



LINCOLN OLIVEIRA MENDES

**GERAÇÃO E ANÁLISE DE TRAJETÓRIA PARA ROBÓTICA
MÓVEL APLICADO À UMA CASA DE VEGETAÇÃO**

LAVRAS - MG

2019

LINCOLN OLIVEIRA MENDES

**GERAÇÃO E ANÁLISE DE TRAJETÓRIA PARA ROBÓTICA MÓVEL APLICADO
À UMA CASA DE VEGETAÇÃO**

Monografia apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Curso de Engenharia Agrícola, para a obtenção do título de Bacharel.

Prof. Dr. Adriano Valentim Diotto

Orientador

LAVRAS – MG

2019

FICHA CATALOGRÁFICA

LINCOLN OLIVEIRA MENDES

**GERAÇÃO E ANÁLISE DE TRAJETÓRIA PARA ROBÓTICA MÓVEL APLICADO À
UMA CASA DE VEGETAÇÃO**

**MOBILE ROBOTICS PATH GENERATION AND ANALYSIS APPLIED TO A
GREENHOUSE**

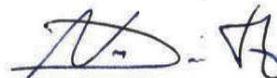
Monografia apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Curso de Engenharia Agrícola, para a obtenção do título de Bacharel.

Aprovada em 20 de Novembro de 2019

Prof. Dr. Adriano Valentim Diotto

Dr. Leonardo Silveira Paiva (UFLA)

Victor Buono da Silva Baptista (UFLA)



Prof. Dr. Adriano Valentim Diotto

Orientador

LAVRAS – MG

2019

Dedico este trabalho aos meus pais Sandra e José Maria, pelo amor e confiança que sempre depositaram em mim, e por nunca terem me abandonado nas horas em que mais precisei de apoio

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente à Deus por me conceder a oportunidade de viver. Agradeço aos meus pais pelo amor e carinho em minha criação, que sempre se esforçaram para educação dentro e fora dos estudos. Agradeço à minha namorada Mariana, que sempre me motiva a ser alguém melhor. Agradeço também aos meus professores e mestres pelos ensinamentos. Agradeço ainda aos meus amigos pelos bons momentos vividos na Universidade.

MUITO OBRIGADO!

RESUMO

Com base no grande aumento da população humana, a demanda de alimentos cresce cada vez mais. Desta forma torna-se necessário um avanço de tecnologias que favoreçam a produção agrícola. O presente trabalho, tem como objetivo, realizar estudos preliminares para dar suporte à introdução da robótica móvel na área da agricultura, otimizando um trajeto no interior de um ambiente protegido preenchido com uma determinada cultura, que neste caso foi a alface. Para isto, foi criado um mapa referenciado relativo a uma casa de vegetação pertencente ao Departamento de Recursos Hídricos e Saneamento da Universidade Federal de Lavras. Para otimização do melhor caminho entre dois pontos usou-se o algoritmo de Mapa de Rotas Probabilístico (MRP). A partir da imagem da estufa, aplicou-se o MRP, obtendo o melhor caminho de acordo com a necessidade da cultura em questão. Foi escolhido como objetivo da análise, a avaliação do fator de cobertura verde. O presente trabalho, foi realizado em conjunto com alunos do curso de Engenharia de Controle e Automação da UFLA, por se tratar de um projeto inicial, poderá servir de suporte a diversos trabalhos futuros.

Palavras-chave: Mapa de Rotas Probabilístico (MRP); Fator de Cobertura Verde; Estufa.

ABSTRACT

Based on the large increase in the human population, food demand is growing steadily. With it, comes the need for advancement of technologies that favor agricultural production. Thus, the objective of this work is to carry out preliminary studies to support the introduction of mobile robotics in agriculture, optimizing a path within a protected environment filled with a particular crop, which in this case was lettuce. For this, a referenced map of a greenhouse from the Department of Water Resources and Sanitation of the Federal University of Lavras was created. To optimize the best path between two points, the Probabilistic Roadmaps (MRP) algorithm was used. From the greenhouse image, the MRP was applied, obtaining the best path according to the need of the crop in question. The chosen objective of the analysis was the evaluation of the vegetation coverage factor. The present work was carried out jointly with students of the Control and Automation Engineering course at UFLA, as it is an initial project, it may support several works in the future.

Keywords: Best Probabilistic Route (BPR); Green Canopy Cover; Greenhouse.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Planta baixa da casa de vegetação.....	26
Figura 2 - Representação bitmap com os canteiros.....	27
Figura 3 – Representação dos parâmetros no Matlab.....	28
Figura 4 – Fase de bombardeamento, com representação do ponto y_0 e x_0	28
Figura 5 – Fase de aprendizado.....	29
Figura 6 – Otimização do caminho.....	29
Figura 7 - Parâmetros solicitados no primeiro teste.....	30
Figura 8 – Fase de bombardeamento do primeiro teste.....	30
Figura 9 – Fase de aprendizado do primeiro teste.....	31
Figura 10 – Caminho otimizado para o primeiro teste.....	31
Figura 11 – Parâmetros do segundo teste.....	32
Figura 12 – Fase de bombardeamento para o segundo teste.....	32
Figura 13 – Fase de aprendizado para o segundo teste.....	33
Figura 14 - Melhor caminho gerado para o segundo teste.....	33
Figura 15 - Estufa com obstáculos.....	34
Figura 16 – Parâmetros para o terceiro teste.....	34
Figura 17 – Fase de bombardeamento para o terceiro teste.....	35
Figura 18 – Fase de aprendizado para o terceiro teste.....	35
Figura 19 - Melhor percurso otimizado para o terceiro teste.....	36
Figura 20 - Parâmetros configurados para o quarto teste	36
Figura 21 – Fase de bombardeio para o quarto teste.....	37
Figura 22 – Fase de aprendizado para o quarto teste.....	37
Figura 23 – Mensagem de erro retornada pelo Matlab.....	38
Figura 24 – Canteiros enumerados para escalonamento de plantio.....	39
Figura 25 – Canteiros após o escalonamento de plantio.....	40
Figura 26 – Fase de bombardeamento para o trajeto do canteiro 1 ao canteiro 12.....	41
Figura 27 – Fase de aprendizado para trajetória do canteiro 1 ao canteiro 12.....	42
Figura 28 – Caminho otimizado, com análise de cobertura verde já feita no primeiro canteiro.....	42
Figura 29 – Fase de bombardeamento para trajetória do canteiro 12 ao canteiro 5.....	43

Figura 30 – Fase de aprendizado para trajetória do canteiro 12 ao canteiro 5.....	43
Figura 31 – Otimização do caminho e análise de cobertura verde do canteiro 12.....	44
Figura 32 – Fase de bombardeamento para trajetória do canteiro 5 ao canteiro 8.....	44
Figura 33 - Fase aprendizado para trajetória do canteiro 5 ao canteiro 8.....	45
Figura 34 – Caminho otimizado e análise de cobertura verde no canteiro 5.....	45
Figura 35 – Análise de cobertura verde no canteiro 8.....	46
Figura 36 – Análise de cobertura verde realizada nos canteiros 1, 12, 5, e 8.....	47

LISTA DE SIGLAS

A*	A-estrela
AGs	Algoritmos Genéticos
MRP	Mapas de Rotas Probabilístico
RRT	Rapidly Exploring Random Tree
UFLA	Universidade Federal de Lavras
ACT	Automatic Color Threshold
RGB	Red Green Blue
JPG	Joint Photographics Experts Group
BMP	Bitmap

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	13
1.1	Contextualização e motivação	13
2.	OBJETIVOS	15
2.1	Objetivo geral	15
2.2	Objetivos específicos	15
3.	REFERENCIAL TEÓRICO	16
3.1	A robótica na agricultura	16
3.2	Ambiente de produção e a estrutura robótica a ser utilizada	17
3.3	A robótica móvel	17
3.4	Caminhos e trajetórias	18
3.5	Algoritmos utilizados para gerar o melhor caminho	19
3.5.1	Algoritmo A* (A estrela)	19
3.5.2	Campo potencial	20
3.5.3	Árvores aleatórias de rápida exploração (RRT)	20
3.5.4	Algoritmos Genéticos (AGs)	21
3.5.5	Mapa de rotas probabilístico (MRP)	22
3.6	Análise e processamento de imagens	23
4.	MATERIAIS E MÉTODOS	25
4.1	Descrevendo o Ambiente	25
4.2	Planejamento do caminho utilizando o MRP	27
4.3	Criação de cenários	38
5.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	41
6.	CONCLUSÃO	48
6.1	Perspectivas futuras	48
	REFERÊNCIAS	49

1. INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização e motivação

Este trabalho foi realizado em conjunto com alunos da graduação do curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade Federal de Lavras, com o intuito de promover a incorporação da robótica à agricultura. Trata-se de um trabalho inicial, que abre caminhos para que outros autores futuramente deem continuidade a este projeto.

Segundo estudos, existem indícios que as práticas agrícolas tiveram origem na pré-história, o que faz com que relatos e até mesmo provas sobre essas atividades sejam difíceis de serem encontradas. Acredita-se que essas atividades foram feitas inicialmente por antigas civilizações que tiveram a percepção que poderiam produzir os alimentos que antes eram coletados na natureza, possivelmente em terras fertilizadas próximas à rios, canais, etc. Esse fato levou a uma diminuição considerável da busca pelo alimento, que muitas vezes era demorada e perigosa. Trigo e cevada são exemplos de cereais que foram cultivados nos primórdios da agricultura.

A agricultura é de extrema importância para os seres vivos, pois além de fornecer os alimentos essenciais à vida, fornece ainda matéria-prima para fabricação de produtos, sendo assim a base da economia mundial. O crescimento populacional e o conseqüente aumento na demanda por alimentos, faz com que, cada vez mais seja necessário melhorias e práticas na produção para suprir essas exigências.

Uma alternativa utilizada é a produção em ambientes protegidos, também conhecidos como casas de vegetação ou simplesmente estufas. O cultivo protegido apesar de requerer um alto investimento, consegue assegurar um alto retorno financeiro, já que é possível obter uma elevada produtividade bem como, um produto final de qualidade. Investir significa, na maioria das vezes, empregar além de formas de manejo eficazes, uma tecnologia que seja expressiva, com o intuito de alcançar os objetivos de produção. A automação está cada vez mais presente em estufas, indo desde simples sensores e controladores, até plataformas móveis autônomas capazes de se locomover e praticar ações no interior das casas.

A robótica com o passar dos anos vem ganhando espaço nos mais variados setores da economia, e não é diferente no que se refere a área agrícola. Na maioria das vezes, robôs são classificados como fixos e móveis, sendo que a capacidade de locomoção em diversos tipos de terrenos, é a responsável por este tipo de classificação. Desse modo, as plataformas podem se

locomover tanto em ambientes externos, quanto em estufas de produção, desempenhando funções, que muitas vezes, demandariam mais tempo e cuidados, caso fossem feitas utilizando mão de obra humana.

No que diz respeito à locomoção dos robôs no interior das casas de vegetação, um dos grandes desafios encontrados, é o planejamento de rotas, ou seja, fazer com que a plataforma saia de um ponto e chegue em outro. Para tanto, alguns cuidados devem ser levados em consideração, um deles é evitar a colisão com possíveis obstáculos presentes ao longo do caminho que será percorrido.

O presente trabalho propôs avaliar o melhor caminho gerado por meio do algoritmo do Mapa de Rotas Probabilístico, que possui fácil execução e um tempo reduzido de processamento computacional, para que a plataforma realize uma análise do fator de cobertura verde, com o auxílio de um aplicativo, sobre uma determinada cultura, conseguindo assim, parâmetros com base no desenvolvimento da cultura, para tomada de decisão da colheita, promovendo aumento na produtividade e um maior retorno ao produtor.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

Otimizar o melhor caminho realizado por uma plataforma móvel no interior de uma estufa, para o estudo das características e necessidades de uma determinada cultura que ali está inserida.

2.2 Objetivos específicos

A divisão dos objetivos específicos foi feita com base na ordem de execução do trabalho:

- a) Obtenção de uma imagem representativa do ambiente e discretização da mesma;
- b) Com o auxílio do *software* Matlab, aplicar o algoritmo MRP para geração de um grafo dos caminhos do ambiente;
- c) Otimização do melhor caminho no interior da casa de vegetação, a partir da criação de cenários.

3. REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 A robótica na agricultura

Diante do contínuo aumento demográfico mundial, cada vez mais existe uma busca por técnicas e tecnologias, que visam intensificar e melhorar a produção de alimentos conforme a demanda populacional. Em anos futuros, a eficiência da agricultura tende a ser o triplo da atual, afim de suprir a necessidade de alimentos (HACKENHAAR et al., 2015) e produtividade, estão diretamente relacionadas com variáveis agrícolas, como por exemplo, as propriedades físicas e químicas do solo, o teor de água, o volume vegetal, a presença de agentes patogênicos, etc. A coleta de dados, com a finalidade de ações a serem feitas e decisões a serem tomadas, interage de forma significativa com instrumentos e equipamentos cada vez mais sofisticados. Desta forma, a tecnologia vem sendo utilizada progressivamente com o objetivo de potencializar a quantidade e qualidade do produto final (LEMOS et al., 2004).

Dentre inúmeras técnicas e tecnologias existentes na área agrária, existe um destaque especial para a robótica, que obteve avanços expressivos nos últimos anos. Os robôs apresentam algumas vantagens com relação ao trabalho humano, como por exemplo velocidade de execução e jornada de trabalho (TANKE et al., 2011). Entretanto, dependendo do tipo de automação a ser empregado, existe ainda uma insegurança na utilização, devido à uma carência de mão de obra especializada.

A robótica na agricultura enfrenta vários desafios. O principal deles é o desenvolvimento sustentável, que consiste em um tripé social, econômico e ambiental, que prioriza a redução de impactos conforme um avanço na exploração agrícola. Essa interação entre a sustentabilidade e o desenvolvimento, implica no avanço de métodos e instrumentos adequados para essa situação (HACKENHAAR et al., 2015).

Desta forma, torna-se indispensável um direcionamento da agricultura para o desenvolvimento de técnicas e metodologias, bem como instrumentos e equipamentos que consigam conciliar uma alta produtividade, com a sustentabilidade (CRESTANA & FRAGALLE, 2012).

3.2 Ambiente de produção e a estrutura robótica a ser utilizada

Quando se fala em produção agrícola, basicamente podemos fazer uma divisão em dois tipos distintos, sendo eles o método convencional, em local aberto, e o ambiente protegido, que são as estufas e casas de vegetação, associando-os com recurso de automação a ser utilizado.

Com relação ao sistema convencional, é necessário um estudo do local no qual se deseja implantar a cultura, onde basicamente verifica-se o solo, o relevo e o clima. Por meio de análises do solo, são identificadas características como tipo, textura, granulometria, nível de lençol freático dentre outros. Não menos importante, realizam-se medições topográficas para se obter os aspectos do relevo, tal como a inclinação da área. Existe a preocupação com relação ao clima, pois deseja-se saber por exemplo, o fotoperíodo, índices pluviométricos, assim como as velocidades do vento na região, e etc. O clima torna-se recurso natural com maior importância e influência em uma produção agrícola (CURRY, 1952).

As estufas e casas de vegetação, são ambientes fechados construídos para produção de determinadas culturas. Geralmente são retangulares, com corredores entre as culturas, para facilitar a circulação de pessoas e estruturas (ACACCIA et al., 1998; MANDOW et al., 1996). Segundo Vida et al. (2004), nesse tipo de cultivo existe um maior controle com relação às doenças e pragas, além da temperatura, umidade do solo e umidade do ar favoráveis à produção.

Nos dias hoje, independentemente de qual seja o tipo de ambiente em que se produz, a automação está expressivamente presente, existe uma tendência na utilização de tecnologia de informação, para substituir máquinas robustas e pesadas (EARL et. al, 2000). O uso de robôs está crescendo cada vez mais, substituindo a mão de obra humana. Segundo SILVEIRA (2012), os robôs podem ser agrupados em dois tipos, de acordo com suas características, sendo eles fixos (um braço manipulador, por exemplo) e móveis, capazes de se locomover dentro da área.

3.3 A robótica móvel

De acordo com Ribeiro e colaboradores (2001) citado por Vieira (2007), entende-se por robô móvel um corpo artificial que é colocado em um ambiente realístico, capaz de se locomover e gerar ações com base em estímulos obtidos por sensor. Atualmente, devido a um grande abrangente de aplicações, estão sendo muito utilizados em indústrias, comércio, nas forças armadas

e no setor agrícola (KAVRAKI et al., 1998; SECCHI, 2008; VICTORINO et al., 2006; WOLF et al., 2009).

Na agricultura, uma de suas utilizações, são em estufas de produção. O microclima criado no seu interior, juntamente com produtos usados na fertilização e pulverização da cultura, formam um ambiente insalubre para as condições de trabalho humano (MICHELINI et al., 2003; GONZALEZ et al., 2009; MANDOW et al., 1996; MEHTA et al., 2008; SAMMONS et al., 2005; MENDES, 2018).

A movimentação das plataformas no interior desses locais de produção torna-se algo muito complexo e de grande valia no que diz respeito ao desenvolvimento de robôs, tanto nas formas de se locomover quanto ao planejamento dos caminhos e trajetórias. Detectar obstáculos, como paredes, aparelhos e as próprias bancadas, é uma das metas na criação dos sistemas de locomoção (MENDES, 2018).

3.4 Caminhos e trajetórias

Quando sem fala em planejamento de caminhos, geralmente é uma denominação usada no intuito de encontrar um melhor caminho entre dois mais pontos, levando em consideração que nem sempre o menor caminho é o melhor, já que vários fatores podem interferir nessa solução mais curta (MACHADO, 2012).

Segundo Paiva (2017), o planejamento de um caminho é tido como uma questão puramente geométrica, já que não existe uma lei temporal específica na geração de um caminho geométrico, sendo um dos assuntos de maior relevância na robótica avançada devido à autonomia dos robôs nas mais variadas situações de aplicação.

No que diz respeito ao planejamento de uma trajetória, existe uma lei temporal ligada ao caminho geométrico, influenciando em propriedades de movimento, diferenciando assim do planejamento de caminhos (GASPARETTO et al., 2015; MENDES, 2018). Sua utilização na robótica consiste no modo de deslocamento de uma plataforma móvel de um ponto até outro (PAIVA, 2017).

De acordo com Liu e colaboradores (2010), citados por Paiva (2017), planejar trajetórias tem como objetivo o desenvolvimento de algoritmos para geração de movimentos executáveis, que podem ser simples ou de maior complexidade. Planejamentos podem ser diferenciados como locais (*online*) ou globais (*offline*), variando de acordo com o ambiente em que o robô será inserido

(RAJA, 2012). O método global trabalha com um conhecimento prévio sobre obstáculos bem como suas trajetórias, o que não ocorre no planejamento local, onde as informações devem ser obtidas por meio de sensores (MENDES, 2018).

Os caminhos gerados podem ser divididos em probabilísticos e determinísticos. O Mapa de Rotas Probabilístico (MRP), se destaca em meio aos demais algoritmos, apresentando grande eficiência com um baixo custo computacional, havendo um retorno de bons resultados por meio de plataformas com vários graus de liberdade (PAIVA, 2017).

3.5 Algoritmos utilizados para gerar o melhor caminho

Segundo Agmon e colaboradores (2008) citados por Paiva (2017), o maior problema do quesito de geração de um caminho, consiste na forma de encontrar um caminho entre dois pontos, em um determinado ambiente, levando em conta toda a área de trabalho, ou uma área que seja de interesse.

No que diz respeito ao planejamento de um caminho, um algoritmo é tido como ótimo, caso consiga, não importando a situação, encontrar um caminho ótimo respeitando restrições oferecidas pelo meio (PAIVA, 2017)

Nesta seção serão expostos alguns algoritmos utilizados para otimização de caminhos para plataformas móveis, expondo conceitos e características de cada um.

3.5.1 Algoritmo A* (A estrela)

Descrito inicialmente por Hart e colaboradores em 1968, este algoritmo é baseado no uso de uma heurística permitindo a realização de uma busca eficiente em um grafo. No caso de uma heurística boa, haverá uma busca eficiente, caso contrário, ocorrerá a geração de um caminho que não seja ótimo, em um tempo maior (GONÇALVES, 2013).

Com o objetivo de acelerar a exploração, a heurística minimiza a árvore de pesquisa para estimar o custo de deslocamento entre os pontos inicial e final (PAIVA, 2017). Utilizando a definição de listas abertas e fechadas com o intuito de verificar a visita de ocorrida em cada posição, havendo tempo e memória ilimitada, o algoritmo tenderá a encontrar o menor caminho (NOSRATI et al., 2012).

Para a resolução de problemas, inicialmente deve ser feita uma modelagem em um gráfico padrão. Posteriormente o algoritmo baseia-se nesse gráfico como uma entrada, encontrando o menor caminho pela exploração de todas as regiões, tendendo para as mais próximas da função heurística (PAIVA, 2017).

De acordo com Mendes (2018), a principal desvantagem na utilização deste algoritmo, é o fato de que ele requer o alto uso de recursos computacionais, quando a busca é feita em mapas muito extensos.

3.5.2 Campo potencial

A ideia de campos potenciais foi introduzida na robótica em 1985 por Khatib. O algoritmo assume que os obstáculos são carregados com cargas elétricas. Por meio de repulsão, as colisões são evitadas e o espaço livre é representado pelo campo potencial escalar resultante (PAIVA, 2017).

Segundo Ottoni (2000), apesar de eficiente, o método possui uma grande desvantagem, pode resultar em uma configuração diferente daquela desejada, já que se baseia em métodos rápidos de otimização, desse modo, o robô é levado a um ponto mínimo local da função potencial, onde para solução do problema, devam ser construídas funções potenciais com ausência de mínimos locais.

De acordo com Murphy (2000) citado por Mezencio (2003), um mapa de células de grande proporção ou um mapa de pixel terão a mesma representação, ou seja, pelo fato da célula sempre estar representada por uma unidade no interior de um vetor, seu tamanho torna-se irrelevante.

Pela necessidade única de somar vetores, tal método resulta em um baixo custo operacional, o que resulta em uma grande utilização no problema de planejar caminhos e trajetórias para plataformas móveis que precisam se locomover em ambientes dinâmicos e desconhecidos, com o objetivo de evitar colisões (OLIVEIRA, 2011).

3.5.3 Árvores aleatórias de rápida exploração (RRT)

Do inglês *Rapidly-Exploring Random Trees*, o algoritmo RRT foi desenvolvido em 1998 por LAVALLE, pela necessidade de um planejamento de caminhos e trajetórias que leve em conta tanto a velocidade quanto a aceleração do robô móvel no ambiente de estudo.

A metodologia consiste na apresentação de pontos que sejam navegáveis em um ambiente, por meio de um grafo do tipo árvore, onde então existe a expansão dessa árvore de modo arbitrário, do nó raiz (ponto inicial), até o ponto final, que é alcançado por alguma das ramificações. Pelo fato de cada nó receber a informação do nó anterior, é traçada uma trajetória deste ponto até a origem (LAVALLE, 1998).

Segundo Lavallo (1998), Kuffner (2000), Bruce e Veloso (2002), citados por Vieira (2014) as vantagens concebidas por esse algoritmo são:

- De forma rápida consegue explorar áreas que ainda não foram exploradas no mapa;
- A probabilidade de retorno de uma solução, bem como a ausência de uma, tende a 1, tornando-se assim probabilisticamente completo;
- É um algoritmo simples, o que torna a análise de performance fácil;
- Existe uma conexão de todos pontos da árvore;
- As entradas exigidas para que se trace a rota, estão disponíveis ao final do planejamento;
- Uma RRT não necessita de um processamento anterior do ambiente, para realizar o planejamento;
- Existe a chance de resolução de problemas com múltiplos graus de liberdade.

De acordo com Souza (2017) citado por Mendes (2018), com o objetivo de gerar um melhor desempenho, são incorporadas extensões ao algoritmo clássico de LAVALLE.

3.5.4 Algoritmos Genéticos (AGs)

Propostos inicialmente por John Holland da Universidade de Michigan, nos Estados Unidos entre os anos de 1960 e 1970, possui uma forte interligação com as características da seleção natural estudada por Charles Darwin, ou seja, em uma competição em um determinado ambiente, aquele que se mostra mais apto, sobrevive (PIRES, 1998).

O princípio básico consiste em dar códigos para soluções potenciais em um determinado problema em um corpo singelo chamado cromossomo, aplicando recombinação com o objetivo de manter a informação crucial. Os cromossomos são formados por genes, que por sua vez são formados por bits (VASCONCELOS, 2006).

Segundo Reis (2009), citada por Paiva (2017), o algoritmo apresenta algumas limitações, com destaque para:

- Certa complicação para representar o problema;
- Convergência precipitada;
- Empecilhos para selecionar os parâmetros da problemática;
- Não é apto para apontar os ótimos locais;
- Fazem-se necessárias muitas avaliações da função alvo;

Para Paiva (2017), mencionado por Mendes (2018), são realizadas seis etapas que compõem o processo de seleção natural, que são aplicadas em um conjunto, que serão as possíveis soluções para o problema: 1) Avaliação das soluções; 2) Seleção dos indivíduos; 3) Cruzamento para geração de descendentes; 4) Mutação, fornecendo variabilidade do conjunto; 5) Atualização dos indivíduos; 6) Verificação dos objetivos, em caso de resultado negativo, faz-se um retorno à etapa de avaliação dos indivíduos.

O algoritmo se torna apto para solução da problemática de otimização mais complexa, onde existe uma grande quantidade de variáveis e um vasto espaço de soluções. Em comparação com os demais métodos, perceber erros torna-se muito mais difícil devido ao grande número de linhas de código, além disso, mesmo que execute funções incorretas, o algoritmo funcionará e ainda vai apresentar bons resultados. Quando se fala na resolução de problemas específicos, torna-se mais interessante o uso de algoritmos híbridos, ou seja, uma combinação dos algoritmos genéticos com as ferramentas tradicionais de otimização (CARVALHO, 2008).

3.5.5 Mapa de rotas probabilístico (MRP)

Do inglês *Probabilistic Roadmaps*, o algoritmo foi desenvolvido primeiramente por Kravaki em 1996, possuindo duas fases, sendo a primeira a de aprendizado, e a segunda a de questionamento (ADORNO et al., 2005).

Na fase de aprendizagem, a plataforma gera um conhecimento sobre o mapa que será explorado, em seguida esse conhecimento é armazenado em um grafo. Inicialmente o mapa de rotas é construído, e posteriormente por meio de uma expansão, tenta-se elevar a conectividade nas partes mais difíceis de se trabalhar. O objetivo final consiste na tentativa de fazer com que a fase de questionamento seja o mais rápido possível (ADORNO et al., 2005)

O caminho que será percorrido é definido aleatoriamente, sendo que todos os vértices e arestas fiquem desprovidos de colisões, desse modo a plataforma reutilizaria o gráfico para planejar

movimentos. Segundo Paiva (2017), caracteriza-se como um vértice, um ponto arbitrariamente selecionado que esteja fora dos obstáculos, qualificando o algoritmo com relação ao número de vértices e perda computacional ocasionada pelo seu aumento. Se uma linha reta é capaz de conectar qualquer um dos vértices a outro, então tem-se uma aresta (KAVRAKI et al., 2002).

No que diz respeito a um mapa estático com a presença de diversos obstáculos, o MRP apresenta um desempenho bem satisfatório, sendo ainda mais otimizado quando o ambiente de estudo possui uma grande quantidade de espaços vazios, levando em consideração uma amostragem gaussiana (ADORNO et al., 2005).

Segundo Barraquand e colaboradores (2000), citado por Mendes (2017), a chance de se obter um caminho ótimo tende à 1 ou 100% (desde que esse caminho exista) levando em consideração que o número de amostras se aproxima do infinito, tornando o Mapa de Rotas probabilisticamente completo.

Para Paiva (2017), no que se diz respeito à obtenção de um melhor caminho entre dois pontos, o MRP se mostra muito eficiente, retornando resultados satisfatórios em um baixo tempo computacional (ainda que esse tempo seja maior com relação aos outros algoritmos apresentados anteriormente), sendo capaz de apresentar um caminho isento de colisões com relação a obstáculos que não se mexam, independentemente de qual plataforma móvel seja utilizada.

Facilidade de execução, ser probabilisticamente completo e o baixo tempo de processamento computacional, foram fatores determinantes na escolha do algoritmo a ser utilizado no presente trabalho.

3.6 Análise e processamento de imagens

O conceito de processar uma imagem vem do ato de realizar diversas modificações com o intuito de obter informações úteis, enquanto a análise significa uma descrição destas informações que foram obtidas, também chamado de parametrização da imagem, com diversas aplicações (ALBUQUERQUE & ALBUQUERQUE, 2000).

Com o crescente avanço da tecnologia digital, simultâneo ao uso de algoritmos, o processamento de imagens tem sido cada vez mais aplicado em nosso cotidiano e como ferramenta, a utilização de dispositivos de captura de imagem é frequente (GONÇALVES et al., 2017). Segundo Zhang (2002) tanto o ângulo quanto a iluminação, são características que afetam a captura das imagens.

De acordo com Scuri (1999) a câmera digital, o scanner e o digitalizador de sinal de vídeo são os mecanismos mais populares na captura de imagens, sendo o scanner aquele que apresenta a melhor resolução, contudo devido ao alto custo ainda são utilizados em uma menor escala.

Tal tecnologia pode ser expandida para as mais diversas áreas de estudo, uma delas é a da agricultura. Uma utilização bastante interessante é associada ao fator de cobertura verde de uma determinada cultura. Para Patrignani e Ochsner (2015) consegue-se uma estimativa da evapotranspiração, da luz interceptada e do desenvolvimento da cobertura verde por meio desta variável.

Devido a uma melhora significativa da qualidade dos dispositivos captura, cada vez mais, imagens são utilizadas para a análise da cobertura verde. Aliado a esse fato, diversos softwares e aplicativos são desenvolvidos para otimizar o processo. Por meio da classificação dos pixels, os softwares podem ser divididos em: classificação manual de pixels e classificação automática de limite de cores (PATRIGNANI & OCHSNER, 2015).

De acordo com Patrignani e Ochsner (2015) o método ACT (automatic color threshold) é mais vantajoso pois além de um tempo processamento menor, ainda consegue uma classificação completa de todos os pixels presentes na imagem.

O Canopeo[®] é um exemplo de ferramenta que utiliza o ACT para análise de imagens. Foi desenvolvido em linguagem Matlab, e classifica pelo sistema cores RGB (vermelho, verde e azul). Ao final da análise é gerada uma imagem binária, onde a cor branca representa a parte verde da cultura, e a cor preta representa as partes não verdes, e pode variar de 0 até 100% (PATRIGNANI & OCHSNER, 2015).

4. MATERIAIS E MÉTODOS

Este trabalho foi segmentado da seguinte forma: (i) escolha e descrição do ambiente bem como seu mapeamento, (ii) escolha e descrição do algoritmo a ser utilizado, (iii) análise do caminho gerado com base na variabilidade da cultura. Para o referenciamento de uma estufa localizada na Universidade Federal de Lavras, foi feito um mapeamento da mesma, onde com a utilização do algoritmo de Mapa de Rotas Probabilístico, será gerado e analisado um melhor caminho. Será utilizado com base uma variabilidade na idade da cultura, representada pelos diferentes níveis de fator de cobertura verde presente dentro da casa de vegetação e se utilizará apenas de obstáculos estáticos.

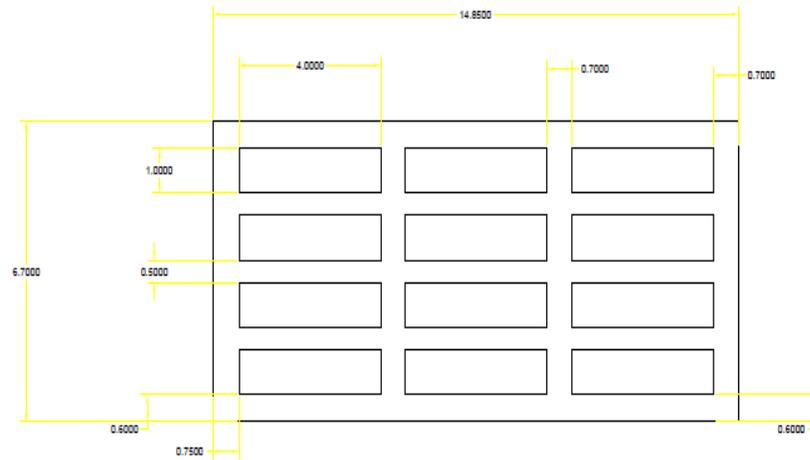
4.1 Descrição do Ambiente

A casa de vegetação utilizada no presente trabalho, pertence ao Departamento de Recursos Hídricos e Saneamento, onde são feitos diversos experimentos e testes. Primeiramente foi feita uma visita ao local, e posteriormente foi feito um levantamento planimétrico. Constatou-se que a estufa possuía 6,7m de largura e 14,85m de comprimento completando ao total 99.5m² de área interna, exposto na Figura 1.

Com o objetivo de análise do crescimento das plantas, foram escolhidos canteiros aleatórios para o cultivo em diferentes épocas de plantio, desta forma, a plataforma poderá percorrer o melhor caminho verificando em cada cultura o fator de cobertura verde, ponto importante que deve ser averiguado e que influencia diretamente na tomada de decisão sobre o manejo que será empregado, tanto em termos de tratos culturais, como também em termos de manejo da irrigação.

Com base em informações técnicas relacionadas a forma de produção, no interior da estufa foram construídos 12 canteiros com 1m de largura e 4m de comprimento. Os espaçamentos entre canteiros são de 0,5m na direção de menor tamanho, e 0,7m na direção de maior tamanho, como mostrado na Figura 1:

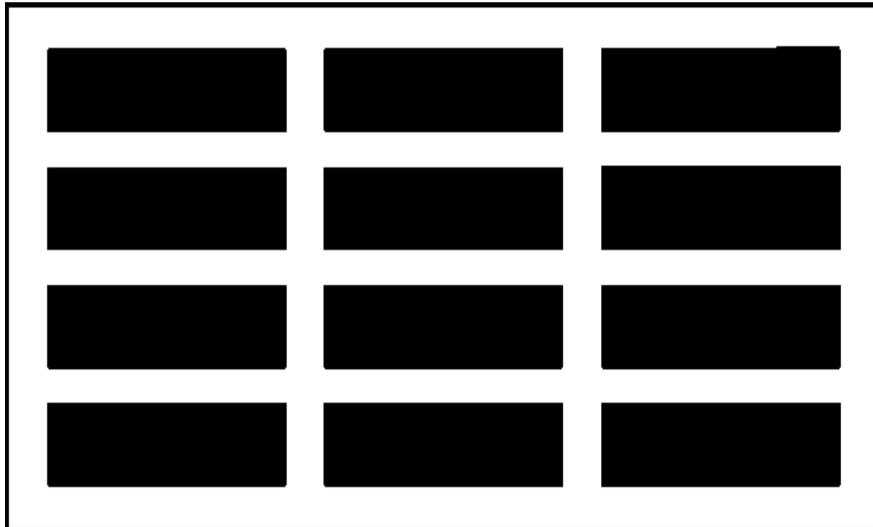
Figura 1 – Planta baixa da casa de vegetação.



Fonte: Do autor (2019).

A representação do mapa (estufa) é dada em bitmap onde existe a descrição de cada pixel em formato matricial, representado pela Figura 2:

Figura 2 - Representação bitmap com os canteiros.



Fonte: Do autor (2019).

4.2 Planejamento do caminho utilizando o MRP

Para o planejamento do caminho utilizando o MRP, primeiramente é feita a discretização do ambiente, visto que a programação elaborada exige que a imagem esteja em formato JPG ou BITMAP. O MRP, funciona de forma binária, onde cada píxel com o número 1 representa ocupação (podendo ser identificados possíveis obstáculos dentro da casa de vegetação) e cada píxel com número 0 representa desocupação, ou seja, livre de possíveis obstáculos. Com base nesta grade de ocupação binária, determina-se o caminho, com o algoritmo trabalhando em coordenadas cartesianas (y, x).

Abaixo, segue a Figura 3, representativa do algoritmo, exibindo os parâmetros:

Figura 3 – Representação dos parâmetros no Matlab.

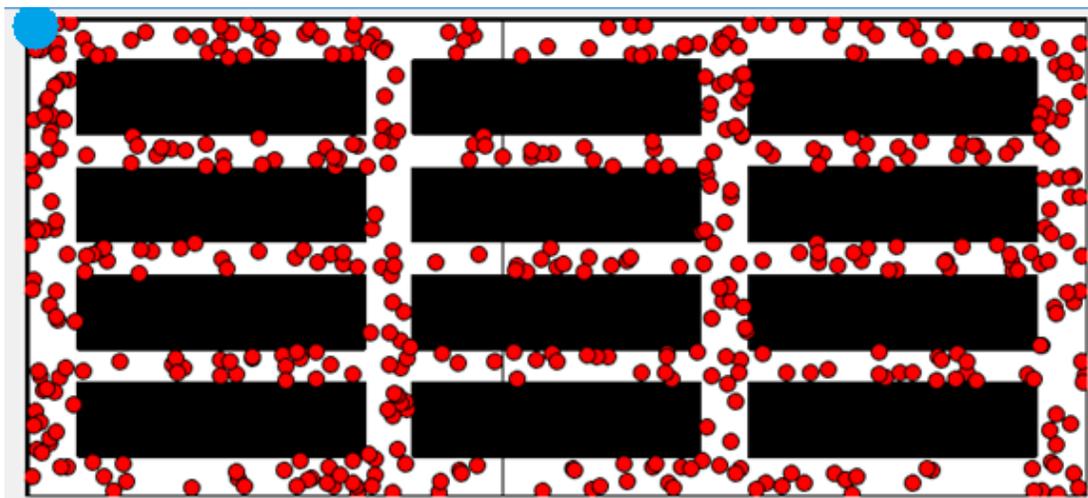
```
map=im2bw(imread('ESTUFAl.jpg'));
source=[19 17];
goal=[279 644];
k=500;
display=true;
```

Fonte: Do autor (2019).

Para iniciar o planejamento, deve se escolher primeiramente a imagem a qual se deseja converter para preto e branco, *imread* faz a leitura e *im2bw* faz a conversão. Os pontos de origem, são fornecidos em coordenadas y e x respectivamente no campo *source*. Posteriormente no campo *goal*, informa-se os pontos do destino que se pretende alcançar. Para finalizar, deve-se escolher a quantidade de nós que se deseja, representado pela letra K. O ponto y0 e x0 estão localizados no canto superior esquerdo, como mostra a Figura 4.

Após a execução do código, o MATLAB retorna (na etapa de bombardeamento) de forma randômica todos os pontos que são “lançados” no ambiente para a execução da fase posterior, conforme a Figura 4.

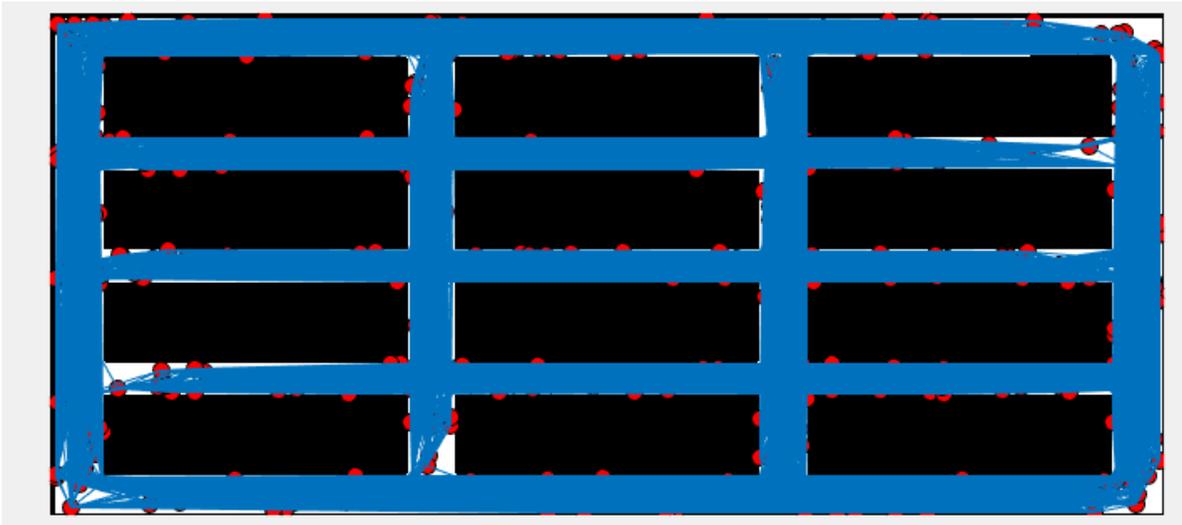
Figura 4 – Fase de bombardeamento, com representação do ponto y0 e x0,



Fonte: Do autor (2019).

Após todos os nós serem solicitados, são gerados todos os caminhos possíveis dentro do ambiente em questão, como mostra Figura 5.

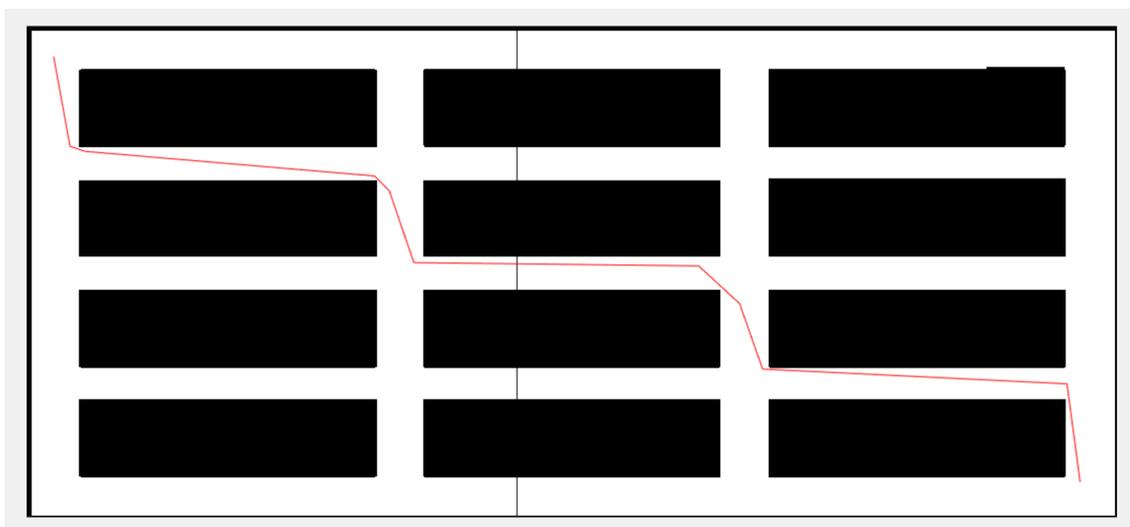
Figura 5 – Fase de aprendizado.



Fonte: Do autor (2019).

Após o bombardeamento e a fase de aprendizado, o programa na fase de questionamento otimiza o caminho, mostrado na Figura 6.

Figura 6 – Otimização do caminho.



Fonte: Do autor (2019).

Para validação do MRP, foram aplicados testes alternando os pontos de origem e destino, bem como a simulação de possíveis obstáculos no interior da casa de vegetação.

O primeiro teste realizado, foi proposto com a estufa livre de impedimentos (salvo exceção dos canteiros contidos em seu interior), na Figura 7 estão apresentados os parâmetros para realização do primeiro teste.

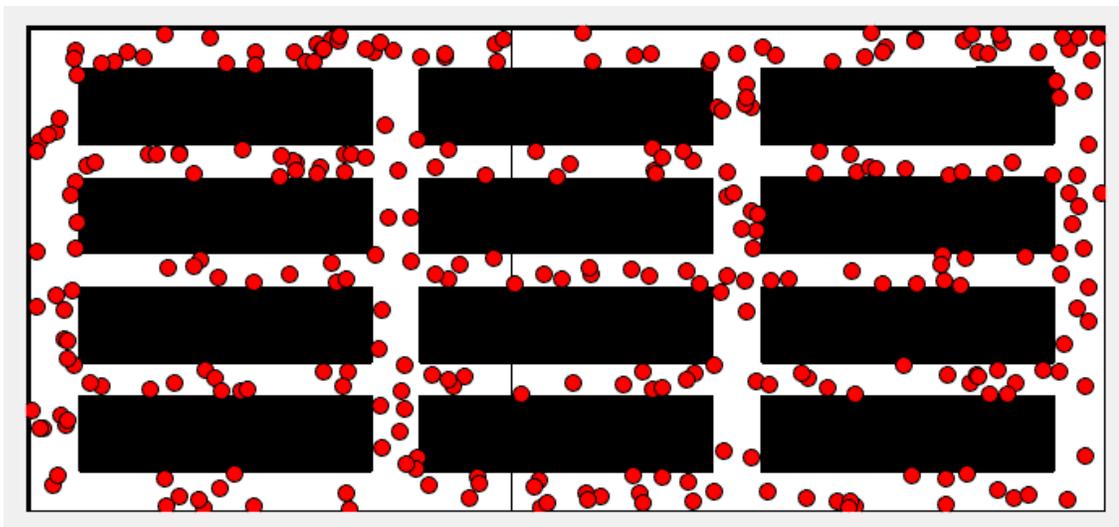
Figura 7 - Parâmetros solicitados no primeiro teste.

```
map=im2bw(imread('ESTUFA2.BMP'));  
source=[284 17];  
goal=[15 644];  
k=300;  
display=true;
```

Fonte: Do autor (2019)

A Figura 8 mostra a fase de bombardeamento que ocorreu no primeiro teste.

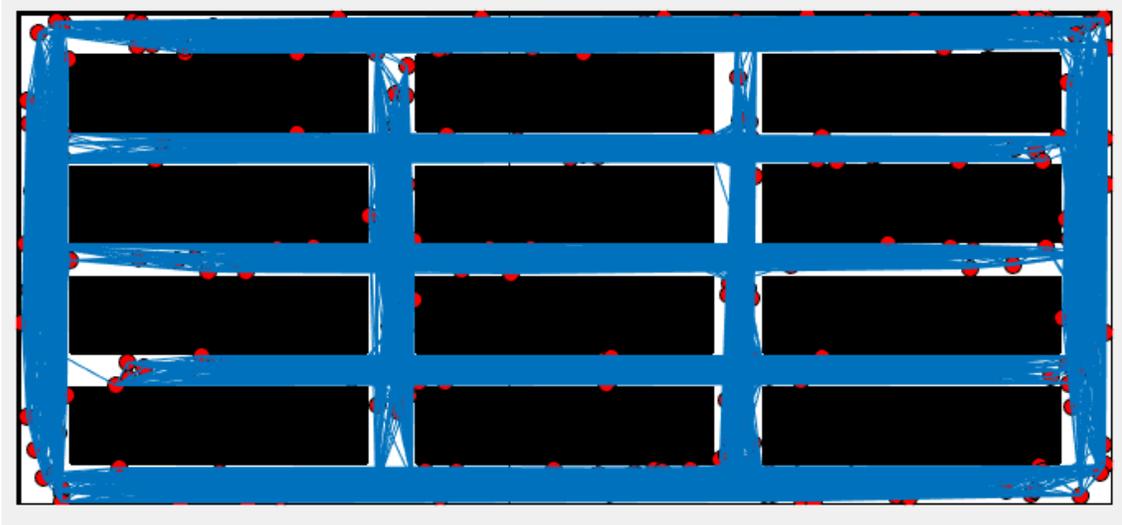
Figura 8 – Fase de bombardeamento do primeiro teste.



Fonte: Do autor (2019).

A fase de aprendizado do primeiro teste é mostrada pela Figura 9.

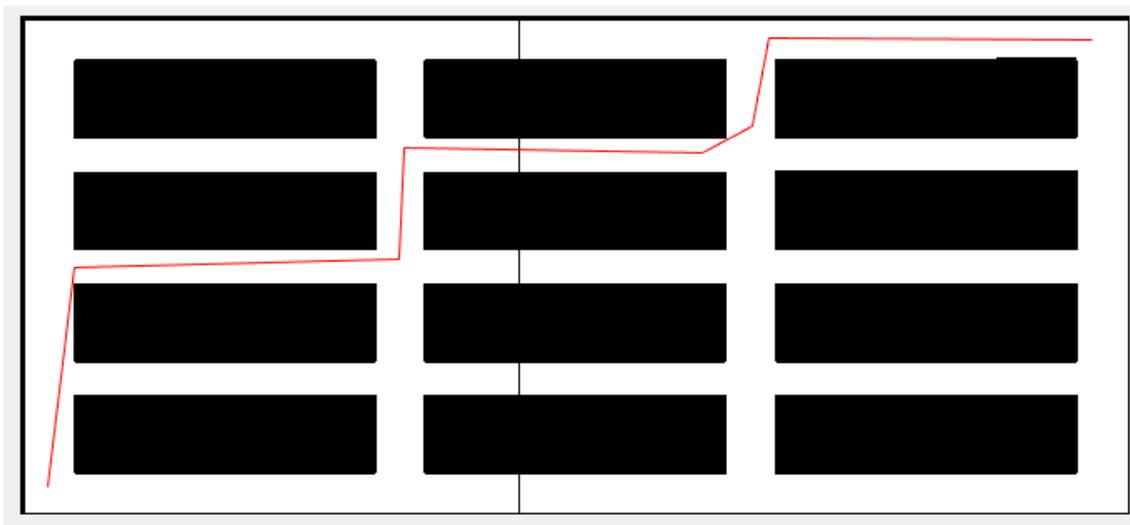
Figura 9 – Fase de aprendizado do primeiro teste.



Fonte: Do autor (2019).

Na Figura 10 é mostrado o caminho otimizado, na fase de questionamento do primeiro teste.

Figura 10 – Caminho otimizado para o primeiro teste.



Fonte: Do autor (2019).

O segundo teste proposto, foi alterando-se o número de nós, mantendo os pontos de origem e destino, como é exposto na Figura 11.

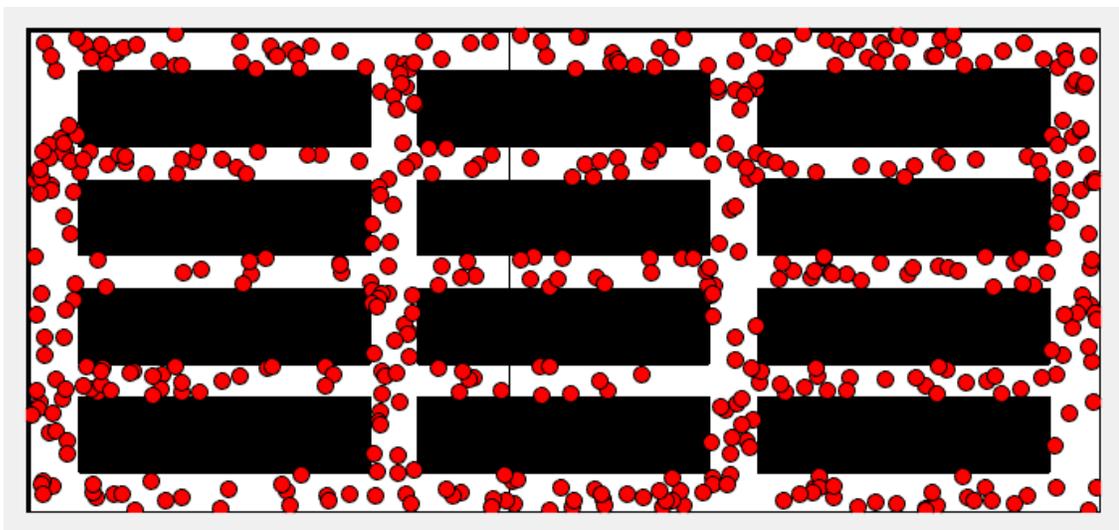
Figura 11 – Parâmetros do segundo teste.

```
map=im2bw(imread('ESTUFA2.BMP'));  
source=[284 17];  
goal=[15 644];  
k=500;  
display=true;
```

Fonte: Do autor (2019).

O bombardeio de nós para o segundo teste é mostrado na Figura 12.

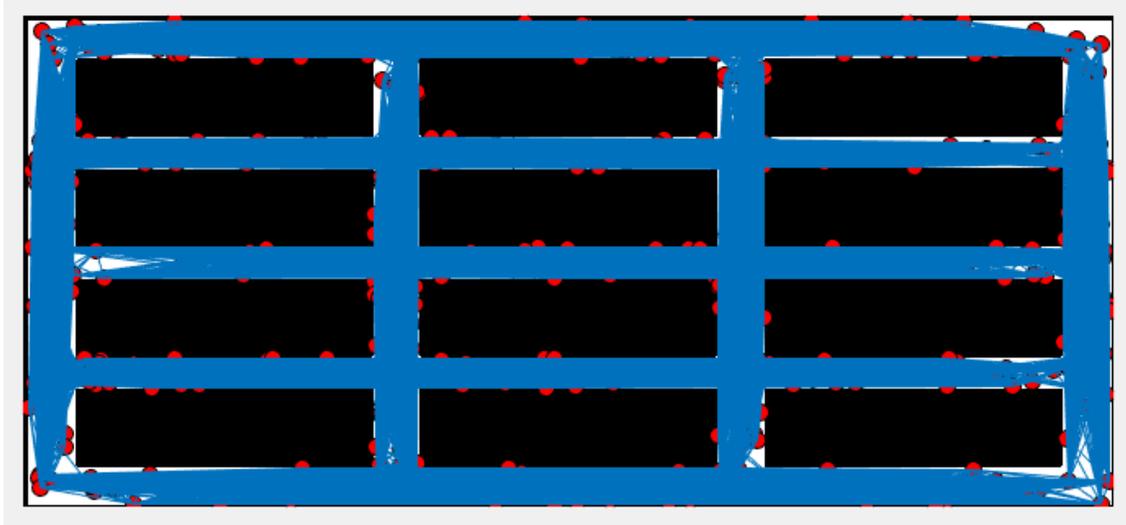
Figura 12 – Fase de bombardeamento para o segundo teste.



Fonte: Do autor (2019).

Todos os possíveis caminhos são expostos na fase de aprendizado, como mostrado na Figura 13.

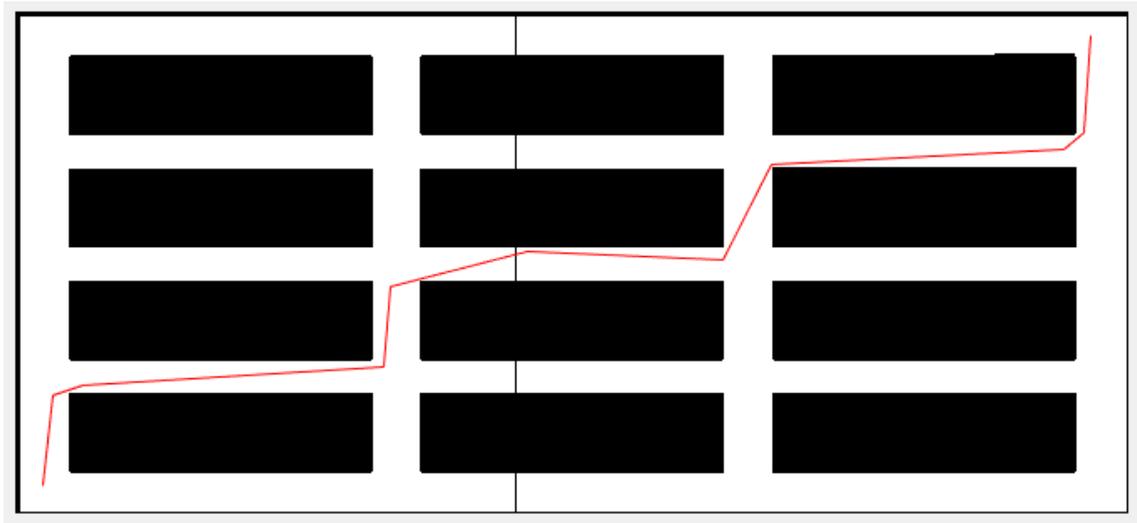
Figura 13 – Fase de aprendizado para o segundo teste.



Fonte: Do autor (2019).

A Figura 14 mostra o melhor caminho gerado para o segundo teste, na fase de questionamento.

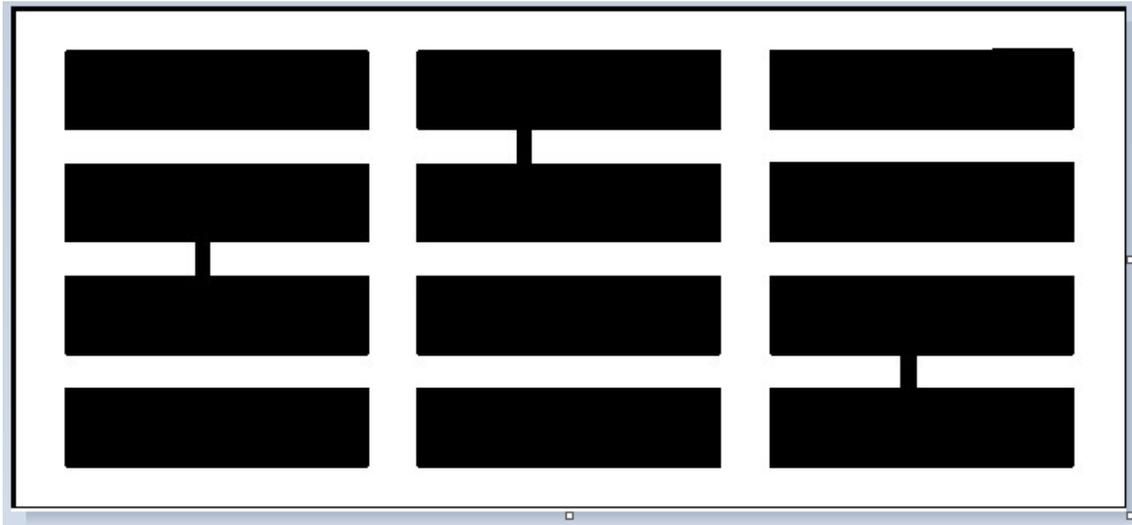
Figura 14 - Melhor caminho gerado para o segundo teste.



Fonte: Do autor (2019).

No terceiro teste realizado, optou-se por simular uma estufa com possíveis obstáculos de acordo com a Figura 15, mantendo constantes os pontos iniciais e finais e o número de nós:

Figura 15 - Estufa com obstáculos.



Fonte: Do autor (2019).

Os parâmetros do terceiro teste são mostrados na Figura 16.

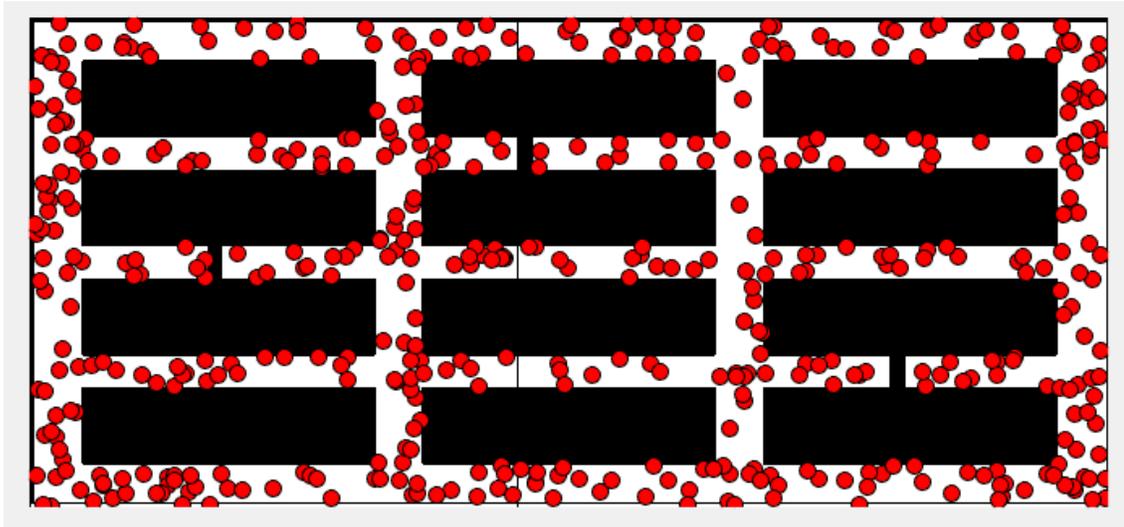
Figura 16 – Parâmetros para o terceiro teste.

```
map=im2bw(imread('ESTUFA3.jpg'));  
source=[284 17];  
goal=[15 644];  
k=500;  
display=true;
```

Fonte: Do autor (2019).

Para o terceiro teste, a Figura 17 mostra a fase de bombardeamento.

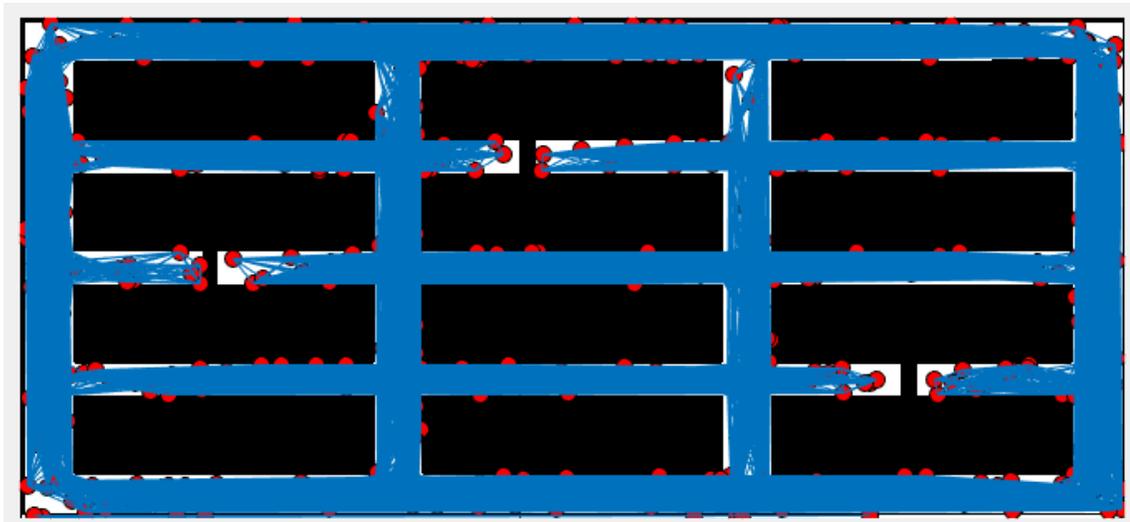
Figura 17 – Fase de bombardeamento para o terceiro teste.



Fonte: Do autor (2019).

Todos os caminhos possíveis para este teste estão representados na Figura 18.

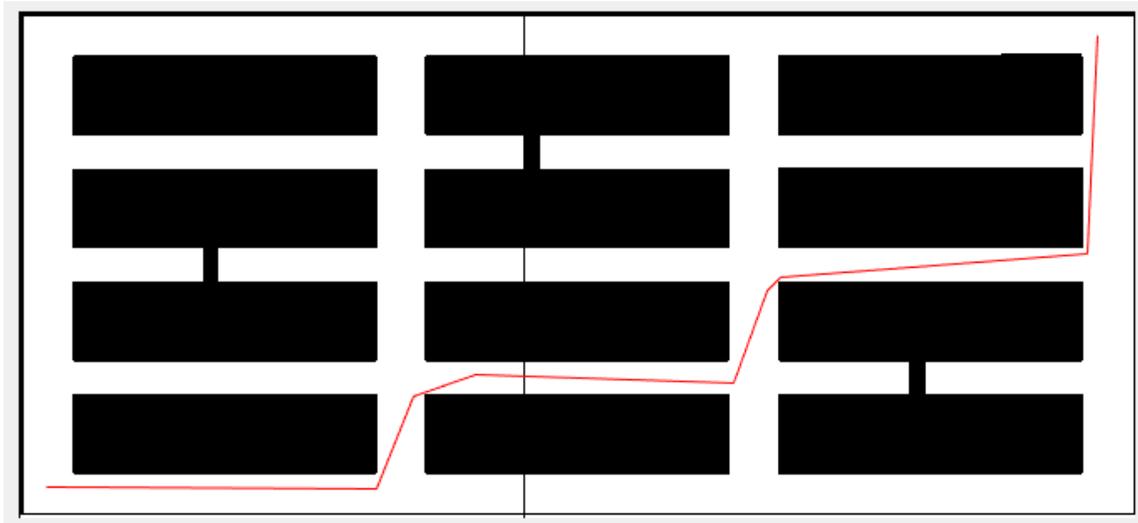
Figura 18 – Fase de aprendizado para o terceiro teste.



Fonte: Do autor (2019).

De acordo com a Figura 19, o melhor caminho para o terceiro teste foi gerado.

Figura 19 - Melhor percurso otimizado para o terceiro teste.



Fonte: Do autor (2019).

O último teste realizado, simulou um ambiente com a presença de possíveis obstáculos, que torna impossível a geração de um caminho. A Figura 20 mostra os parâmetros do quarto teste.

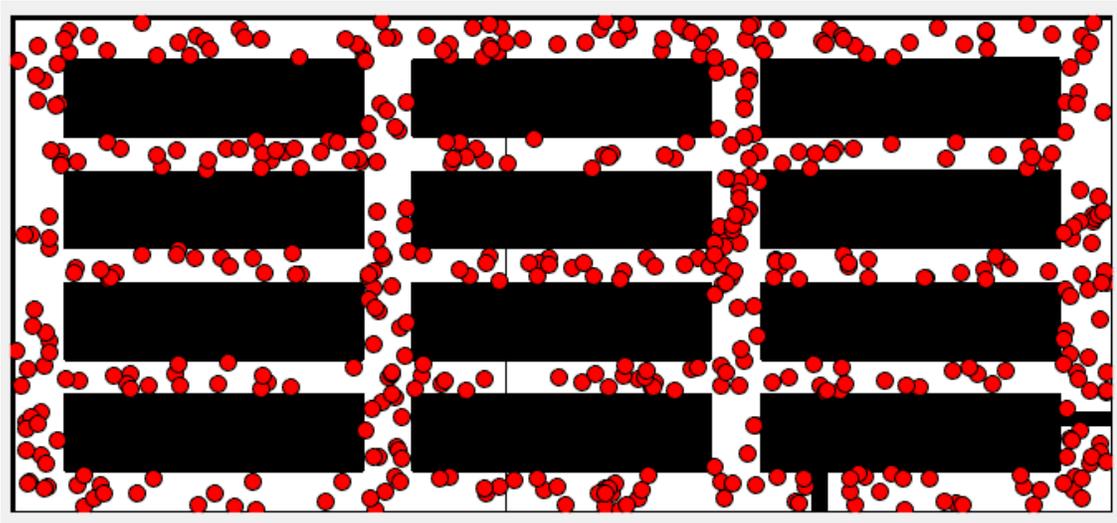
Figura 20 - Parâmetros configurados para o quarto teste.

```
map=im2bw(imread('ESTUFA4.bmp'));
source=[19 17];
goal=[279 644];
k=500;
display=true;
```

Fonte: Do autor (2019).

Todos os nós da fase de bombardeio são expostos, como mostrado na Figura 21.

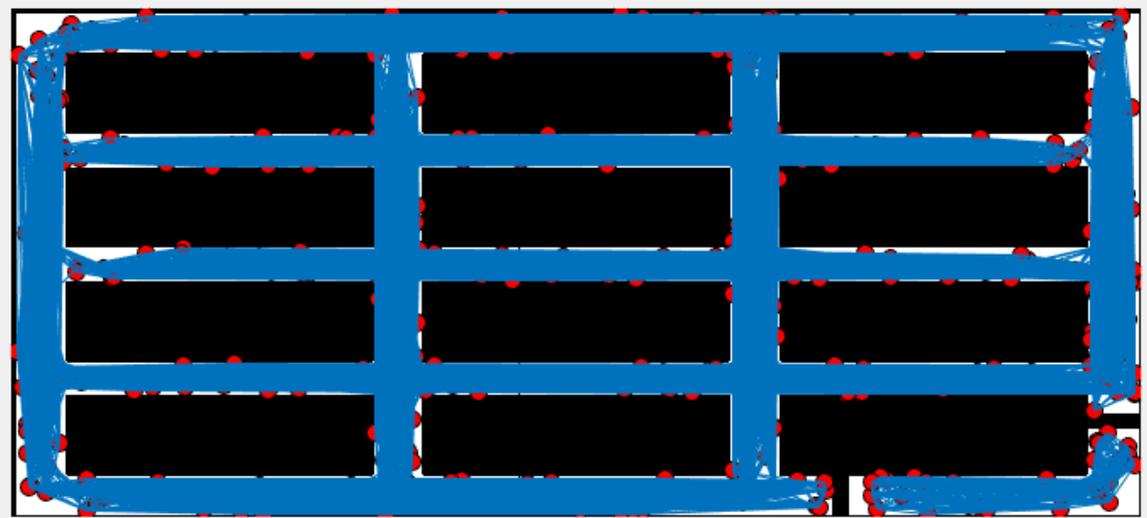
Figura 21 – Fase de bombardeio para o quarto teste.



Fonte: Do autor (2019).

A fase de aprendizado do quarto teste está representada pela Figura 22.

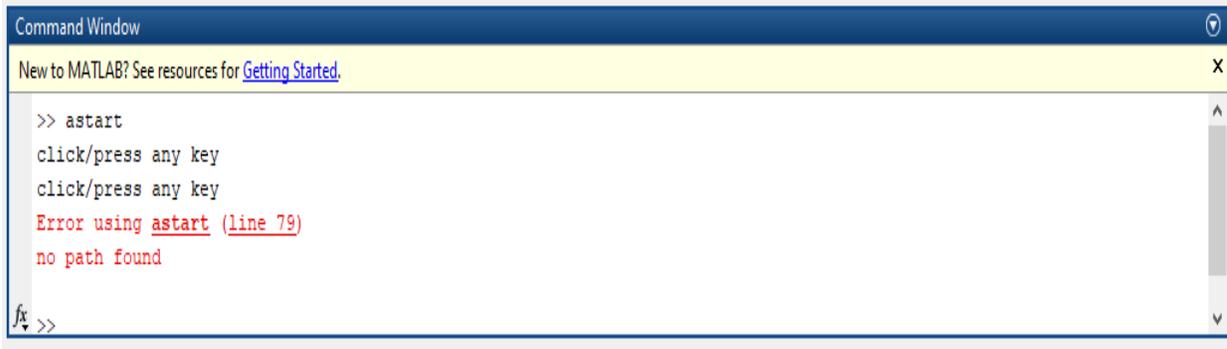
Figura 22 – Fase de aprendizado para o quarto teste.



Fonte: Do autor (2019).

Devido aos obstáculos presentes na estufa, não é possível gerar um caminho, desta forma o software retorna uma mensagem de erro, como mostra a Figura 23.

Figura 23 – Mensagem de erro retornada pelo Matlab.

The image shows a screenshot of the MATLAB Command Window. At the top, there is a yellow banner with the text "New to MATLAB? See resources for [Getting Started.](#)". Below this, the command window contains the following text: ">> astart", "click/press any key", "click/press any key", "Error using astart (line 79)", and "no path found". The error message is displayed in red text. At the bottom left, there is a small icon of a mouse cursor and the prompt ">>".

```
Command Window
New to MATLAB? See resources for Getting Started.
>> astart
click/press any key
click/press any key
Error using astart (line 79)
no path found
fx >>
```

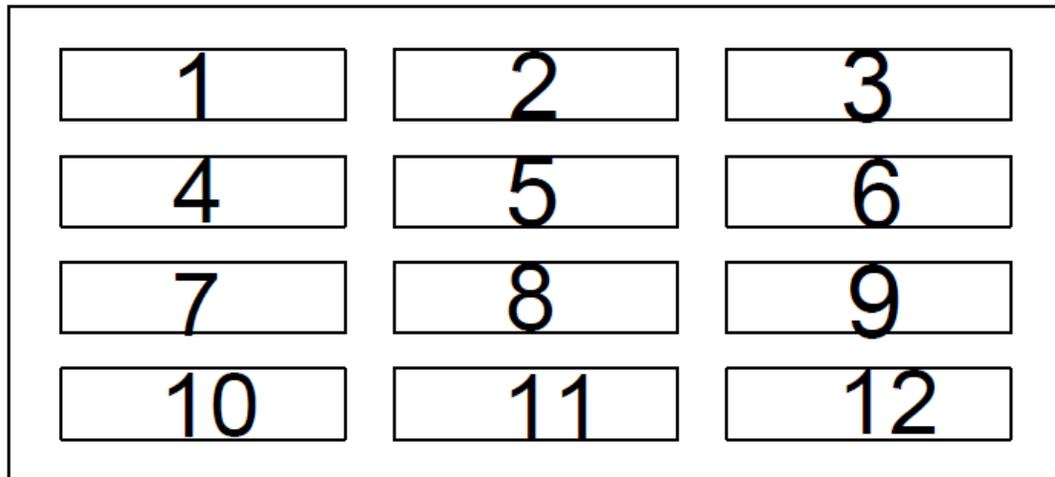
Fonte: Do autor (2019).

4.3 Criação de cenários

Como cultura do experimento, optou-se pela alface (*Lactuca sativa*) que pertence à família das asteráceas, possuindo um tempo de colheita que varia entre 60 e 90 dias após o semeio. Com o objetivo de análise do crescimento das plantas, os canteiros foram enumerados de 1 a 12, como é mostrado pela Figura 24.

Para atender a demanda do consumidor, é comum se fazer o escalonamento da produção, ou seja, plantio em épocas diferentes para que se possa ter produto disponível ao longo do tempo. Além disso, optou-se ainda por fazer um escalonamento do plantio, onde foram escolhidos canteiros aleatórios para o cultivo, uma vez que a o ciclo da cultura varia ao longo do ano devido a condições de clima, não se saberia qual dos canteiros estariam em produção em determinada data.

Figura 24 – canteiros enumerados para escalonamento de plantio.

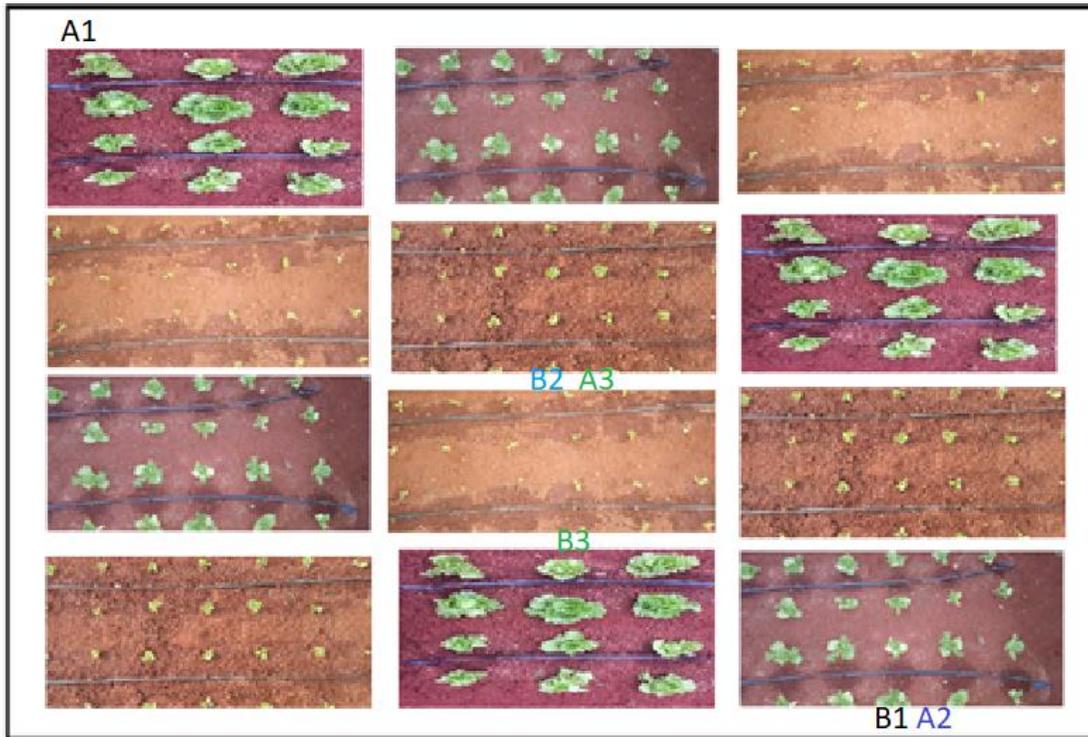


Fonte: Do autor (2019).

Inicialmente, foram escolhidos os canteiros 1, 11 e 6 para plantio. Após uma variação temporal de uma semana, foram plantadas mudas nos canteiros 7, 2 e 12. Respeitando o mesmo intervalo de tempo, plantou-se nos canteiros 10, 5 e 9. Os canteiros restantes (4, 8 e 3) foram plantados ainda no intervalo de uma semana, desde o último plantio. A partir desta distribuição, espera-se uma grande variabilidade na análise visual do fator de cobertura verde (Green Canopy Cover). A cobertura verde, está ligada com o crescimento e desenvolvimento da planta, podendo ser utilizada como um dos critérios na tomada de decisão da colheita. É uma relação direta entre a superfície total do solo, e a superfície coberta pela cobertura verde. Sendo assim, apresenta uma variabilidade de 0 (solo nu, ou seja, sem nenhuma cobertura) até 100 (solo completamente coberto pelo verde).

Após quatro semanas do escalonamento de plantio, a configuração da casa de vegetação se apresenta de acordo com a Figura 25.

Figura 25 – Canteiros após o escalonamento de plantio.



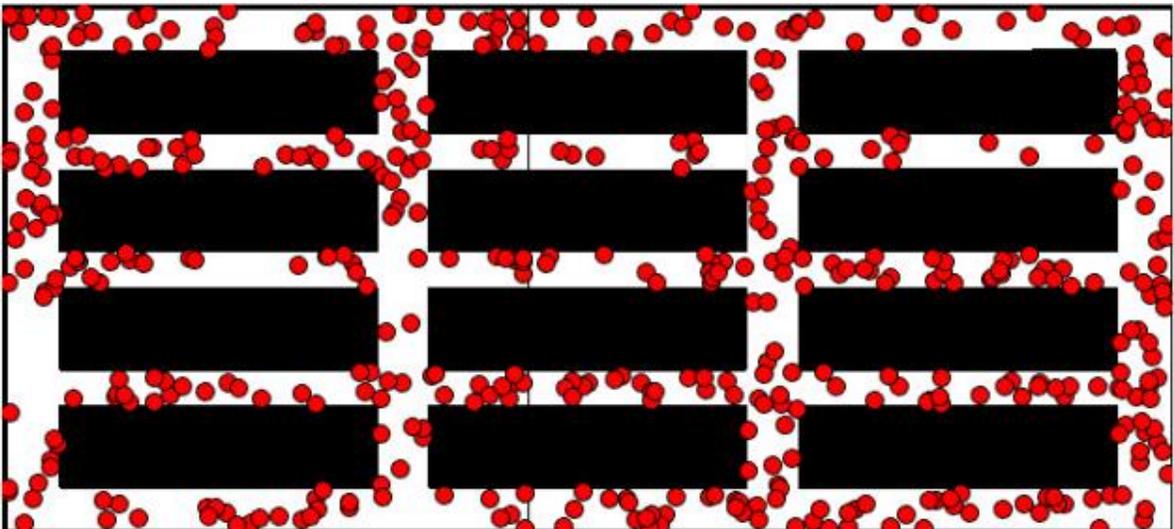
Fonte: Do autor (2019).

A plataforma móvel irá se deslocar no interior da estufa, e com o auxílio do aplicativo Canopeo, irá fazer uma análise da cobertura verde da cultura, a visita aos canteiros será de acordo com a ordem de plantio. Será escolhido um canteiro de cada semana: da primeira semana escolheu-se o canteiro número 1, da segunda semana escolheu-se o canteiro número 12, da terceira semana escolheu-se o canteiro número 5, e por último escolheu-se o canteiro número 8 da quarta semana. Será aplicado o MRP, gerando o caminho otimizado para que a plataforma percorra.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

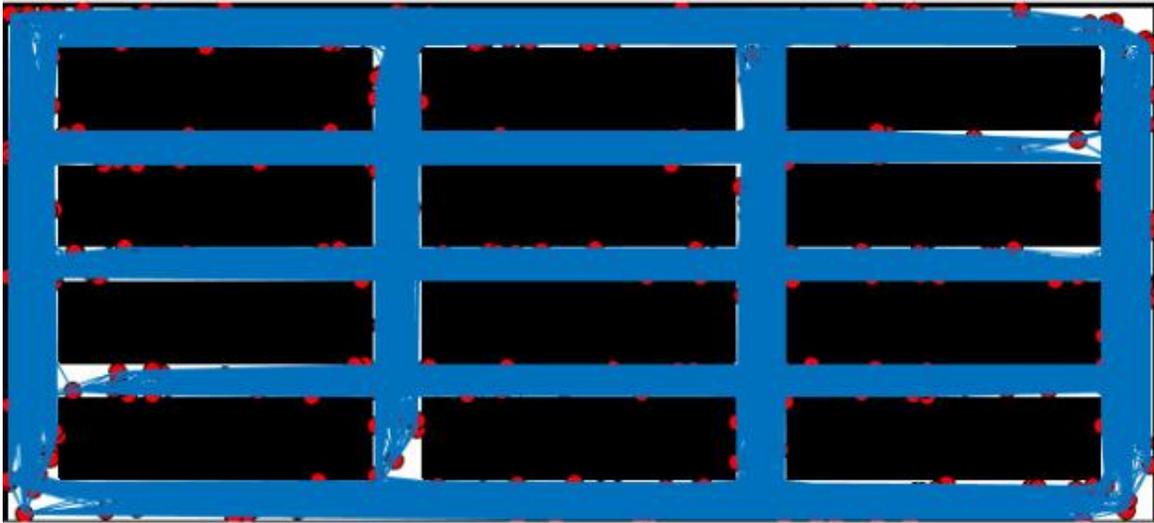
O primeiro caminho a ser traçado, vai do canteiro 1 ao canteiro 12, representados pelos pontos A1 e B1 na Figura 25, ele será gerado através do Matlab: primeiro a fase de bombardeamento dos nós mostrado na Figura 26, posterior será a fase de aprendizagem mostrado na Figura 27, e por último o melhor caminho é escolhido e é feita a análise de cobertura verde, como mostrado na Figura 28.

Figura 26 – Fase de bombardeamento para o trajeto do canteiro 1 ao canteiro 12.



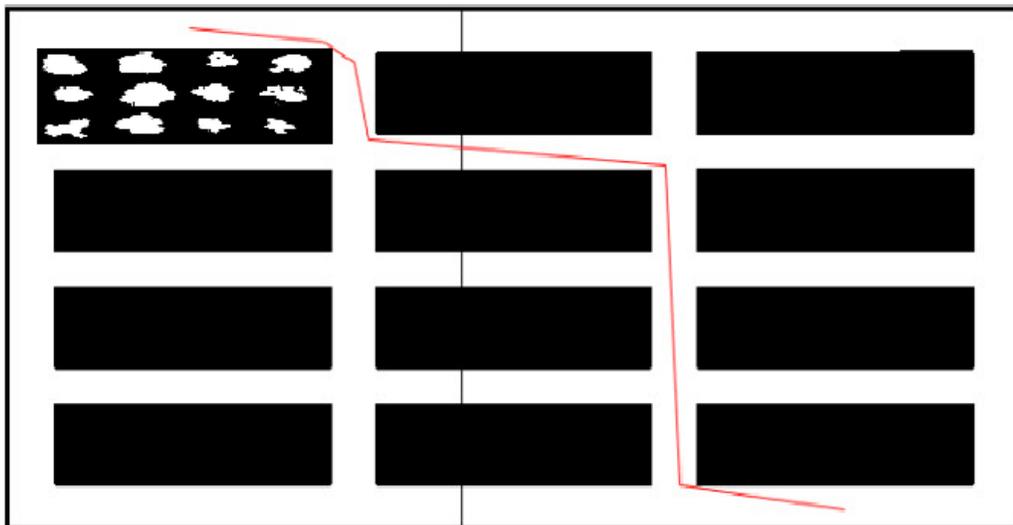
Fonte: Do autor (2019).

Figura 27 – Fase de aprendizado para trajetória do canteiro 1 ao canteiro 12.



Fonte: Do autor (2019).

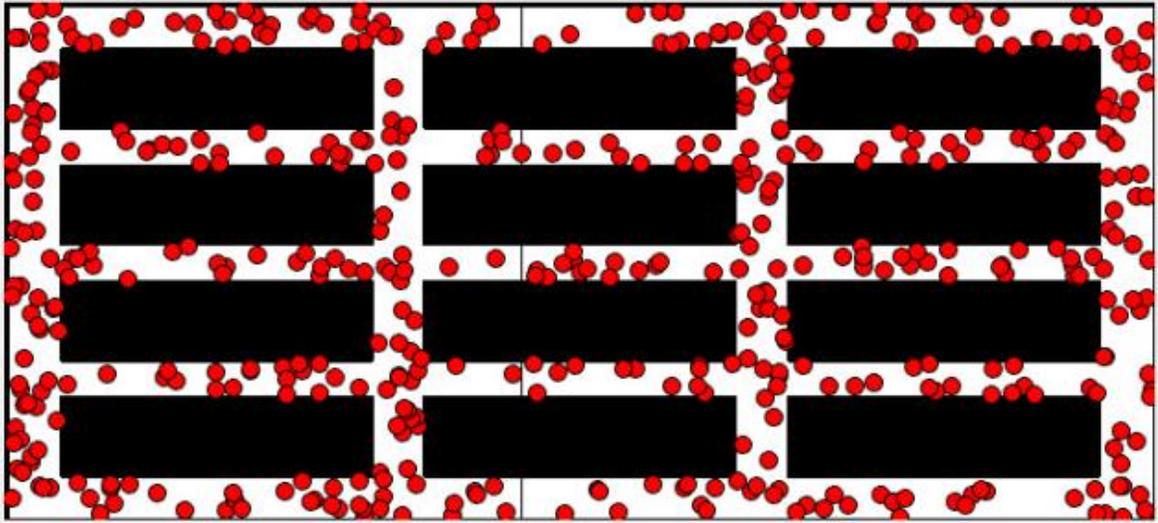
Figura 28 – Caminho otimizado, com análise de cobertura verde já feita no primeiro canteiro.



Fonte: Do autor (2019).

O segundo caminho a ser traçado, vai do canteiro 12 ao canteiro 5, representado pelos pontos A2 e B2 na Figura 25, ele será gerado a partir das fases que são executadas no Matlab. A Figura 29 mostra a fase de bombardeio dos nós.

Figura 29 – Fase de bombardeamento para trajetória do canteiro 12 ao canteiro 5.



Fonte: Do autor (2019).

A fase de aprendizado está exposta na Figura 30.

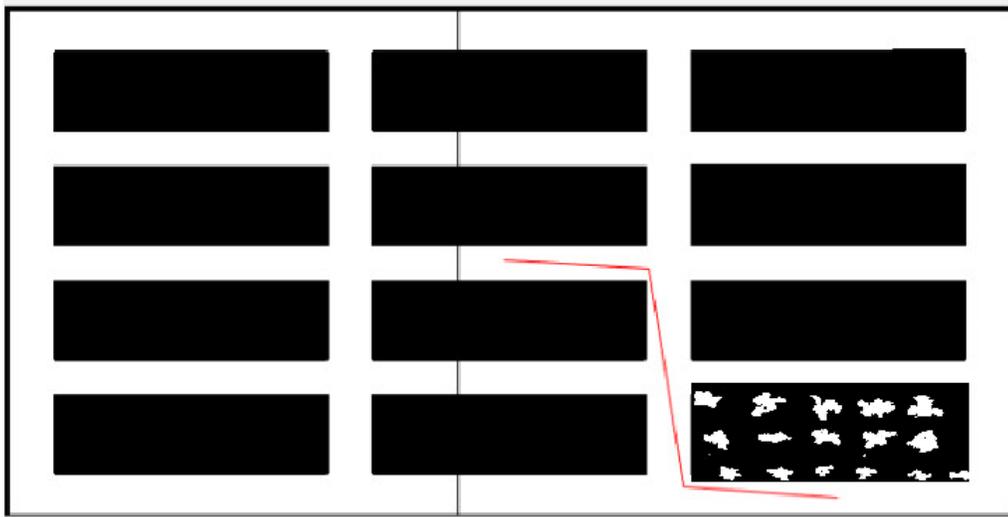
Figura 30 – Fase de aprendizado para trajetória do canteiro 12 ao canteiro 5.



Fonte: Do autor (2019).

A otimização do caminho é realizada então pelo algoritmo, e a análise de cobertura verde é realizada no canteiro 12, como mostrado pela Figura 31.

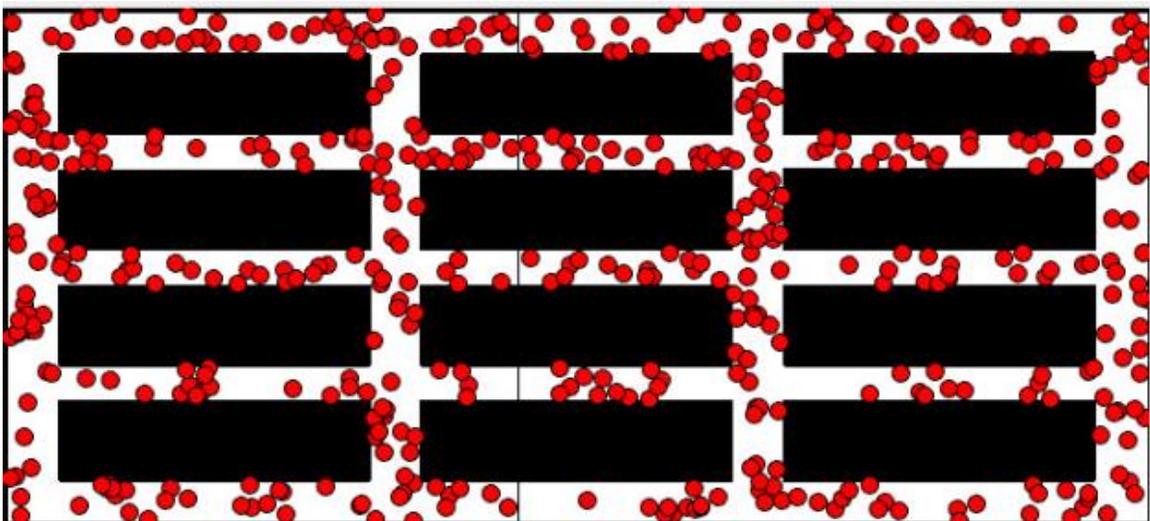
Figura 31 – Otimização do caminho e análise de cobertura verde do canteiro 12.



Fonte: Do autor (2019).

O terceiro caminho será do canteiro 5 ao canteiro 8, representado pelos pontos A3 e B3 na Figura 25, e após o processamento no Matlab, o caminho é otimizado. A Figura 32 mostra o bombardeio de nós.

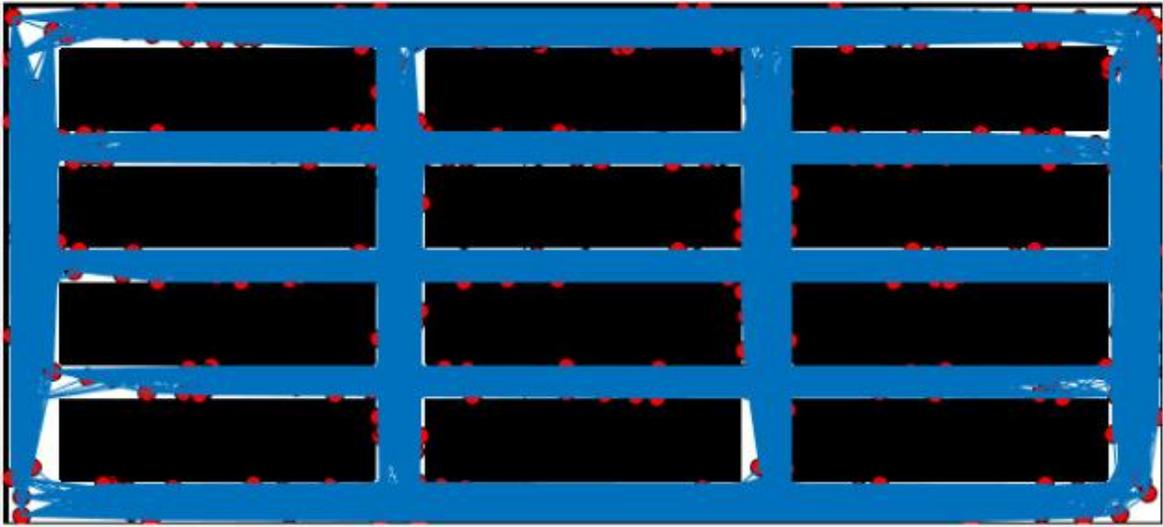
Figura 32 – Fase de bombardeamento para trajetória do canteiro 5 ao canteiro 8.



Fonte: Do autor (2019).

Todos os possíveis caminhos são mostrados pela Figura 33, representando a fase de aprendizado.

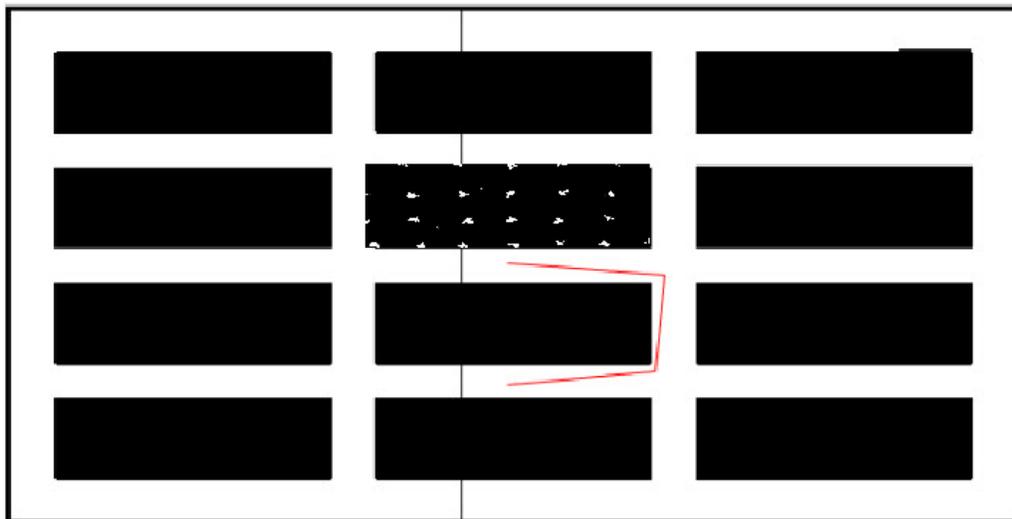
Figura 33 - Fase aprendizado para trajetória do canteiro 5 ao canteiro 8.



Fonte: Do autor (2019).

O melhor caminho entre os pontos solicitados e a análise de cobertura verde no canteiro 5, são mostrados na Figura 34.

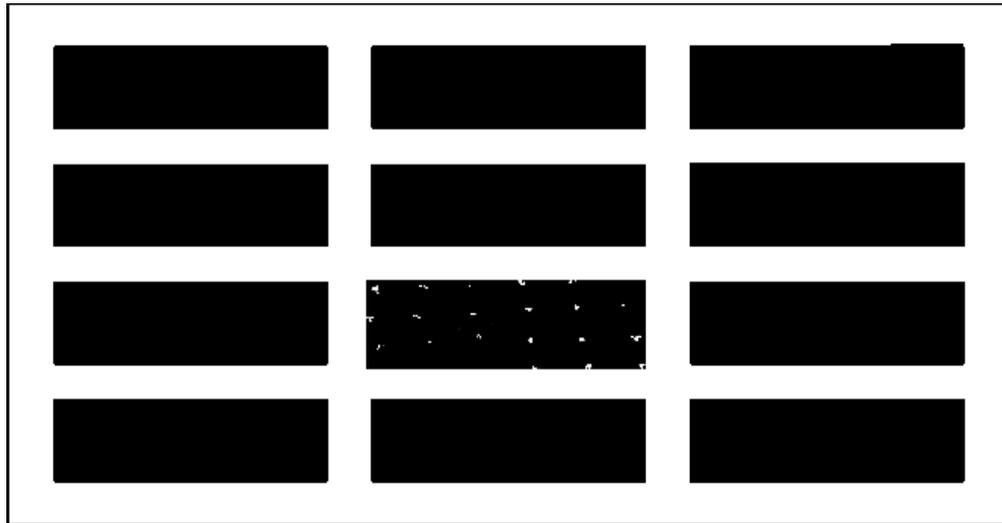
Figura 34 – Caminho otimizado e análise de cobertura verde no canteiro 5.



Fonte: Do autor (2019).

A Figura 35 mostra a análise de cobertura verde realizada no canteiro 8.

Figura 35 – Análise de cobertura verde no canteiro 8.

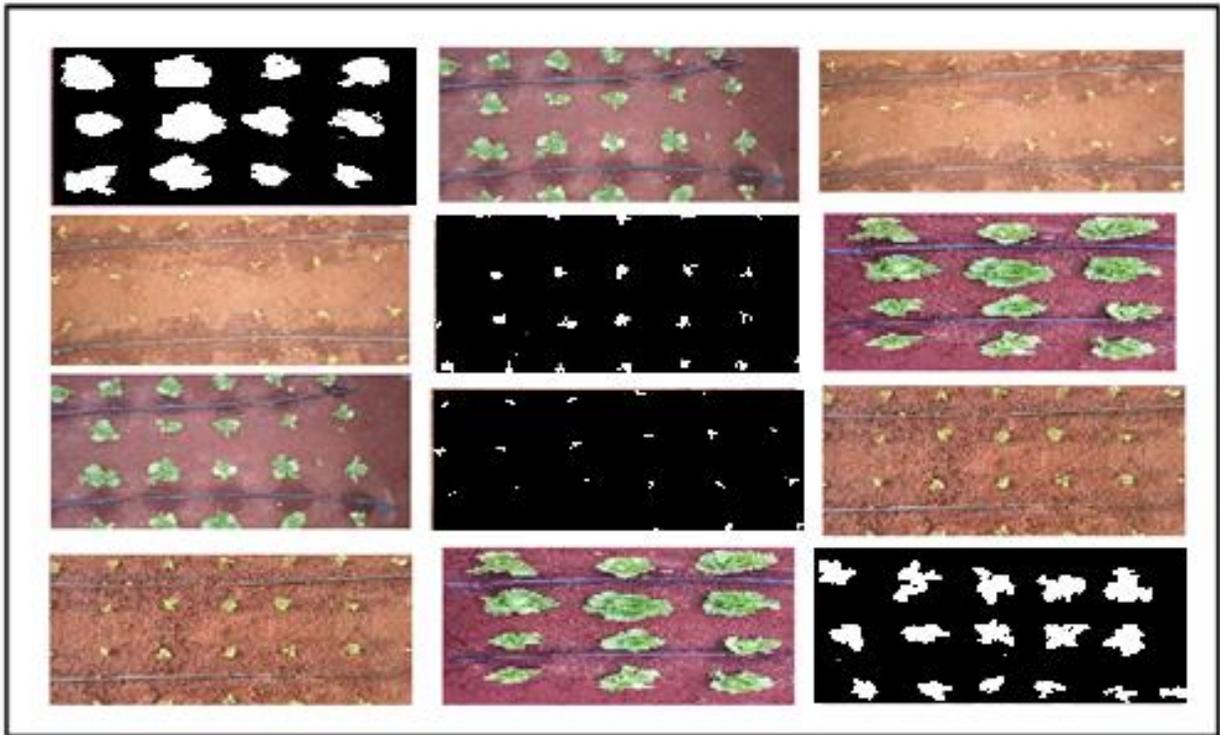


Fonte: Do autor (2019).

Por meio dos testes realizados, pode-se evidenciar que o Mapa de Rotas Probabilístico apresenta resultados satisfatórios, e a trajetória foi feita com base em possíveis obstáculos presentes no ambiente de estudo por meio das fases executadas pelo Matlab. O número de nós na fase de bombardeamento, afeta diretamente na precisão do caminho a ser gerado e também no tempo de espera na fase de aprendizado. Conforme a literatura, o tempo da fase de questionamento é inferior, fato observado e comprovado durante os testes.

A otimização do caminho dentro da estufa se deu com base na visita da plataforma aos canteiros com escalonamento de plantio. O melhor percurso foi gerado e conseguiu-se fazer uma análise do fator de cobertura verde a partir do processamento de imagens por meio do Canopeo, nos canteiros 1, 12, 5 e 8, como mostra a Figura 36. De acordo com os resultados obtidos, vale salientar de que se trata de um bom método de introdução da robótica móvel no setor agrícola enfatizando ambientes protegidos. Entretanto alguns cuidados devem ser ressaltados, um deles é de que o algoritmo não leva em consideração o tamanho da plataforma, problema que deve ser corrigido para que não haja uma possível colisão com os obstáculos

Figura 36 – Análise de cobertura verde realizada nos canteiros 1, 12, 5, e 8.



Fonte: Do autor (2019).

Observa-se que a otimização gerada pelo algoritmo, é formada por um encontro de retas. Isto representa o fato do caminho apresentar em sua maior parte pontos de translação do que pontos de rotação, desta maneira existe uma maior facilidade no deslocamento da plataforma no interior da casa de vegetação.

6. CONCLUSÃO

O presente trabalho procurou implementar o algoritmo do Mapa de Rotas Probabilístico em uma estufa, aplicado à uma plataforma móvel. Os resultados obtidos foram satisfatórios, uma vez os caminhos foram otimizados, mostrando a eficiência do algoritmo para esta situação.

A interdisciplinaridade entre robótica móvel e a agricultura, proposta inicialmente, foi alcançada, onde o caminho percorrido pela plataforma teve como base uma necessidade da cultura de estudo, no caso o fator de cobertura verde.

Apesar de se tratar de um tema relativamente novo, a aliança entre o setor agrícola e a robótica, mostra-se bastante promissor, uma vez que visa um aumento de produtividade e consequentemente dos lucros de quem utilizá-la.

Tendo em vista que este projeto se trata de um estudo inicial de plataformas móveis aplicadas em estufas, os objetivos deste trabalho foram cumpridos, deste modo, trabalhos futuros podem dar continuidade a este assunto, aprimorando cada vez mais as ideias aqui apresentadas.

6.1 Perspectivas futuras

Fazendo-se uma conciliação da grande variabilidade de técnicas e manejos que podem ser utilizados no meio agrícola, juntamente com a robótica móvel, cria-se um amplo cenário com diversas possibilidades de trabalho em conjunto.

Para trabalhos futuros, algumas ideias são sugeridas como forma de continuação e aprimoramento deste estudo:

- Acoplamento dos mais variados tipos de sensores e instrumentos à plataforma, com o objetivo de fazer medições e leituras diretas das condições em que as culturas se encontram dentro do ambiente de estudo;
- Acoplamento de ferramentas, de tal forma que a própria plataforma seja capaz de executar ações de manejo necessitado pela cultura;
- Desenvolvimento de mecanismos que sejam capazes de levar em consideração o tamanho da plataforma, com intuito de evitar possíveis colisões com obstáculos.

REFERÊNCIAS

- ACACCIA, G. M.; MICHELINI, R. C.; MOLFINO, R. M.; RAZZOLI, R. P. **Mobile robots in greenhouse cultivation inspection and treatment of plants**. In: International Workshop on Advances in Service Robotics, Itália, 2003.
- ADORNO, B. V.; AGUIAR, C. S. R.; BORGES, G. A. **Planejamento de trajetória para o robô omni utilizando o algoritmo mapa de rotas probabilístico**. VII simpósio brasileiro de automação inteligente / ii ieeee latin-american robotics symposium, p. 1–8, 2005.
- ADORNO, B. V. **Planejamento probabilístico de rotas no espaço de configuração e sua aplicação em robótica móvel**. 2008
- ADORNO, B. V.; BORGES, G. A. **Um método de planejamento de trajetória para robôs móveis através de passeios aleatórios adaptativos e mapa de rotas**. In: XVI Congresso Brasileiro de Automática. 2006. p. 1-6.
- AGMON, N.; KRAUS, S.; KAMINKA, G. **Multi-robot perimeter patrol in adversarial settings**. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION, 2008, Pasadena. Proceedings... Pasadena: IEEE, 2008. 1 CD-ROM.
- ALBUQUERQUE, M. P.; ALBUQUERQUE, M. P. **Processamento de imagens: métodos e aplicações**. Centro brasileiro de pesquisas físicas – cbpf/mct, p. 2–7, 2006.
- 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. 80 f. Dissertação (Mestrado em Computação para Tecnologias em Agricultura) - Universidade Estadual De Ponta Grossa, Ponta Grossa.
- 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.
- BATISTA, A. V. DE A. **Robô irrigador multifuncional de baixo custo para agricultura familiar (rirrig)**. 2016. 91 p. Programa de Pós-Graduação. Universidade Federal do Ceará.
- BRUCE, J.; VELOSO, M. M. **Real-time randomized path planning for robot navigation**. In: Robot Soccer World Cup. Springer, Berlin, Heidelberg, 2002. p. 288-295.

CARVALHO, S. P. O. **Optimização dos parâmetros de um robô hexápode através de algoritmos genéticos**. 2008. Tese de Doutorado. Instituto Politécnico do Porto. Instituto Superior de Engenharia do Porto.

CRESTANA, S.; FRAGALLE, E. P. **A Trilha da quinta potência: um primeiro ensaio sobre ciência e inovação, agricultura e instrumentação agropecuária brasileira**. Revista Eixo, Brasília, v. 1, n. 1, p. 6-27, 2012.

CURRY, L. **Climate and economic life: a new approach**. The Geographical Review, vol. 42, n.3, p.367-383, 1952.

DULLEY, R. D. **Ambiente e produção agrícola: principais paradigmas**. 2003. 440p. Tese (doutorado) - Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Filosofia e Ciências Humanas, Campinas, SP.

EARL, R.; THOMAS, G.; BLACKMORE, B. S. **The potential role of GIS in autonomous field operations**. Computers and Electronics in Agriculture, v. 25, p. 107-120, 2000.

FERNANDES, L. C. **Análise e implementação de algoritmos para localização de robôs móveis**. 2016. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

FIEDLER, V. A. **Protótipo de base robótica móvel para aplicação no ramo agrícola**. 2017. 76 p. Trabalho de Conclusão de Curso. Faculdade Horizontina. Horizontina, RS.

GASPARETTO, A.; BOSCARIOL, P.; LANZUTTI, A.; VIDONI, R. **Path Planning and Trajectory Planning Algorithms: A General Overview**. Springer, Cham, v. 29, p. 3-27, 2015.

GONÇALVES, J. C.; CENTENO, T. M. **Utilização de técnicas de processamento de imagens e classificação de padrões no reconhecimento de dígitos em imagens de medidores de consumo de gás natural**. Abakós, v. 5, n. 2, p. 59, 2017.

GONÇALVES, M. A. **Algoritmo A-Estrela de estado híbrido aplicado à navegação autônoma de veículos**. 2013. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Espírito Santo.

GONZÁLEZ, R.; RODRÍGUEZ, F.; SÁNCHEZ-HERMOSILLA, J.; DONAIRE, J. G. **Navigation techniques for mobile robots in greenhouses**. Applied Engineering in Agriculture, v. 25, p. 153-165, 2009.

GUSMÃO, M. T. A.; GUSMÃO, S. A. L.; ARAÚJO, J. A. C. **Produtividade de tomate tipo cereja cultivado em ambiente protegido e em diferentes substratos**. Horticultura brasileira, v. 24, n. 4, p. 431–436, 2006.

HACKENHAAR, N. M.; HACKENHAAR, C.; ABREU, Y. V. **Robótica na agricultura**. Interações (Campo Grande), v. 16, n. 1, p. 119-129, 2015.

HART, P.; NILSSON, N.; RAFAEL, B. **A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths**. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, New York, v. 4, p. 100-107, 1968.

HATA, A. Y. **Mapeamento de ambientes externos utilizando robôs móveis**. 2010. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

HEINEN, M. R.; OSÓRIO, F. S. **Uso de algoritmos genéticos para a configuração automática do caminhar em robôs móveis**. Anais do Encontro de Robótica Inteligente (EnRI), 2006.

JEDNERALSKI, F.; RODRIGUEZ, P. L. S. **O cultivo do tomate em ambiente protegido**. EMATER, 2005

JUNIOR, L. A. Z.; ARAÚJO, V. M.; GUIMARÃES, A. M. **Automação em Casas de Vegetação: Aplicação de Controles Automáticos e Robótica**. Anais SULCOMP, v. 7, 2015.

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.; Svestka, P.; Latombe, J. C.; Overmars, M. **Probabilistic roadmaps for fast path planning in high dimensional configuration spaces**. Robotics and Automation, New York, v. 12, n. 4, p. 566-580, Aug. 2002.

KUFFNER, J. J.; LAVALLE, S. M. **RRT-connect: An efficient approach to single-query path planning**. In: Proceedings 2000 ICRA. Millennium Conference. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings (Cat. No. 00CH37065). IEEE, 2000. p. 995-1001.

LAVALLE, S. M. **Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning**. 1998.

LEITE, R. M. S. R. **Seleção de algoritmos de classificação: caracterização iterativa baseada no desempenho em amostras**. 2007. 149 p. Trabalho de Conclusão de Curso. Faculdade de Ciências da Universidade do Porto

LEMOS, S. G.; NOGUERIA, A. R. A.; TORRE-NETO, A. **A agricultura na era da informação: desafios e propostas para automação em análise de solos**. Revista analytica, v. Dez./jan., n. 08, p. 42–50, 2004.

LIU, S.; SUN, D.; ZHU, C. **Coordinated motion planning for multiple mobile robots along designed paths with formation requirement**. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, Piscataway, v. 16, n. 6, p. 1021-1031, Sept. 2010.

MANDOW, A.; GOMEZ-DE-GABRIEL, J. M.; MARTINEZ, J. L.; MUNOZ, V. F.; OLLERO, A.; GARCIA-CEREZO, A. **The autonomous mobile robot AURORA for greenhouse operation**. IEEE Robotics & Automation Magazine, v. 3, p.18-28, 1996.

MEHTA, S. S.; BURKS, T.F.; DIXON, W. E. **Vision-based localization of a wheeled mobile robot for greenhouse applications: A daisy-chaining approach**. Computers and electronics in agriculture, v. 63, p. 28-37, 2008.

MEZENCIO, R. **Implementação do método de campos potenciais para navegação de robôs móveis baseada em computação reconfigurável**. 2002. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

MICHELINI, R. C.; RAZZOLI, R. P.; ACACCIA, G. M.; MOLNO, R. M. **Mobile robots in greenhouse cultivation: Inspection and treatment of plants**. ACTA Horticulture, Vol, v. 453, p. 52-60, 1998.

MURPHY, R. R. **Introduction to AI robotics**. MIT press, 2019.

NOSRATI, M.; KARIMI, R.; HASANVAND, H. A. **Investigation of the *(Star) search algorithms: characteristics, methods and approaches**. World Applied Programming, Dadaab, v. 2, n. 4, p. 251-256, 2012.

OTTONI, G. d L. **Planejamento de trajetórias para robôs móveis**. Projeto de Graduação em Engenharia de Computação–FURG, Rio Grande, 2000.

OTTONI, G.; LAGES, W. F. **Planejamento de trajetórias para robôs móveis em ambientes desconhecidos**. XIII CBA, p. 2239-2244, 2000.

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

PATRIGNANI, A.; OCHSNER, T. E. **Canopeo: a powerful new tool for measuring fractional green canopy cover**. Agronomy journal, v. 107, n. 6, p. 2312–2320, 2015.

PIRES, E. J. S. **Algoritmos Genéticos: Aplicação à Robótica**. 1998. Tese de Doutorado. Universidade do Porto.

PSCHEIDT, É. R. **Robô autônomo–Modelo chão de fábrica**. UNICENP/NCET, Engenharia da Computação, Curitiba, 2007.

REIS, C. **Apontamentos da disciplina algoritmos genéticos**. (Instituto Superior de Engenharia do Porto, primeiro semestre 2009). ALGEN: algoritmos genéticos.

RIBEIRO, C. H. C.; REALI COSTA, A. H.; ROMERO, R. A. F. **Robôs móveis inteligentes: Princípios e técnicas**. Anais do Congresso da Sociedade Brasileira de Computação, 2001.

SAMMONS, P. J.; FURUKAWA, T.; BULGIN, A. **Autonomous pesticide spraying robot for use in a greenhouse**. In: Australian Conference on Robotics and Automation, Australia, 2005.

SCURI, A. E. **Fundamentos da imagem digital**. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 1999.

SECCHI, H. A. **Una Introducción a los Robots Móviles**. 2008. 81 p. Monografía - Instituto de Automática – INAUT Universidade Nacional de San Juan – UNSJ – Argentina, 2008.

SICILIANO, A. DE V. **Determinação de trajetória ótima em navegação robótica móvel, utilizando algoritmo genético**. 2006. Tese de Doutorado. Universidade Federal Do Rio De Janeiro.

SILVA, F. D.; PRELA-PANTANO, A.; NETO, J. L. S. **Variabilidade da precipitação e produtividade agrícola na região do médio paranapanema, SP**. Revista brasileira de climatologia, v. 3, 2008.

SILVA, M. O. **Campos potenciais modificados aplicados ao controle de múltiplos robôs**. 2011. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

SILVEIRA, P. C. R. **Robô baseado em tecnologia celular Android e lógica nebulosa para inspeção e monitoração em usinas nucleares**. 2012. Dissertação (Mestrado em Engenharia Nuclear) - COPPE/Programa de Engenharia Nuclear, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.

SILVEIRA, Y. S. **Um novo método de planejamento de caminho para robôs baseado em espuma probabilística**. 2016. Dissertação de Mestrado. Brasil.

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.

SOUSA, R. V. **Robô Agrícola Móvel (RAM): Uma arquitetura baseada em comportamentos hierárquicos e difusos para sistemas autônomos de guiagem e navegação**. 2007. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

SOUZA, H. M. **A Geometria do Táxi: investigação sobre o ensino de uma geometria não euclidiana para o terceiro ano do ensino médio**. 2015. 140 p. Tese de Mestrado. Centro Universitário Franciscano.

SOUZA, S. C. B. D. **Planejamento de trajetória para um robô móvel com duas rodas utilizando um algoritmo A-Estrela modificado**. 2008. Tese de Doutorado. Dissertação de mestrado, Programa de Engenharia Elétrica, UFRJ/COPPE, Rio de Janeiro, RJ.

TABILE, R. A.; INAMASU, R. Y.; PORTO, A. J. V. **Robótica na agricultura de precisão**. Embrapa Instrumentação-Capítulo em livro científico (ALICE), 2011.

TANKE, N. F.; LONG, G. A.; AGRAWAL, D.; VALADA, A.; KANTOR, G. A. **Automation of Hydroponic Installations using a Robot with Position Based Visual Feedback**. Pittsburgh: The Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 2011.

- VICTORINO, A. C.; RIVES, P. **SLAM with consistent mapping in an hybrid model**. In: IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE, 2006. p. 3575-3580.
- VIDA, J. B.; ZAMBOLIM, L.; TESSMANN, D. J.; BRANDÃO FILHO, J. U. T.; VERZIGNASSI, J. R.; CAIXETA, M. P. **Manejo de doenças de plantas em cultivo protegido**. Fitopatologia Brasileira, v. 29, n. 4, p. 355-372, 2004.
- VIEIRA, H. L. **Redução do custo computacional do algoritmo RRT através de otimização por eliminação**. 2014. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.
- WOLF, D. F.; SIMÕES, E. D. V.; OSÓRIO, F. S.; JUNIOR, O. T. **Robótica móvel inteligente: Da simulação às aplicações no mundo real**. In: Mini-Curso: Jornada de Atualização em Informática (JAI), Congresso da SBC. sn, 2009. p. 13.
- ZANCHIN, B. C. **Análise do algoritmo A*(a estrela) no planejamento de rotas de veículos autônomos**. 2018. Trabalho de Conclusão de Curso. Universidade Tecnológica Federal do Paraná.
- ZHANG, J. C.; X. HANNEMAN, A.; YANG, J.; WAIBEL, A. **A robust approach for recognition of text embedded in natural scenes**. In: Pattern Recognition, 16th International Conference on. Canada: IEEE, 2002. p. 204–207.