "Atual" está associada ao presente trabalho, enquanto "Referência" está associado o projeto apresentado por Rosa *et al.* (2020)

É importante novamente destacar que não é possível tirar conclusões definitivas utilizando apenas o tempo de execução, uma vez que os mesmos podem ser influenciados pelo poder computacional disponível no momento de cada uma das execuções, onde o presente trabalho buscou execuções em condições similares, não sendo possível garantir o mesmo do artigo que está sendo utilizado no comparativo.

5.3.1 Qualidade dos mapas

O tema qualidade de mapas é um assunto pouco explorado dentro do contexto de mapeamento topológico utilizando técnicas de enxame de robôs. Para se estudar esse tema, o desafio inicial consiste em definir um mapa ideal para que, utilizando o mesmo como base, seja possível calcular o grau de desvio do mapa gerado daquele idealizado.

Devido a natureza determinística do algoritmo proposto, para uma cena estática e livre de interferência externas, é possível descrever matematicamente a movimentação e as escolhas dos agentes robóticos para cada instante de tempo e, conseqüentemente, calcular suas

coordenadas ao longo do tempo. Portanto, pode-se definir um mapa ideal como o resultado do cálculo das coordenadas de todos os nós em uma situação livre de erros de movimentação. Os erros de movimentação que ocasionam a discrepância mencionada podem ocorrer por diversas razões, sendo as mais comuns as imprecisões dos instrumentos de medição, imprecisões mecânicas e atrasos de comunicação.

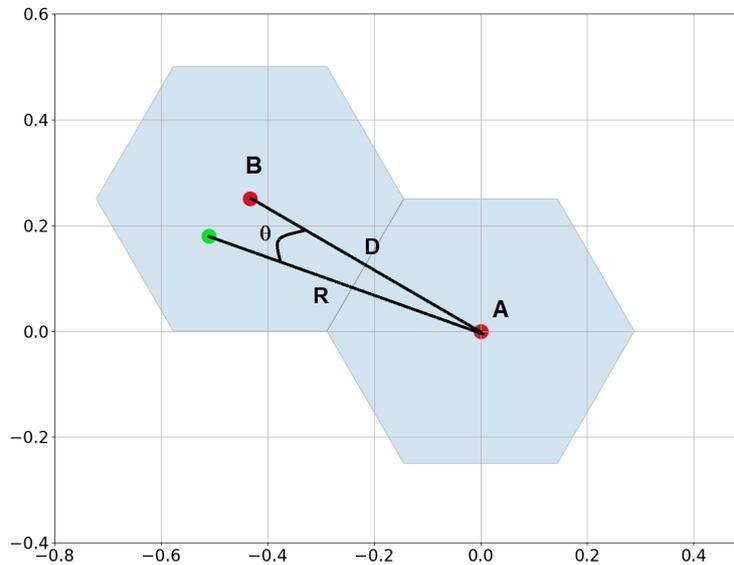
Estabelecido um mapa ideal, o passo seguinte consiste em definir uma forma de mensurar a divergência entre o mapa obtido e a sua versão idealizada. Para isso, serão utilizadas premissas anteriormente definidas, que delimitavam a distância euclidiana e a orientação dos nós vizinhos em relação a um nó base. Essas premissas estabelecem que as células presentes em uma vizinhança devem estar com orientações igualmente defasadas e com uma distância euclidiana previamente definida em relação a um ponto base. Isso posto e tomando uma célula arbitrária como base, é possível definir uma métrica de erro que considere a componente de orientação, calculada como a defasagem entre a orientação ideal e a calculada do nó vizinho, e uma componente de deslocamento, calculada como a diferença da distância euclidiana entre os vizinhos e aquela previamente definida. A Figura 24 ilustra um exemplo de duas células vizinhas para auxiliar no entendimento, em que pode-se utilizar a célula A como base e entender B como a célula com seu centro deslocado, sendo o ponto em vermelho o posicionamento idealizado e, em verde, o posicionamento obtido no mapeamento. Isso posto, o ângulo θ , estabelecido como a defasagem de orientação entre os vetores que ligam o centro do nó base ao centro do nó vizinho representa o erro de orientação, enquanto a diferença entre D (Distância idealizada) e R (Distância real) representa o erro de deslocamento.

De posse de uma métrica para avaliação dos erros de deslocamento e orientação de um único nó, pode-se definir o valor total de erro para um mapa como o somatório de cada uma das componentes de erro para todos os nós presentes no mesmo. Como forma de permitir que sejam somadas diferentes unidades de medida e com diferentes ordens de grandeza, é necessário normalizar os valores, onde o valor máximo de defasagem de orientação será 180° , enquanto o valor máximo de deslocamento será igual ao valor da distância entre centro de células vizinhas previamente definida, ou seja, D . A Equação 5.1 sintetiza os conceitos apresentados, com β sendo uma constante capaz de dar diferentes pesos a cada uma das componentes de erro.

$$error = \sum \left((1 - \beta) \frac{|R - D|}{D} + \beta \frac{\theta}{180} \right) \quad (5.1)$$

Como consequência da Equação 5.1, tem-se uma possível avaliação equivocada

Figura 24 – Exemplo de dois nós de um mapa, onde os pontos em vermelho representam as coordenadas ideais do mapa e o ponto verde a coordenada real



Fonte: Elaborada pelo Autor

quando comparadas cenas de diferentes dimensões, devido a quantidade de nós divergentes. Para resolver isso, é possível calcular a média de erro por número de nós do mapa, que está presente em cada uma das componentes anteriormente citadas. Por fim, é necessário destacar a existência de uma divergência entre o número de nós do mapa idealizado (IN) e o número real de nós do mapa produzido (NN) também constitui uma componente de erro, uma vez que uma redução na quantidade de nós representa uma perda de informações. Portanto, a métrica de erro deve contemplar essa componente, que reduz com a aproximação dos números de células, componente essa que deve possuir uma constante multiplicativa que irá mensurar o grau de importância desse erro para o artefato produzido. A Equação 5.2 sintetiza a explicação exposta.

$$error = \frac{\sum((1 - \beta) \frac{|R-D|}{D} + \beta \frac{\theta}{180})}{2NN} + \alpha(1 - \frac{NN}{IN}) \quad (5.2)$$

5.4 Análises da utilização do controlador

Uma vez definida uma métrica que possibilita mensurar quantitativamente o distanciamento de um mapa gerado em relação ao que seria o seu ideal, as etapas investigativas subsequentes consistem em avaliar impactos que variáveis do sistemas causam no mapa final.

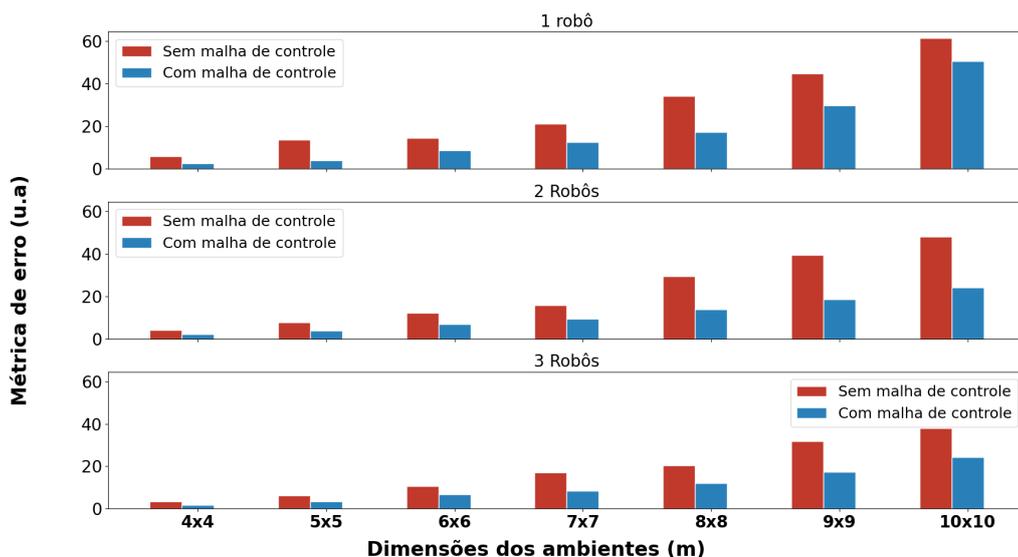
Dando início à análise, na presente seção serão realizados experimentos com o propósito de avaliar os impactos causados pela inserção de uma malha de controle na planta

responsável por agir na movimentação dos agentes robóticos. Para isso, serão realizadas baterias de experimentos alterando parâmetros da cena como as dimensões do ambiente e a quantidade de obstáculos, bem como variando parâmetros internos do algoritmo, como as dimensões de uma célula e conseqüentemente a distância entre nós vizinhos. Ao final, será realizado um comparativo dos mapas gerados com e sem a presença da malha de controle, utilizando nessa avaliação a métrica de erro proposta na subseção 5.3.1.

O primeiro parâmetro analisado foi a dimensão da cena e, para isso, foram realizadas execuções em ambientes quadrangulares, sem obstáculos, com suas dimensões laterais medindo valores entre 4 e 10 metros, com incremento de 1 metro. Os testes foram realizados utilizando 1, 2 e 3 robôs simultaneamente. Para os parâmetros do algoritmo, foram definidas as distâncias entre células vizinhas em 0,5 metros, enquanto para as regras de movimentação, foi utilizada a combinação *Fifo-Minimum* para os dois momentos de tomada decisão.

A Figura 25 apresenta os resultados das execuções realizadas, alterando os parâmetros das dimensões da cena e do número de robôs. Os valores de erro foram calculados com base na Equação 5.2, onde $\beta = 0.5$, de modo a dar pesos iguais às duas componentes do erro. Devido ao número de nós constituintes do mapa ser igual, independente da malha de controle, a componente do erro referente ao mesmo foi ignorada, sendo utilizada a versão simplificada da métrica, apresentada na Equação 5.1

Figura 25 – Métrica de erro por ambiente e por quantidade de robôs



Fonte: Elaborada pelo Autor

A primeira conclusão que se pode tirar analisando a figura é que, para todos os cenários propostos, a utilização do controle de malha fechada para a correção do erro decorrente

da movimentação se mostrou efetiva, independente da quantidade de robôs utilizadas durante as execuções. Outra conclusão perceptível é a relação existente entre o valor total do erro e as dimensões da cena, com uma correlação de crescimento, na qual o erro aumenta com o tamanho da cena. Esse comportamento pode ser explicado com o aumento da quantidade de nós fundamentais para representar a cena e o consequente aumento da quantidade de deslocamentos necessários para completar a varredura, ocasionando um maior acúmulo de erro.

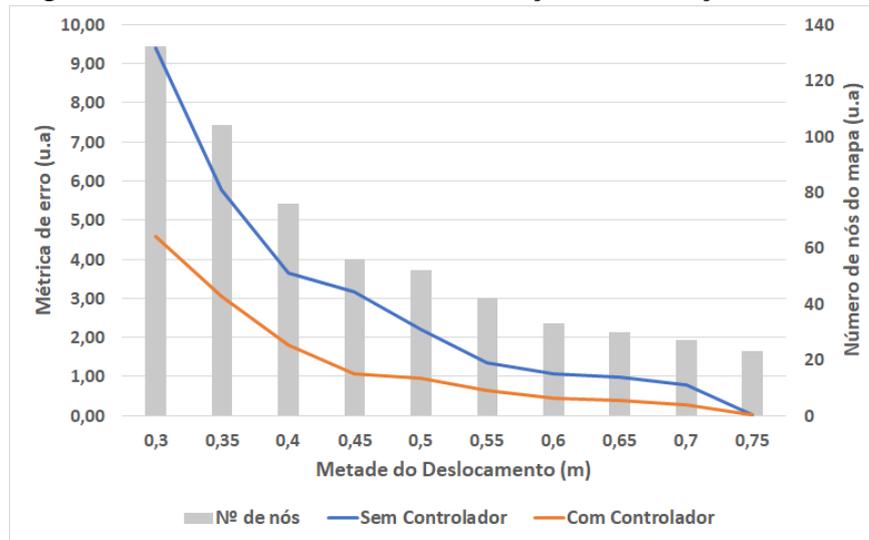
Também é possível perceber que há uma relação inversamente proporcional entre a quantidade de agentes utilizadas no mapeamento e o erro total acumulado. A explicação para essa característica está ligada à explicação da conclusão anterior, uma vez que, apesar da quantidade de células presentes ser igual para ambientes de mesmas dimensões, a quantidade de deslocamentos média por robô, apresentado na Figura 25 é menor com o aumento do número de agentes.

Além disso, também é possível notar que a variação percentual do erro sofre uma redução com o crescimento do número de agentes, corroborando com a conclusão da relação entre erro e quantidade de *steps*, de modo que é possível extrapolar esse entendimento e inferir que existe um número limite de agentes que não trará ulterior benefício, podendo até trazer impactos negativos com o aumento da visitação de zonas já exploradas.

Buscando confirmar as conclusões que relacionam o erro a quantidade de *steps*, foi realizada uma nova investigação, dessa vez variando a distância entre nós vizinhos, fator esse que está diretamente relacionado à quantidade de células no mapa. Para tal, foi utilizado um ambiente quadrangular com 7 metros de lado, com a unidade de deslocamento variando entre 0,6 a 1,5 metros, com passo de 0,1 metros. Também foi definido que seriam utilizados três agentes ao longo de todas as simulações.

Após o final dos experimentos, foi possível perceber a já esperada redução da quantidade de células necessárias para representar a cena com a redução da resolução do mapa, bem como a redução da quantidade de deslocamentos necessários para realizar o mapeamento. Em relação ao erro acumulado, também é possível notar que houve uma queda nos valores com a redução da resolução, nos experimentos que utilizaram e que não utilizaram a malha de controle, corroborando com as conclusões anteriores. A Figura 26 apresenta um gráfico com os resultados mencionados, onde os valores da métrica de erro são apresentados através das linhas, com o eixo principal sendo seu eixo de unidade, enquanto a quantidade de nós que constituem o mapa são apresentadas nas barras e tem seus valores mensurados no eixo secundário.

Figura 26 – Métrica de erro com a variação da resolução



Fonte: Elaborada pelo Autor

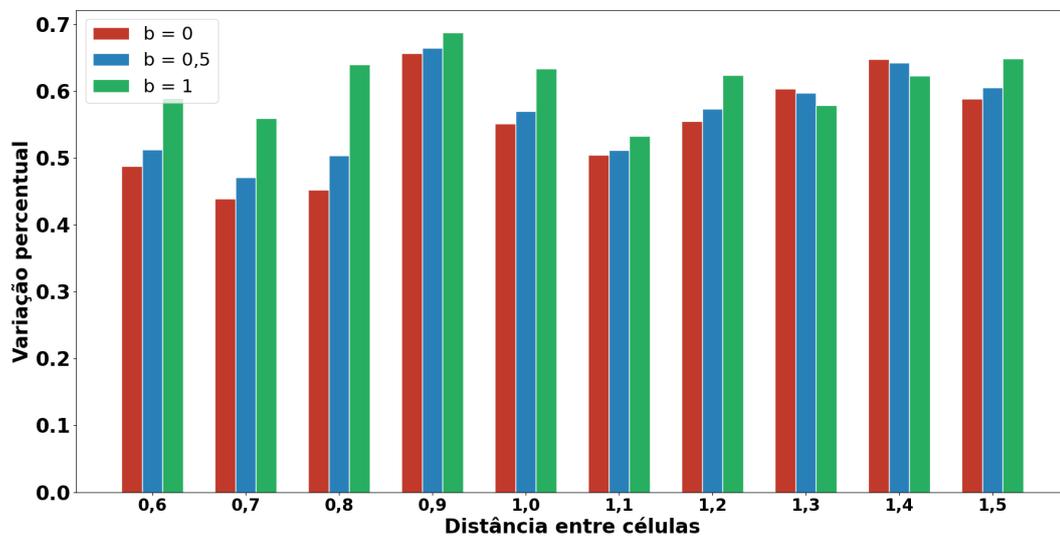
De posse dos dados das análises anteriores, é possível realizar uma investigação da variação percentual do erro dentro de cada cenário proposto. O cálculo dessa variação de erro é apresentado na Equação 5.3, onde E_{cc} representa o erro com a presença da malha de controle, enquanto E_{sc} representa o erro na ausência da malha. Os resultados dessa variação podem ser visualizados na Figura 27, onde foram escolhidos três valores de β , com $\beta = 0$ mensurando o erro decorrente unicamente da componente de deslocamento, $\beta = 1$ mensurando a componente apenas da componente da orientação e, por fim, $\beta = 0,5$ apresentando igual peso para ambas as componentes.

$$\mu = \frac{|E_{sc} - E_{cc}|}{E_{sc}} \quad (5.3)$$

Antes de fazer qualquer análise a respeito dos dados apresentados, é necessário entender o significado da métrica utilizada. Devido aos valores de erro sem a inclusão da malha de controle serem superiores aos que utilizam, a métrica representa uma normalização da diferença entre as duas situações mencionadas, com $0 < \mu \leq 1$, onde μ tende a 1 caso o erro decorrente do cenário que utiliza a malha de controle seja zero.

Analisando o gráfico da Figura 27 é possível notar uma tendência dos maiores valores de μ estarem associados à componente do erro decorrente da orientação, ou seja, para $\beta = 1$. Com isso, é possível concluir que a introdução da malha de controle produz mais efeitos positivos na mitigação da componente de orientação do que na componente de deslocamento.

Figura 27 – Variação do erro entre as situações com e sem controlador, para diferentes distâncias deslocadas



Fonte: Elaborada pelo Autor

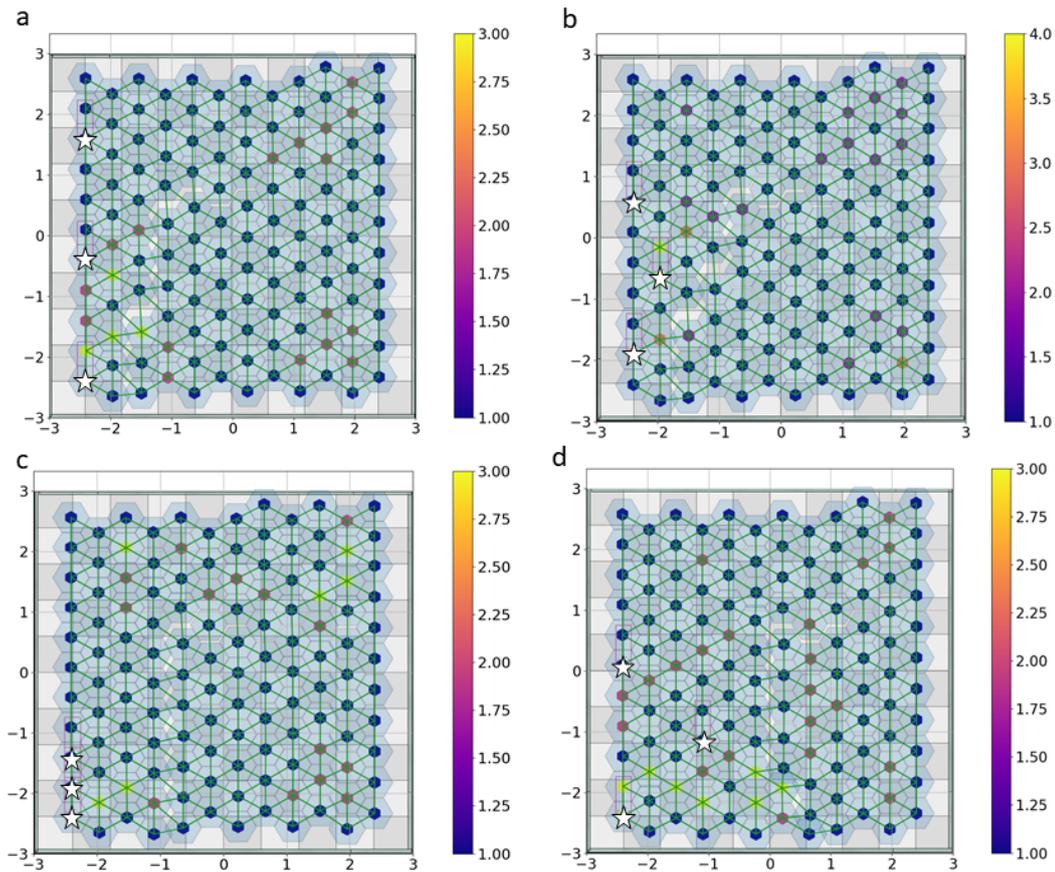
5.5 Posicionamento Inicial

Como já mencionado, uma das lacunas encontradas durante o estudo da literatura é a influência do posicionamento inicial dos agentes para o processo exploratório e para o mapa gerado. Para se investigar a influência desse parâmetro é preciso isolá-lo dos demais, por isso serão realizados experimentos onde serão alterados os posicionamentos iniciais dos robôs, porém com um número fixo de agentes e com a mesma combinação de regras de negócio, de modo a permitir avistar apenas os efeitos causados pelo posicionamento.

Quando se fala de posicionamento inicial é possível imaginar uma correlação com o cenário, uma vez que as tomadas de decisão para escolha dos destinos estão diretamente ligadas às possibilidades de movimentação disponíveis, por isso os experimentos serão realizados em dois tipos de cenários, onde o primeiro será livre de obstáculos e o segundo com obstáculos dispostos de modo a criar um cenário não simétrico. Para cada um dos cenários, serão realizados experimentos com quatro posicionamentos iniciais distintos, com três agentes simultaneamente e utilizando a combinação *Fifo-Minimum* de regras de negócio para a definição de nós a serem explorados.

O primeiro ambiente modelado é quadrangular, sem obstáculos e com $36m^2$. Os mapas obtidos para cada uma das posições iniciais investigadas são apresentados na Figura 28, sobrepostos aos seus respectivos cenários. As estrelas brancas foram utilizadas para representar a localização inicial dos agentes.

Figura 28 – Mapas do cenário sem obstáculos para cada um dos quatro posicionamentos iniciais

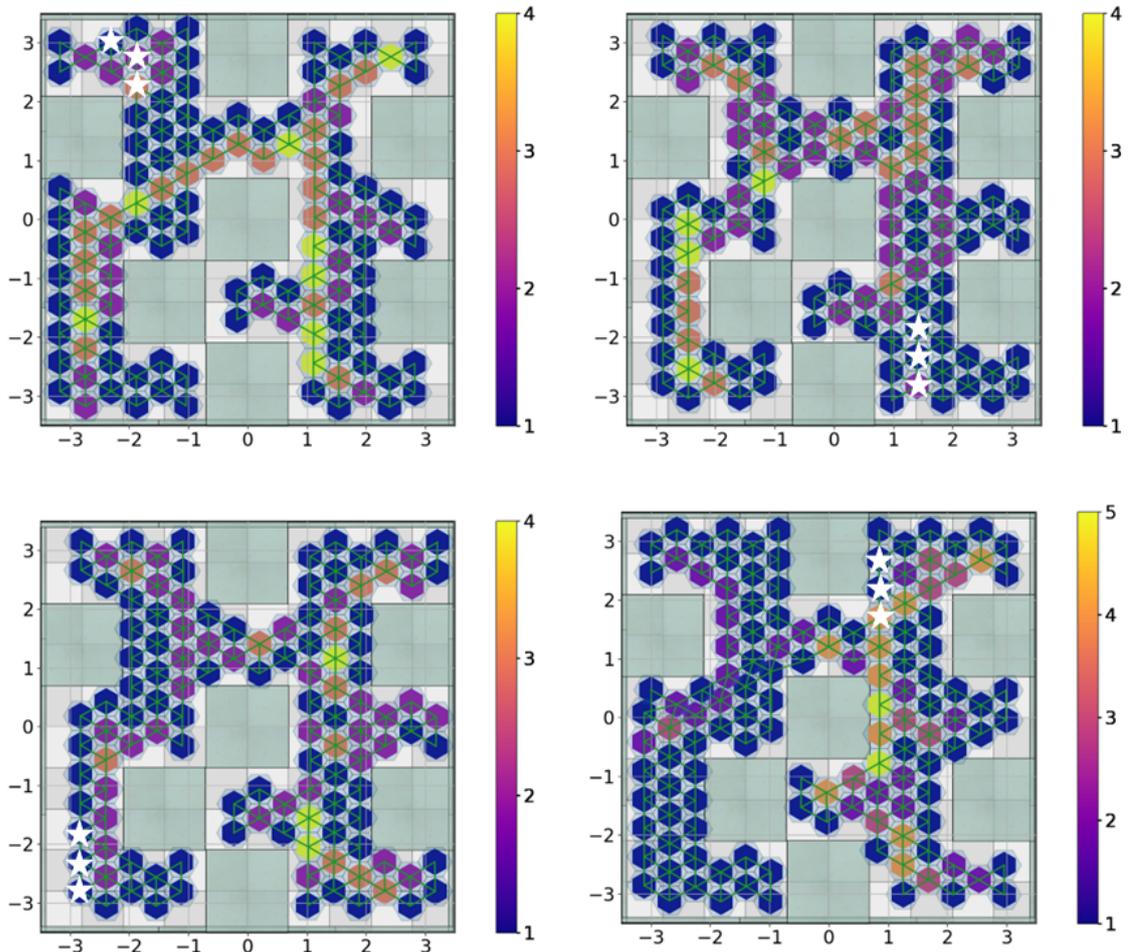


Fonte: Elaborada pelo Autor

O segundo ambiente utilizado também é quadrangular, porém com obstáculos dispostos de forma a não permitir uma simetria da cena, que possui $49m^2$. Os mapas resultantes das quatro execuções são apresentados na Figura 29, juntamente com seus cenários e localizações dos robôs, como na representação anterior.

Com base exclusivamente nas Figura 28 e Figura 29 é possível concluir que existe uma influência direta da localização inicial dos robôs na geração do mapa, independentemente do cenário possuir ou não obstáculos, ficando mais evidente essa influência no segundo ambiente utilizado. Essas conclusões podem ser feitas baseando-se nos mapas de calor, onde diferentes regiões passam a ter maior taxa de visitação dependendo do posicionamento dos robôs. Uma observação interessante de se fazer, baseado na Figura 28 é que nas execuções A e D, nas quais os robôs se encontram mais distantes uns dos outros, as células com maior concentração de calor se encontram nas coordenadas mais negativas do mapa, enquanto nos outros dois, elas se concentram nas coordenadas mais positivas, dando indícios que também existe influência do agrupamento dos robôs para a exploração.

Figura 29 – Mapas do cenário com obstáculos para cada um dos quatro posicionamentos iniciais



Fonte: Elaborada pelo Autor

É importante destacar que não é possível tirar conclusões definitivas, além das já realizadas a respeito do posicionamento inicial dos agentes, uma vez que existem diversos outros fatores que podem impactar no processo exploratório, como por exemplo a combinação das regras de negócio de escolha dos nós a serem visitados. Destaque-se que a discussão feita nesta seção tem por propósito servir de subsídio para investigações posteriores.

5.6 Análise do impacto das regras de negócio

Para finalizar o processo investigativo, será realizada uma análise sobre o último parâmetro ainda não isolado, que são as regras de negócio para a definição de objetivos subsequentes, que para o presente trabalho são três: FIFO, *Minimum* e *Maximum*. Essa investigação visa determinar como as diferentes combinações influenciam no modo no qual os robôs colaboram para a construção do mapa.

Como forma de mensurar a eficiência no processo colaborativo será utilizado como métrica a razão entre a quantidade de vezes que os nós foram visitados e a quantidade de nós do mapa. Essa razão trará a quantidade de vezes média que um nó é visitado, seja como objeto do processo exploratório, seja como parte de uma rota entre outros nós. Essa métrica traduz um dado importante a respeito da eficiência do processo exploratório, pois a revisitação de um nó já explorado representa um desperdício do ponto de vista energético e de planejamento, cujo valor dessa razão tenderia a 1, dentro de um contexto ideal.

Quando se trata das regras de negócio para a definição de nós a serem visitados, nesta seção chamadas apenas de negócio, é possível combiná-las de modo a obter 9 combinações distintas, sendo necessário destacar que nem todas são funcionais dentro do que foi proposto neste trabalho. Devido ao primeiro momento de decisão de células como objetivo requerer um nó dentro da própria vizinhança, a definição baseada na menor distância euclidiana não se mostra funcional, uma vez que todos os nós possuem a mesma distância teórica, reduzindo assim a 6 o número de combinações possíveis.

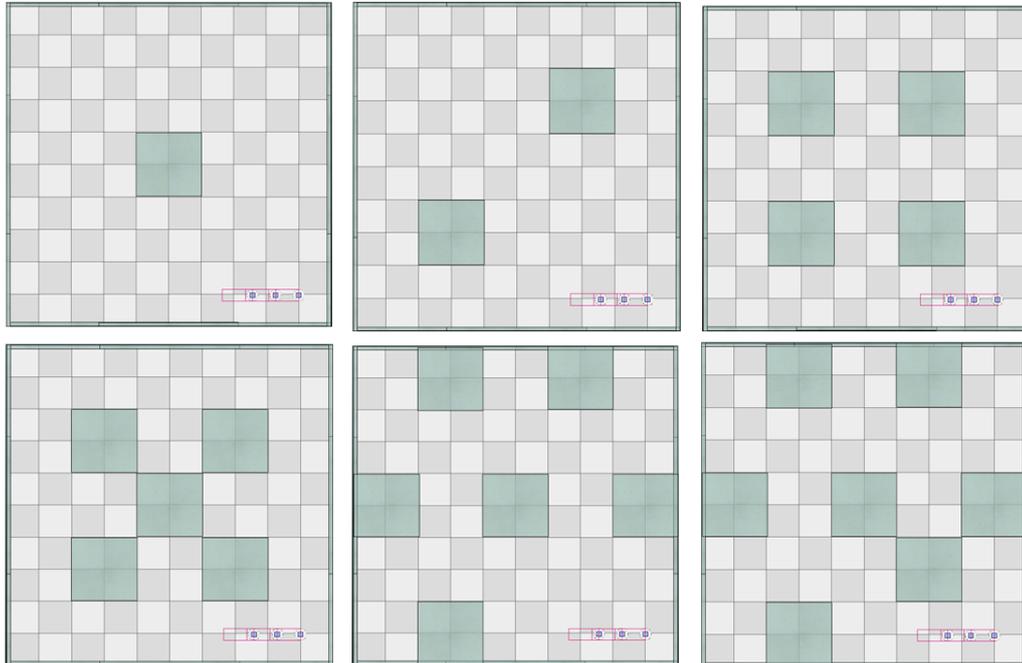
Para a realização da investigação foram modelados três cenários base. O primeiro constitui-se de um ambiente quadrangular, sem a presença de obstáculos e com suas dimensões laterais variando de forma crescente entre 4 e 8 metros, com passo de 1 metro. Para o segundo cenário, foi definido um ambiente, também quadrangular, com área de $49m^2$, onde será alterado o número de obstáculos presentes, com as suas disposições podendo ser visualizadas na Figura 30. Para o último, foi utilizada a mesma cena apresentada em seção 5.2, na Figura 21d, que é composta de um labirinto onde os agentes robóticos encontram-se isolados.

Devido à natureza determinística do algoritmo proposto, uma vez que o parâmetro aleatório da movimentação foi mitigado como apresentado em seção 5.1, foram realizadas 4 execuções alterando o parâmetro do posicionamento inicial dos agentes, assim permitindo considerar o espalhamento entre os robôs como uma questão de interesse.

Os resultados das execuções são mostrados na Figura 31, que contém os dados referentes aos dois primeiros cenários, no qual a Figura 31a contempla os experimentos sem obstáculos e com alterações nas dimensões da cena, e a Figura 31b contempla os experimentos com dimensões fixas e com alterações no número de obstáculos. Os gráficos apresentam os valores médios da métrica previamente proposta, assim como seus respectivos desvios padrão, para os quatro posicionamentos iniciais estudados.

De posse dos dados, é possível notar que, de um modo geral, a combinação de

Figura 30 – Cenários com obstáculos utilizados para análise do impacto das regras de negócio



Fonte: Elaborada pelo Autor

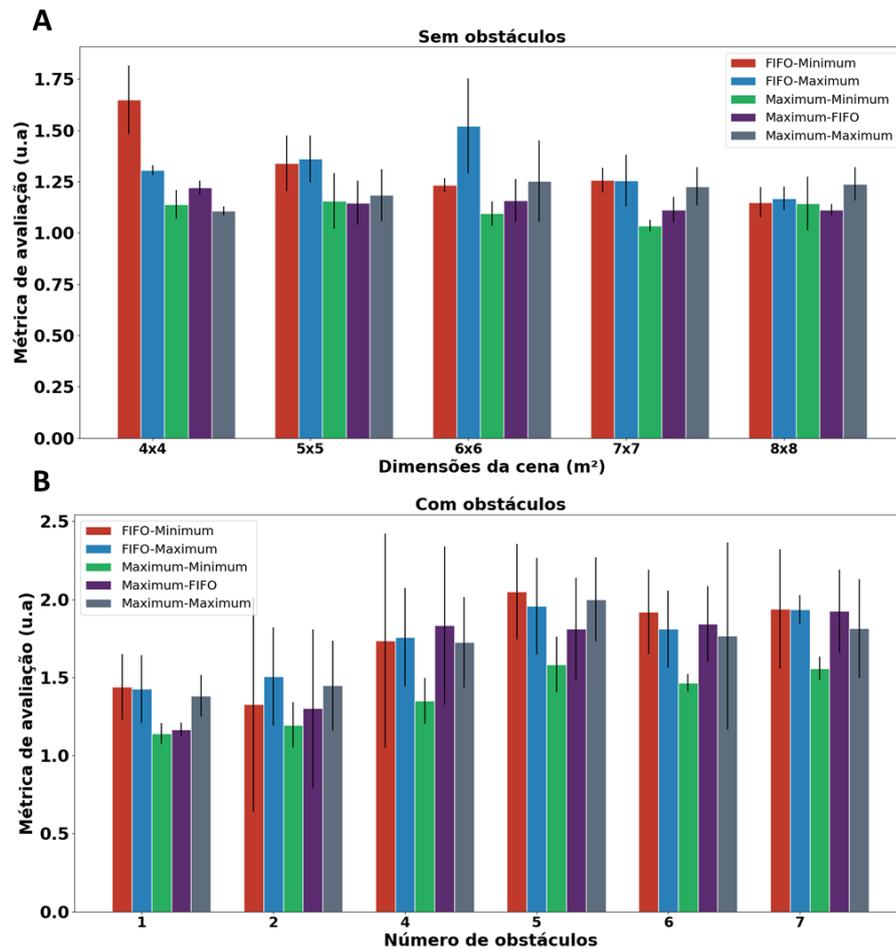
regras *Maximum-Minimum* apresentou menores valores de média dentro da métrica de avaliação proposta, no comparativo com as demais combinações de regras. Também é importante ressaltar os pequenos valores de desvio padrão obtidos com essa combinação, o que reforça a tendência percebida.

É possível analisar os resultados sob a ótica das circunstâncias de tomada de decisão que, como já apresentados podem ser divididos em dois momentos, onde é possível perceber que existe um claro impacto positivo para o processo de exploração quando se utiliza a regra *Maximum* no primeiro momento de decisão, em comparação aos resultados obtidos com a utilização da regra FIFO no mesmo momento decisório.

A fim de entender o comportamento observado, foram levantados os gráficos de movimentação individual dos agentes, bem como o mapa resultante contendo as informações de calor, que permitem identificar as áreas de maior visitação.

Baseado nos gráficos levantados, é possível notar padrões de comportamento repetidos em diferentes combinações de regras de negócio, no qual é possível separar o impacto de cada regra em cada um dos momentos decisórios. Durante o primeiro momento de escolha de objetivos é possível utilizar apenas duas regras: FIFO e *Maximum*. A regra FIFO, nesse momento de escolha, faz com que, uma vez que os robôs realizam o processo de *scan* sempre

Figura 31 – Gráfico com os valores médios de deslocamentos necessários para a realização do mapeamento, para diferentes cenários e diferentes combinações de regras.

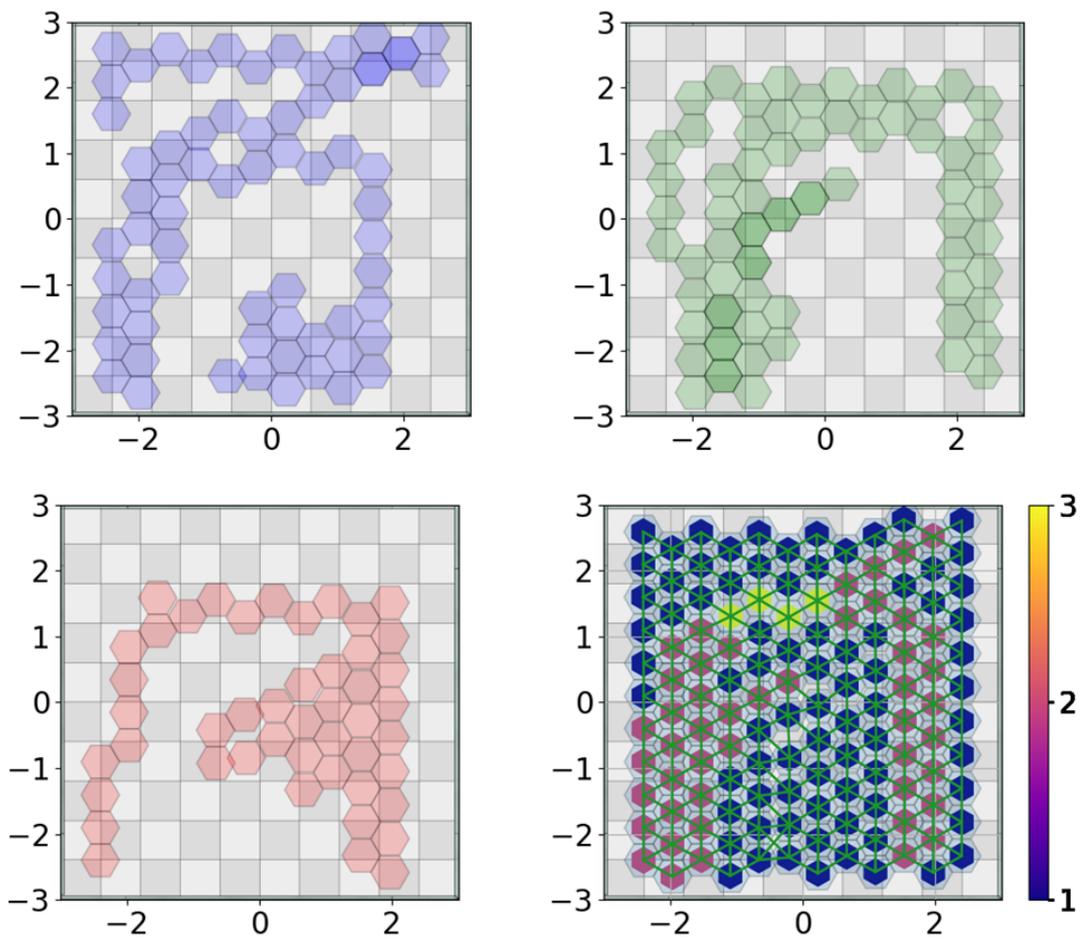


Fonte: Elaborada pelo Autor

na mesma ordem, os agentes se mantenham agrupados até que haja a presença de um elemento externo que exija que os robôs saiam dessa condição. Esse fenômeno pode ser observado na Figura 32 e na Figura 33, que são compostas pelos mapas de deslocamento individuais, bem como pela combinação dos mesmos. Ambas as cenas mapeadas são constituídas de ambientes quadrangulares, sendo a cena representada na Figura 32 livre de obstáculos e com $36m^2$ de área, enquanto na Figura 33 existem dois obstáculos iguais e igualmente distribuídos no ambiente, que possui $49m^2$ de área. Os mapas expostos permitem inferir que o comportamento apresentado se mantém em cenários com e sem a presença de obstáculos.

Quando se utiliza a regra *Maximum* durante o primeiro momento decisório, o comportamento apresentado pelos robôs difere daquele visualizado com a utilização da regra FIFO. A utilização dessa diretriz decisória faz com que os robôs se afastem uns dos outros e criem micro regiões de exploração, de modo a se manterem o mais afastado possível dos demais

Figura 32 – Exemplo de mapas de espalhamentos utilizando a regra FIFO no primeiro momento de decisão em um cenário sem obstáculos e com $36m^2$



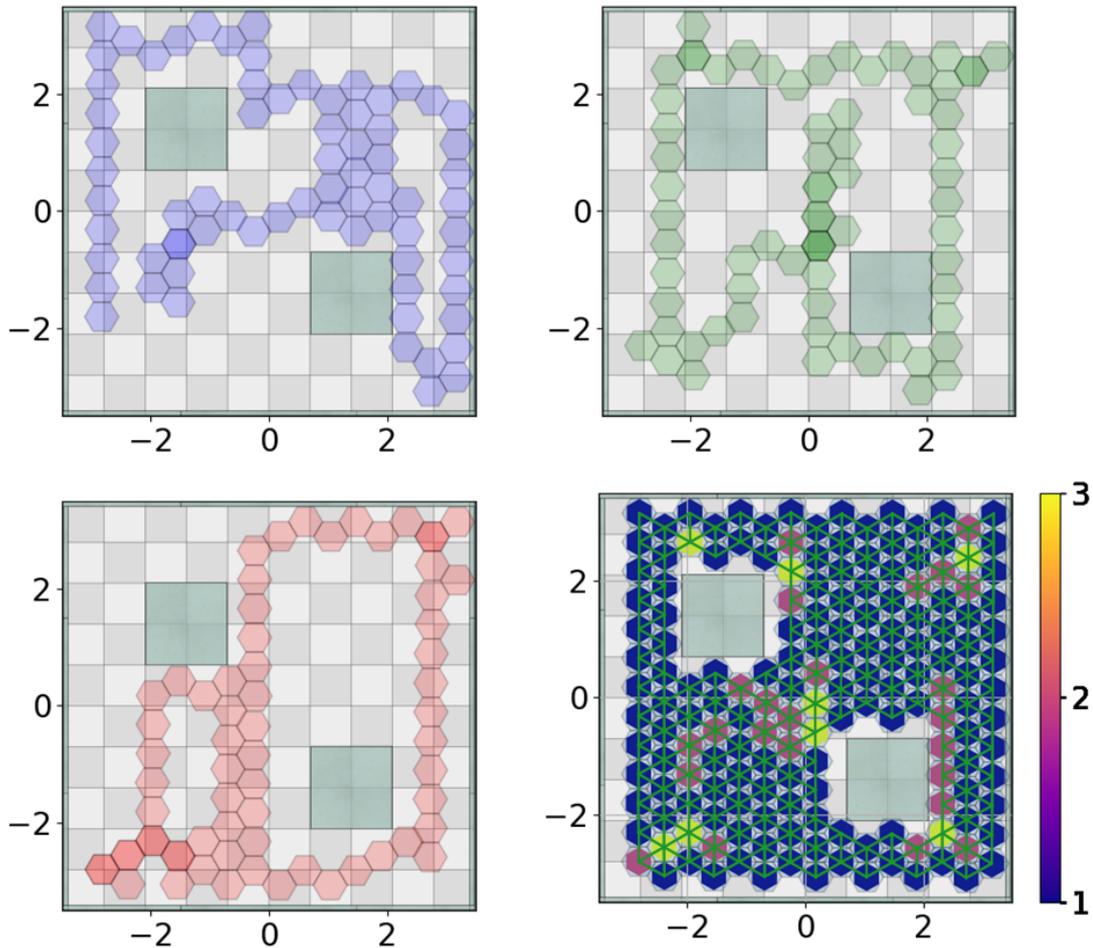
Fonte: Elaborada pelo Autor

agentes. Esse padrão de comportamento é ilustrado na Figura 34 e na Figura 35, que contém os mesmos gráficos utilizados na Figura 32 e Figura 33, distinguindo-se pelos cenários utilizados. Na Figura 34 foi utilizado um cenário quadrangular com dimensões de 6 metros, sem obstáculos e utilizando a combinação *Maximum-Minimum*, enquanto na Figura 35 foi utilizado um ambiente, também quadrangular, com $49m^2$ e utilizando a combinação de regras *Maximum-Fifo*.

Como observado nas Figuras 32, 33, 34 e 35, a regra escolhida no primeiro momento decisório possui um maior impacto no comportamento dos agentes durante a exploração e isso é facilmente justificado pelo fato de esse evento de escolha ser acionado uma maior quantidade de vezes, chegando a 90% das tomadas de decisão, com uma leve redução percentual com o aumento da quantidade de obstáculos presentes na cena.

Apesar da diretriz utilizada na primeira decisão, a norma aplicada ao segundo momento também possui impacto relevante, como pode ser percebido na Figura 31, para a qual, dentre as combinações cuja primeira norma é a *Maximum* existem diferenças de desempenho

Figura 33 – Exemplo de mapas de espalhamentos utilizando a regra FIFO no primeiro momento de decisão em um cenário com dois obstáculos e com $49m^2$

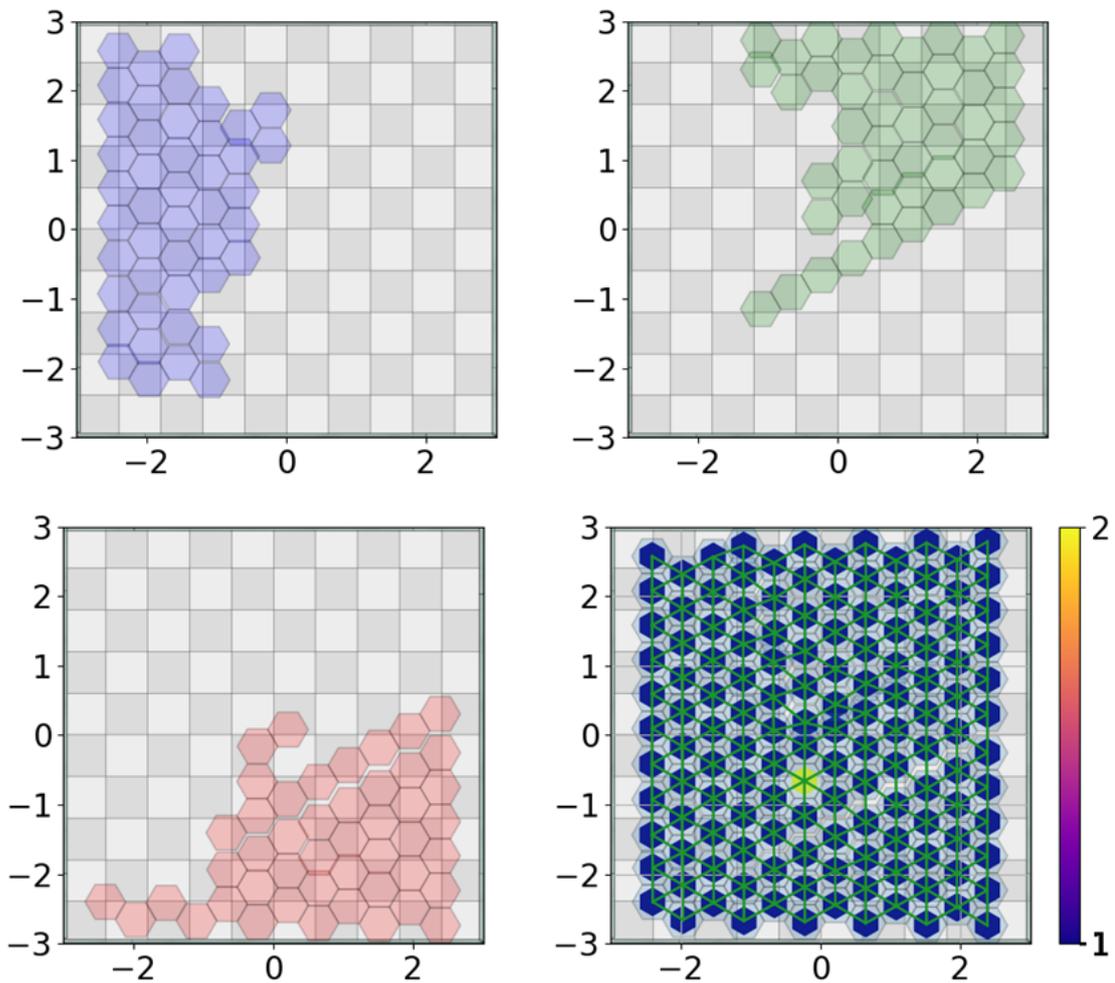


Fonte: Elaborada pelo Autor

relevantes. Como já mencionado, a combinação *Maximum-Minimum* obteve o melhor desempenho quando se analisa a média de visitação por quantidade de nós do mapa, e isso também pode ser considerado reflexo da criação de micro regiões de exploração, onde a utilização da regra *Minimum* no segundo evento de escolha, por definir os objetivos baseados na distância Euclidiana de deslocamento, tendem a manter os agentes dentro da micro região previamente definida, enquanto a regra FIFO possui um potencial de fazer os agentes saírem dessas zonas e realizarem grandes deslocamentos. A regra *Maximum* como segunda diretriz da combinação possui potencial dúbio, uma vez que podem trazer efeitos positivos, mantendo os robôs em micro regiões e até criar novas, como também possui potencial para provocar grandes deslocamentos e criar uma nova micro região antes que a anterior seja completamente explorada, gerando uma necessidade de revisitação no futuro.

Após a análise macro sobre as regras de negócio, na qual se utilizaram os valores

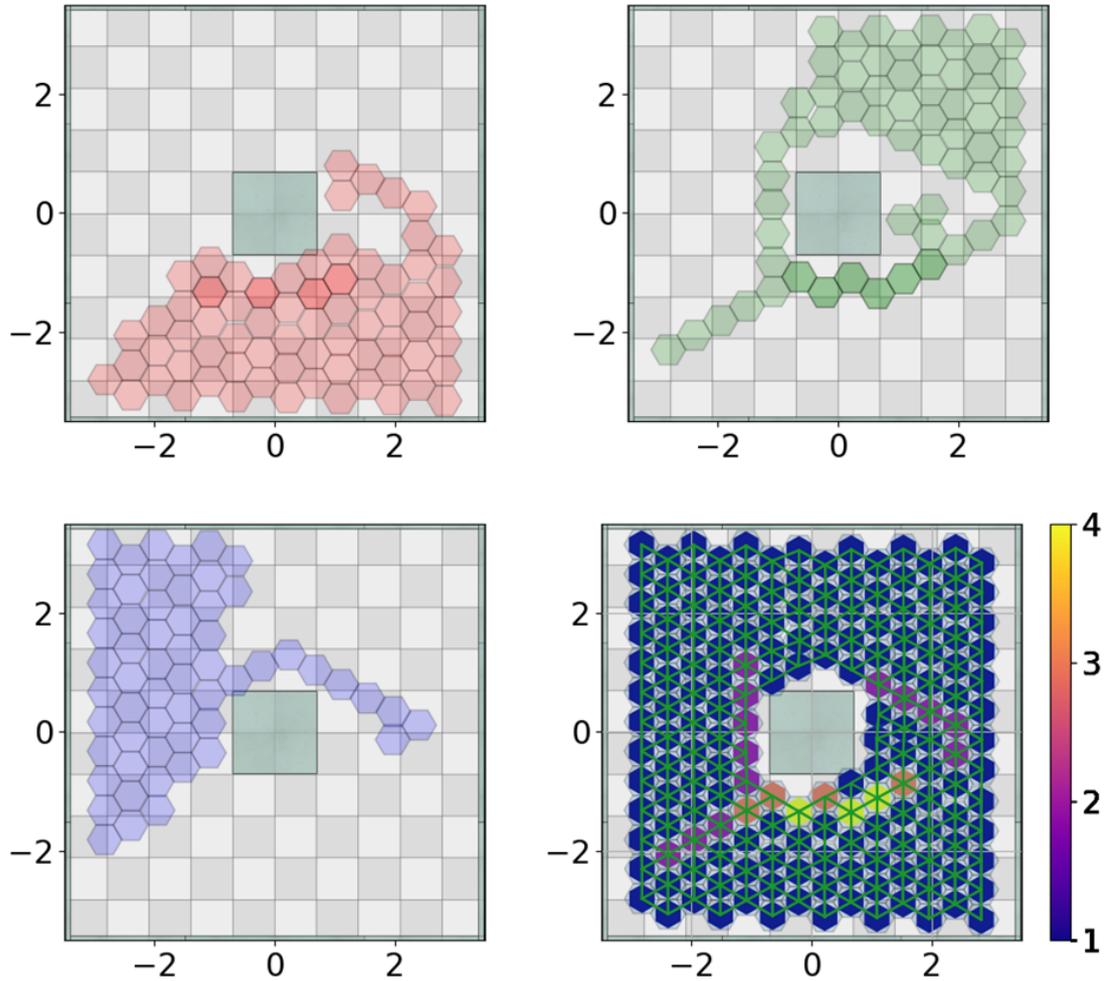
Figura 34 – Exemplos de mapas de espalhamentos utilizando a regra *Maximum* no primeiro momento de decisão em um cenário sem obstáculos e com $36m^2$



Fonte: Elaborada pelo Autor

médios das quatro execuções realizadas, foram realizadas análises considerando o parâmetro do posicionamento inicial, no qual em dois deles os robôs encontravam-se mais agrupados que os demais. Para mensurar o grau de agrupamento do posicionamento inicial dos agentes foi utilizado a soma das distâncias euclidianas dos mesmos. Ao todo foram analisados 11 ambientes distintos, com e sem a presença de obstáculos, e em 9 deles a melhor métrica se obtém quando os robôs estão inicialmente mais espalhados. Considerando apenas a combinação *Maximum-Minimum* o resultado também é similar, com os posicionamentos mais dispersos obtendo melhores resultados em 8 dos 11 cenários analisados. É importante destacar que esses posicionamentos iniciais mais afastados potencializaram regras que já haviam obtido melhores desempenhos na média de todos as coordenadas iniciais, mas não são uma verdade para toda e qualquer combinação. De fato, a combinação *Fifo-Minimum* obteve melhores desempenhos em 10 cenários utilizando o

Figura 35 – Exemplo de mapas de espalhamentos utilizando a regra *Maximum* no primeiro momento de decisão em um cenário com um obstáculo e com $49m^2$



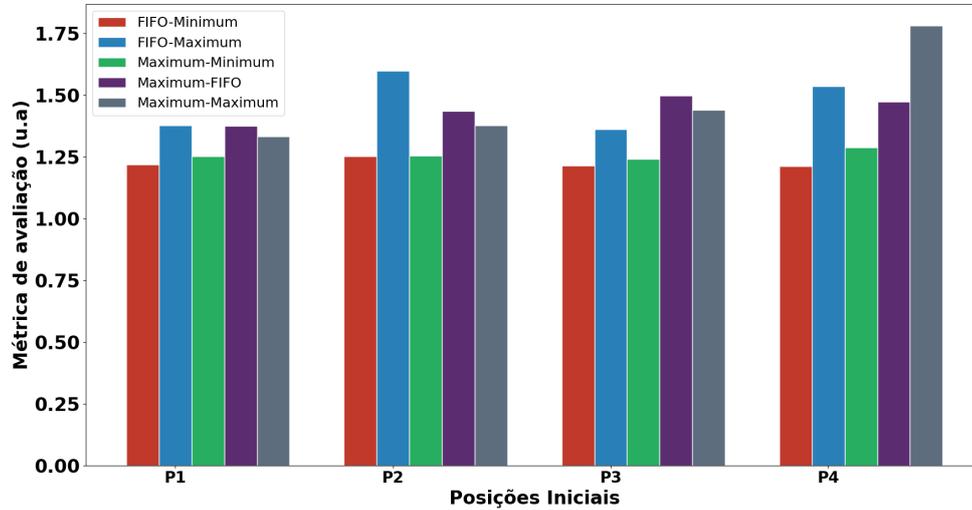
Fonte: Elaborada pelo Autor

posicionamento inicial mais agrupado.

Como contraponto às análises realizadas até o momento está o terceiro cenário, no qual os robôs se encontram isolados dos demais e devem gerar mapas parciais da cena para que seja possível obter um mapa completo, porém sem criar ligações entre os mesmos. Para esse cenário também foram realizadas 4 execuções com diferentes posicionamentos iniciais, sendo dois mais agrupados que os demais. Os resultados dessa execução são apresentados na Figura 36, onde são mostrados os valores obtidos pela métrica de eficiência já mencionada para cada um dos quatro posicionamentos iniciais. Nesse gráfico, é possível notar um padrão diferente dos resultados obtidos anteriormente, onde a combinação *Fifo-Minimum* conseguiu melhor desempenho que as demais. A razão para isso pode estar relacionada à inexistência de colaboração, uma vez que não existem ligações entre as regiões exploradas, de modo que o espalhamento dos robôs para criar micro regiões não se faz necessário e a estratégia de manter

os agentes próximos ao posicionamento inicial se apresenta como a mais adequada.

Figura 36 – Gráfico com os valores médios da métrica de desempenho para cada uma das quatro posições iniciais no cenário de robôs isolados



Fonte: Elaborada pelo Autor

6 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

O presente trabalho apresentou uma técnica de mapeamento topológico assistida por robôs móveis em uma abordagem colaborativa a qual subdivide a cena explorada em estruturas hexagonais inspiradas em favos de mel. Ao longo desta dissertação, foram realizadas investigações a respeito do desempenho da mesma em diversos cenários, bem como foram avaliados os impactos que diversos parâmetros causam no artefato final produzido.

A primeira investigação realizada diz respeito ao ambiente de simulação utilizado ao longo dos experimentos, com o propósito de avaliar as condições nas quais as baterias de execuções seriam realizadas. Através dessas análises foi possível concluir que o simulador impõe um erro associado à movimentação dos agentes robóticos móveis, erro esse que segue a mesma orientação e é afetado pelo parâmetro da distância deslocada, bem como pela velocidade na qual esse deslocamento foi realizado. Também foi possível concluir que o erro associado a cada configuração utilizada não apresenta repetibilidade, sendo esse parâmetro mais afetado por grandes distâncias ou por elevadas velocidades, chegando a valores de $0,0252m$ e $0,0494m$ de desvio padrão para os piores cenários, quando analisados os deslocamentos e a velocidade respectivamente, cujas médias de erro foram de $0,2274m$ e $0,1641m$ na mesma ordem.

Para mitigar a problemática do erro de movimentação, foi proposta a inclusão de uma malha de controle associada à planta responsável pelo controle de movimentação dos agentes robóticos, utilizando a diferença de orientação entre o sinal de entrada e a orientação real do agente como *feedback*. A medida se mostrou efetiva, com reduções das médias de erro para valores de aproximadamente 2% dos originais, sem a utilização dessa malha. Também foi concluído que a mesma mantém uma ação efetiva com o aumento das grandezas de distância, porém não obtém resultados tão satisfatórios na extrapolação da grandeza associada a velocidade.

Ao longo desta dissertação também foi realizado um comparativo com a técnica apresentada em Rosa *et al.* (2020) a partir da quantidade de deslocamentos necessários para se concluir o mapeamento como uma medida de desempenho, uma vez que subentende-se que uma menor quantidade de deslocamentos implica em um processo colaborativo mais eficiente. Desse comparativo, foi possível concluir que o presente trabalho se mostrou superior na métrica proposta em todos os ambientes comparados e para cada uma das regras de negócio utilizadas na definição de objetivos dos robôs. Também foi possível concluir que houve uma redução na quantidade de deslocamentos média por robô com o acréscimo dos mesmos, onde o trabalho de referência apresentou reduções de 31,63% e 21,21% para o primeiro cenário, utilizando as

combinações de regras *Fifo-Fifo* e *Fifo-Minimum* respectivamente, enquanto para o segundo cenário, utilizando as mesmas regras, os valores de redução foram de 25,51% e 12,29%. Já no presente trabalho, a mencionada redução apresentou os valores de 40,04%, 33,33%, 40,74% e 33,33% respectivamente. Com base nesses números, também foi possível concluir que a inclusão de um novo agente se mostrou mais benéfica para a técnica trazida nesta dissertação do que para aquela proposta na literatura.

Uma vez concluída a necessidade da utilização de um controlador de malha fechada para a minimização dos erros de movimentação, foi realizada uma investigação para avaliar os impactos que essa malha causa ao mapa final produzido. Para mensurar a qualidade do mapa, foi utilizada uma métrica proposta neste trabalho e, através dela, foi possível concluir que a utilização da malha de controle mitigou os erros do mapa, assim como a inclusão de novos agentes no processo exploratório. Também foi percebida uma redução progressiva dos efeitos positivos causados pela inclusão de novos robôs no processo exploratório, o que representa indícios de que existe um número limite para a inclusão de novos robôs para que os mesmos continuem trazendo efeitos positivos.

Essa investigação de qualidade do mapa indicou que, independentemente da utilização de um controlador de malha fechada, a métrica de erro reduz com a redução da resolução do mapa, o que significa que a quantidade de deslocamentos está diretamente associada a qualidade do mapa produzido. Por fim, através dessa investigação também foi possível concluir que a utilização de uma malha de controle possui maior influência na mitigação da componente do erro relacionada a orientação.

Como forma de subsídio de investigação que venham a ser realizadas no futuro, foram feitos levantamentos de dados referentes às movimentações dos agentes robóticos, bem como o impacto causado ao processo exploratório quando os posicionamentos iniciais são alterados. Esses dados revelaram, através dos seus respectivos mapas de calor, que existe uma influência do posicionamento inicial dos agentes no modo com que os mesmos se comportam no processo exploratório, ocasionando maior revisitação em determinadas regiões, dependendo das configurações iniciais e do nível de agrupamento dos mesmos.

Finalizando os estudos deste trabalho, foram realizadas investigações a respeito da influência das regras de negócio relacionadas à decisão de nós subsequentes a serem visitados durante o processo exploratório. Para a análise, foi utilizada como métrica de eficiência a quantidade de deslocamentos médio por quantidade de nós do mapa, que revelou que a combinação

Maximum-Minimum se sobressai em relação às demais porque faz com que os agentes explorem a cena subdividindo-a em micro regiões em que cada robô só deixe sua zona quando não há mais nós disponíveis. Também foi concluído que essa combinação é favorecida pela disposição inicial dos agentes na cena: posições iniciais mais espalhadas levam a melhores resultados. Dessa investigação, também foi percebido que o comportamento das regras de negócio é alterado quando o ambiente mantém os robôs isolados uns dos outros, eliminando a colaboração entre os mesmos, configuração na qual a combinação *Fifo-Minimum* apresentou melhores resultados.

6.1 Trabalhos Futuros

Ao longo do atual trabalho foram realizadas abordagens que se propunham a analisar os impactos que determinados parâmetros causavam na eficiência e qualidade do processo de exploração, bem como na qualidade do mapa. Dentro desse contexto, as proposições de trabalhos futuros visam preencher lacunas, que podem ser subdividas em três categorias: técnica, validação e aprimoramento.

Dentro das proposições futuras de categoria técnica está o aprimoramento do algoritmo proposto para lidar com ambientes dinâmicos, onde agentes externos podem interferir no mapeamento, devendo os agentes robóticos serem capazes de identificar uma obstrução decorrente de agentes móveis e contorná-las, bem como ser capaz de evitar colisão com esse tipo de obstáculo.

Quando se trata de validação da técnica, além da limitação da cena estática, é importante avaliar o algoritmo em ambientes com maiores dimensões, mais obstruções e com um número mais elevado de agentes robóticos atuando simultaneamente, de forma a identificar se a técnica apresenta alguma limitação, bem como verificar a existência de um limiar relacionado ao número de robôs no processo exploratório que, uma vez ultrapassado, causasse prejuízos à exploração e ao mapa produzido.

A proposta de aprimoramento, ao contrário das demais proposições não trata de uma lacuna deixada pelo projeto, porém uma possibilidade de maior aprofundamento que se apresentou quando foi analisado os impactos causados pelas regras de negócio, no qual se percebeu que criações de micro regiões de exploração traziam contribuições positivas para a eficiência do mapeamento. Dentro desse contexto, uma sugestão para trabalhos futuros seria a criação de novas regras de negócio para a definição de novos objetivos com menor rigidez, considerando para a criação de micro regiões o posicionamento dos robôs, assim como a

quantidade de fronteiras ainda não exploradas e a quantidade de nós explorados dentro de um raio previamente definido, de modo que seja possível mensurar a completude de uma região de exploração.

Como forma de aproximar o trabalho da realidade que se apresentará com a utilização de agentes robóticos reais, uma proposição de trabalho futuro está relacionado aos possíveis problemas de comunicação que certamente se apresentarão, de modo a adaptar a técnica proposta para a mesma se tornar tolerante a perda de pacotes de informação.

REFERÊNCIAS

- AKDENIZ, B. C.; BOZMA, H. I. Exploration and topological map building in unknown environments. In: IEEE. **2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)**. [S. l.], 2015. p. 1079–1084.
- ALBOUL, L.; ABDUL-RAHMAN, H. S.; HAYNES, P. S.; PENDERS, J.; THARIN, J. An approach to multi-robot site exploration based on principles of self-organisation. In: SPRINGER. **International Conference on Intelligent Robotics and Applications**. [S. l.], 2010. p. 717–729.
- ARUMUGAM, S.; BRANDSTÄDT, A.; NISHIZEKI, T.; THULASIRAMAN, K. **Handbook of graph theory, combinatorial optimization, and algorithms**. [S. l.]: CRC Press, 2016. v. 34.
- BARCA, J. C.; SEKERCIOGLU, Y. A. Swarm robotics reviewed. **Robotica**, Cambridge University Press, v. 31, n. 3, p. 345–359, 2013.
- BENDER, E. A.; WILLIAMSON, S. G. **Lists, decisions and graphs**. [S. l.]: S. Gill Williamson, 2010.
- BENI, G. From swarm intelligence to swarm robotics. In: SPRINGER. **International Workshop on Swarm Robotics**. [S. l.], 2004. p. 1–9.
- BONABEAU, E.; THERAULAZ, G.; DORIGO, M.; THERAULAZ, G.; MARCO, D. d. R. D. F. *et al.* **Swarm intelligence: from natural to artificial systems**. [S. l.]: Oxford university press, 1999.
- BRAMBILLA, M.; FERRANTE, E.; BIRATTARI, M.; DORIGO, M. Swarm robotics: a review from the swarm engineering perspective. **Swarm Intelligence**, Springer, v. 7, n. 1, p. 1–41, 2013.
- BRODERSEN, L. **Maps as communication: theory and methodology in cartography**. [S. l.]: Kort-og Matrikelstyrelsen, 2001.
- BRUNN, S. D.; DODGE, M. **Mapping across academia**. [S. l.]: Springer, 2017.
- BRUNN, S. D.; DODGE, M. What is where? the role of map representations and mapping practices in advancing scholarship. In: **Mapping Across Academia**. [S. l.]: Springer, 2017. p. 1–22.
- CHARTRAND, G.; LESNIAK, L.; ZHANG, P. **Graphs & digraphs**. [S. l.]: Chapman & Hall London, 2011. v. 22.
- CHOSSET, H.; LYNCH, K. M.; HUTCHINSON, S.; KANTOR, G. A.; BURGARD, W. **Principles of robot motion: theory, algorithms, and implementations**. [S. l.]: MIT press, 2005.
- CHUNG, S.-J.; PARANJAPE, A. A.; DAMES, P.; SHEN, S.; KUMAR, V. A survey on aerial swarm robotics. **IEEE Transactions on Robotics**, IEEE, v. 34, n. 4, p. 837–855, 2018.
- COLA. **Weather and Climate Data**. 2022. Disponível em: <http://wxmaps.org/pix/analyses>.
- DENT, B.; TORGUSON, J.; HODLER, T. **Thematic map design**. [S. l.]: McGraw-Hill New York, New York, NY, 2008.

- DEO, N. **Graph theory with applications to engineering and computer science**. [S. l.]: Courier Dover Publications, 2017.
- DIRAFZON, A.; BETTHAUSER, J.; SCHORNICK, J.; BENAVIDES, D.; LOBATON, E. Mapping of unknown environments using minimal sensing from a stochastic swarm. In: IEEE. **2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems**. [S. l.], 2014. p. 3842–3849.
- DIRAFZON, A.; BOZKURT, A.; LOBATON, E. A framework for mapping with biobotic insect networks: From local to global maps. **Robotics and Autonomous Systems**, Elsevier, v. 88, p. 79–96, 2017.
- DIRAFZON, A.; LOBATON, E. Topological mapping of unknown environments using an unlocalized robotic swarm. In: IEEE. **2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems**. [S. l.], 2013. p. 5545–5551.
- ES, D. M. van; ZWAAG, W. van der; KNAPEN, T. Topographic maps of visual space in the human cerebellum. **Current Biology**, Elsevier, v. 29, n. 10, p. 1689–1694, 2019.
- GOODRICH, M. T.; TAMASSIA, R. **Algorithm design and applications**. [S. l.]: Wiley Hoboken, 2015.
- HAMANN, H. **Swarm robotics: A formal approach**. Springer, 2018.
- HARLEY, J. B.; WOODWARD, D.; EDNEY, M. H.; PEDLEY, M. S.; MONMONIER, M. S. **The history of cartography**. [S. l.]: University of Chicago Press Chicago, 1987. v. 1.
- HART, P. E.; NILSSON, N. J.; RAPHAEL, B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. **IEEE transactions on Systems Science and Cybernetics**, IEEE, v. 4, n. 2, p. 100–107, 1968.
- HETLAND, M. L. **Python Algorithms: mastering basic algorithms in the Python Language**. [S. l.]: Apress, 2014.
- HEXBUG. **Hexbug Nano®**. Hexbug, 2022. Disponível em: <https://www.hexbug.com/nano>.
- IROBOT. **Roomba**. iRobot, 2022. Disponível em: <https://www.irobot.com.br/roomba>.
- JIMÉNEZ, A. C.; GARCÍA-DÍAZ, V.; BOLAÑOS, S. A decentralized framework for multi-agent robotic systems. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 18, n. 2, p. 417, 2018.
- JIMÉNEZ, A. C.; GARCÍA-DÍAZ, V.; GONZÁLEZ-CRESPO, R.; BOLAÑOS, S. Decentralized online simultaneous localization and mapping for multi-agent systems. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 18, n. 8, p. 2612, 2018.
- KIM, J. Workspace exploration and protection with multiple robots assisted by sensor networks. **International Journal of Advanced Robotic Systems**, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 15, n. 4, p. 1729881418792170, 2018.
- LABORATORY, A. **Pheeno Construction Guide**. ACS Laboratory, 2017. Disponível em: https://acslaboratory.github.io/pheeno-v1/pheeno_construction_content/.

LEE, K. D.; LEE, K. D.; HUBBARD, S. H. S. **Data Structures and Algorithms with Python**. [S. l.]: Springer, 2015.

LI, X.; QIU, H. An effective laser-based approach to build topological map of unknown environment. In: IEEE. **2015 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)**. [S. l.], 2015. p. 200–205.

MARJOVI, A.; MARQUES, L. Multi-robot olfactory search in structured environments. **Robotics and Autonomous Systems**, Elsevier, v. 59, n. 11, p. 867–881, 2011.

MARJOVI, A.; MARQUES, L. Multi-robot topological exploration using olfactory cues. In: **Distributed Autonomous Robotic Systems**. [S. l.]: Springer, 2013. p. 47–60.

MARJOVI, A.; NUNES, J. G.; MARQUES, L.; ALMEIDA, A. de. Multi-robot fire searching in unknown environment. In: SPRINGER. **Field and Service Robotics**. [S. l.], 2010. p. 341–351.

MEDINA, O.; HACOHEN, S.; SHVALB, N. Robotic swarm motion planning for load carrying and manipulating. **IEEE Access**, IEEE, v. 8, p. 53141–53150, 2020.

NASA. **Earth observatory: Global maps**. 2022. Disponível em: <https://earthobservatory.nasa.gov/global-maps>.

NEDJAH, N.; JUNIOR, L. S. Review of methodologies and tasks in swarm robotics towards standardization. **Swarm and Evolutionary Computation**, Elsevier, v. 50, p. 100565, 2019.

NGUYEN, H. T.; NGUYEN, T.; NGUYEN, D.-V.; LE, T.-H. A hierarchical deep deterministic policy gradients for swarm navigation. In: IEEE. **2019 11th International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE)**. [S. l.], 2019. p. 1–7.

RAMACHANDRAN, R. K.; WILSON, S.; BERMAN, S. A probabilistic approach to automated construction of topological maps using a stochastic robotic swarm. **IEEE Robotics and Automation Letters**, IEEE, v. 2, n. 2, p. 616–623, 2017.

RAMAITHITIMA, R.; WHITZER, M.; BHATTACHARYA, S.; KUMAR, V. Automated creation of topological maps in unknown environments using a swarm of resource-constrained robots. **IEEE Robotics and Automation Letters**, IEEE, v. 1, n. 2, p. 746–753, 2016.

RAVANKAR, A. A.; RAVANKAR, A.; EMARU, T.; KOBAYASHI, Y. A hybrid topological mapping and navigation method for large area robot mapping. In: IEEE. **2017 56th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE)**. [S. l.], 2017. p. 1104–1107.

ROBINSON, A. H.; PETCHENIK, B. B. **The nature of maps: Essays toward understanding maps and mapping**. [S. l.]: University of Chicago Press Chicago, 1976.

ROBOTICS, C. **Robot simulator coppeliasim: Create, compose, simulate, any robot - coppelia robotics**. Coppelias Robotics, 2019. Disponível em: <https://www.coppeliarobotics.com/>.

ROSA, R. da; WEHRMEISTER, M. A.; BRITO, T.; LIMA, J. L.; PEREIRA, A. I. P. N. Honeycomb map: a bioinspired topological map for indoor search and rescue unmanned aerial vehicles. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 20, n. 3, p. 907, 2020.

RUSSELL, S.; NORVIG, P. **Artificial intelligence: a modern approach**. 2002.

ŞAHİN, E. Swarm robotics: From sources of inspiration to domains of application. In: SPRINGER. **International workshop on swarm robotics**. [S. l.], 2004. p. 10–20.

SENANAYAKE, R.; RAMOS, F. Directional grid maps: modeling multimodal angular uncertainty in dynamic environments. In: IEEE. **2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)**. [S. l.], 2018. p. 3241–3248.

SKIENA, S. S. **The algorithm design manual**. [S. l.]: Springer, 2008. v. 2.

VAUGHAN, R. **The Player Project**. The Player Project, 2017. Disponível em: <https://playerproject.github.io/stage/>.

WEN, J.; HE, L.; ZHU, F. Swarm robotics control and communications: Imminent challenges for next generation smart logistics. **IEEE Communications Magazine**, IEEE, v. 56, n. 7, p. 102–107, 2018.

YANG, J.; WANG, X.; BAUER, P. Extended pso based collaborative searching for robotic swarms with practical constraints. **IEEE Access**, IEEE, v. 7, p. 76328–76341, 2019.

ANEXO A – REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA

RAUL FONTENELE SANTANA

**CRIAÇÃO DE MAPAS TOPOLÓGICOS UTILIZANDO EXPLORAÇÃO COM
ENXAME DE ROBÔS**

FORTALEZA – CEARÁ

2020

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	2
1.1	OBJETIVO GERAL	3
1.2	QUESTÕES DE BUSCA	3
2	IDENTIFICAÇÃO DE ESTUDOS	4
2.1	ARTIGOS DE CONTROLE	4
2.2	PALAVRAS-CHAVE	4
2.3	<i>STRING</i> DE BUSCA GENÉRICA	4
2.4	BASES DE BUSCA	5
2.5	ESTRATÉGIA DE BUSCA	5
3	SELEÇÃO E AVALIAÇÃO DE ESTUDOS	6
3.1	CRITÉRIOS DE INCLUSÃO E EXCLUSÃO	6
3.1.1	Critérios de inclusão (CI)	6
3.1.2	Critérios de exclusão (CE)	6
3.2	ESTRATÉGIA PARA SELEÇÃO	6
3.3	AVALIAÇÃO DE QUALIDADE	7
4	SÍNTESE DOS DADOS E APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS	8
4.1	ESTRATÉGIA DE EXTRAÇÃO DE DADOS	8
4.2	APRESENTAÇÃO DOS DADOS	8
5	RESULTADOS	9
5.1	PESQUISA E SELEÇÃO DOS ARTIGOS	9
5.2	CRITÉRIOS DE QUALIDADE	10
5.3	QUESTÕES DE PESQUISA	12
5.3.1	Técnicas utilizadas	12
5.3.2	Tempo de exploração e quantidade de robôs	12
5.3.3	Técnica e quantidade de robôs	13
5.3.4	Validação e limitações	14
5.3.5	Baixa quantidade de robôs	14
5.3.6	Representação do ambiente e tipos de robôs	15
6	CONCLUSÃO	17
	REFERÊNCIAS	18

1 INTRODUÇÃO

Enxame de robôs é uma das áreas de estudo da robótica móvel inspirada no comportamento coletivo de animais, como os pássaros, peixes, abelhas e formigas, buscando replicar as interações que esses agentes mantêm entre si e com o ambiente (YANG; WANG; BAUER, 2019; NGUYEN *et al.*, 2019; BARCA; SEKERCIOGLU, 2013). Uma das principais vantagens de se utilizar enxame de robôs é a sua capacidade de cooperação e coordenação para a realização de tarefas, muitas vezes complexas, utilizando agentes mais simples em comparação as soluções que utilizam um único agente (BARCA; SEKERCIOGLU, 2013; WEN; HE; ZHU, 2018). Suas aplicações são diversas e variam desde realizar uma logística inteligente e integrada (WEN; HE; ZHU, 2018), realizar o transporte de carga (MEDINA; HACOEN; SHVALB, 2020) até a exploração de ambientes e seu respectivo mapeamento (RAMAITHITIMA *et al.*, 2016; RAMACHANDRAN; WILSON; BERMAN, 2017).

A navegação é uma das mais importantes tarefas no campo da robótica móvel e consiste em ir de um ponto a outro evitando colisões, e a sua realização em ambientes desconhecidos, também conhecido como exploração, ainda é um dos desafios da robótica móvel. Em tal desafio está inserida a tarefa de *Simultaneous Localization and Mapping* (SLAM), na qual o robô deve, de forma simultânea, realizar o mapeamento da região em que se encontra e se localizar em relação ao mapa criado enquanto se desloca (BARCA; SEKERCIOGLU, 2013; CHOSET *et al.*, 2005).

O mapeamento consiste na criação de modelos que representem o ambiente utilizando informações provenientes de sensores e podem ser divididos em três categorias principais, os geométricos, os topológicos e os de grades. Os mapas geométricos são aqueles que utilizando formas geométricas primitivas para representar o ambiente, e têm como desafio ajustar os parâmetros dessas geometrias para melhor se ajustar as informações advindas do sensor. Os mapas de grades apresentam uma representação do espaço em forma de grade, dividindo seus espaços em células, onde em cada célula é representada a possibilidade da mesma estar ocupada, o que caracteriza uma representação simples, porém pouco escalonável, implicando em problemas para ambientes com grandes dimensões. Os mapas topológicos, por sua vez, representam o ambiente na forma de nós e arestas, onde cada nó representa um local de interesse, com suas devidas características, e as arestas, suas ligações (AKDENIZ; BOZMA, 2015; LI; QIU, 2015; BARCA; SEKERCIOGLU, 2013; CHOSET *et al.*, 2005). Essa representação, devido a sua simplicidade e abstração, pode ser utilizada em ambientes de grande escala, com unidades

robóticas com limitações de sensoriamento e que não possuam acesso a sinal de GPS que, dentro do contexto da robótica de enxame, se apresenta como uma alternativa viável (RAMAITHITIMA *et al.*, 2016; REZANEJAD *et al.*, 2015).

1.1 OBJETIVO GERAL

O presente trabalho possui como objetivo realizar uma investigação literária, no período entre 2010 e 2020, que permita identificar quais as abordagens foram utilizadas na resolução da problemática da representação espacial com mapas topológicos, utilizando enxame de robôs no processo exploratório, possíveis lacunas ainda não exploradas, além de relações entre as representações ambientais, as técnicas e os agentes.

1.2 QUESTÕES DE BUSCA

A presente seção apresenta as questões de busca levantadas, que irão nortear o presente trabalho de revisão.

1. Qual a relação entre o tempo de exploração e quantidade de robôs?
2. Como foi realizado o processo de validação da técnica exploratória e quais limitações foram impostas?
3. Qual a relação entre a técnica e a quantidade de agentes utilizados pela mesma?

2 IDENTIFICAÇÃO DE ESTUDOS

No capítulo que se segue serão apresentados os artigos de controle, as palavras chaves, a *string*, as bases de busca e a estratégia de busca utilizada para a seleção inicial dos estudos.

2.1 ARTIGOS DE CONTROLE

Os artigos (ROSA *et al.*, 2020), (RAMACHANDRAN; WILSON; BERMAN, 2017) e (RAMAITHITIMA *et al.*, 2016) foram os artigos de controle escolhidos para nortear esse trabalho por possuírem características que estão de acordo com o objetivo da presente revisão. Esses trabalhos contribuirão para a escolha das palavras chave e da criação da *string* de busca, e devem ser retornados com a aplicação da *string* nas bases de busca.

2.2 PALAVRAS-CHAVE

1. Swarm

- Swarms, Multi, Multiple, Cooperation, Cooperative, Cooperating, Cooperatively, Collaboration, Collaborative, Collaborating, Collaboratively

2. Robot

- Robots, Robotic, Robotics, Agent, Agents, Vehicle, Vehicles

3. Topological Map

- Topological mapping

4. Multi-agent robotic system

- MARS

5. Create

- Creating, Construct, Constructing, Build, Building, Generate, Generating

2.3 *STRING* DE BUSCA GENÉRICA

```
(( ( SWARM* OR MULTI OR MULTIPLE OR COOPERAT* OR COLLABORAT*
) AND ( ROBOT* OR AGENT* OR VEHICLE* ) ) OR MARS ) AND ((( CREAT* OR BUILD*
OR CONSTRUCT* OR GENERATE*) AND "TOPOLOGICAL MAP") OR "TOPOLOGICAL
MAPPING")
```

2.4 BASES DE BUSCA

Para a realização da presente revisão sistemática, foram escolhidas como bases de busca aquelas englobavam os artigos científicos de maior relevância para a área de robótica móvel.

- ACM Digital Library
- IEEE Xplore Digital Library
- ScienceDirect
- Scopus
- SpringerLINK
- Web of Science

2.5 ESTRATÉGIA DE BUSCA

A busca será realizada nas bases já mencionadas na seção 2.4 utilizando a *string* de busca genérica mencionada na seção 2.3, devidamente adaptada para cada um dos buscadores, restringindo a busca pelo título, resumo e palavras-chave, quando possível. Para as bases de dados e motores de busca que não permitirem a filtragem indicada, serão considerados todos os retornos. Também será realizada uma filtragem pelo período de tempo e por estudos na forma de artigos.

3 SELEÇÃO E AVALIAÇÃO DE ESTUDOS

No capítulo corrente, serão apresentados os critérios de inclusão e exclusão, a estratégia que será adotada para a seleção dos artigos, assim como os critérios para a avaliação da qualidade dos mesmos.

3.1 CRITÉRIOS DE INCLUSÃO E EXCLUSÃO

3.1.1 Critérios de inclusão (CI)

1. Estudo apresenta técnicas de exploração de ambientes utilizando enxame de robôs.
2. Estudo apresenta técnicas de criação de mapas topológicos.

3.1.2 Critérios de exclusão (CE)

1. Estudo não disponível na língua inglesa.
2. Estudo cujo texto não está disponível na íntegra.
3. Estudo duplicado.
4. Estudo não trás informações a respeito das características do enxame.
5. Estudo não apresenta validação da técnica empregada.
6. Estudo não apresenta informações a respeito do ambiente utilizado para validar a técnica empregada.
7. Estudo não atende aos critérios CI1 e CI2.

3.2 ESTRATÉGIA PARA SELEÇÃO

O processo de seleção e extração de dados dos artigos será realizado em duas fases. A primeira fase consiste na leitura do título e do resumo, eliminando aqueles que se enquadrarem em qualquer um dos critérios de exclusão ou que não apresentarem algum dos critérios de inclusão. A segunda fase consiste na leitura completa dos artigos que passaram para a mesma, podendo ser excluídos baseados nos mesmos critérios da fase anterior. Durante a fase de leitura completa dos artigos, também serão analisadas as referências dos mesmos e aquelas que se enquadrarem nos critérios de seleção e que não estejam presentes nos artigos selecionados, serão adicionados de forma manual. Os artigos que não forem excluídos em nenhuma das duas etapas, passarão para a etapa de extração de dados.

3.3 AVALIAÇÃO DE QUALIDADE

Durante a extração dos dados, será feita uma avaliação de qualidade dos artigos com base nas questões apresentadas no Quadro 1, para posterior ranqueamento dos artigos utilizados. As pontuações totais obtidas por cada artigo, assim como a pontuação referente a cada um dos critérios serão consolidadas na forma de uma tabela e exposta nos resultados deste protocolo, com o objetivo de informar ao leitor a presença de cada um dos critérios de qualidade nos trabalhos remanescentes ao final do processo de seleção.

Quadro 1 – Quadro critérios para a avaliação de qualidade

Questões	Pontuação
Q1-Descreve os sensores utilizados ou trás informações que permitam descobrir o sensor utilizado?	0 - Não, 1 - Parcialmente, 2 - Sim
Q2 - Apresenta comparação dá técnica com quantidades da robôs diferentes em um mesmo ambiente?	0 - Não, 2 - Sim
Q3 - Apresenta informações métricas do ambiente e dos possíveis obstáculos?	0 - Não, 1 - Parcialmente, 2 - Sim
Q4 - Apresenta comparação do desempenho da técnica em ambientes diferentes?	0 - Não, 2 - Sim
Q5 - Realiza a validação dá técnica em ambientes diferentes?	0 - Não, 2 - Sim
Q6 - A técnica permite a representação 3D ou apenas 2D?	0 - 2D, 1 - 3D
Q7 - A validação da técnica é realizada de forma simulada ou física?	1 - Simulada, 2 - Física

Fonte – Elaborado pelo Autor

A fim de permitir a reprodutibilidade das notas referentes ao formulário de qualidade, foi adotado como critério que, para os casos em que a validação for feita de forma simulada e física, será atribuída a maior nota obtida em cada critério entre as duas validações. Para o critério Q3, será atribuída nota parcial caso artigo apresente somente as informações métricas do ambiente ou dos obstáculos. Para os critério Q2 e Q4, será dada nota máxima para comparações em quaisquer métrica de desempenho, enquanto em Q5 serão considerados ambientes diferentes aqueles que possuem dimensões ou quantidade de obstáculos diferentes.

4 SÍNTESE DOS DADOS E APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

4.1 ESTRATÉGIA DE EXTRAÇÃO DE DADOS

A extração de dados dos artigos será realizada na última fase de seleção e as informações a serem extraídas são apresentadas no Quadro 2. Essas informações serão consolidadas em uma planilha para posterior análise e formulação das respostas para as questões de pesquisa apresentadas na seção 1.2.

Quadro 2 – Formulário de extração de dados

Dados Extraídos	Descrição
Metadados	Título, autores, ano e local da publicação
Agentes	Quantidade de agentes do enxame, suas dimensões e sua autonomia Quais os sensores utilizados? Como é realizada a comunicação entre os robôs?
Ambiente	Dimensões do ambiente a ser mapeado? O ambiente é <i>indoor</i> ou <i>outdoor</i> ? O ambiente é estático ou dinâmico? O ambiente é estruturado ou não?
Representação	Qual a representação topológica utilizada? A representação trás características do ambiente 3D ou apenas 2D? A criação do mapa é feita de forma <i>online</i> ou <i>offline</i> ?

4.2 APRESENTAÇÃO DOS DADOS

Durante a seção de apresentação dos dados, serão exibidas as informações das etapas de busca e seleção, mostrando a quantidade de artigos retornados por cada um dos buscadores, assim como a quantidade de trabalhos remanescentes ao final de cada uma das fases da etapa de seleção, incluindo informações a respeito de inclusão manual de artigos. Com base nos dados da última fase de seleção, será apresentado um gráfico da quantidade de trabalhos publicados por ano, junto com uma análise de tendência. Também será apresentada uma tabela com a pontuação obtida por cada artigo em cada um dos critérios de qualidade, assim como a pontuação total dos mesmos.

Por fim, serão apresentadas as respostas para as questões de pesquisa onde, para cada resposta, serão apresentadas as referências dos artigos que levaram a aquela conclusão, destacando resultados em comum ou discordantes.

5 RESULTADOS

No presente capítulo serão apresentados os resultados referentes às etapas de busca e seleção dos artigos, aos critérios de qualidade, assim como as informações extraídas para responder as questões de pesquisa.

5.1 PESQUISA E SELEÇÃO DOS ARTIGOS

No Quadro 3 são apresentadas as quantidades de trabalhos retornados referentes a aplicação da *string* de busca em cada uma das bases de dados, restringindo pelo período que varia de janeiro de 2010 a agosto de 2020. Os dados referentes a base SpringerLINK se destacam dos demais e pode ser justificado devido a impossibilidade de aplicação da *string* apenas no título, resumo e palavras-chave, o que ocasionou uma quantidade de retornos muito acima das outras bases, porém com um baixo número de artigos que atendiam aos interesses dessa revisão.

Quadro 3 – Quantidade de artigos retornados para cada buscador

Buscador	Quantidade de trabalhos
ACM Digital Library	63
IEEE Xplore	33
ScienceDirect	52
Scopus	79
SpringerLink	708
Web of Science	52

Fonte – Elaborado pelo Autor

O Quadro 4 apresenta a quantidade de artigos restantes ao final de cada fase. A quantidade de artigos ao final da primeira fase trás a percepção de um baixo número, porém influenciado pelos números inflacionados retornados pela SpringerLINK, que contribuiu com 9 trabalhos para a segunda fase, sendo 8 deles redundantes em outras bases. A redução dos artigos ao final da segunda fase se deu devido a um aumento do rigor na aplicação dos critérios de seleção, uma vez que, com o objetivo de evitar a perda de artigos, aqueles que não deixassem claro o atendimento de todos os critérios foram passados de fase. O principal motivo de exclusão de artigos entre as fases foi a não apresentação do processo exploratório do ambiente e a sua respectiva aquisição dos dados por parte dos robôs. Um ponto importante a se destacar é que o artigo Marjovi *et al.* (2010) foi incluído de forma manual, uma vez que o mesmo não apresentava em seu título, resumo e palavras-chave nenhuma menção a mapeamento topológico, o que o

impediu de ser achado no processo de busca automatizado, sendo encontrado como referência em outro artigo.

Quadro 4 – Quantidade de artigos únicos ao final de cada fase

Fases	Número de artigos
Fase 1	32
Fase 2	13

Fonte – Elaborado pelo Autor

A Figura 1 apresenta a quantidade de trabalhos por ano que foram utilizados ao final da segunda fase da etapa de seleção. É possível perceber uma estabilidade, mesmo que com baixa amplitude, da quantidade de trabalho ao longo dos anos, com um número ligeiramente superior no ano de 2010.

Figura 1 – Quantidade de trabalhos ao longo dos anos



Fonte – O autor

5.2 CRITÉRIOS DE QUALIDADE

A Tabela 1 apresenta todos os artigos remanescentes ao final de segunda fase de seleção, com a pontuação obtida com bases nos critérios de qualidade apresentados no Quadro 1, assim como a pontuação total obtida por cada trabalho.

Um ponto relevante a se destacar a respeito dos artigos que obtiveram as maiores pontuações é que, além de apresentarem autores em comum, os mesmos são uma composição de técnicas dos trabalhos desenvolvidos anteriormente pelos autores, onde Marjovi *et al.* (2010) está diretamente relacionado a Marjovi *et al.* (2009) e Marjovi e Marques (2011) possui relação

com Marjovi *et al.* (2010) e Marjovi *et al.* (2010), porém com aplicações diferentes.

Tabela 1 – Pontuação de cada artigo baseado nos critérios de qualidade

Título do artigo	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Total
Multi-robot olfactory search in structured environments	2	2	2	2	2	0	2	12
Multi-Robot Fire Searching in Unknown Environment	2	2	2	2	2	0	2	12
Honeycomb Map: A Bioinspired Topological Map for Indoor Search and Rescue Unmanned Aerial Vehicles	1	2	1	2	2	1	1	10
Multi-Robot Topological Exploration Using Olfactory Cues	1	2	2	0	2	0	2	9
Mapping of Unknown Environments using Minimal Sensing from a Stochastic Swarm	2	0	2	2	2	0	2	9
A Probabilistic Approach to Automated Construction of Topological Maps Using a Stochastic Robotic Swarm	2	0	2	2	2	0	2	9
A framework for mapping with biobotic insect networks: From local to global maps	1	0	2	2	2	0	2	9
A distributed Transferable Belief Model for collaborative topological map-building in Multi-Robot Systems	1	0	1	2	2	0	2	8
Automated Creation of Topological Maps in Unknown Environments Using a Swarm of Resource-Constrained Robots	1	0	0	2	2	0	2	7
Workspace exploration and protection with multiple robots assisted by sensor networks	0	2	1	0	2	0	1	6
A Decentralized Framework for Multi-Agent Robotic Systems	0	2	2	0	0	0	1	5
An Approach to Multi-robot Site Exploration Based on Principles of Self-organisation	2	0	1	0	0	0	1	4
Multi-robotic system path planning based on RTM	2	0	0	0	0	0	1	3

Fonte – O autor

5.3 QUESTÕES DE PESQUISA

5.3.1 Técnicas utilizadas

As técnicas utilizadas pelos trabalhos podem ser classificadas em três categorias em relação a movimentação e a tomada de decisão dos robôs. Na primeira estão aquelas nas quais os agentes se movimentam de forma estocástica e seus pontos de encontro são utilizados para a criação dos mapas topológicos. Na segunda categoria estão as técnicas onde cada robô era responsável por explorar, de forma independente, uma parte do ambiente ainda inexplorada, com o mapa global sendo a junção dos mapas parciais criados por cada robô de forma individual. Na última categoria está a técnica na qual os robôs exploravam o ambiente em formação e realizavam um processo de varredura, mantendo uma distância entre os agentes de modo a permitir a comunicação entre eles, sendo o mapa formado por uma combinação das informações obtidas por cada robô e pelo espaço ocupado pelo mesmo na formação.

Como alguns dos elementos a serem discutidos possuem relação direta com a técnica utilizada, as técnicas agrupadas nas três categorias mencionadas anteriormente serão referenciadas como T1, T2 e T3.

5.3.2 Tempo de exploração e quantidade de robôs

O relacionamento entre tempo de exploração e quantidade de robôs utilizada nesse processo deve ser entendido como dependente da técnica utilizada, pois em algumas delas esse tipo de relação pode não ser causal. Para as técnicas agrupadas como T1, o tempo de exploração utilizado em cada trabalho é fixo, com a variação da quantidade de robôs tendo um impacto direto na quantidade de pontos de encontros entre os mesmos. Para as técnicas agrupadas como T3, os dois trabalhos que exploram as mesmas utilizam um número fixo de robôs como o necessário para fazer uma varredura do ambiente, não sendo explorado o tempo como métrica de avaliação. Para as técnicas agrupadas como T2, a métrica de tempo de exploração como parâmetro de avaliação se apresenta como apropriada e que melhor pode ser explorada, uma vez que há uma divisão de tarefas entre os agentes e cada um explora uma região de forma independente. Assim, as considerações a respeito da relação proposta serão feitas em relação as técnicas T2.

Ao contrário do que pode-se supor, a relação linear e inversamente proporcional entre a quantidade de agentes e o tempo de exploração do ambiente não é sempre verdadeira, uma vez que a mesma depende da complexidade do ambiente. Em Marjovi e Marques (2013) e

Kim (2018), são apresentados os efeitos da queda do tempo de exploração com o aumento da quantidade de robôs em um mesmo ambiente, porém Kim (2018) e Marjovi e Marques (2011) apresentam que existe um momento no qual há uma saturação na quantidade de agentes e seu aumento passa a não ter efeito na queda do tempo de exploração. O aumento na quantidade de robôs também pode impactar de forma negativa no tempo de exploração, como apresentado em Rosa *et al.* (2020), onde é feito um comparativo entre quantidade de robôs diferentes em um mesmo ambiente com quantidades de obstáculos diferentes. Para o ambiente com uma maior quantidade de obstáculos, houve crescimento no tempo com o aumento da quantidade de robôs, enquanto para o ambiente com menos obstáculos, essa relação foi oposta. Também é possível perceber a influência das dimensões como apresentado em Marjovi e Marques (2011) e Marjovi *et al.* (2010), onde foi possível perceber uma relação inversamente proporcional entre quantidade de agentes e tempo de exploração amplificada com o aumento das dimensões do ambiente.

5.3.3 Técnica e quantidade de robôs

A análise dos trabalhos permitiu perceber uma grande discrepância entre a quantidade de agentes utilizados em cada uma das técnicas, uma vez que os trabalhos Ramachandran, Wilson e Berman (2017), Dirafzoon *et al.* (2014), Dirafzoon, Bozkurt e Lobaton (2017), utilizaram 300, 18 e 100 agentes respectivamente em seus experimentos com a maior quantidade de robôs, enquanto o grupo de técnicas T2 utiliza até 4 agentes em sua maioria.

Essa discrepância pode ser entendida analisando a essência da técnica, como apresentado em Dirafzoon e Lobaton (2013) técnicas que utilizam uma movimentação estocástica dos seus agentes e que necessitam de encontros entre os mesmos para a criação do mapa topológico, são sensíveis ao número de agentes e ao de tempo de exploração, o que significa que caso poucos agentes sejam utilizados, os encontros ocorrerão em locais distantes no domínio do espaço-tempo, o que não permite uma boa estimativa das características topológicas do ambiente. Enquanto as técnicas onde cada robô realiza uma exploração individual, pode ser realizada sem a necessidade de muitos robôs. Outro fator que pode pesar a favor dessa diferença de quantidade é o efeito da saturação no tempo de exploração ou até aumento do mesmo com o aumento da quantidade de agentes, como apresentado subseção 5.3.2.

Também pode-se destacar a técnica apresentada em Ramathitima *et al.* (2016), enquadrada na categoria T3, onde é realizado um processo de varredura do ambiente com os

robôs em formação e mantendo uma distância entre eles de modo a permitir a comunicação, e por isso sua quantidade está diretamente relacionada às dimensões do ambiente, o que implica em um número crescente de robôs com o aumento das dimensões do ambiente.

5.3.4 Validação e limitações

O processo de validação foi realizado de forma unicamente simulada em Jiménez, García-Díaz e Bolaños (2018), Dirafzoon *et al.* (2014), Kim (2018), Rosa *et al.* (2020), Wang *et al.* (2012), unicamente utilizando robôs reais em Carletti *et al.* (2010) e utilizando ambas as abordagens em Ramaithitima *et al.* (2016), Ramachandran, Wilson e Berman (2017), Marjovi e Marques (2011), Marjovi e Marques (2013), Kim (2018), Dirafzoon, Bozkurt e Lobaton (2017), Marjovi *et al.* (2010), onde Ramaithitima *et al.* (2016) se destaca por utilizar uma abordagem que permite que robôs simulados e reais trabalhem em conjunto no processo de exploração do ambiente e de criação de mapas topológicos.

Quando se trata de limitações impostas à validação, pode-se dividir em limitações dos agentes e por parte do ambiente. Por parte dos agentes, pode-se destacar a ausência de medições provenientes de sinais de GPS, que era esperado devido aos mapas topológicos não necessitarem de uma localização tão precisa dos seus agentes quanto outros tipos de mapas, e a baixa quantidade robôs, onde na maioria das abordagens era inferior a 4, o que impede um estudo mais aprofundado dos efeitos da variação dessa quantidade. Em relação aos ambientes, a principal limitação imposta foi que os mesmos são estáticos e *indoor*, o que impede a realização de estudos para avaliar os impactos de agentes externos no processo exploratório e nas métricas de desempenho. Uma limitação que impacta diretamente nos agentes é o tipo de ambiente representado, já que os ambientes, em 11 dos 13 trabalhos, eram puramente terrestres e os agentes adaptados a esses ambientes. Apenas um trabalho utilizava somente veículos aéreos e um trabalho utilizava uma cooperação entre um veículo aéreo e veículos terrestres.

5.3.5 Baixa quantidade de robôs

Como apresentado na subseção 5.3.4 a quantidade de agentes aparece como um fator limitador para um estudo mais detalhado dos efeitos da variação da quantidade dos mesmos, principalmente para as validações físicas independentemente da técnica utilizada. A diferença na quantidade de robôs nos experimentos simulados e físicos fica visível em trabalhos que utilizam técnicas do grupo T1, como Ramachandran, Wilson e Berman (2017) e Dirafzoon, Bozkurt e

Lobaton (2017) que utilizam 300 e 100 agentes em seus experimentos simulados com maior quantidade de robôs, e 4 e 20 agentes nos experimentos físicos. Vale ressaltar que com a redução da quantidade de robôs houve a redução das dimensões do ambiente.

Algumas razões podem estar relacionadas com o baixo número de robôs utilizados e uma que chama atenção é o custo associado a cada robô. Algumas das plataformas robóticas utilizadas como a Wolfbot, utilizado em Dirafzoon *et al.* (2014), a Pheeno em Ramachandran, Wilson e Berman (2017), Khepera III em Marjovi *et al.* (2010), Alboul *et al.* (2010), custam entre algumas centenas até alguns milhares de dólares, como indicado em Betthausen *et al.* (2014), Wilson *et al.* (2016). Dentro do contexto de robótica de enxame, trabalhos de revisão como Nedjah e Junior (2019) também chegam a conclusão de que o elevado custo unitário dos robôs ainda é um fator limitante para a exploração de técnicas de robótica de enxame.

O elevado custo das plataformas robóticas pode ser determinante no momento da escolha da quantidade de robôs físicos utilizados e até na escolha da técnica, uma vez que as técnicas agrupadas como T2, que utilizam uma menor quantidade de robôs representam aproximadamente 61% dos trabalhos encontrados. Outro fator que pode influenciar na baixa quantidade de robôs, mesmo que em menor grau em relação aos custos, são as dimensões do ambiente, uma vez que para dimensões reduzidas, como as utilizadas nos experimentos físicos, são necessários menos robôs em relação a ambientes maiores. Para o caso das técnicas nomeadas com T2, são necessários menos robôs para a saturação do tempo de exploração.

5.3.6 Representação do ambiente e tipos de robôs

Um ponto que se destaca nas representações topológicas é que, em 12 dos 13 trabalhos, elas representam o ambiente de forma bidimensional, enquanto apenas um utiliza uma representação tridimensional. Esse fato pode ter uma relação direta com o tipo de agente utilizado na exploração e a necessidade de características tridimensionais do ambiente para posterior navegação. Os trabalhos que se limitaram a representações em duas dimensões utilizaram veículos terrestres, que por sua natureza construtiva têm sua movimentação limitada a duas dimensões em ambientes planos, enquanto o trabalho que representou o ambiente de forma 3D utilizava veículos aéreos, que são capazes de mover em três dimensões.

Quando se trata do tipo de robô utilizado, como já mencionado, é notória a diferença na quantidade de trabalhos utilizando veículos terrestres em comparação a veículos aéreos, porém isso pode ser considerado esperado, uma vez que como apresentado em Nedjah e Junior

(2019), trabalhos com robôs terrestres ainda são maioria no contexto de robótica de enxame. Essa diferença pode ser justificada devido a consolidação dos estudos utilizando cada tipo de veículos, uma vez que como apresentado em Nedjah e Junior (2019) e Chung *et al.* (2018), apesar da robótica utilizando veículos aéreos estar em crescimento, uma pequena parcela dos estudos focam em enxame uma vez que ainda existem barreiras técnicas para se validar em ambientes reais. Em Connor, Champion e Joordens (2020) é apresentado o cenário da robótica de enxame utilizando veículos submarinos e o mesmo afirma que os trabalhos ainda são limitados devido a problemas ainda não resolvidos, relacionados à própria natureza da navegação submarina como por exemplo a comunicação, e que esses fatores ainda impedem a robótica de enxame em ambientes aquáticos.

6 CONCLUSÃO

O presente trabalho apresentou um método sistemático de revisão da literatura, onde foram investigados os trabalhos que utilizavam enxames de robôs no processo exploratório para a criação de mapas topológicos. Essa investigação permitiu perceber um baixo número de artigos com esse tema, que pode ser um indicativo de um tema ainda pouco explorado. Um ponto que pode justificar o baixo número de trabalho é o elevado custo das plataformas robóticas, que ainda representam um fator limitante nas pesquisas de robótica de enxame. Quanto aos trabalhos encontrados, foram percebidas lacunas em relação aos ambientes explorados, em sua maioria terrestres, estáticos e internos, o que impede uma validação mais próxima à realidade. Em relação aos agentes, foi percebido que apenas dois trabalhos utilizavam veículos aéreos e nenhum aquático, mostrando uma tendência percebida para trabalhos de robótica de enxame de predominância na utilização de veículos terrestres, o que tem impactado na representação ambiental.

REFERÊNCIAS

- AKDENIZ, B. C.; BOZMA, H. I. Exploration and topological map building in unknown environments. In: IEEE. **2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)**. [S.l.], 2015. p. 1079–1084.
- ALBOUL, L.; ABDUL-RAHMAN, H. S.; HAYNES, P. S.; PENDERS, J.; THARIN, J. An approach to multi-robot site exploration based on principles of self-organisation. In: SPRINGER. **International Conference on Intelligent Robotics and Applications**. [S.l.], 2010. p. 717–729.
- BARCA, J. C.; SEKERCIOGLU, Y. A. Swarm robotics reviewed. **Robotica**, Cambridge University Press, v. 31, n. 3, p. 345–359, 2013.
- BETTHAUSER, J.; BENAVIDES, D.; SCHORNICK, J.; O’HARA, N.; PATEL, J.; COLE, J.; LOBATON, E. Wolfbot: A distributed mobile sensing platform for research and education. In: IEEE. **Proceedings of the 2014 Zone 1 Conference of the American Society for Engineering Education**. [S.l.], 2014. p. 1–8.
- CARLETTI, C.; ROCCO, M. D.; GASPARRI, A.; ULIVI, G. A distributed transferable belief model for collaborative topological map-building in multi-robot systems. In: IEEE. **2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems**. [S.l.], 2010. p. 554–560.
- CHOSSET, H. M.; HUTCHINSON, S.; LYNCH, K. M.; KANTOR, G.; BURGARD, W.; KAVRAKI, L. E.; THRUN, S. **Principles of robot motion: theory, algorithms, and implementation**. [S.l.]: MIT press, 2005.
- CHUNG, S.-J.; PARANJAPE, A. A.; DAMES, P.; SHEN, S.; KUMAR, V. A survey on aerial swarm robotics. **IEEE Transactions on Robotics**, IEEE, v. 34, n. 4, p. 837–855, 2018.
- CONNOR, J.; CHAMPION, B.; JOORDENS, M. A. Current algorithms, communication methods and designs for underwater swarm robotics: A review. **IEEE Sensors Journal**, IEEE, 2020.
- DIRAFZON, A.; BETTHAUSER, J.; SCHORNICK, J.; BENAVIDES, D.; LOBATON, E. Mapping of unknown environments using minimal sensing from a stochastic swarm. In: IEEE. **2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems**. [S.l.], 2014. p. 3842–3849.
- DIRAFZON, A.; BOZKURT, A.; LOBATON, E. A framework for mapping with biobotic insect networks: From local to global maps. **Robotics and Autonomous Systems**, Elsevier, v. 88, p. 79–96, 2017.
- DIRAFZON, A.; LOBATON, E. Topological mapping of unknown environments using an unlocalized robotic swarm. In: IEEE. **2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems**. [S.l.], 2013. p. 5545–5551.
- JIMÉNEZ, A. C.; GARCÍA-DÍAZ, V.; BOLAÑOS, S. A decentralized framework for multi-agent robotic systems. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 18, n. 2, p. 417, 2018.
- KIM, J. Workspace exploration and protection with multiple robots assisted by sensor networks. **International Journal of Advanced Robotic Systems**, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 15, n. 4, p. 1729881418792170, 2018.

- LI, X.; QIU, H. An effective laser-based approach to build topological map of unknown environment. In: IEEE. **2015 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)**. [S.l.], 2015. p. 200–205.
- MARJOVI, A.; MARQUES, L. Multi-robot olfactory search in structured environments. **Robotics and Autonomous Systems**, Elsevier, v. 59, n. 11, p. 867–881, 2011.
- MARJOVI, A.; MARQUES, L. Multi-robot topological exploration using olfactory cues. In: **Distributed Autonomous Robotic Systems**. [S.l.]: Springer, 2013. p. 47–60.
- MARJOVI, A.; NUNES, J.; SOUSA, P.; FARIA, R.; MARQUES, L. An olfactory-based robot swarm navigation method. In: IEEE. **2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation**. [S.l.], 2010. p. 4958–4963.
- MARJOVI, A.; NUNES, J. G.; MARQUES, L.; ALMEIDA, A. de. Multi-robot exploration and fire searching. In: IEEE. **2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems**. [S.l.], 2009. p. 1929–1934.
- MARJOVI, A.; NUNES, J. G.; MARQUES, L.; ALMEIDA, A. de. Multi-robot fire searching in unknown environment. In: SPRINGER. **Field and Service Robotics**. [S.l.], 2010. p. 341–351.
- MEDINA, O.; HACOHEN, S.; SHVALB, N. Robotic swarm motion planning for load carrying and manipulating. **IEEE Access**, IEEE, v. 8, p. 53141–53150, 2020.
- NEDJAH, N.; JUNIOR, L. S. Review of methodologies and tasks in swarm robotics towards standardization. **Swarm and Evolutionary Computation**, Elsevier, v. 50, p. 100565, 2019.
- NGUYEN, H. T.; NGUYEN, T.; NGUYEN, D.-V.; LE, T.-H. A hierarchical deep deterministic policy gradients for swarm navigation. In: IEEE. **2019 11th International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE)**. [S.l.], 2019. p. 1–7.
- RAMACHANDRAN, R. K.; WILSON, S.; BERMAN, S. A probabilistic approach to automated construction of topological maps using a stochastic robotic swarm. **IEEE Robotics and Automation Letters**, IEEE, v. 2, n. 2, p. 616–623, 2017.
- RAMAITHITIMA, R.; WHITZER, M.; BHATTACHARYA, S.; KUMAR, V. Automated creation of topological maps in unknown environments using a swarm of resource-constrained robots. **IEEE robotics and automation letters**, IEEE, v. 1, n. 2, p. 746–753, 2016.
- REZANEJAD, M.; SAMARI, B.; REKLEITIS, I.; SIDDIQI, K.; DUDEK, G. Robust environment mapping using flux skeletons. In: IEEE. **2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)**. [S.l.], 2015. p. 5700–5705.
- ROSA, R. da; WEHRMEISTER, M. A.; BRITO, T.; LIMA, J. L.; PEREIRA, A. I. P. N. Honeycomb map: A bioinspired topological map for indoor search and rescue unmanned aerial vehicles. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 20, n. 3, p. 907, 2020.
- WANG, K.; JIA, S.; LI, Y.; LI, X. Multi-robotic system path planning based on rtm. In: IEEE. **2012 Proceedings of SICE Annual Conference (SICE)**. [S.l.], 2012. p. 1855–1858.
- WEN, J.; HE, L.; ZHU, F. Swarm robotics control and communications: imminent challenges for next generation smart logistics. **IEEE Communications Magazine**, IEEE, v. 56, n. 7, p. 102–107, 2018.

WILSON, S.; GAMEROS, R.; SHEELY, M.; LIN, M.; DOVER, K.; GEVORKYAN, R.; HABERLAND, M.; BERTOZZI, A.; BERMAN, S. Pheeno, a versatile swarm robotic research and education platform. **IEEE Robotics and Automation Letters**, IEEE, v. 1, n. 2, p. 884–891, 2016.

YANG, J.; WANG, X.; BAUER, P. Extended pso based collaborative searching for robotic swarms with practical constraints. **IEEE Access**, IEEE, v. 7, p. 76328–76341, 2019.