



**LEONARDO DOS SANTOS PIRES**

**OTIMIZAÇÃO E VALIDAÇÃO DE CAMINHOS SIMULADOS  
PARA ROBÓTICA MÓVEL EM AMBIENTES ESTÁTICOS**

**LAVRAS-MG**

**2019**

**LEONARDO DOS SANTOS PIRES**

**OTIMIZAÇÃO E VALIDAÇÃO DE CAMINHOS SIMULADOS PARA ROBÓTICA  
MÓVEL EM AMBIENTES ESTÁTICOS**

Monografia apresentada à Universidade Federal de Lavras como parte das exigências do Curso de Engenharia de Controle e Automação para obtenção do título de Bacharel.

Prof. Dr. Leonardo Silveira Paiva  
Orientador

**LAVRAS-MG  
2019**

*Aos meus pais Regina e Roberto, com todo o meu amor,  
carinho e gratidão.*

*Dedico*

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a Deus por me capacitar e dar ânimos em meio a tantas dúvidas, pois sem Ele como alicerce, não teria conseguido alcançar meus objetivos. Aos meus pais, Maria Regina e José Roberto, pelo amor e confiança incondicional e a minha irmã, Maíra, pelo cuidado e observância dos meus passos durante toda a graduação.

Aos meus amigos de Lavras e região por todo companheirismo e cumplicidade nos momentos de alegria ou não.

Ao meu orientador Leonardo Silveira Paiva, pela educação, sempre disponibilidade, empatia e por não medir esforços em me ajudar.

A Universidade Federal de Lavras pela estrutura oferecida para que pudesse chegar satisfatoriamente ao final dessa etapa.

## RESUMO

Com o avanço tecnológico nos últimos anos, a Robótica Móvel se tornou um campo de pesquisa com aplicações nos diversos seguimentos da sociedade moderna, que vão desde as atividades de exploração espacial, as mais cotidianas tarefas domésticas, com passagens nos setores civis, militares e agrários. Quando o assunto é mobilidade de uma plataforma móvel, o elemento principal de estudo é a geração de percursos mínimos que respeitem as restrições cinemáticas da plataforma gerando um caminho, ou trajetória ótima em termos de distância e energia. O presente trabalho consiste na geração de rotas por meio de algoritmos de otimização, que posteriormente serão destinados ao deslocamento de uma gama variada de plataformas móveis em ambientes definidos à priori, no intuito de efetuar a validação. Tal método recebe como parâmetros de entrada os pontos de partida e chegada do robô móvel e, considerando a menor distância a partir dos pontos estabelecidos e as restrições presentes no ambiente criado, determina-se a rota a ser percorrida. Para implementação, propõe-se a utilização do software Matlab para que as imagens superiores fossem tratadas a fim de obter mapas discretizados. Foram escolhidos mapas de diferentes complexidades para que a robustez e eficiência do método fossem testadas. Dessa forma, este trabalho busca incentivar o estudo em robótica móvel aliada a técnicas de otimização de trajetórias, validando a viabilidade deste estudo nas áreas referentes a mobilidade de robôs.

**Palavras-chave:** Robótica Móvel. Algoritmos de otimização. MRP. A Star. Planejamento de Caminho.

## **ABSTRACT**

With the technological advancement in recent years, Mobile Robotics has become a field of research with applications in the various segments of modern society, ranging from space exploration activities to the most everyday domestic tasks, with passages in the civil, military and agrarian sectors. . When it comes to mobility of a mobile platform, the main element of studies is the generation of minimum pathways that respect the platform's kinematic constraints generating an optimal path and distance and energy trajectory. The present work consists in the generation of routes through optimization algorithms, which will later be destined to the displacement of a wide range of mobile platforms in a priori defined environments, in order to perform the validation. This method receives as input parameters the starting and arrival points of the mobile robot and, considering the shortest distance from the established points and the constraints present in the created environment, the route to be traveled is determined. For implementation it proposes the use of Matlab software so that the superior images were treated in order to obtain discretized maps. Different complexity maps were chosen so that the robustness and efficiency of the method were tested. Thus, this work seeks to encourage the study in mobile robotics combined with trajectory optimization techniques, validating the feasibility of this study in the areas related to robot mobility.

**Keywords:** Mobile Robotics. Optimization algorithms. MRP. A Star. Path Planning.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Primeiro robô industrial .....	14
Figura 2 - Robô utilizado na exploração do interior de um vulcão situado na Antártida.....	15
Figura 3 - Plataforma Bioloid, da Robotics (Unb) .....	15
Figura 4 - Vegebot desenvolvido por engenheiros em Cambrigde .....	16
Figura 5 - Exemplo de ambiente com uso da técnica de campos potenciais.....	19
Figura 6 - Rota planejada pelo algoritmo RRT .....	20
Figura 7 - Fluxograma clássico de um AG.....	21
Figura 8 - Exemplo de caminho gerado pelo algoritmo MRP.....	23
Figura 9 - Exemplo de ambiente discretizado utilizando o algoritmo A* .....	24
Figura 10 - Cenário inicial sem a presença de obstáculos para a geração do menor caminho entre os pontos A e B.....	25
Figura 11 - Resultados para o Algoritmo A Estrela .....	26
Figura 12 - Resultados para o Algoritmo MRP.....	26
Figura 13 - Segundo cenário com a presença de obstáculos para geração do menor caminho entre os pontos A e B.....	27
Figura 14 - Resultados do segundo cenário para o Algoritmo A Estrela .....	27
Figura 15 - Resultados do segundo cenário para o Algoritmo Mapa de Rotas Probabilístico ..	28
Figura 16 - Terceiro cenário com a presença de obstáculos para a geração do menor caminho entre os pontos A e B.....	29
Figura 17 - Resultados do terceiro cenário para o algoritmo A Star .....	29
Figura 18 - Resultados do terceiro cenário para o algoritmo Mapa de Rotas Probabilísticos..	30
Figura 19 - Trajetória gerada pelo algoritmo MRP para plataforma Arduino Uno.....	32
Figura 20 - Modelo e ambiente de simulação para a plataforma Arduino Uno .....	32
Figura 21 - Trajetória gerada pelo algoritmo MRP para plataforma Lego Mindstorm NXT...	33
Figura 22 - Modelo e ambiente de simulação para a plataforma Lego Mindstorm NXT .....	34
Figura 23 - Trajetória gerada pelo algoritmo MRP para a plataforma Arduino UNO and Shield .....	35
Figura 24 - Modelo e ambiente de simulação para a plataforma Arduino UNO and Shield....	36
Figura 25 - Trajetória gerada pelo algoritmo MRP para a plataforma Arduino UNO .....	37
Figura 26 - Modelo e ambiente de simulação para a plataforma Arduino UNO.....	37

## **LISTA DE SIGLAS**

A\* A-Estrela

AGs Algoritmos Genéticos

MRP Mapas de Rotas Probabilística

RRT Rapidly Exploring Random Tree

UFLA Universidade Federal de Lavras

PWM Pulse Width Modulation



## SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	10
2 OBJETIVOS.....	12
2.1 Objetivo geral.....	12
2.2 Objetivos específicos.....	12
3 REFERENCIAL TEÓRICO.....	13
3.1 Robótica Fixa <i>versus</i> Móvel.....	13
3.2 Robótica móvel e suas aplicações.....	14
3.2.1 Robótica Móvel na agricultura.....	16
3.2.2 Planejamento do caminho.....	17
3.3 Principais algoritmos para geração de caminhos.....	19
3.3.1 Campo Potencial.....	19
3.3.2 O algoritmo Árvores Aleatórias de Rápida Exploração.....	20
3.3.3 Algoritmos Genéticos.....	21
3.3.4 Mapas de Rotas Probabilístico.....	22
3.3.5 O algoritmo A Star.....	23
4. MATERIAIS E MÉTODOS.....	25
4.1 Resultados obtidos para o primeiro cenário.....	25
4.2 Resultados obtidos para o segundo cenário.....	27
4.3 Resultados obtidos para o terceiro cenário.....	28
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	31
5.1 Seguidor de Trajetória com Arduino Uno (Mega 328P).....	31
5.2 Seguidor de Trajetória com Lego Mindstorm NXT.....	33
5.3 Seguidor de Trajetória com Arduino UNO and Shield.....	35
5.4 Seguidor de Trajetória com Arduino UNO.....	36
6 CONCLUSÃO.....	39

## 1 INTRODUÇÃO

O estudo da robótica móvel é um tema bastante relevante na atualidade, uma vez que esta área de estudos e pesquisa apresentou um grande salto em seu desenvolvimento nos últimos anos. Uma grande vantagem e de fácil percepção é que os robôs móveis possuem maior versatilidade quando comparados aos industriais convencionais, por não precisarem de uma base fixa. A utilização da robótica móvel é muito ampla e pode ser empregada em diferentes áreas, como, por exemplo, exploração de ambientes hostis, vigilância militar, indústrias de diversos setores e agricultura. (SECCHI, 2008; VICTORINO; RIVES; SLAM, 2006; WOLF et al., 2009). Além da amplitude de aplicações desses robôs e na complexidade de atividades que são capazes de realizar, é necessário buscar, além da eficácia de determinada tarefa, seu melhor desempenho no que se diz respeito à eficiência energética.

Nesse contexto, o desempenho da robótica móvel está diretamente relacionado ao planejamento de rotas no qual o veículo irá executar, respeitando as restrições cinemáticas e as características do ambiente em questão. Em geral, os métodos de planejamentos desses caminhos são divididos em determinísticos e probabilísticos (PAIVA, 2017). O primeiro, parte da ideia de que são conhecidas todas as combinações possíveis de configurações livres do robô, o que faz com que os recursos computacionais necessários para a execução desses algoritmos de planejamento geralmente cresçam de forma exponencial com a dimensão do espaço de configurações, tornando impraticável para aplicações em ambientes de grandes dimensões (LATOMBE, 1990; SIGWART; NOURBAKSH, 2004; SILVEIRA, 2016). Já os métodos probabilísticos utilizam amostras do espaço de trabalho para a construção de uma aproximação do mesmo, fazendo com que sejam necessários menos recursos computacionais, tornando assim seu uso praticável mesmo em ambientes de grandes dimensões (MARTINS et al., 2003).

Nesse sentido, a geração de trajetória visa encontrar uma trajetória de rápida execução e que ao mesmo tempo evite gastos energéticos desnecessários. Com isso, os algoritmos de planejamento de caminho e trajetória se tornam cada vez mais importantes na robótica e, consequência disso, estudos relacionados a algoritmos se mostram fundamentais para criação em aperfeiçoamento de métodos.

Dentre os métodos probabilísticos, destaca-se o algoritmo A Star (A\*), Mapas de Rotas Probabilística (MRP), Direcional e Bi-direcional, dentre outros. Todos esses algoritmos possuem em comum a capacidade de não requerer altos recursos computacionais e serem flexíveis a uma gama de aplicação. Uma aplicação de destaque está na geração de trajetória

para um veículo que precisa ir de um ponto A para um ponto B, levando em consideração, os obstáculos presentes no cenário, utilizando de processos de otimização, para que se obtenha o melhor caminho possível e seguro para a atividade.

Contudo, por meio da realização deste trabalho, buscou-se validar de forma prática, a utilização de um par de algoritmos, compostos pelo A Star e MRP, por meio do controle de robôs móveis em determinados ambientes estáticos, a fim de reafirmar a importância do estudo nesse vasto campo que é a robótica móvel.

## **2 OBJETIVOS**

### **2.1 Objetivo geral**

Este trabalho teve como objetivo o desenvolvimento de um algoritmo de planejamento de caminho de menor distância e livre de colisões, a ser percorrido por uma plataforma móvel, permitindo uma futura aplicação em casas de vegetação.

### **2.2 Objetivos específicos**

Os objetivos específicos foram divididos nos seguintes itens, de acordo com a ordem de execução do presente trabalho:

- a) Criar ambientes fictícios representativos de diferentes complexidades;
- b) Aplicar os algoritmos implementados, obtendo o grafo de conexões do ambiente;
- c) Realizar a busca do caminho de menor percurso no grafo gerado;
- d) Realizar validação prática do método.

### **3 REFERENCIAL TEÓRICO**

Nesta secção, serão apresentados aspectos à respeito: da diferença entre Robótica Fixa e Móvel, bem como as aplicabilidades do segundo, com enfoque na agricultura; da explicação de como é feito o planejamento do caminho e alguns dos principais métodos que o fazem.

#### **3.1 Robótica Fixa *versus* Móvel**

No final do século XIX, com a explosão da Revolução Industrial na Europa, a descoberta de mecanismos industriais que substituíram o trabalho braçal, foi um salto importante na humanidade. Naquela época, surgiram as primeiras máquinas que utilizavam de energia elétrica ou de derivados do petróleo como forma de alimentação. Nesse contexto, com a invenção destas novas tecnologias, criou-se o desejo da criação de uma criatura mecânica que assumiria o papel do trabalhador no desempenhar das atividades, principalmente industriais. Com esse pensamento, os cientistas daquela época iniciaram pesquisas com esse enfoque, originalizando assim o termo que se entende hoje por Robótica. (MEDEIROS, 1998).

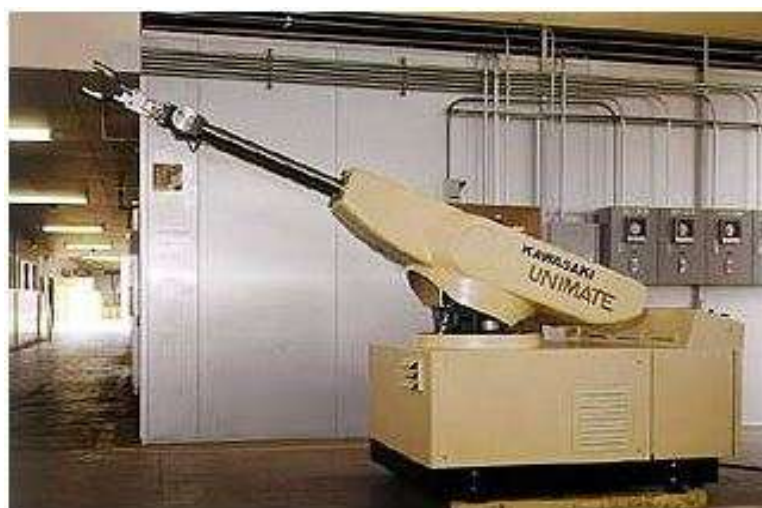
Nesse âmbito, com os grandes avanços em importantes áreas, como física e química, a Robótica Fixa ganhou espaço no mundo contemporâneo. A tecnologia se desenvolveu de forma surpreendente, surgindo os primeiros robôs industriais programados para fazerem tarefas divididas e repetitivas, por exemplo, montagem de veículos. Posteriormente, com a necessidade de robôs mais independentes e dinâmicos, que tomassem decisões por si só, sem a intervenção humana, surgiu o que se entende por Robótica Móvel.

No cenário atual, são inúmeras as aplicações desse campo de estudo no cotidiano, por exemplo, os veículos autônomos. Estes veículos são capazes de se locomover, de forma segura e eficiente, sem a necessidade de um piloto, trazendo inúmeras vantagens tanto físicas quanto mentais. A primeira vantagem, por estatisticamente ser mais segura que o modo manual tradicional, e a segunda, pela despreocupação com a atividade.

### 3.2 Robótica móvel e suas aplicações

Os primeiros robôs com um ou mais graus de liberdade foram pensados com o intuito de substituir o trabalho braçal nas indústrias, tanto para garantir maior produção quanto melhor padrão de qualidade. Entretanto, a ausência de recurso tecnológico bem como fonte duradoura de alimentação para o desempenho de atividades repetitivas e longas fizeram com que a robótica fosse simples, sem muitos graus de liberdades nem complexidade de tarefas. O primeiro robô móvel criado, na metade do século XX, por George Devol, é apresentado na Figura 1 abaixo.

Figura 1 - Primeiro robô industrial



Fonte: George Devol (1954)

Com o desenvolvimento da tecnologia, os veículos autônomos e a capacidade de processamento dos computadores ganharam força, surgindo assim robôs mais robustos (MAHADEVAN; NARENDRAN, 1990). Apesar dos enormes benefícios e aplicações, existem ainda restrições quanto ao uso destas plataformas robóticas, tais como o persistente entrave a respeito do sistema de alimentação, normalmente feito com baterias, e a dificuldade no desenvolvimento de métodos de navegação seguros e eficientes (ROCHA, 1998).

Recentemente, no mundo moderno, com o incentivo à pesquisa por solucionar os problemas apresentados anteriormente, a robótica foi capaz de criar baterias mais duradouras, observando assim, uma gama de variedade de aplicações para esses robôs, sendo usados nos diversos setores da economia (WOLF et al., 2009). Por exemplo, na indústria e comércio, eles são tradicionalmente usados na manipulação de materiais, soldadura e pintura (ROCHA,

1998). Na área militar suas aplicações vão desde locomoção aquática, terrestre e aérea até mesmo no desarmamento de explosivos, por exemplo. Outra aplicação se dá na exploração de ambientes de extremas condições, por exemplo, a exploração do interior de vulcões, os quais apresentam uma altíssima temperatura, impossibilitando a presença humana mesmo com o uso de roupas extremamente espessas. Segue na Figura 2 um exemplo do uso em tal ambiente inóspito.

Figura 2 - Robô utilizado na exploração do interior de um vulcão situado na Antártida



Fonte: LEMONICK(1994)

Nesse âmbito, com o forte investimento em novas tecnologias surgiram os robôs humanoides, os quais são os principais representantes do que se entende por robótica móvel, uma vez que se tende a associar robô a uma máquina com características físicas aproximarem com as de um ser humano, seja pelo aspecto visual ou modo de agir. Na Figura 3, tem-se um exemplo de humanoide desenvolvido em uma universidade do Brasil.

Figura 3 - Plataforma Bioloid, da Robotics (Unb)



Fonte: Universidade de Brasília (Brasil)

No que diz respeito à agricultura, este setor da economia demonstra enorme importância para os países mundiais, visto que com o crescimento populacional, se faz necessário uma maior demanda por alimentos e, desse modo, a Robótica se apresenta como uma forte aliada no combate a tal problemática. Esse combate se dá pelo fato de a mobilidade do robô possibilitar a aplicação tanto no plantio quanto na colheita de grandes propriedades, garantindo padrão e rapidez. A constante busca pelo desenvolvimento de robôs demonstra uma realidade muito próxima de estar ao alcance de agricultores. Nesse sentido, tem-se como exemplo, um protótipo chamado Vegebot, desenvolvido pela Universidade de Cambridge, da Inglaterra, capaz de identificar e colher culturas utilizando mecanismos altamente tecnológicos. Na Figura 4 é apresentado tal robô ainda em estado de testes.

Figura 4 - Vegebot desenvolvido por engenheiros em Cambridge



Fonte: Universidade de Cambridge (Inglaterra)

### 3.2.1 Robótica Móvel na agricultura

No que diz respeito exclusivamente à agricultura, robótica móvel tem se mostrado um importante aliado no aumento e qualidade de produção de culturas. Nesse sentido, a utilização de plataformas robóticas em estufas e casas de vegetação demonstra vantagens quando comparada ao manuseio humano. Algumas dessas vantagens podem ser percebidas, por exemplo, no uso racional de água e rapidez no processo, proporcionando mais lucro ao produtor.



Por outro lado, tem-se a questão ambiental ante ao avanço tecnológico. Com isso, existe o desafio de aumentar a produção e qualidade de culturas por meio de métodos que não prejudiquem o meio ambiente e a população consumidora. Nesse âmbito, a robótica é uma área que pode conciliar aumento da produção e da sustentabilidade, uma vez que o avanço do estudo no desenvolvimento de práticas de planejamento de caminho, promove a eficiência do processo envolvendo o cultivo de cultura.

Desta maneira, torna-se indispensável o direcionamento da robótica para a melhor prática da agricultura, por exemplo, em estufas, as quais geralmente são ambientes estáticos e retangulares, facilitando a locomoção e programação de plataformas móveis.

### **3.2.2 Planejamento do caminho**

Dentro do campo da Robótica Móvel, existem dois conceitos diferentes para trajetória e caminho, que muitas vezes podem parecer representar a mesma coisa. Planejamento de trajetória se dá pela união entre um ponto de origem e destino, levando em conta fatores variáveis específicos e estabelecidos como, por exemplo, a velocidade, o tempo e/ou a aceleração. Contudo, a trajetória preocupa-se com a dinâmica do movimento do robô. Em contrapartida, o planejamento do caminho se dá unicamente pela geração de uma linha de rota entre dois pontos, sem qualquer lei temporal (GASPARETTO et al., 2015).

Dessa maneira, o presente trabalho utilizou do conceito de caminho para selecionar o melhor possível, uma vez que o foco principal é demonstrar a eficácia de um algoritmo de geração de caminho específico que será abordado posteriormente. Sua característica é a geração de caminhos possíveis para que o robô possa se mover com agilidade e segurança, em outras palavras, é o deslocamento de um ponto inicial para um final levando em conta esses quesitos a fim de selecionar a melhor possibilidade (PAIVA, 2017).

Sendo assim, para se desenvolver o melhor caminho é necessário atender os requisitos de execução, pois uma vez que iniciada a tarefa do robô, não haverá intervenção humana. Nesse sentido, é indispensável a definição prévia do caminho livre de obstáculos dentro do ambiente em que está imerso bem como as restrições cinemáticas do robô que será utilizado.

Levando em consideração as informações que caracterizam o ambiente em que o robô está atuando, os algoritmos de planejamentos podem ser divididos em planejamento off-line

ou online. No primeiro caso, são conhecidos os aspectos do ambiente bem como as particularidades dos obstáculos. Já no planejamento on-line, não se sabe por completo todas as propriedades do ambiente, sendo necessário o uso de sensores, para que se faça a leitura em tempo real, durante a execução do percurso (RAJA, 2012).

A necessidade de se conhecer o mapa do ambiente bem como a localização do robô, é fundamental para que ele tenha capacidade de se desviar dos obstáculos presentes durante o percurso, e assim encontrar o caminho mais eficiente de um dado ponto de origem a um destino (THRUN, 2002). Nesse contexto, existem basicamente dois tipos de mapas: os topológicos e os métricos (WOLF et al., 2009). O primeiro representa o ambiente por meio de grafos, nos quais os nós são as regiões de interesse e as arestas as ligações entre as regiões (MATARIC 1990; KUIPERS; BYUN, 1991). Os métricos tem um poder de detalhamento maior comparado aos topológicos, uma vez que representam o ambiente mais detalhadamente. Dentre eles, se destaca o método Grades de Ocupação (*Occupancy Grids*; ELFES 1989), que é uma representação bidimensional do ambiente, no qual se divide em pequenas regiões denominadas células (MORAVEC; ELFES, 1985; MORAVEC, 1989; BORENSTEIN; KOREN, 1991; MARTIN; MORAVEC, 1996; WOLF et al., 2009) e cada uma delas contém informações se está livre para o trajeto ou não, sendo entendido como uma variável binária (THRUN, 2002). Dessa forma, faz-se possível a representação do ambiente na forma de uma matriz de elementos, trazendo assim uma abordagem robusta do espaço real (ALVES, 2015).

Ambientes em que não há mudanças das características capturadas, onde os obstáculos são estacionários, como, por exemplo, em indústrias com maquinários de grande porte, o planejamento off-line é uma opção para robôs móveis. Dentro deste contexto, as principais abordagens clássicas são: Campo Potencial, Árvores Aleatórias de Rápida Exploração, Algoritmos Genéticos, Mapas de Rotas Probabilísticos e A Estrela (LAVALLE, 2006).

Uma vez que o caminho foi planejado por meio de algum método, por exemplo, os apresentados anteriormente, fazem-se uso de algoritmos em que apresenta como saída, valores da trajetória e restrições para o robô. Sendo assim, tais valores representam sequência de valores ou movimentos que o robô deve assumir em determinados intervalos de tempo (GASPARETTO et al., 2015).

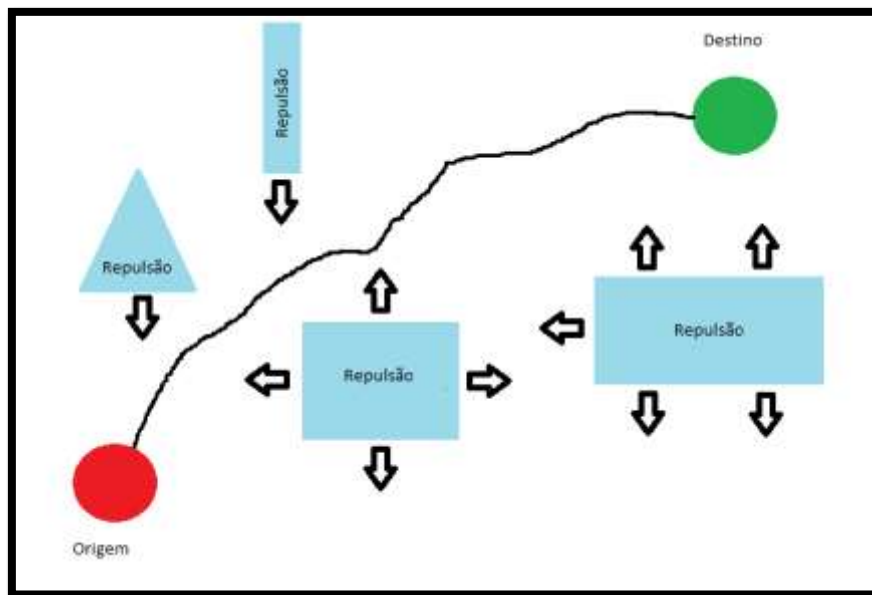
### 3.3 Principais algoritmos para geração de caminhos

Na geração de caminhos para a robótica móvel, alguns algoritmos destacam-se quanto à funcionalidade e vantagens para casos específicos. A seguir, serão apresentados os comumente usados e suas respectivas características.

#### 3.3.1 Campo Potencial

Esta técnica de seleção de trajetória dentro da robótica móvel utiliza campos potenciais e suas interações para gerar um caminho adequado. Nesse sentido, é criado um campo potencial artificial no qual o ponto inicial (naturalmente o robô) é tratado como uma partícula neutra; os obstáculos geram um campo repulsivo e o ponto final um campo atrativo. Dessa forma, a partícula será atraída pelo campo potencial atrativo do ponto final e repelida pelos campos potenciais repulsivos das barreiras, criando assim, uma trajetória para o robô. Na Figura 5, tem-se um esquema exemplo da aplicação do método.

Figura 5 - Exemplo de ambiente com uso da técnica de campos potenciais



Fonte: Do Autor (2019)

Na figura anterior, observam-se os campos de atração em verde e os campos de repulsão em azul, bem como o ponto de partida e o trajeto em vermelho e ponto de chegada em verde.

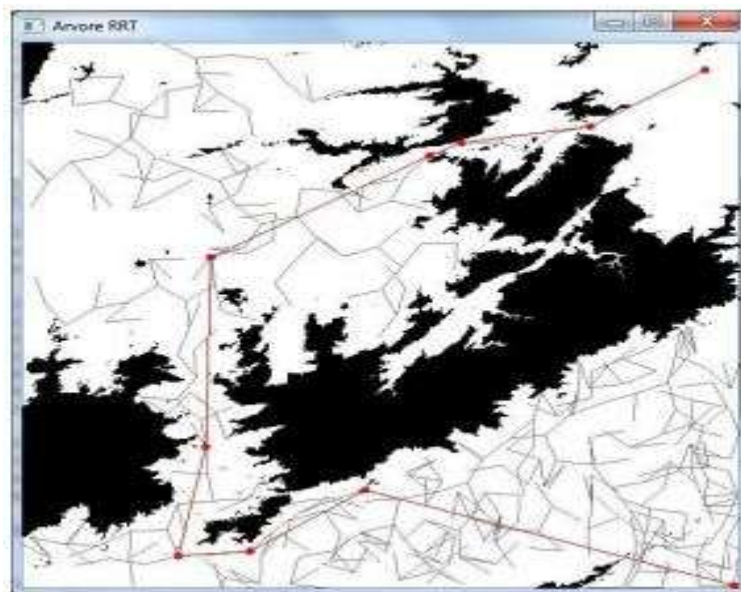
Essa abordagem apresenta como vantagem a facilidade e rapidez de utilização além de gerar caminhos suaves. Em contrapartida, sua grande desvantagem é observada ao se tratar de mínimos locais, pois as forças de atração e repulsão se anulam (RAJA, 2012; QUEIRÓS, 2014).

### 3.3.2 O algoritmo Árvores Aleatórias de Rápida Exploração

O algoritmo Árvores Aleatórias de Rápida Exploração ou *Rapidly-Exploring Random Trees* (RRT) consiste de um método em que considera-se a dinâmica dos movimentos do robô no que diz respeito à velocidade e aceleração. Ele permite a criação, como o próprio nome sugere, a criação de ramos aleatórios a partir de um ponto de início, permitindo assim, uma rápida solução (LAVALLE, 1998).

A utilização desta técnica é baseada na seleção de pontos inicial e final, bem como o número limite de amostras. A partir deles, são geradas árvores aleatórias até que atinja o número de amostras definido à priori. Nesse sentido, quanto maior o número de amostras melhor é o caminho encontrado (QUEIRÓS, 2014). Na Figura 6, tem-se um exemplo da aplicação da técnica RRT.

Figura 6 - Rota planejada pelo algoritmo RRT



Fonte: Silva, L. M., De Marchi, M. M. e Medeiros, F. L. L. (2015)

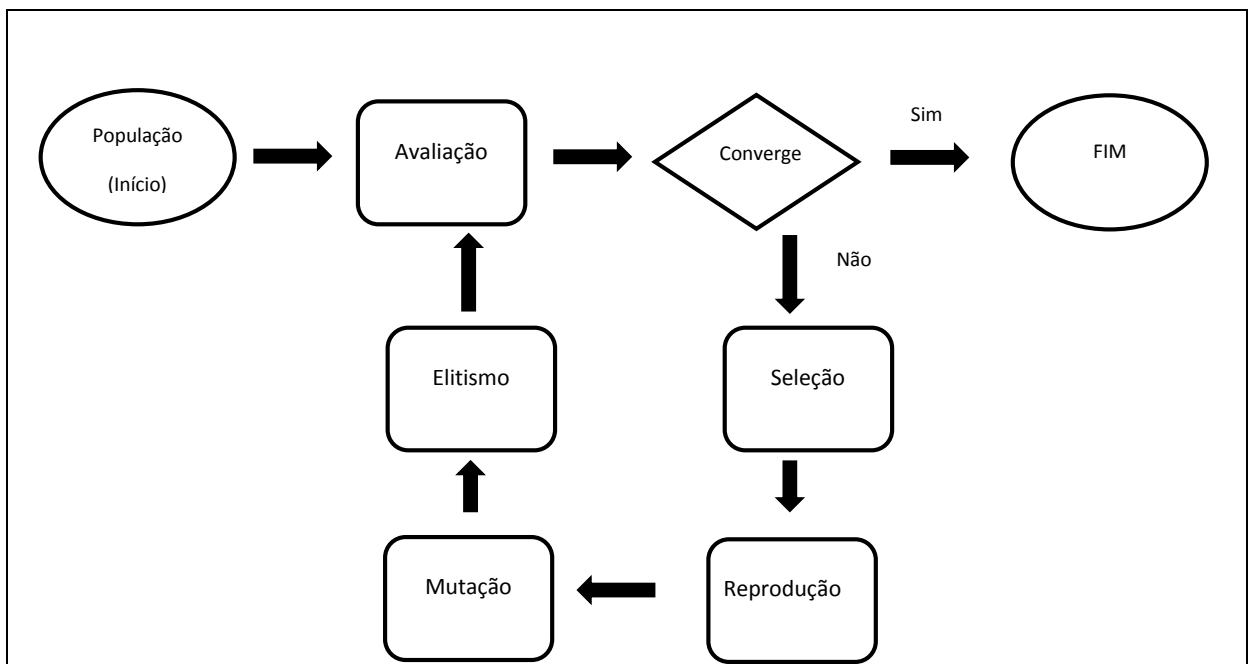
Essa abordagem apresenta vantagens importantes, tais como a simplicidade de uso e análise de *performance*; responde bem quando se trata de mínimos locais; grande amplitude

de aplicabilidade; entre outros. Em contrapartida, à medida em que aumenta o número de amostras, a capacidade de processamento computacional é ampliada, logo, torna uma desvantagem pontual no que tange à rapidez de obtenção de uma solução rápida (LAVALLE, 1998).

### 3.3.3 Algoritmos Genéticos

Algoritmos Genéticos (AGs) são métodos de otimização e busca inspirados nos mecanismos de evolução de populações de seres vivos (HOLLAND, 1975). Em seu livro “*Adaptation in Natural and Artificial Systems*”, Holland (1975), estruturou o funcionamento dos AGs como uma abstração da evolução biológica e os conceitos de seleção natural propostos por Charles Darwin, conforme mostrado na Figura 7.

Figura 7 - Fluxograma clássico de um AG



Fonte: Do autor (2019)

É uma técnica de busca extremamente eficiente ao se tratar de varrer o espaço de soluções e encontrar aquelas que mais aproximam-se da solução ótima. Apesar dos AGs serem usados em uma grande variedade de problemas de otimização, possuem algumas deficiências. Dentro delas estão: a dificuldade de superar as armadilhas de ótimos locais em problemas de otimização; ter seu desempenho sujeito a oscilações, mesmo que com pequenas

modificações no problema proposto; bem como não ser uma boa escolha de método ao se analisar tempo de processamento.

O funcionamento dos AGs, de acordo com Paiva (2017), consiste basicamente em criar uma população de possíveis resoluções para o problema proposto e assim submetê-las ao processo evolutivo.

### 3.3.4 Mapas de Rotas Probabilístico

O Mapas de Rotas Probabilístico (*Probabilistic Roadmaps*) ou MRP é uma técnica em que todas as informações do ambiente são representadas por um único grafo contendo todos os caminhos possíveis em espaços livres. Seu funcionamento está dividido em duas fases: de aprendizado e de questionamento.

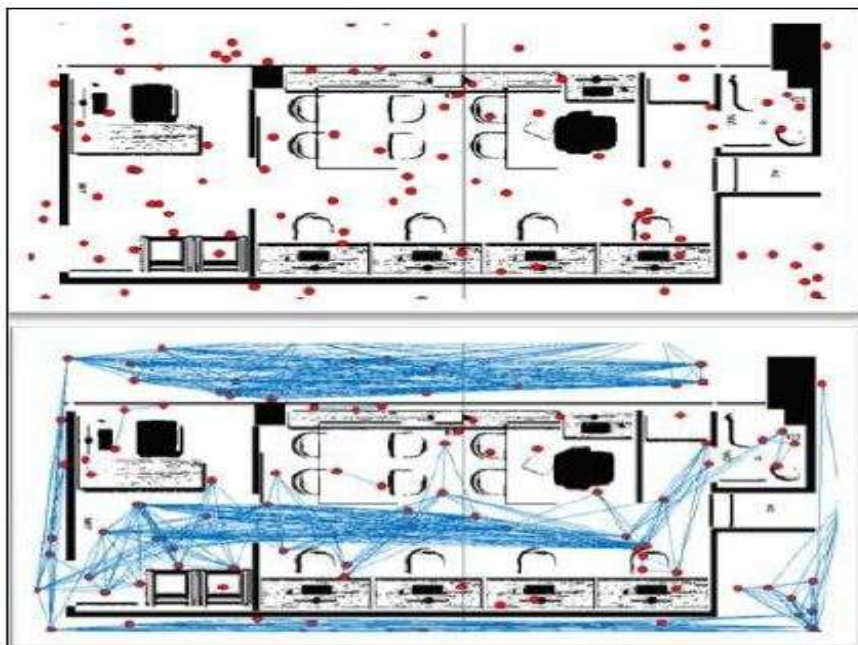
Na primeira, a construção do *roadmap* é realizada por meio de amostras aleatórias de configuração do robô (nós) no espaço livre adicionando-os ao conjunto de nós do grafo. Posteriormente, um planejador local rápido e trivial, realiza a tentativa de conectar os nós vizinhos, por meio de segmentos de retas, até uma distância máxima definida a priori (KAVRAKI et al., 1996; KAVRAKI; KOLOUNTZAKIS; LATOMBE, 1998). As conexões são então adicionadas ao conjunto de arestas do grafo. Áreas mais difíceis do mapa podem ser detectadas heurísticamente e assim, em um pós-processamento, ter mais nós gerados nelas a fim de aumentar a conectividade do mapa (KAVRAKI; LATOMBE, 1994).

Na etapa de questionamento, o grafo resultante da fase de aprendizado é consultado para encontrar um caminho que ligue os pontos de início e fim (SOUSA, 2017). Como o planejador local é determinístico, o caminho gerado será sempre o mesmo para as mesmas configurações de entrada, ou seja, mesmo grafo gerado na etapa de aprendizado e mesmas configurações inicial e final do robô (ADÔRNO, 2008). O objetivo dessa divisão é garantir que a maior parte do gasto computacional fique na fase de aprendizado e que a fase de questionamento se dê de maneira bastante veloz.

A abordagem do MRP, para obter caminhos livres de colisões, se aplica para qualquer tipo de plataforma robótica que precisa se mover entre obstáculos estacionários. Ademais, é utilizado no problema de planejamento de trajetórias para robôs de vários graus de liberdade em ambientes estáticos (KAVRAKI et al., 1996).

Na Figura 8, observa-se o funcionamento do algoritmo MRP, no qual os pontos em vermelho representam as amostras dispostas nos espaços livres e posterior junção deles por segmentos de retas retratadas em azul.

Figura 8 - Exemplo de caminho gerado pelo algoritmo MRP



Fonte: Paiva (2017)

O MRP é probabilisticamente completo, ou seja, se a quantidade de configurações amostradas tende ao infinito, a probabilidade de encontrar um caminho válido, desde que ele exista, se aproxima de um (BARRAQUAND et al., 2000). Porém, uma desvantagem se dá ao fato de que quanto maior a quantidade de amostras para uma melhor representação, maior é o gasto computacional.

### 3.3.5 O algoritmo A Star

O algoritmo A Star ( $A^*$ ) é um dos mais conhecidos e utilizados algoritmos para buscas em espaços de configuração métrica ou topológica (CUI; WANG; YANG, 2012). O  $A^*$  combina o uso de busca heurística e pesquisa com base no caminho mais curto (DUCHONÑ et al., 2014). O espaço de busca é estimado pelo custo de deslocamento da posição de origem até a posição de destino, e é dado pela Equação 1:

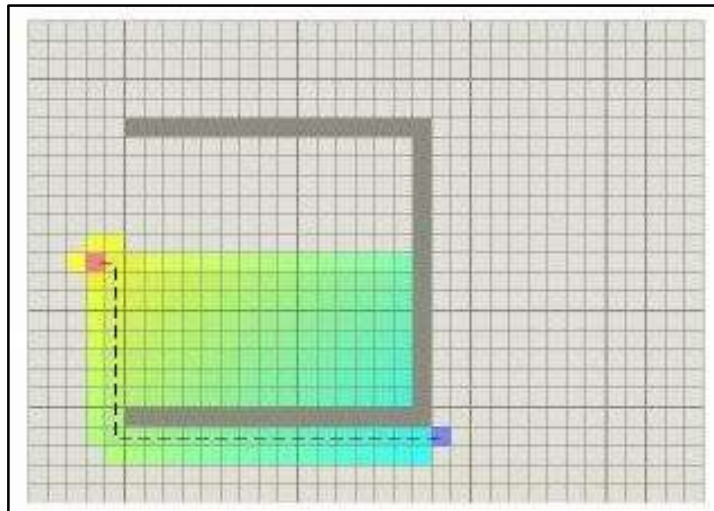
$$f(x) = g(x) + h(x)$$

Equação 1

Na Equação 1,  $f(x)$  é o custo total da configuração de origem até a de destino;  $g(x)$  é o custo calculado do caminho; e  $h(x)$  é o custo estimado do caminho (DUCHOŇ et al., 2014; SANTANA, 2007; AYRES, 2017). Para ponto de partida, escolhe-se a melhor célula ao redor do ponto inicial (naturalmente em que o robô se encontra) e por meio de cálculos seleciona-se a de menor custo para ser o próximo ponto do trajeto. Posteriormente, o ponto destino torna-se o ponto origem para cada instante e assim sucessivamente até que se segue ao ponto destino (DUCHOŇ et al., 2014).

Pode-se observar na Figura 9, que o ponto vermelho é o ponto origem e o azul é o destino. A parte cinza escuro preenchida corresponde à barreira que deve ser respeitada. Os valores de menor custo para o trajeto são representados por meio da intensidade das cores, onde as cores mais frias tem preferência às cores mais quentes.

Figura 9 - Exemplo de ambiente discretizado utilizando o algoritmo A\*



Fonte: Patel (2015)

No que diz respeito à preferência de escolhas de células, o A\* pode ser modificado quanto a critérios de periculosidade, ou seja, tem-se a vantagem de adotar termos que penalize certos caminhos (DUCHOŇ et al., 2014). Em contrapartida, quando faz-se análise de mapas muito grandes, o algoritmo apresenta a necessidade de um alto recurso computacional, o que torna uma desvantagem.



## 4. MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo são apresentados os resultados de simulações realizadas nos diferentes cenários criados para a validação desta metodologia, bem como o melhor caminho obtido em cada trajeto. No contexto deste trabalho, considerou-se como melhor resultado o menor caminho obtido entre dois pontos previamente estabelecidos. Por se tratar de uma técnica de otimização off-line, o tempo computacional levado para a geração deste caminho não foi avaliado como requisito de melhor solução. Ao final de cada cenário, são tecidas as principais conclusões sobre os resultados obtidos.

### 4.1 Resultados obtidos para o primeiro cenário

A Figura 10 corresponde ao primeiro cenário utilizado para a validação do trabalho. Trata-se de um ambiente livre de obstáculos, cuja distância entre os pontos A e B, dados como ponto de partida e ponto de chegada, respectivamente, é de 4,5 metros.

Figura 10 - Cenário inicial sem a presença de obstáculos para a geração do menor caminho entre os pontos A e B

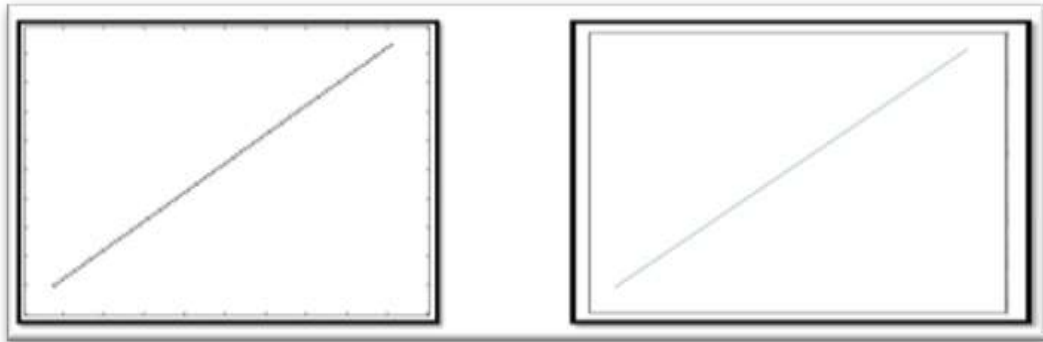


Fonte: Do Autor (2019)

Dessa forma, é necessário que se faça o tratamento da imagem de cada cenário, a fim de obter ela discretizada, para que, assim, o algoritmo seja capaz de realizar sua tarefa. No conjunto de imagens representadas nas Figuras 11 a 12 são detalhados os resultados obtidos pelos algoritmos A Star e MRP, respectivamente, cujos gráficos correspondem ao caminho gerado entre os dois pontos A e B referidos na Figura 10. Por se tratar do mesmo cenário, com

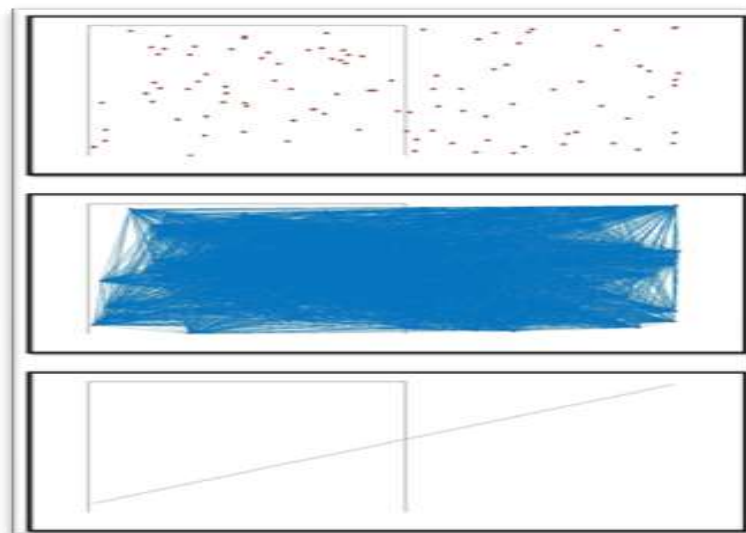
as mesmas características para cada algoritmo, as principais considerações sobre as soluções obtidas serão descritas ao final de cada subsecção.

Figura 11 - Resultados para o Algoritmo A Estrela



Fonte: Do Autor (2019)

Figura 12 - Resultados para o Algoritmo MRP



Fonte: Do Autor (2019)

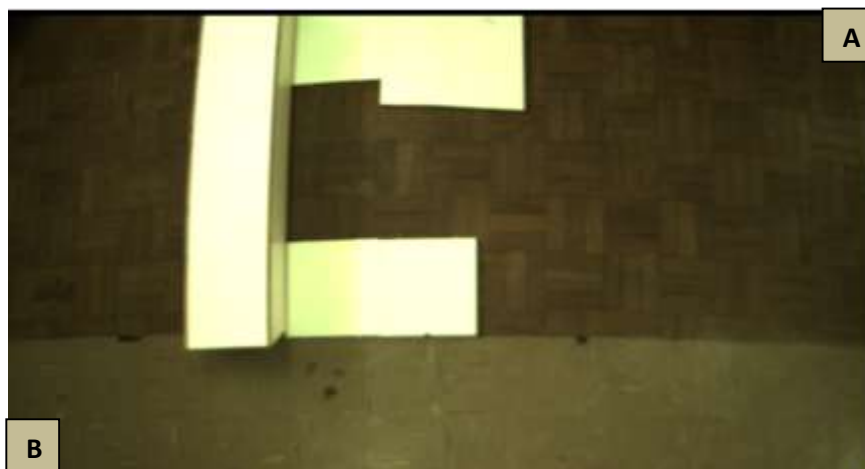
Abaixo é descrito os resultados obtidos para o primeiro cenário criado. Por se tratar de uma situação que envolve a melhor opção de trajetória, sem a presença de obstáculos, todos os algoritmos obtiveram uma solução admissível.

<b>Algoritmo</b>	<b>Resultados</b>
A Star	Tempo de processamento=7.357928e+01 Comprimento do caminho=1.187939e+03
Mapa de Rotas Probabilísticos	Tempo de processamento=1.595909e+01 Comprimento do caminho=1.474912e+03

## 4.2 Resultados obtidos para o segundo cenário

Para o segundo cenário, representado pela Figura 13, observa-se a presença de um obstáculo em forma de U cujo objetivo é forçar o algoritmo a gerar um caminho diferente do anterior, e avaliar a possibilidade de algum destes algoritmos ficar "preso" em um local dentro do obstáculo inserido.

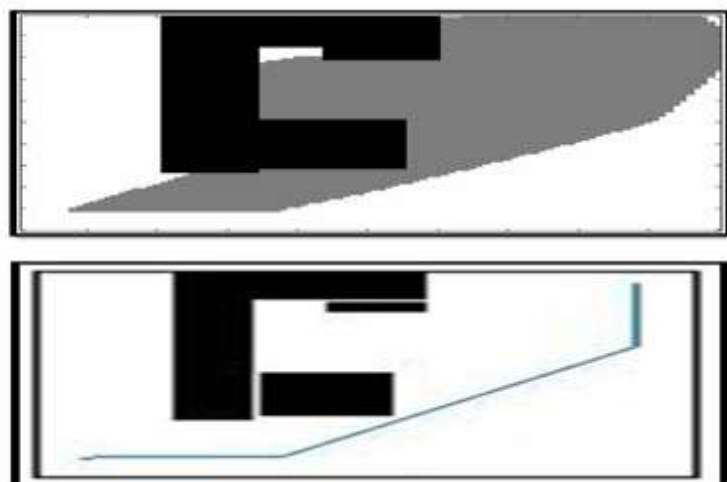
Figura 13 - Segundo cenário com a presença de obstáculos para geração do menor caminho entre os pontos A e B



Fonte: Do Autor (2019)

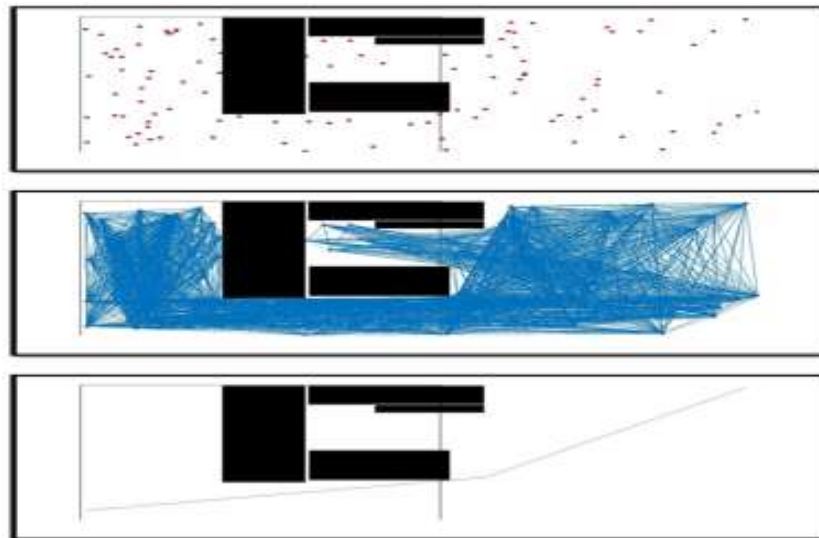
De maneira análoga, chegou-se ao conjunto de imagens representado pelas Figuras 14 a 15 traduz os resultados obtidos para o segundo cenário, utilizando os algoritmos A Star e MRP, respectivamente.

Figura 14 - Resultados do segundo cenário para o Algoritmo A Estrela



Fonte: Do Autor (2019)

Figura 15 - Resultados do segundo cenário para o Algoritmo Mapa de Rotas Probabilístico



Fonte: Do Autor (2019)

Segue abaixo os resultados obtidos para o exemplo em questão.

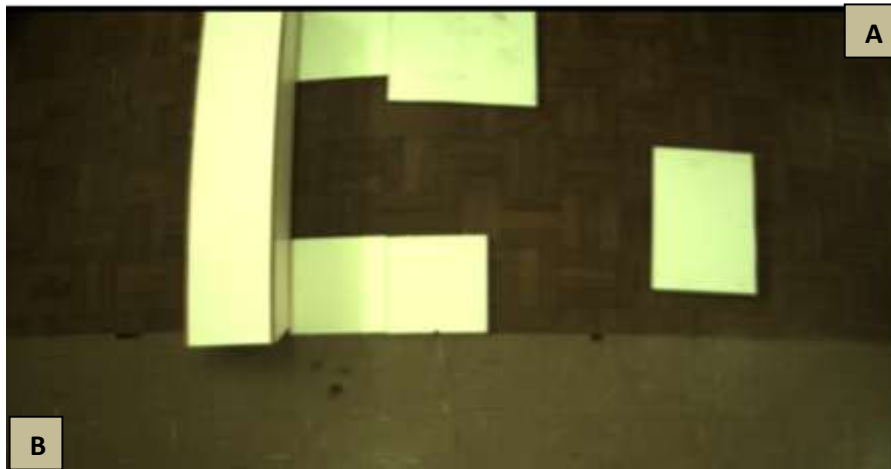
Algoritmo	Resultados
A Estrela	Tempo de processamento =1.463882e+02 Comprimento do caminho=1.363675e+03
Mapa de Rotas Probabilísticos	Tempo de processamento =4.854505e+01 Comprimento do caminho=1.557342e+03

Como é observado, o algoritmo A\* foi superior nos aspectos temporal e métrico, porém, é necessário levar em consideração a suavidade do movimento, o que torna o MRP mais interessante.

### 4.3 Resultados obtidos para o terceiro cenário

Para o terceiro cenário, utilizou-se da mesma estrutura anterior, com o acréscimo de um novo obstáculo de forma a dificultar ainda mais a obtenção de um caminho entre os dois pontos A e B. A Figura 16 traduz o que foi descrito neste cenário específico.

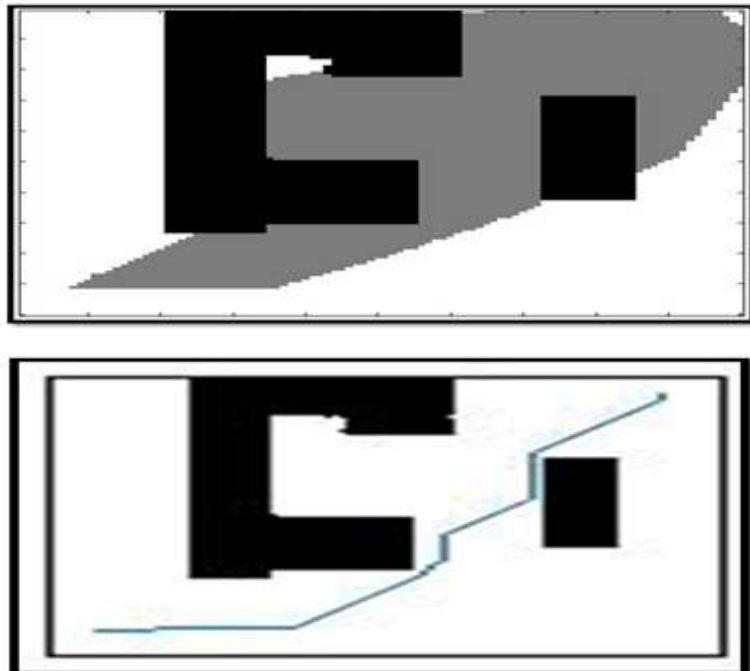
Figura 16 - Terceiro cenário com a presença de obstáculos para a geração do menor caminho entre os pontos A e B



Fonte: Do Autor (2019)

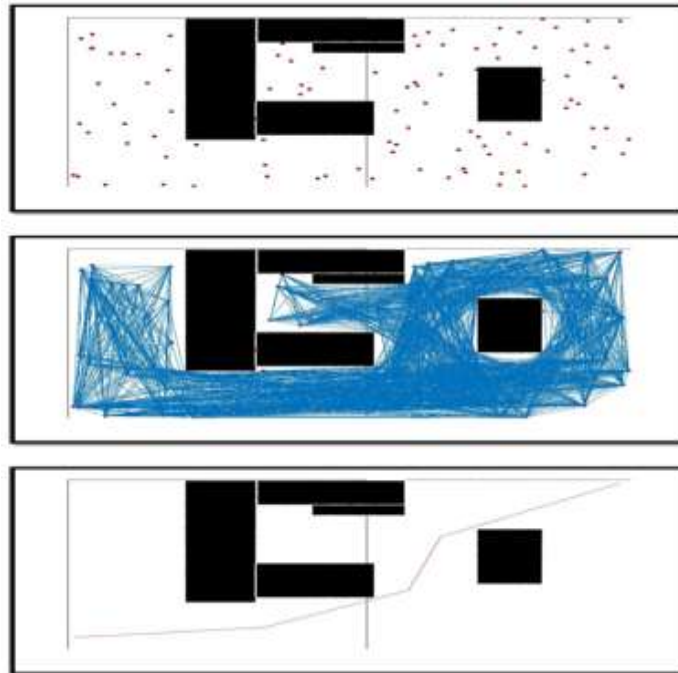
O conjunto de imagens representado pelas Figuras 17 a 18 traduz os resultados obtidos para o terceiro cenário.

Figura 17 - Resultados do terceiro cenário para o algoritmo A Star



Fonte: Do Autor (2019)

Figura 18 - Resultados do terceiro cenário para o algoritmo Mapa de Rotas Probabilísticos



Fonte: Do Autor (2019)

Segue os resultados obtidos para o terceiro cenário.

<b>Algoritmo</b>	<b>Resultados</b>
A Star	Tempo de processamento=8.998482e+01 Comprimento do caminho=1.357817e+03
Mapa de Rotas Probabilísticos	Tempo de processamento =4.146222e+01 Comprimento do caminho=1.575787e+03

A partir dos dados anteriores, nota-se o melhor tempo de processamento do MRP quando comparado ao A\*. Já o caminho encontrado pelo A\* demonstrou menor distância ante ao MRP, mas por outro lado, obteve maior quantidade de movimento de rotação e translação, o que é visto como um fator negativo energeticamente e cineticamente no desempenho do movimento.

Sendo assim, face aos resultados obtidos, pode-se afirmar que os algoritmos desenvolvidos neste trabalho apresentam resultados de grande valor para os propósitos estabelecidos. A justificativa para os cenários criados para a validação dessa metodologia é feita com base nos materiais e recursos existentes para o trabalho proposto. Entretanto, independente do cenário, foi sempre possível obter uma trajetória executável e que pudesse validar a robustez do pacote computacional utilizado pela plataforma móvel, dado um cenário predefinido.

## 5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Seguem abaixo uma descrição das plataformas móveis construídas no âmbito deste trabalho, utilizando-se do algoritmo de Mapa de Rotas Probabilísticos, para geração e controle de uma trajetória previamente especificada. Tal algoritmo foi o escolhido devido às trajetórias geradas serem caracterizadas em movimentos sucessivos de translações e rotações. Neste sentido fez-se uso dos conceitos de transformações homogêneas combinadas de manipuladores para aplicação em robótica móvel.

Tais transformações consistem em uma série de translações e rotações sucessivas em relação aos eixos dos sistemas de referência fixo ou o movimento dos eixos do referencial atual. Qualquer transformação pode ser resolvida em um conjunto de translações e rotações em uma ordem particular, e utilizando-se dos caminhos gerados pelo algoritmo MRP é possível aplicar tais conceitos às plataformas desenvolvidas.

### 5.1 Seguidor de Trajetória com Arduino Uno (Mega 328P)

Para a plataforma descrita nesta subseção, tem-se um conjunto de imagens que descrevem a validação do modelo implementado para o respectivo robô.

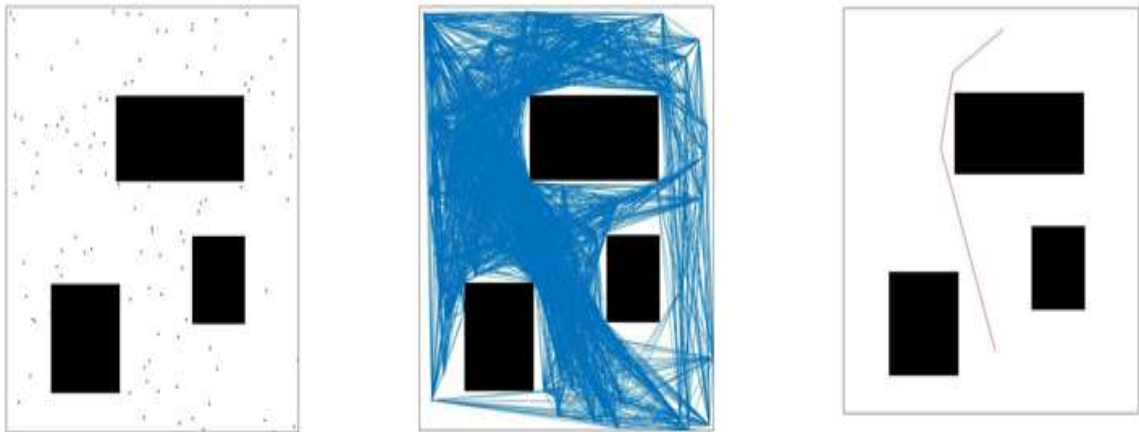
#### **Característica física:**

- 1 Arduino Uno (Mega 328P);
- 2 baterias (9V);
- 1 shield com ponte H;
- 1 plataforma de plástico e isopor;
- 2 rodas de plástico;
- 2 motores DC (9V).

As Figuras 19 e 20, a seguir, trazem os resultados do modelo implementado para diferentes ambientes criados para que a validação do algoritmo MRP possa ser afirmada. Desse modo, escolheu-se o melhor caminho que a plataforma irá desempenhar para que seja possível analisar os resultados.

## Trajetória MRP:

Figura 19 - Trajetória gerada pelo algoritmo MRP para plataforma Arduino Uno



Fonte: Do Autor (2019)

## Modelo e ambiente de simulação:

Figura 20 - Modelo e ambiente de simulação para a plataforma Arduino Uno



Fonte: Do Autor (2019)

Com o dimensionamento espacial adequado, o robô fez o trajeto com êxito, atendendo o que era esperado (tendo como base a simulação e o caminho ótimo). Porém, o carro não teve precisão ao andar em trajetória retilínea, tendendo a curvar para direita, devido a falta de distribuição de peso adequada e a diferença entre os motores (estrutura interna e acionamento).



## 5.2 Seguidor de Trajetória com Lego Mindstorm NXT

Para a plataforma descrita nesta subseção, tem-se um conjunto de imagens que descrevem a validação do modelo implementado para o respectivo robô.

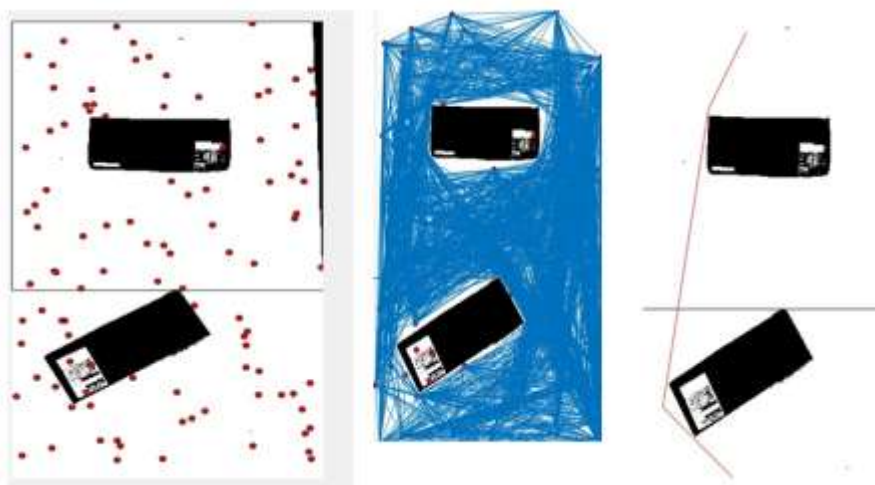
### Característica física:

- 92 peças de LEGO;
- 2 servomotores;
- 2 cabos seriais;
- 1 bateria;
- 1 microcontrolador LEGO Mindstorms NXT.

De maneira análoga, fez-se a criação de outro ambiente e utilizando-se de outra plataforma para sua validação. Nesse contexto, fez-se a seleção do melhor caminho que o robô irá executar sua trajetória. Segue as Figuras 21 e 22 que apresentam tal temática.

### Trajectoria MRP:

Figura 21 - Trajetória gerada pelo algoritmo MRP para plataforma Lego Mindstorm NXT



Fonte: Do Autor (2019)

## Modelo e ambiente de simulação:

Figura 22 - Modelo e ambiente de simulação para a plataforma Lego Mindstorm NXT



Fonte: Do Autor (2019)

Foi verificado, com base na menor rota encontrada, que os movimentos deveriam ser os seguintes: Rotação de  $49^\circ$  em torno do eixo Z; Translação de 40,86 cm (direção apontada); Rotação de  $-57,6^\circ$  em torno do eixo Z; Translação de 118,5 cm (direção apontada); Rotação de  $-20^\circ$  em torno do eixo Z; Translação de 33,4 cm (direção apontada).

Com base na sequência de movimentos descrita foram montadas as seguintes matrizes de transição:

$$H_0^1 = \begin{bmatrix} 0.6561 & -0.7547 & 0 & 26.8722 \\ 0.7547 & 0.6561 & 0 & 30.9129 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad H_1^2 = \begin{bmatrix} 0.5358 & 0.8443 & 0 & 63.4955 \\ -0.8443 & 0.5358 & 0 & -100.0529 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
$$H_2^3 = \begin{bmatrix} 0.9397 & 0.3420 & 0 & 31.3857 \\ -0.3420 & 0.9397 & 0 & -11.4235 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad H_0^3 = \begin{bmatrix} 0.8780 & 0.4787 & 0 & 173.3644 \\ -0.4787 & 0.8780 & 0 & -2.7953 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Foi necessário calibrar o robô, uma vez que os parâmetros passados na sua programação são em rotações do motor. Os resultados obtidos foram:

220° reais = 1 rotação de um motor com 75% de potência;

17,76 cm reais = 1 rotação dos dois motores com 75% de potência.

### 5.3 Seguidor de Trajetória com Arduino UNO and Shield

Para a plataforma descrita nesta subseção, tem-se um conjunto de imagens que descrevem a validação do modelo implementado para o respectivo robô.

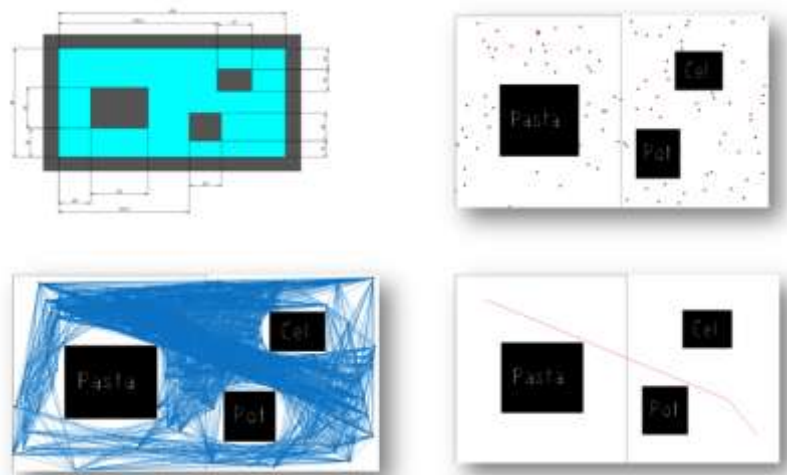
#### Característica física:

- 2 motores DC 5V;
- Duas rodas fixas e uma roda móvel;
- Arduino UNO;
- Shield L298 Sparkfun;
- Bateria 12V;
- Cabos e conexões

Da mesma maneira, para um terceiro ambiente e uma terceira plataforma, chegou-se aos resultados das Figuras 23 e 24. Observa-se a seleção do melhor caminho a ser executado pelo robô.

#### Trajectoria MRP:

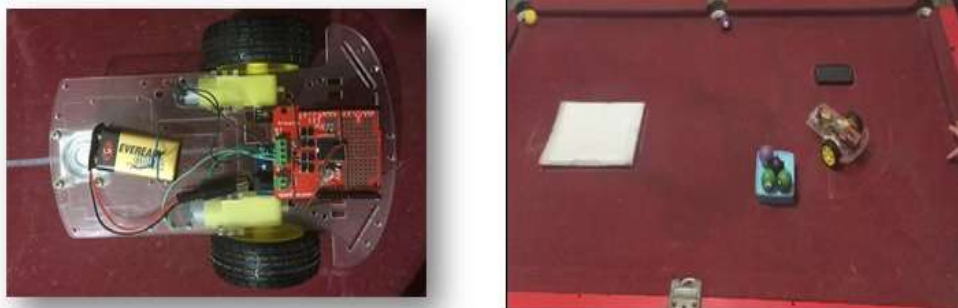
Figura 23 - Trajetória gerada pelo algoritmo MRP para a plataforma Arduino UNO and Shield



Fonte: Do Autor (2019)

## Modelo e ambiente de simulação:

Figura 24 - Modelo e ambiente de simulação para a plataforma Arduino UNO and Shield



Fonte: Do Autor (2019)

O objetivo principal deste protótipo foi movimentar de um ponto ao outro, sem colidir com nenhum obstáculo, usando a trajetória obtida pelo algoritmo MRP. Resultados de simulações mostraram que a trajetória real traçada pelo robô móvel foi bem aproximada da trajetória ideal estipulada pela planejador. Entretanto, foi possível notar que o robô móvel poderia seguir qualquer trajetória na mesa de sinuca, desde que um novo código, com diferentes tensões aplicadas nas rodas, seguindo uma proporcionalidade de tempo, fosse implementado.

Sendo assim, para o projeto, a trajetória do robô móvel foi controlada por tensões nos motores DC acopladas as rodas, dado possibilidade de controlar a distância percorrida no eixo x, no eixo y, e a respectiva rotação do robô móvel.

### 5.4 Seguidor de Trajetória com Arduino UNO

Para a plataforma descrita nesta subseção, tem-se um conjunto de imagens, representados pelas Figuras 25 e 26, que descrevem a validação do modelo implementado para o respectivo robô.

#### Característica física:

2 Rodas

2 Motores de corrente contínua.

Chassi de acrílico.

Arduino UNO.

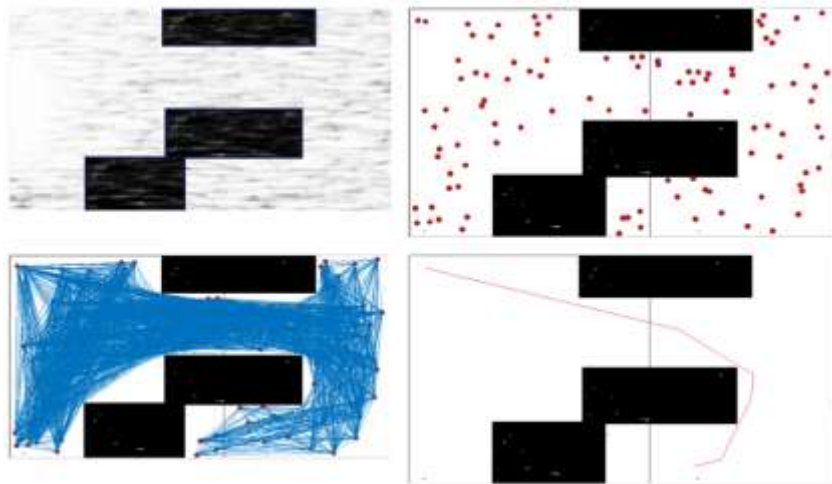
Bateria Recarregável.

4 pilhas AA e suporte de pilha.

Por fim, de modo a seguir a metodologia anterior, criou-se um último cenário e utilizando-se de outra plataforma, chegou-se às Figuras 25 e 26.

### Trajectoria MRP:

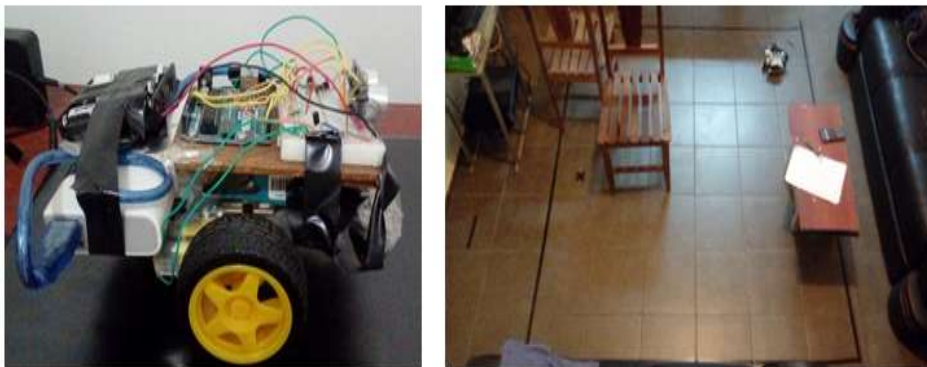
Figura 25 - Trajetória gerada pelo algoritmo MRP para a plataforma Arduino UNO



Fonte: Do Autor (2019)

### Modelo e ambiente de simulação:

Figura 26 - Modelo e ambiente de simulação para a plataforma Arduino UNO



Fonte: Do Autor (2019)

A plataforma desenvolvida obteve um resultado esperado e a trajetória definida foi perfeitamente executável. Entretanto certas considerações podem ser tecidas após os resultados obtidos por este projeto. A necessidade de um conjunto de sensores para um controle em malha fechada novamente se fez necessário e por isso toda a calibragem do modelo foi realizada em função do tempo de rotação e translação dos motores. A cronometragem foi realizada de forma manual para mensurar a distância percorrida e o ângulo necessário. Em linha reta, o tempo decorrido pelo robô ao percorrer 2 metros é igual a 5,73 segundos.

Desligando um dos motores e deixando o outro motor ligado, calcula-se o tempo para dar uma volta completa, cujos testes realizados em ambos os motores revelaram um valor de: Motor Esquerdo: 360° em 3.5s e Motor Direito: 360° em 3.1s

Todas as medidas foram manuais e realizadas utilizando régua para medição e no caso da imagem bitmap no computador a medição da imagem foi realizada por um software PixelMeter cuja escala utilizada foi de 1 cm na imagem de computador para 10 cm na arena física.

## 6 CONCLUSÃO

Com a realização do experimento à respeito da aplicação do algoritmo implementado para os vários cenários criados, foi possível observar a eficácia do método, apesar da plataforma móvel apresentar grandes limitações cinemáticas. O fato de escolher o algoritmo supracitado é de grande conhecimento e acessibilidade dentro da academia de estudos em robótica. Ademais, seu custo/benefício e grande rapidez de processamento demonstra uma característica importante no mundo imediatista contemporâneo.

Nesse âmbito, é fundamental analisar a aplicação do algoritmo em outras esferas, como por exemplo na agricultura, justificado pela importante área do mundo comercial, político e ambiental. A demonstração do bom funcionamento dos algoritmos provoca um incentivo à democratização ao uso de métodos de planejamento de caminho no âmbito acadêmico, pois combina sustentabilidade e aumento de produção de culturas.

Contudo, é importante ressaltar a necessidade de se utilizar plataformas robóticas mais robustas, uma vez que o desempenho do algoritmo é, necessariamente, dependente do aspecto cinemático do robô, pois as limitações provocam possíveis divergências no que se encontra teoricamente para o que é realizado de forma prática. Ademais, é fundamental apontar, neste presente trabalho, o uso de sensores e equipamentos mecânicos pouco exatos, implicando, assim, na qualidade de movimento.

Nesse âmbito, o planejamento de caminhos e validação para uma plataforma móvel cria uma atmosfera otimista com sua aplicabilidade nos próximos anos, ressaltando a fácil prática deste projeto quando comparado ao enorme mundo tecnológico disponível no mundo atual. Assim, é possível afirmar a importância da utilização do método na esfera agrícola, uma vez que comprovada sua eficiência e praticidade desse modo de processo científico.

## REFERÊNCIAS

- ADÔRNO, B.V. **Planejamento probabilístico de rotas no espaço de configuração e sua aplicação em robótica móvel**. 2008. 124 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade de Brasília, Brasília, DF, 2008.
- ALVES, R. J. F. **Rastreamento de Agrobots em estufas agrícolas usando modelos ocultos de Markov: Comparação do desempenho e da correção dos algoritmos de Viterbi e Viterbi com janela de observações deslizante**. 2015. 78 p. Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada) – Universidade Estadual de Ponta Grossa, Ponta Grossa, PR, 2015.
- AYRES, L. M. et al. **Desenvolvimento e implementação de uma arquitetura de navegação para um robô móvel utilizando comandos de voz, algoritmo A\* e o controlador Backstepping**. In: XIII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, Porto Alegre, RS, 2017.
- BARRAQUAND, J.; KAVRAKI, L.; MOTWANI, R. **A random sampling scheme for path planning**. The International Journal of Robotics Research, v. 16, p. 759–774, 2000.
- BORENSTEIN, J.; KOREN, Y. **The vector field histogram-fast obstacle avoidance for mobile robots**. Robotics and Automation, v. 7, n. 3, p. 278–288, 1991.
- CUI, S. G.; WANG, H.; YANG, L. **A Simulation Study of A-star Algorithm for Robot Path Planning**. In: 16th International Conference on Mechatronics Technology, p. 506-510, 2012.
- DUCHONĚ, F. et al. **Path planning with modified A star algorithm for a mobile robot**. Procedia Engineering, v. 96, p. 59-69, 2014.
- ELFES, A. **Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation**. Computer, v. 22, p. 46-57, 1989.
- GASPARETTO, A. et al. **Path Planning and Trajectory Planning Algorithms: A General Overview**. Research Gate, v. 29, p. 3-27, 2015.
- HOLLAND, J. **Adaptation in natural and artificial systems**. Ed. University of Michigan Press. 232p. Ann Arbor, Estados Unidos da América, 1975.
- KAVRAKI, L. E. et al. **Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration spaces**. IEEE Transactions on Robotics and Automation, v. 12, n. 4, p. 566-580, 1996.
- KAVRAKI, L. E.; KOLOUNTZAKIS, M. N.; LATOMBE, J. C. **Analysis of probabilistic roadmaps for path planning**. IEEE Transactions on Robotics and Automation, v. 14, p. 166–171, 1998.
- KAVRAKI, L.; LATOMBE, J. C. **Randomized preprocessing of configuration space for fast path planning**. In: IEEE International Conference on Robotics and Automation, p. 2138-2145, San Diego, 1994.



KUIPERS, B; BYUN, Y. T. **A robot exploration and mapping strategy based on a semantic hierarchy of spatial representations.** *Journal of Robotics and Autonomous Systems*, v.8, p. 47–63, 1991.

LATOMBE, J. C. **Robot Motion Planning.** Boston: Kluwer Academic Publishers, 1990.

LAVALLE, S. M. **Planning Algorithms.** Cambridge University Press., 2006.

LAVALLE, S. M. **Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning.** Iowa State University. 4p, 1998.

MAHADEVAN, B; NARENDRAN, T. T. **Design of An Automated Guided Vehicle-Based Material Handling System for a Flexible Manufacturing System,** *International Journal of Operations Research*, vol. 28, no. 9, pp. 1611-1622, 1990

MARTIN, M. C.; MORAVEC, H. P. **Robot evidence grids,** 1996.

MARTINS, A. D M. et al. **Comparação entre tempos de localização de objetos em imagens.** In: VI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 2003.

MATARIC, M. J. **A distributed model for mobile robot environment-learning and navigation.** 1990. 129p. Dissertação (Mestre em Engenharia Elétrica e Ciências da Computação) - Cambridge, MA, 1990.

Medeiros, A. (1998). **Introdução à robótica.** In *Anais do XVII Encontro Nacional de Automática*, volume 1, pages 56.65, Natal, RN, Brazil.

MORAVEC, H. **Sensor fusion in certainty grids for mobile robots.** In: *Sensor Devices and Systems for Robotics.* Springer Berlin Heidelberg, v. 52, p. 253–276, 1989.

MORAVEC, H.; ELFES, A. **High resolution maps from wide angle sonar.** In: *Robotics and Automation. Proceedings. IEEE International Conference,* v. 2, p. 116–121, 1985.

PAIVA, L. S. **Análise e Geração de Caminho Mínimo Aplicado à Navegação de Veículos Terrestres.** 2017. 141 p. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2017.

QUEIRÓS, M. F. R. **Planejamento de caminho para robôs móveis autônomos em ambientes conhecidos e estruturados.** 2014. 98p. Dissertação (Mestre em Engenharia Eletrônica Industrial e Computadores) – Universidade do Minho, Braga, Portugal, 2014.

RAJA, P.; PUGAZHENTHI, S. **Optimal path planning of mobile robots: A review.** *International Journal of Physical Sciences*, v. 7, p. 1314-1320, 2012.

ROCHA, R. P. P. **Desenvolvimento de um sistema de gestão de AGVs.** 1998. Dissertação (Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores) -Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 1998.

- SANTANA, A. M. **Localização e planejamento de caminhos para um robô humanoide e um robô escravo com rodas**. 2007. 63 p. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, RN, 2007.
- SECCHI, H. A. **Una Introducción a los Robots Móviles**. 2008. 81 p. Monografia - Instituto de Automática – INAUT Universidade Nacional de San Juan – UNSJ – Argentina, 2008.
- SILVEIRA, Y. S. **Um novo método de planejamento de caminho para robôs baseado em espuma probabilística**, 2016. 51 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecatrônica) – Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, RN, 2016.
- SOUSA, K. A. **Planejamento de movimento para robôs móveis baseado em uma representação compacta da rapidly-exploring random tree (RRT)**. 2017. 55p. Dissertação (Mestre em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Sergipe, São Cristóvão, SE, 2017.
- THRUN, S. **Robotic Mapping: A Survey**. Pittsburgh: M. Kaufmann, 28 p., 2002.
- VICTORINO, A. C.; RIVES, P. **SLAM with consistent mapping in an hybrid model**. In: IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2006, Beijing. *Proceedings...* (CD ROM).
- WOLF, D. F. et al. **Robótica inteligente: Da Simulação às Aplicações no Mundo Real**. [Tutorial] In: André Ponce de Leon F. de Carvalho; Tomasz Kowaltowski (Org). JAI: Jornada de Atualização em Informática da SBC. Rio de Janeiro, 2009.