



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE
PRÓ-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA
COORDENAÇÃO DE PESQUISA

PROGRAMA INSTITUCIONAL DE BOLSAS DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA – PIBIC

**PIB12840-2023 - Alocação de tarefas em múltiplos robôs aplicada à
navegação exploratória**

Área do conhecimento: Engenharias
Subárea do conhecimento: Engenharia Eletrônica

Relatório Final
Período da bolsa: de Setembro de 2023 a Agosto de 2024

Este projeto é desenvolvido com bolsa de iniciação científica PIBIC/COPES

26 de agosto de 2024

RESUMO

Departamento de Engenharia Elétrica (DEL/CCET/UFS)

Neste projeto, foi investigado a alocação de tarefas em sistemas de múltiplos robôs, com foco nos parâmetros a serem considerados na alocação aplicada a navegação exploratória. Nesse sentido, feito uma revisão bibliográfica sobre a área, tendo em vista as distintas abordagens de alocação. Por fim, foram realizadas implementações e experimentos com algumas características de estratégias estudadas.

Sumário

1	Introdução	2
1.1	Estrutura do Relatório	3
2	Objetivos	4
2.1	Objetivos Gerais	4
2.1.1	Objetivos Específicos	4
3	Metodologia	5
3.1	Cronograma de Trabalho	5
4	Fundamentação Teórica	7
4.1	Definição do Problema	7
4.1.1	Agrupamento k-médias	8
4.2	Alocação de Tarefas	9
4.2.1	Problema de Atribuição Ótima	9
4.3	Navegação Autônoma	9
4.3.1	Campo Potencial	10
5	Revisão Bibliográfica	11
6	Resultados e Discussões	13
6.1	Implementação	13
6.2	Descrição dos Experimentos	14
6.3	Resultados do Grupo 01	15
6.4	Resultados do Grupo 02	17
6.5	Resultados do Grupo 03	20
6.6	Resultados do Grupo 04	22
7	Conclusão	25
8	Perspectivas de Trabalhos Futuros	26
9	Atividades Complementares	27
5	Referências Bibliográficas	28

Capítulo 1

Introdução

A curiosidade humana acerca da descoberta do desconhecido é oriunda da sua natureza, tornando-se necessário a exploração de ambientes de interesse. Todavia, em certos cenários a presença humana é inviável, por isso é preciso a utilização de ferramentas para a exploração. Diante da demanda de instrumentos para a atividade, o avanço científico e tecnológico da robótica permitiu que a exploração passasse ser feita por robôs [1] ao invés de agentes humanos, como é feita por agências espaciais ao redor do mundo [2].

Acerca da área da robótica, é notável que o desenvolvimento e implementação de apenas um agente robótico é mais simples do que fazer o mesmo com diversos robôs. Entretanto ao surgir atividades que, por exemplo, demandam uma alta complexidade, menor tempo de resolução da tarefa ou alta taxa de resolução da tarefa, torna-se custoso ou inviável a aplicação de apenas um robô [3, 4]. É nesse cenário que a área de sistemas de múltiplos robôs (SMR) ganha relevância, permitindo a utilização de diversos robôs simples ao invés de um único robô robusto [3].

Uma das maneiras para que o SMR tenha um bom desempenho, é a necessidade da existência de um processo para realizar uma dada tarefa em conjunto, ou seja, um sistema de coordenação [2]. Para que a coordenação ocorra, precisa de um mecanismo responsável para atribuir tarefas a cada um dos robôs a fim de maximizar a resolução de um objetivo comum para o sistema no qual estão inseridos, sendo tal artifício denominado de alocação de tarefas em múltiplos robôs (ATMR) [5, 6, 7].

Dentro da etapa de ATMR, há diversos aspectos que precisam ser considerados para uma realização bem sucedida do processo, como a limitação de robôs disponíveis, autonomia energética limitada, comunicação limitada, entre outros. Diversos métodos foram desenvolvidos para lidar com um conjunto dessas características, por exemplo, em [8] é utilizada a métrica de consumo de combustível afim de resolver com o parâmetro de autonomia energética limitada. Já em [9] é utilizado o critério de alocação por prioridade para lidar com o parâmetro de comunicação limitada. O aspecto de limitação de robôs disponíveis é sanado em [10], em que é utilizado o tempo de execução das tarefas.

Ainda que esses métodos levem em consideração tais parâmetros, há poucas discussões

na literatura no contexto de ATMR que abordem o real impacto dos aspectos citados. Tal escassez nessa área dificulta a decisão de qual método usar, pois existe uma falta de justificativas que possam definir um método mais simples ou mais robusto.

Diante dos fatos relatados, este trabalho almeja a identificação e investigação acerca dos principais aspectos, focando na avaliação do impacto no desempenho, do processo de ATMR aplicado em navegação exploratória. O processo de avaliação será feito a partir da seleção e implementação de métodos sob a perspectivas de métricas, as quais serão definidas ao desenvolver do projeto.

1.1 Estrutura do Relatório

Este trabalho está dividido conforme a estrutura apresentada a seguir. No capítulo 2, são apresentados os objetivos geral e os específicos. No capítulo 3, é apresentada a metodologia de trabalho. No capítulo 4, é apresentada a fundamentação teórica do trabalho. No capítulo 5, são expostos alguns trabalhos relacionados, na forma de revisão bibliográfica. No capítulo 6, é posto o os resultados do trabalho. No capítulo 7, encontram-se as conclusões desse relatório. No capítulo 8, as perspectivas de futuros trabalhos. No capítulo 9, atividades complementares. Finalizando com as referências bibliográficas.

Capítulo 2

Objetivos

2.1 Objetivos Gerais

Este projeto tem como objetivo geral investigar a área de ATMR e identificar os principais fatores que afetam a qualidade do processo, e conseqüentemente, no desempenho da navegação exploratória. Além do mais, também serão realizados experimentos, via simulação computacional, para a avaliação dos fatores na qualidade do ATMR, e por conseqüência, na qualidade do processo de navegação exploratória.

2.1.1 Objetivos Específicos

São objetivos específicos desse trabalho:

- Realizar uma revisão bibliográfica geral sobre alocação de tarefas para sistemas de múltiplos robôs;
- Realizar uma revisão bibliográfica específica sobre técnicas de alocação de tarefas para sistemas de múltiplos robôs aplicadas em navegação exploratória;
- Identificar e investigar os principais aspectos que influenciam o processo de alocação de tarefas em navegação exploratória;
- Selecionar e implementar, via simulação computacional, algumas técnicas correlatas de ATMR para navegação exploratória;
- Divulgar os resultados por meios de relatórios parcial e final e possivelmente artigos científicos.

Capítulo 3

Metodologia

O projeto começou com a revisão bibliográfica (A1 - Atividade 1) na área de alocação de tarefas em SMR, seguido do início da revisão específica (A2 - Atividade 2), com a finalidade de adquirir conhecimentos das principais técnicas presentes na literatura e os aspectos ponderados no processo de alocação de tarefas. Esta atividade se seguiu durante todo o período do projeto.

Uma terceira atividade (A3), foi, dos aspectos que influenciam o processo de ATMR, quais escolher. A etapa de implementação (A4) tem o propósito de consolidar os conhecimentos obtidos sobre as técnicas estudadas durante a revisão bibliográfica. Nesta fase, a meta foi implementar um método de navegação que reagisse bem ao fator de mapa parcialmente conhecido e considerar duas características diferentes no ATMR para criar um cenário comparativo e aplicá-los a testes simulados.

Os experimentos serão propostos com base em parâmetros relevantes para análise de aspectos específicos ligados à execução, com a intenção estudar como variadas situações impactam no comportamento geral das soluções.

Os experimentos (A4) e análise dos resultados (A5) foram propostos conforme os parâmetros explanados na seção 6.2. A atividade de composição final do plano de trabalho de navegação exploratória (A6) foi realizado, todavia, devido as dificuldades de união dos trabalhos, se fez necessária a implementação dos elementos essenciais do outro plano de trabalho. Por fim, foram feitas as atividades de divulgação dos resultados (A7), em que os códigos implementados foram publicados no Github.

3.1 Cronograma de Trabalho

Na tabela 3.1 são apresentas as atividades a serem desenvolvidas no decorrer do projeto, assim como a ordem cronológica.

A1 - Revisão bibliográfica geral sobre alocação de tarefas para múltiplos robôs;

- A2 - Revisão bibliográfica específica sobre técnicas de alocação de tarefas para sistemas de múltiplos robôs aplicadas em navegação exploratória;
- A3 - Investigação e identificação dos principais aspectos que influenciam o processo de alocação de tarefas em navegação exploratória;
- A4 - Seleção e implementação, em ambiente simulado, de algumas técnicas correlatas de ATMR para navegação exploratória;
- A5 - Análise comparativa dos resultados obtidos;
- A6 - Processo de composição final junto com o plano de trabalho de navegação exploratória;
- A7 - Redação de relatórios para a divulgação do conhecimento e dos resultados obtidos no projeto.

Tabela 3.1: Cronograma de atividades.

	Set	Out	Nov	Dez	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago
A1	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
A2		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
A3		X	X	X	X	X	X					
A4						X	X	X	X	X	X	
A5									X	X	X	
A6									X	X	X	
A7					X	X					X	X

Capítulo 4

Fundamentação Teórica

4.1 Definição do Problema

Em uma exploração de SMR, o objetivo é obter informações sobre uma região desconhecida. Na Figura 4.1, é possível visualizar a representação do problema no instante inicial do sistema, onde o único conhecimento dos robôs se refere ao seu raio sensorial.



Figura 4.1: Posição inicial dos robôs em um mapa desconhecido. A parte cinza da imagem define a região desconhecida e a parte branca é referente a área descoberta.

Como o mapa é desconhecido, é preciso processar as informações a partir do conhecimento sensorial dos robôs para definir as tarefas, que correspondem a destinos para cada um dos robôs. O conhecimento de cada robô é acumulado em uma central, responsável pelo processamento das informações da equipe [11]. A visualização da Figura 4.1 representa justamente o sistema central, ao qual compete a função de acúmulo, processamento e decisão acerca das informações obtidas.

Na etapa de decisão após obter as informações, o sistema centralizador precisa realizar os processos de definição das tarefas e, uma vez definidas, alocá-las aos robôs disponíveis no sistema.

Em relação à definição das tarefas, é preciso encontrar as regiões de fronteiras que cada robô conseguiu identificar a partir do seu sensoriamento. Para tal feito, se faz necessário a

utilização de ferramentas computacionais, o qual é comumente utilizado o método detector de bordas de Sobel [12, 13], onde é representado na Figura 4.2, para aplicações que requer um custo computacional menor em comparação a outros métodos disponíveis, como o de Canny [14].

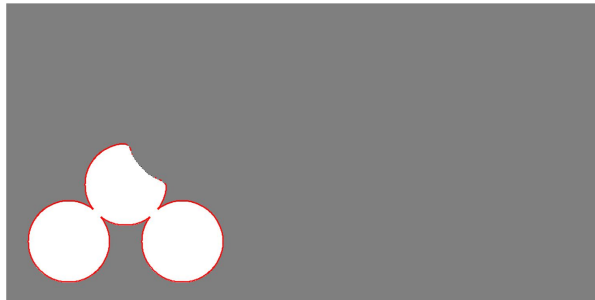


Figura 4.2: Em vermelho, o detector de bordas de Sobel aplicado a posição inicial dos robôs.

4.1.1 Agrupamento k-médias

Com as regiões de fronteiras estabelecidas, existem diversos métodos possíveis para realizar a definição das tarefas e um dos métodos mais bem difundidos é o agrupamento k-médias [15].

O agrupamento k-médias tem como objetivo particionar um conjunto de dados x em k agrupamentos, de maneira a minimizar a variância dentro de cada agrupamento¹. A inicialização do processo é feito escolhendo k pontos iniciais do conjunto de dados como centros dos agrupamentos provisórios, onde a escolha desses pontos μ_k podem ser feitas de maneira aleatória ou usando heurísticas. O k-médias tenta minimizar, iterativamente, a seguinte função:

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in C_j} \|x_i - \mu_j\|^2 \quad (4.1)$$

onde:

- k é o número de agrupamentos,
- C_j é o conjunto de pontos pertencentes ao agrupamento j ,
- x_i é o ponto de dados i ,
- μ_j é o centroide do agrupamento j ,
- $\|x_i - \mu_j\|^2$ é a distância euclidiana quadrática entre o ponto x_i e o centroide μ_j .

¹A variância é um conceito estatístico que diz respeito à distância que um valor médio apresenta do demais valores de um conjunto de dados.

4.2 Alocação de Tarefas

O problema de ATMR pode ser definido como um problema de otimização, onde o objetivo é alocar um dado conjunto \mathcal{T} de tarefas a um conjunto \mathcal{R} de robôs, de tal forma a otimizar o desempenho geral do sistema. O caso geral é dado por:

$$\mathcal{A} : \mathcal{T} \rightarrow \mathcal{R} \quad (4.2)$$

em que o termo \mathcal{A} representa o conjunto \mathcal{T} de tarefas é atribuído ao conjunto \mathcal{R} de robôs.

Dado um robô r e a tarefa t , se r for capaz de executar t , então pode-se definir Q_{RT} e C_{RT} como a qualidade e o custo, respectivamente, esperados para a execução da tarefa t pelo robô r . Isso resulta em uma métrica combinada e não negativa [5].

$$U_{RT} = \begin{cases} Q_{RT} - C_{RT} & \text{se } r \text{ for capaz de executar } t \text{ e } Q_{RT} > C_{RT} \\ 0 & \text{Caso não.} \end{cases} \quad (4.3)$$

4.2.1 Problema de Atribuição Ótima

O problema de ATMR pode ser interpretado como um tipo de problema de atribuição ótima. Neste tipo de problema, dado um conjunto de robôs \mathcal{R} e um conjunto de tarefas \mathcal{T} , o objetivo é maximizar o lucro $W(r, t)$, que é obtido ao atribuir um robô r a uma tarefa t . Para simplificar, podemos considerar que \mathcal{R} e \mathcal{T} têm o mesmo número de elementos n , o que pode ser representado como $R = r_1, r_2, \dots, r_N$ e $T = t_1, t_2, \dots, t_N$ [16].

Matematicamente, o problema é formulado da seguinte maneira: dado uma matriz $n \times n$, devemos encontrar uma permutação π dos números $1, 2, 3, \dots, n$ que maximize a seguinte soma:

$$\sum_{i=1}^n w(r_i, t_{\pi(i)}) \quad (4.4)$$

Essa atribuição entre r e t é chamada de atribuição ótima. No contexto da alocação de tarefas para múltiplos robôs, o objetivo é atribuir os robôs r às tarefas t de forma que o lucro total seja maximizado.

4.3 Navegação Autônoma

A navegação autônoma de robôs móveis é responsável por definir as ações de movimento do robô em um dado ambiente [17]. No campo de pesquisa sobre o tema, tem-se a possibilidade de arquiteturas reativas, deliberativas e híbridas [18, 19].

Navegação deliberativa é baseada no conhecimento prévio que o robô tem sobre o ambiente no qual será inserido, podendo realizar o planejamento de caminho antes de começar a navegar [20]. Já a arquitetura reativa está relacionada à capacidade do robô

de reagir ao ambiente de acordo com a percepção sensorial, permitindo uma interação contínua com o ambiente [21].

4.3.1 Campo Potencial

Uma das abordagens mais conhecidas da arquitetura reativa é o campo potencial, sendo o método desenvolvido por Oussama Khatib [22] pioneiro nessa área. A metodologia desenvolvida por Khatib baseia-se nas interações entre a força atrativa e a força repulsiva, onde a força repulsiva age para afastar o robô de obstáculos e a força atrativa atrai o robô para a posição de destino.

Para a prevenção de colisão, deve-se considerar a análise do obstáculo O na orientação do robô dentro do mapa. Se xd for a posição de destino, o controlador do agente robótico pode alcançar o objetivo, respeitando o obstáculo O , sujeitando-se ao seguinte campo potencial artificial:

$$U_{art}(x) = U_{xd}(x) + U_O(x) \quad (4.5)$$

A equação do campo potencial pode ser decomposta para a utilização do módulo e sentido do vetor das forças utilizada na equação, resultando em:

$$\mathbf{F}_{art}^* = \mathbf{F}_{xd}^* + \mathbf{F}_O^*, \quad (4.6)$$

com

$$\mathbf{F}_{xd}^* = -\nabla[U_{xd}(x)], \quad (4.7)$$

$$\mathbf{F}_O^* = -\nabla[U_O(x)], \quad (4.8)$$

onde:

- \mathbf{F}_{xd}^* representa o vetor de força resultante do campo potencial desejado $U_{xd}(x)$.
- $U_{xd}(x)$ é o potencial associado ao objetivo ou posição final desejada.
- \mathbf{F}_O^* representa o vetor de força resultante do campo potencial $U_O(x)$, que pode estar relacionado a obstáculos ou outras influências no ambiente.
- $U_O(x)$ é o potencial associado a obstáculos ou outros fatores que devem ser evitados ou levados em consideração.
- ∇ denota o gradiente, que calcula a taxa de variação do potencial em relação à posição x . O sinal negativo indica que a força é direcionada para minimizar o potencial.

Capítulo 5

Revisão Bibliográfica

O problema de alocação de tarefas em sistemas de múltiplos robôs tem como intuito atribuir, de forma otimizada, um conjunto de tarefas para um conjunto de robôs, para potencializar o desempenho geral do sistema [23]. As estratégias de alocação de tarefas são determinadas de acordo com as aplicações, como vigilância [24], formação [25], busca e salvamento [26], e exploração [27]. O foco desta revisão foram as técnicas de alocação de tarefas com ênfase na navegação exploratória.

A literatura da modelagem do problema de ATMR abrange diversas técnicas [28], como a divisão justa discreta [29], em que o problema é resolvido dividindo o grupo das tarefas igual entre o grupo dos robôs. Já em [30], a modelagem é realizado via o problema de atribuição ótima, que visa atribuir o conjunto de robôs R para o conjunto de tarefas T de modo que o lucro seja maximizado[31].

Como introduzido por Maja Matarić em [32], as diferentes soluções para o problema de alocação de tarefas em sistemas de múltiplos robôs são representadas em três dimensões principais:

1. robôs de tarefa única versus multitarefas, aplicada quando os robôs envolvidos no processo de alocação pode executar mais de uma tarefa por vez;
2. tarefas de robô único versus tarefas de vários robôs, em que se analisa se as tarefas a serem realizadas envolvem um ou diversos robôs;
3. alocação instantânea versus alocação estendida no tempo, onde é considerado se pode alocar uma tarefas por vez ou alocar diversas tarefas em uma iteração.

Vale destacar que a combinação mais estudada na literatura é a de robôs de tarefa única, tarefas de robô único e alocada instantaneamente.

De acordo com [33], as soluções para o problema de ATMR podem ser definidas em duas topologias distintas: centralizadas e descentralizadas. As abordagens centralizadas estão envolvidas em um sistema central em que todos robôs enviam informações individuais para o servidor central, sendo ele o responsável por controlar a equipe de múltiplos

robôs [11]. Já nas abordagens descentralizadas ocorre o processo inverso, onde cada robô pode trabalhar por conta própria e trocando informações com outros robôs do sistema apenas quando necessário [34].

As soluções implementadas no problema de ATMR podem ser formuladas de diversas maneiras e em distintos domínios para obter um determinado objetivo de otimização. Em [35], é definido que as estratégias de ATMR podem ser classificadas como métodos baseado em mercado, métodos baseado em comportamento e métodos baseado em otimização.

As abordagens baseadas em mercado são fundamentadas em negociações em mercados econômicos, o que ocorre devido às semelhanças encontradas entre os mercados financeiros e os sistemas de computadores distribuídos [36]. Elas se baseiam em um método de leilão de tarefas, em que um sistema central é responsável por receber os lances das tarefas e alocá-las aos robôs, com os lances sendo realizados de acordo com alguns critérios baseados no objetivo geral do sistema [37, 38].

Nas abordagens baseadas em comportamentos, as tarefas são repartidas em comportamentos, e estes devem orientar os robôs a executar uma dada tarefa com base nos critérios do sistema [39]. Entre os algoritmos utilizados nessa classe estão o **ALLIANCE** [40], que realiza uma alocação de tarefas distribuídas ao longo do tempo para minimizar o tempo gasto pelos robôs na execução da tarefa, e o **BLE** [41], que considera a alocação quando as tarefas surgem dinamicamente no ambiente.

Em abordagens baseadas em otimização, tem como foco a resolução de um determinado problema com o intuito de encontrar a solução ótima para esse problema a partir de um conjunto de soluções dispostas no sistema [42]. Um dos métodos mais famosos atrelado a essa abordagem é o método de agrupamento, em específico o **agrupamento K-médias** [43]. Em [44], uma estratégia de agrupamento K-médias é realizada para dividir as tarefas, sendo o **HA**¹ responsável pela alocação dos robôs nos agrupamentos de maneira otimizada.

Em [27] é visto o problema de ATMR na aplicação de exploração, onde é utilizado agrupamento com algoritmo genético(**AG**)² para as definições das tarefas e a alocação é feita por aprendizagem de máquina.

Já em [45], é apresentada a estratégia utilizando novamente agrupamento com **AG** para as definições das tarefas e é utilizado o algoritmo **A*** para a alocação das tarefas, na aplicação de exploração e inspiração de instalações industriais.

¹ **HA** é a abreviação, em inglês, para algoritmo húngaro. O algoritmo húngaro, desenvolvido por Harold Kuhn em 1955, é uma técnica para resolver o problema de atribuição de forma otimizada, utilizando uma abordagem de otimização.

² Os **AG** são técnicas de busca e otimização inspiradas na teoria da evolução natural de Charles Darwin. Eles utilizam processos como seleção, cruzamento e mutação para encontrar soluções aproximadas para problemas complexos.

Capítulo 6

Resultados e Discussões

Este capítulo tem como objetivo apresentar os resultados do que foi desenvolvido ao longo do trabalho referente às investigações sobre as técnicas de alocação de tarefas em de múltiplos robôs, aplicada à navegação exploratória.

6.1 Implementação

Foram implementados quatro grupos de experimentos, onde é feita a combinação entre duas maneiras de **definir a tarefas** e duas maneiras de **realizar a alocação** de tarefas. As combinações resultaram nos grupos relatados a seguir.

1. Grupo 01: Tarefa aleatória alocada pela menor distância absoluta;
2. Grupo 02: Tarefa aleatória alocada pela combinação ótima entre as distâncias;
3. Grupo 03: Tarefa por agrupamento k-médias alocada pela menor distância absoluta;
4. Grupo 04: Tarefa por agrupamento k-média alocada pela combinação ótima entre as distâncias.

O processo de alocação descrito na seção 4.2 é definido de forma instantânea e realizado para todo o sistema. Ou seja, independentemente de um robô executar sua tarefa mais rapidamente que o outro, ele esperará os demais concluírem seus objetivos para que um novo processo de alocação seja realizado.

É importante salientar que ao utilizar o temo combinação ótima as distâncias, é utilizada a definição abordada explicada em 4.2.1. A diferença entre método explicado para o implementado está na relação da função de custo, onde nesse caso é realizada uma busca exaustiva para obter a minimização do somatório da equação 4.4.

Como citado na seção 4.1, nos experimentos foi implementado o método de detecção de bordas de Sobel, com uma atualização no método para inflar os obstáculos, a fim de obter um resultado melhor nas regiões de fronteira.

As implementações foram realizadas em ambientes simulados por meio do ambiente de programação MATLAB, com uma equipe de três robôs, que estão submetidos a um sistema centralizador responsável por processar as informações e controlar a equipe de múltiplos robôs [11]. Além disso, a topologia aplicada para a navegação dos agentes robóticos utilizou a arquitetura reativa, mais especificamente o campo potencial, conforme relatado na seção 4.3.1.

A escolha dessas características deu-se pela natureza da aplicação, onde o SMR está em um ambiente desconhecido e precisa reagir ao local para poder navegar sem colisões e também para chegar ao objetivo final.

Considerando o método de controle para a navegação escolhido, foi ponderada na implementação a possibilidade de a tarefa ser definida em regiões com obstáculos, e é feita uma análise da situação momentânea do agente. Caso o robô esteja parado há cinco segundos em um ponto onde o seu raio sensorial cubra a tarefa, considera-se que a mesma foi executada, e será realizado um novo processo de alocação para todo o sistema, como representado na Figura 6.1.

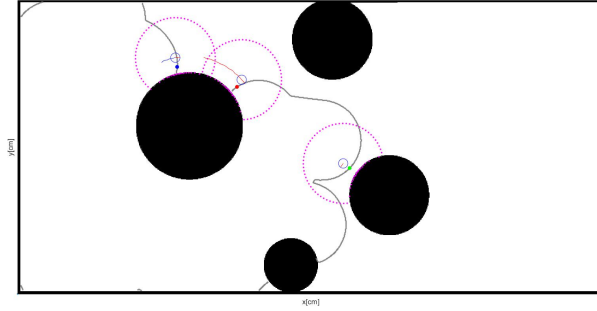


Figura 6.1: Situação onde todos os robôs estão com tarefas próximas a obstáculos.

6.2 Descrição dos Experimentos

Os experimentos foram realizados todos sob as mesmas condições, aplicado no mesmo mapa para todos os grupos de experimentos como representado na Figura 6.2.

A realização de todos os experimentos foi feita sob as mesmas condições, nas quais se considera que todos os robôs têm as mesmas capacidades para a execução de uma dada tarefa, como explicado na seção 4.2. Nesse caso, considera-se $Q_{RT} = 0$ e é utilizado o módulo do custo C_{RT} , onde o custo de cada tarefa é dado pela distância euclidiana entre o robô e a tarefa em questão.

Em cada simulação realizada, o ambiente teve um tempo limite de até quinhentos segundos para a exploração do mapa 6.2. Caso o limiar de exploração fosse atingido antes do tempo final de simulação, o experimento era finalizado e seu resultado, salvo. O limiar de exploração para todo experimento feito foi de 99,99% de exploração realizada, em que

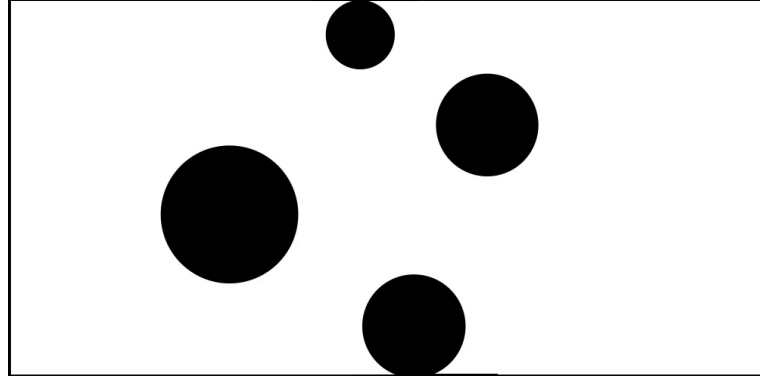
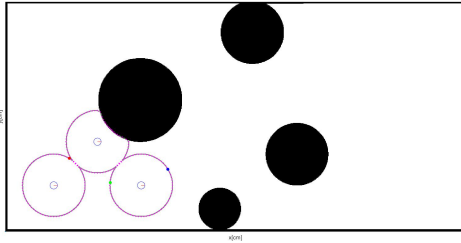


Figura 6.2: Mapa utilizado para os experimentos.

o limiar é dado pela comparação da área conhecida naquele instante com base no mapa de referência 6.19.



(a) exemplo de mapa utilizado para a área total



(b) exemplo de mapa utilizado para a área explorada

Figura 6.3: Representação utilizada para o limiar de exploração

Para cada grupo, foram realizados dez experimentos, avaliados com base no tempo que cada experimento levou para atingir o limiar de exploração. Todos os experimentos foram realizados sob as mesmas condições, sem alteração do ponto de partida ou do ambiente de simulação.

6.3 Resultados do Grupo 01

O Grupo 01 foi implementado com base na definição abordada na seção anterior, onde as tarefas são definidas nas regiões de fronteira de maneira aleatória, e a alocação da tarefa é feita com base na menor distância euclidiana entre um robô e a tarefa. Na alocação, o robô que tiver a menor distância para uma dada tarefa assumirá a mesma; o segundo robô, com a próxima menor distância, assumirá outra tarefa, e o último assumirá a tarefa restante.

Após a realização dos dez experimentos, foi construído um gráfico com o ganho percentual de informação versus o tempo necessário para sua obtenção, conforme mostrado na Figura 6.4. Percebe-se que o primeiro experimento obteve o melhor desempenho na execução; em contrapartida, é evidente que o experimento três teve o pior desempenho

entre todos os realizados nesse grupo. Ademais, foi construída uma curva média de ganho percentual para o Grupo 01, conforme mostrado em 6.5, na qual se obteve um tempo médio de conclusão de **385,4650 segundos**.

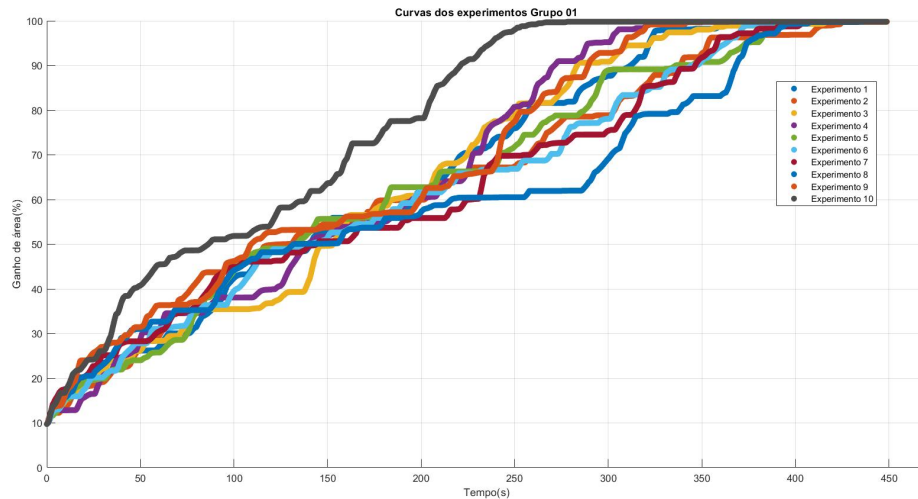


Figura 6.4: Gráfico do ganho de informação versus o tempo dos experimentos do Grupo 01.

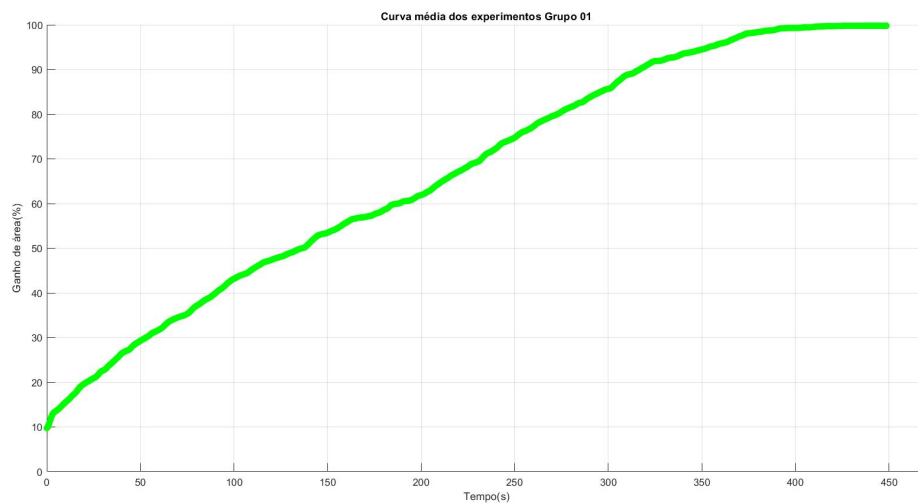


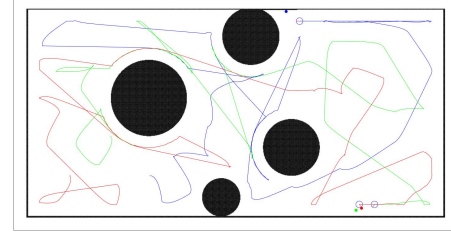
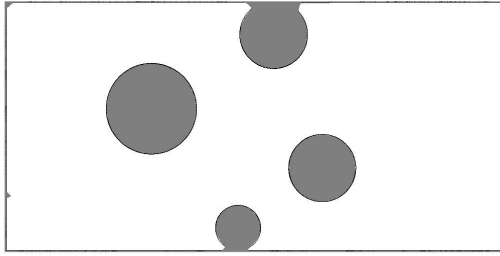
Figura 6.5: Curva média dos experimentos realizados no Grupo 01.

A utilização da aleatoriedade para a definição das tarefas deve-se à falta de estudos abordando o uso dessa abordagem para tal execução. Com base nos experimentos, é visível que o fator aleatório resulta em uma grande variação no tempo de conclusão entre os experimentos, visto que o melhor experimento foi concluído em **278,40 segundos**, o pior em **448,90 segundos**, e o tempo médio do grupo foi de **385,4650 segundos**.

A aleatoriedade na definição do problema, atrelada à alocação via menor distância, trouxe imprecisão aos resultados do grupo, o que prejudica o processo de ATMR aplicado à navegação exploratória, pois o objetivo da aplicação é obter o melhor custo-benefício

Experimentos	Tempo de conclusão (s)	Ganho de informação (%)
01	377,89	99,99
02	448,90	99,99
03	416,51	99,99
04	337,31	99,99
05	398,25	99,99
06	391,55	99,99
07	404,49	99,99
08	436,80	99,99
09	364,71	99,99
10	278,24	99,99

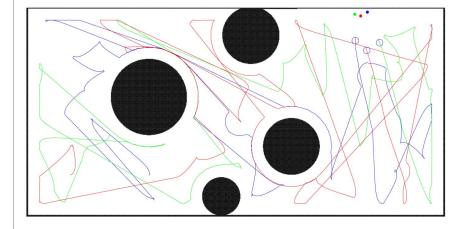
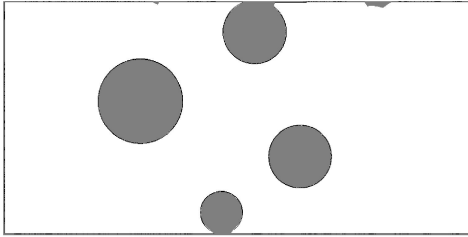
Tabela 6.1: Resultados dos experimentos do Grupo 01



(a) Mapa de descoberta obtido no melhor experimento.

(b) Trajetórias executadas pelo SMR no melhor experimento.

Figura 6.6: Plots obtidos no experimento 10



(a) Mapa de descoberta obtido no pior experimento.

(b) Trajetórias executadas pelo SMR no pior experimento.

Figura 6.7: Plots obtidos no experimento 02

possível. Torna-se notável apontar que o quesito aleatório não foi uma característica que acrescentou para o ganho do sistema na resolução do problema.

6.4 Resultados do Grupo 02

O Grupo 02 foi implementado com base na definição abordada na seção anterior, onde as tarefas são definidas nas regiões de fronteira de maneira aleatória, e a alocação da tarefa é feita com base na combinação ótima entre as distâncias. Na alocação, foi realizada a busca exaustiva para encontrar a combinação que resulte o menor custo para o sistema,

como referenciado na seção anterior.

Após a realização dos dez experimentos, foi construído um gráfico com o ganho percentual de informação versus o tempo que levou para a obtenção da mesma, onde é visto na Figura 6.8. Percebe-se que o experimento obteve o melhor desempenho na execução, em contrapartida é perceptível que o experimento três teve o pior desempenho entre todos os realizados nesse grupo. Ademais, foi construído uma curva média de ganho percentual para o Grupo 02, explicitado em 6.9, onde foi obtido um tempo médio de conclusão de **278,52 segundos**.

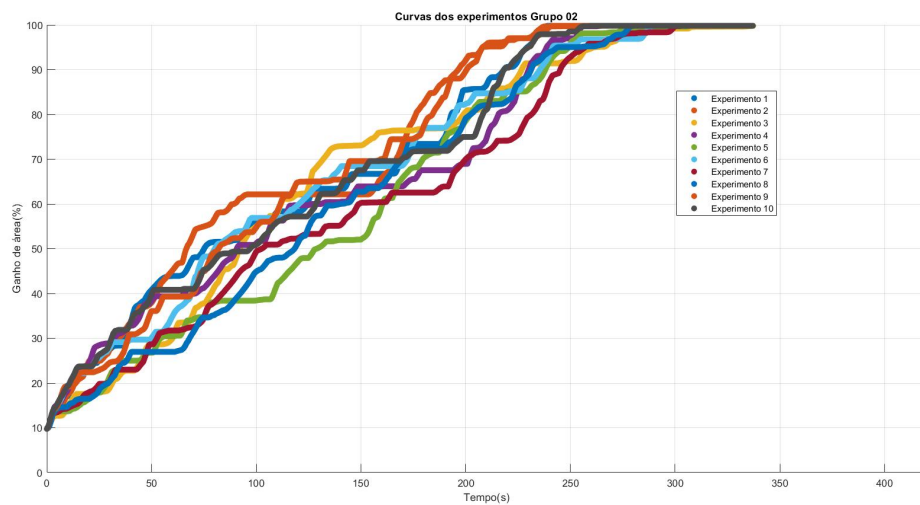


Figura 6.8: Gráfico do ganho de informação versus o tempo dos experimentos do Grupo 02.

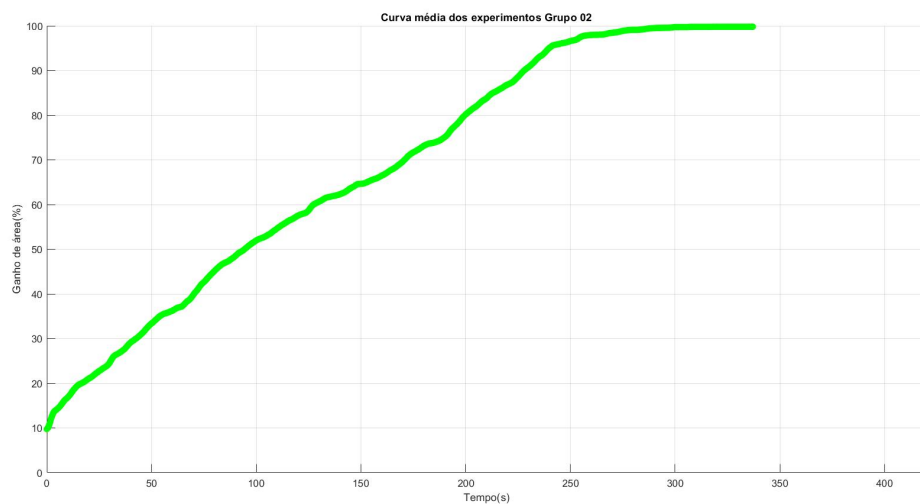
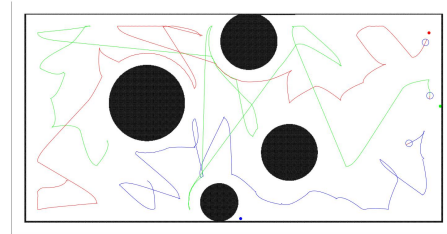
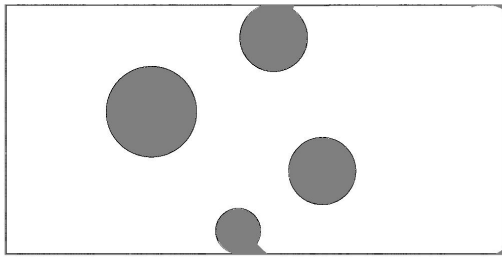


Figura 6.9: Curva média dos experimentos realizados no Grupo 02.

A partir da análise dos experimentos, é visível que o fator aleatório permite uma grande variedade no tempo de conclusão entre os experimentos, visto que o melhor experimento

Experimentos	Tempo de conclusão (s)	Ganho de informação (%)
01	238,91	99,99
02	264,65	99,99
03	337,28	99,99
04	263,71	99,99
05	306,79	99,99
06	290,12	99,99
07	303,01	99,99
08	280,18	99,99
09	241,24	99,99
10	259,37	99,99

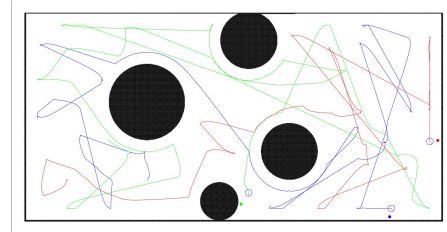
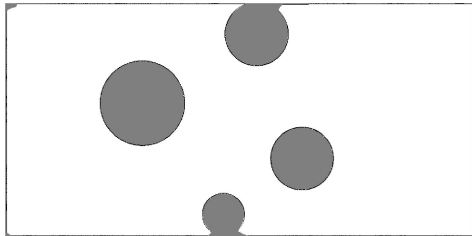
Tabela 6.2: Resultados dos experimentos do Grupo 02



(a) Mapa de descoberta obtido no melhor experimento.

(b) Trajetórias executadas pelo SMR no melhor experimento.

Figura 6.10: Plots obtidos no experimento 01



(a) Mapa de descoberta obtido no pior experimento.

(b) Trajetórias executadas pelo SMR no pior experimento.

Figura 6.11: Plots obtidos no experimento 03

obteve um tempo de **238,19 segundos**, o pior teve a conclusão em **337,28 segundos** e o tempo médio do Grupo foi de **278,52 segundos**.

É notável a diferença entre os resultados obtidos pelo Grupo 02 em comparação ao Grupo 01, ambos com a presença da aleatoriedade na definição do problema. Isso abre a possibilidade de que o baixo desempenho do primeiro grupo não esteja atrelado apenas ao fator aleatório e que o critério de alocação da tarefa influencie diretamente os resultados obtidos pelo SMR.

6.5 Resultados do Grupo 03

O Grupo 03 foi implementado com base na definição abordada na seção 4.1.1, onde as tarefas são definidas nas regiões de fronteira com base no método de agrupamento k-médias, e a alocação da tarefa é feita com base na menor distância euclidiana entre um robô e a tarefa.

Após a realização dos dez experimentos, foi construído um gráfico com o ganho percentual de informação versus o tempo que levou para a obtenção da mesma, onde é visto na Figura 6.12. Percebe-se que o experimento obteve o melhor desempenho na execução, em contrapartida é perceptível que o experimento três teve o pior desempenho entre todos os realizados nesse grupo. Ademais, foi construído uma curva média de ganho percentual para o Grupo 01, explicitado em 6.13, onde foi obtido um tempo médio de conclusão de **303,4470 segundos**.

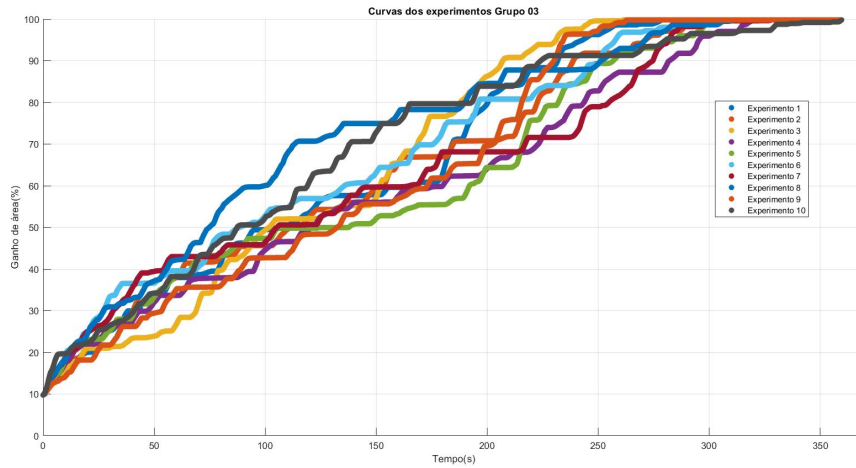


Figura 6.12: Gráfico do ganho de informação versus o tempo dos experimentos do Grupo 03.

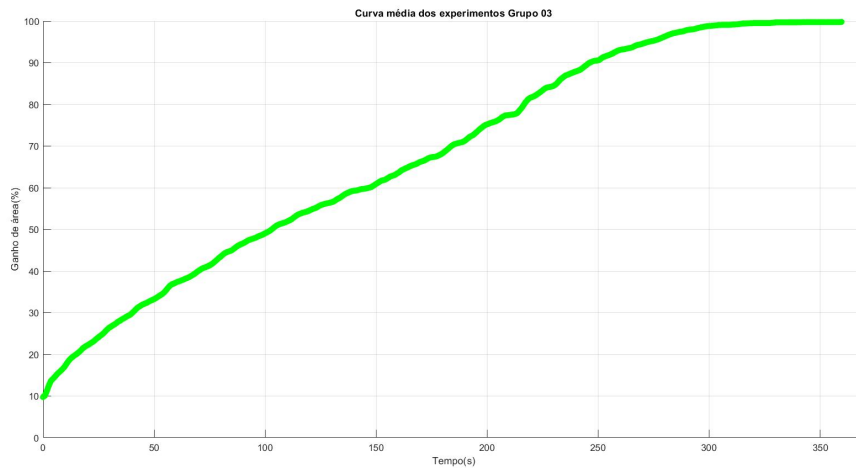
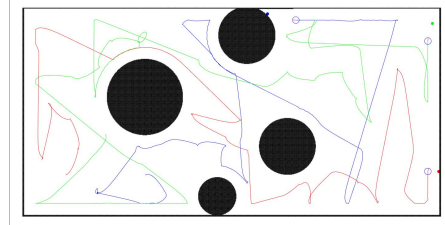
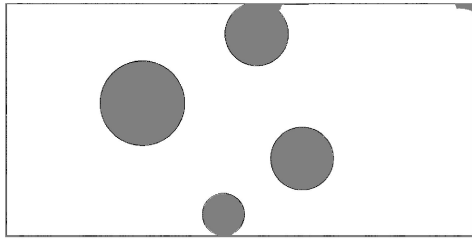


Figura 6.13: Curva média dos experimentos realizados no Grupo 03.

Experimentos	Tempo de conclusão (s)	Ganho de informação (%)
01	278,58	99,99
02	291,12	99,99
03	261,51	99,99
04	320,15	99,99
05	310,31	99,99
06	311,01	99,99
07	328,00	99,99
08	311,16	99,99
09	262,94	99,99
10	359,69	99,99

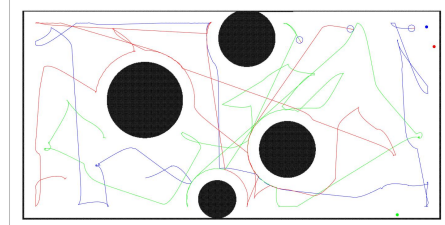
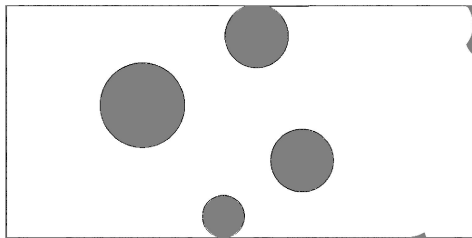
Tabela 6.3: Resultados dos experimentos do Grupo 03



(a) Mapa de descoberta obtido no melhor experimento.

(b) Trajetórias executadas pelo SMR no melhor experimento.

Figura 6.14: Plots obtidos no experimento 03



(a) Mapa de descoberta obtido no pior experimento.

(b) Trajetórias executadas pelo SMR no pior experimento.

Figura 6.15: Plots obtidos no experimento 10

A utilização da do agrupamento k-médias para a definição da tarefa deu-se pela estruturação do método na área, o qual é bem estruturado no campo de pesquisa. É visível que o fator agrupamento k-médias permite uma diferença menor entre os resultados dos experimentos, visto que o melhor experimento obteve um tempo de **261,51 segundos**, o pior teve a conclusão em **359,69 segundos** e o tempo médio do Grupo foi de **303,4470 segundos**.

Analisando os resultados do Grupo 03, é factível que os resultados do Grupo 02 foram melhores que o do grupo em análise, o que reforça mais a ideia de que a estratégia de alocação interfere bastante no resultado final do SMR. Um ponto importante do Grupo 03 é visto na Figura 6.14b, onde é notório as trajetórias mais bem estabelecidas em

comparação com as rotas traçadas na Figura 6.10b, o que é característico do agrupamento k-médias.

6.6 Resultados do Grupo 04

O Grupo 04 foi implementado com base na definição abordada na seção 4.1.1, onde as tarefas são definidas nas regiões de fronteira com base no método de agrupamento k-médias, e a alocação da tarefa é feita com base na combinação ótima entre as distâncias.

Após a realização dos dez experimentos, foi construído um gráfico com o ganho percentual de informação versus o tempo que levou para a obtenção da mesma, onde é visto na Figura 6.16. Percebe-se que o experimento obteve o melhor desempenho na execução, em contrapartida é perceptível que o experimento três teve o pior desempenho entre todos os realizados nesse grupo. Ademais, foi construído uma curva média de ganho percentual para o Grupo 04, explicitado em 6.17, onde foi obtido um tempo médio de conclusão de **273,23 segundos**.

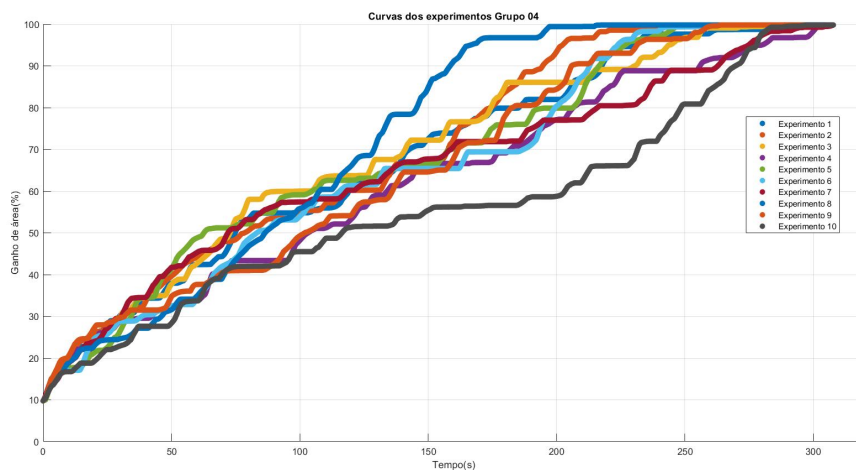


Figura 6.16: Gráfico do ganho de informação versus o tempo dos experimentos do Grupo 01.

É notável que o fator agrupamento k-médias permite uma diferença menor entre os resultados dos experimentos, visto que o melhor experimento obteve um tempo de **230,70 segundos**, o pior teve a conclusão em **307,94 segundos** e o tempo médio do Grupo foi de **273,23 segundos**.

Analisando os resultados do Grupo 04, é factível que os melhores resultados foram o desse grupo, todavia ficou bem próximo do Grupo 02, o que reforça mais a ideia de que a estratégia de alocação interfere bastante no resultado final do SMR. Analisando a Figura 6.18a, percebemos que a trajetória dos robôs estão melhor organizada, tal qual o Grupo 03, diferentemente dos dois primeiros grupos.

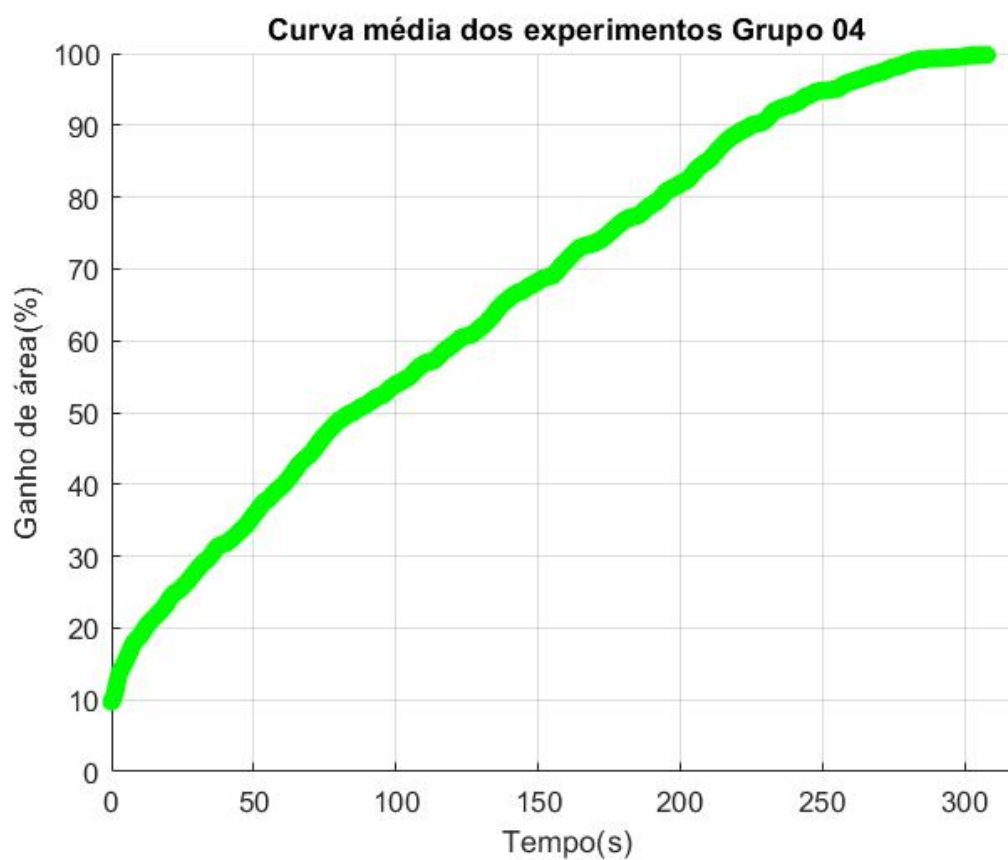
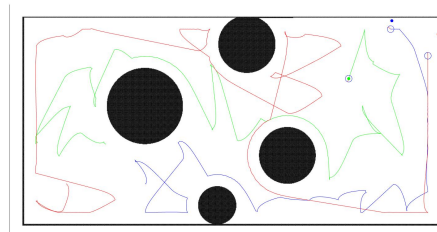
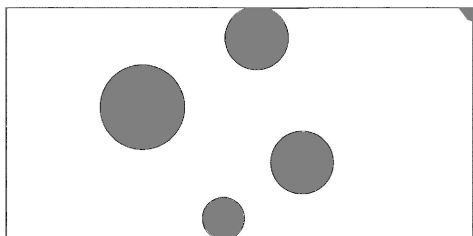


Figura 6.17: Curva média dos experimentos realizados no Grupo 04.

Experimentos	Tempo de conclusão (s)	Ganho de informação (%)
01	288,74	99,99
02	247,21	99,99
03	282,37	99,99
04	304,93	99,99
05	247,70	99,99
06	261,62	99,99
07	307,94	99,99
08	230,70	99,99
09	263,91	99,99
10	297,16	99,99

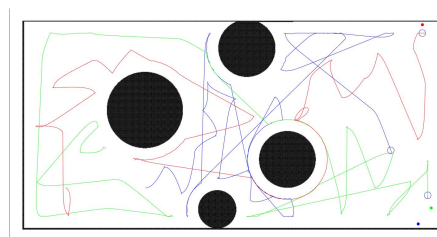
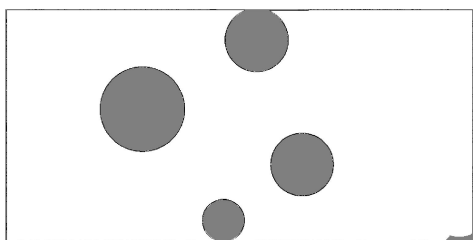
Tabela 6.4: Resultados dos experimentos do Grupo 04



(a) Mapa de descoberta obtido no melhor experimento.

(b) Trajetórias executadas pelo SMR no melhor experimento.

Figura 6.18: Plots obtidos no experimento 08



(a) Mapa de descoberta obtido no pior experimento.

(b) Trajetórias executadas pelo SMR no pior experimento.

Figura 6.19: Plots obtidos no experimento 07

Capítulo 7

Conclusão

Neste projeto de pesquisa, foi realizada uma revisão bibliográfica das técnicas de alocação de tarefas para múltiplos robôs, aplicadas à navegação exploratória. Nesse sentido, foram estudadas técnicas clássicas, dentre as quais a definição do problema com o agrupamento k-médias, a alocação de tarefas com base no Problema de Atribuição Ótima e a introdução de aleatoriedade em ambas as abordagens. Essas técnicas foram implementadas e testadas em experimentos simulados, visando a um maior entendimento das mesmas

Capítulo 8

Perspectivas de Trabalhos Futuros

Um estudo interessante que pode ser feito a partir deste, seria buscar formas de resolver o problema de planejamento de caminhos para evitar colisões, visto que o planejamento no estudo vigente acabou sendo solucionado pelo método de navegação reativa. Além disso, analisar e avaliar a influência da escalabilidade do sistema utilizando o método do agrupamento k-médias para a alocação das tarefas, pois o trabalho atual utilizou um grupo de três robôs.

Capítulo 9

Atividades Complementares

As atividades complementares estão relacionadas a atuação no Grupo de Pesquisa em Robótica da UFS (GPR-UFS). Além da manutenção do laboratório, o aluno teve participação ativa na equipe de futebol de robôs Lambe Sujo, vinculada ao GPR-UFS para o campeonato Latino Americano de Robótica (LARC), na categoria *IEEE Very Small Size Soccer* (VSSS) .

Dentre as atividades no Lambe Sujo incluíram a construção do robô e a participação no campeonato Latino Americano de Robótica (LARC), na categoria *IEEE Very Small Size Soccer* (VSSS), onde a equipe obteve Menção Honrosa.

5 Referências Bibliográficas

- [1] Kian Hsiang Low, John M Dolan e Pradeep Khosla. “Adaptive multi-robot wide-area exploration and mapping”. Em: *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Autonomous agents and Multiagent systems-Volume 1*. 2008, pp. 23–30.
- [2] Jürgen Leitner. “Multi-robot Cooperation in Space: A Survey”. Em: *2009 Advanced Technologies for Enhanced Quality of Life*. 2009, pp. 144–151. DOI: 10.1109/AT-EQUAL.2009.37.
- [3] Alaa Khamis, Ahmed Hussein e Ahmed Elmogy. “Multi-robot Task Allocation: A Review of the State-of-the-Art”. Em: *Cooperative Robots and Sensor Networks 2015*. Ed. por Anis Koubâa e J.Ramiro Martínez-de Dios. Cham: Springer International Publishing, 2015, pp. 31–51. ISBN: 978-3-319-18299-5. DOI: 10.1007/978-3-319-18299-5_2. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-319-18299-5_2.
- [4] Lynne Parker. “Distributed Intelligence: Overview of the Field and its Application in Multi-Robot Systems”. Em: *Journal of Physical Agents* 2 (jan. de 2008). DOI: 10.14198/JoPha.2008.2.1.02.
- [5] Brian P. Gerkey e Maja J. Matarić. “A formal analysis and taxonomy of task allocation in multi-robot systems”. Em: *International Journal of Robotics Research* 23.9 (2004). Cited by: 1135, pp. 939–954. DOI: 10.1177/0278364904045564. URL: <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-4444338336&doi=10.1177%2f0278364904045564&partnerID=40&md5=9efb4cfd7a63b42dac2d08db21fbb399>.
- [6] Zhi Yan, Nicolas Jouandeau e Arab Ali Cherif. “A Survey and Analysis of Multi-Robot Coordination”. Em: *International Journal of Advanced Robotic Systems* 10.12 (2013), p. 399. DOI: 10.5772/57313. eprint: <https://doi.org/10.5772/57313>. URL: <https://doi.org/10.5772/57313>.
- [7] Janardan Kumar Verma e Virender Ranga. *Multi-robot coordination analysis, taxonomy, challenges and future scope - journal of Intelligent amp; Robotic Systems*. Abr. de 2021.
- [8] Brian Coltin e Manuela Veloso. “Mobile robot task allocation in hybrid wireless sensor networks”. Em: *2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. 2010, pp. 2932–2937. DOI: 10.1109/IR0S.2010.5649893.

- [9] Lauren Bramblett, Rahul Peddi e Nicola Bezzo. “Coordinated Multi-Agent Exploration, Rendezvous, Task Allocation in Unknown Environments with Limited Connectivity”. Em: *2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. 2022, pp. 12706–12712. DOI: 10.1109/IROS47612.2022.9981898.
- [10] Payam Ghassemi e Souma Chowdhury. “Multi-robot task allocation in disaster response: Addressing dynamic tasks with deadlines and robots with range and payload constraints”. Em: *Robotics and Autonomous Systems* 147 (2022), p. 103905. ISSN: 0921-8890. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2021.103905>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921889021001901>.
- [11] Karim Al-Yafi, Habin Lee e Afshin Mansouri. “MTAP-MaSim: A Multi-agent Simulator for the Mobile Task Allocation Problem”. Em: *2009 18th IEEE International Workshops on Enabling Technologies: Infrastructures for Collaborative Enterprises*. 2009, pp. 25–27. DOI: 10.1109/WETICE.2009.35.
- [12] Rafael C Gonzalez e Richard E Woods. *Processamento de imagens digitais*. Editora Blucher, 2000.
- [13] Kgs Muhammad Rizky Alditra Utama, Rusydi Umar e Anton Yudhana. “Edge detection comparative analysis using Roberts, Sobel, Prewitt, and Canny methods”. Em: *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer* 10.2 (2022). URL: <https://jtsiskom.undip.ac.id/article/view/14209>.
- [14] John Canny. “A computational approach to edge detection”. Em: *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 6 (1986), pp. 679–698.
- [15] John A Hartigan, Manchek A Wong et al. “A k-means clustering algorithm”. Em: *Applied statistics* 28.1 (1979), pp. 100–108.
- [16] Changjoo Nam e Dylan A Shell. “Assignment algorithms for modeling resource contention and interference in multi-robot task-allocation”. Em: *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE. 2014, pp. 2158–2163.
- [17] Lucas MOLINA et al. “Planejamento de movimento para robôs móveis baseado na condição de horizonte continuado (CHC).” Em: (2014).
- [18] Roland Siegwart, Illah Reza Nourbakhsh e Davide Scaramuzza. *Introduction to autonomous mobile robots*. MIT press, 2011.
- [19] Paolo Pirjanian. “An overview of system architectures for action selection in mobile robotics”. Em: *Laboratory of Image Analysis, Aalborg University, Aalborg, Denmark* 1 (1997).
- [20] Steven M LaValle. *Planning algorithms*. Cambridge university press, 2006.

- [21] Jonathan A DeCastro et al. “Collision-free reactive mission and motion planning for multi-robot systems”. Em: *Robotics Research: Volume 1* (2018), pp. 459–476.
- [22] Oussama Khatib. “Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots”. Em: *The international journal of robotics research* 5.1 (1986), pp. 90–98.
- [23] Alaa Khamis, Ahmed Hussein e Ahmed Elmogy. “Multi-robot task allocation: A review of the state-of-the-art”. Em: *Cooperative robots and sensor networks 2015* (2015), pp. 31–51.
- [24] David Portugal e Rui Rocha. “A survey on multi-robot patrolling algorithms”. Em: *Technological Innovation for Sustainability: Second IFIP WG 5.5/SOCOLNET Doctoral Conference on Computing, Electrical and Industrial Systems, DoCEIS 2011, Costa de Caparica, Portugal, February 21-23, 2011. Proceedings 2*. Springer. 2011, pp. 139–146.
- [25] Rodrigo Passos Sousa. “Navegação de robôs móveis em formação para missões de escolta com possibilidade de perda de robôs na formação”. Em: (2023).
- [26] Balmukund Mishra et al. “Drone-surveillance for search and rescue in natural disaster”. Em: *Computer Communications* 156 (2020), pp. 1–10.
- [27] Reza Javanmard Alitappeh e Kossar Jeddisaravi. “Multi-robot exploration in task allocation problem”. Em: *Applied Intelligence* 52.2 (2022), pp. 2189–2211.
- [28] Ernesto Nunes et al. “A taxonomy for task allocation problems with temporal and ordering constraints”. Em: *Robotics and Autonomous Systems* 90 (2017). Special Issue on New Research Frontiers for Intelligent Autonomous Systems, pp. 55–70. ISSN: 0921-8890. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2016.10.008>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921889016306157>.
- [29] Hirokazu Nishimura. “a review of de Longueville, Mark A course in topological combinatorics”. Em: (dez. de 2019).
- [30] H. W. Kuhn. “The Hungarian method for the assignment problem”. Em: *Naval Research Logistics Quarterly* 2.1-2 (1955), pp. 83–97. DOI: <https://doi.org/10.1002/nav.3800020109>. eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/nav.3800020109>. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/nav.3800020109>.
- [31] Changjoo Nam e Dylan A. Shell. “Assignment algorithms for modeling resource contention and interference in multi-robot task-allocation”. Em: *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2014, pp. 2158–2163. DOI: 10.1109/ICRA.2014.6907156.

- [32] Brian P. Gerkey e Maja J. Matarić. “A Formal Analysis and Taxonomy of Task Allocation in Multi-Robot Systems”. Em: *The International Journal of Robotics Research* 23.9 (2004), pp. 939–954. DOI: 10.1177/0278364904045564.
- [33] Y. Uny Cao, Andrew B. Kahng e Alex S. Fukunaga. “Cooperative Mobile Robotics: Antecedents and Directions”. Em: *Robot Colonies*. Ed. por Ronald C. Arkin e George A. Bekey. Boston, MA: Springer US, 1997, pp. 7–27. ISBN: 978-1-4757-6451-2. DOI: 10.1007/978-1-4757-6451-2_1. URL: https://doi.org/10.1007/978-1-4757-6451-2_1.
- [34] Ahmed Elmogy, Alaa Khamis e Fakhri Karray. “Market-Based Framework for Mobile Surveillance Systems”. Em: *Lecture Notes in Computer Science (including sub-series Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 7326 LNAI (jan. de 2012), pp. 69–78. DOI: 10.1007/978-3-642-31368-4_9.
- [35] Haris Aziz et al. “Task Allocation Using a Team of Robots”. Em: *Current Robotics Reports* 3 (ago. de 2022). DOI: 10.1007/s43154-022-00087-4.
- [36] Maria Karlsson, Fredrik Ygge e Arne Andersson. “MARKET-BASED APPROACHES TO OPTIMIZATION”. Em: *Computational Intelligence* 23.1 (2007), pp. 92–109. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1467-8640.2007.00296.x>. eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1467-8640.2007.00296.x>. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1467-8640.2007.00296.x>.
- [37] Robert Zlot e Anthony Stentz. “Market-based Multirobot Coordination for Complex Tasks”. Em: *The International Journal of Robotics Research* 25.1 (2006), pp. 73–101. DOI: 10.1177/0278364906061160. eprint: <https://doi.org/10.1177/0278364906061160>. URL: <https://doi.org/10.1177/0278364906061160>.
- [38] Ernesto Nunes e Maria Gini. “Multi-Robot Auctions for Allocation of Tasks with Temporal Constraints”. Em: *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* 29.1 (fev. de 2015). DOI: 10.1609/aaai.v29i1.9440. URL: <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/9440>.
- [39] Faten Aljalahd e Heba A. Kurdi. “Autonomous task allocation for multi-UAV systems based on area-restricted search behavior in animals”. Em: *Procedia Computer Science* 191 (2021). The 18th International Conference on Mobile Systems and Pervasive Computing (MobiSPC), The 16th International Conference on Future Networks and Communications (FNC), The 11th International Conference on Sustainable Energy Information Technology, pp. 246–253. ISSN: 1877-0509. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.07.031>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050921014265>.

- [40] Wallace Pereira Neves Dos Reis e Guilherme Sousa Bastos. “Multi-Robot Task Allocation Approach Using ROS”. Em: *2015 12th Latin American Robotics Symposium and 2015 3rd Brazilian Symposium on Robotics (LARS-SBR)*. 2015, pp. 163–168. DOI: 10.1109/LARS-SBR.2015.20.
- [41] Barry Werger e Maja Mataric. “Broadcast of Local Eligibility: Behavior-Based Control for Strongly Cooperative Robot Teams”. Em: (abr. de 2000). DOI: 10.1145/336595.336621.
- [42] Mohamed Badreldin, Ahmed Hussein e Alaa Khamis. “A Comparative Study between Optimization and Market-Based Approaches to Multi-Robot Task Allocation”. Em: *Advances in Artificial Intelligence* 2013.1 (2013), p. 256524. DOI: <https://doi.org/10.1155/2013/256524>. eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1155/2013/256524>. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1155/2013/256524>.
- [43] Farzam Janati et al. “Multi-robot Task Allocation Using Clustering Method”. Em: *Robot Intelligence Technology and Applications 4*. Ed. por Jong-Hwan Kim et al. Cham: Springer International Publishing, 2017, pp. 233–247. ISBN: 978-3-319-31293-4.
- [44] Murugappan Elango, Subramanian Nachiappan e Manoj Kumar Tiwari. “Balancing task allocation in multi-robot systems using K-means clustering and auction based mechanisms”. Em: *Expert Systems with Applications* 38.6 (2011), pp. 6486–6491. ISSN: 0957-4174. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.11.097>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417410013357>.
- [45] Chun Liu e Andreas Kroll. “A Centralized Multi-Robot Task Allocation for Industrial Plant Inspection by Using A* and Genetic Algorithms”. Em: *Artificial Intelligence and Soft Computing*. Ed. por Leszek Rutkowski et al. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2012, pp. 466–474. ISBN: 978-3-642-29350-4.