

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
INSTITUTO DE INFORMÁTICA  
CURSO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

MARCOS PRAISLER DE SOUZA

**Exploração de Ambientes Externos  
utilizando Campos Potenciais**

Monografia apresentada como requisito parcial  
para a obtenção do grau de Bacharel em Ciência  
da Computação

Orientador: Prof. Dr. Renan Maffei

Porto Alegre  
2019

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

Reitor: Prof. Rui Vicente Oppermann

Vice-Reitora: Prof<sup>a</sup>. Jane Fraga Tutikian

Pró-Reitor de Graduação: Prof. Vladimir Pinheiro do Nascimento

Diretora do Instituto de Informática: Prof<sup>a</sup>. Carla Maria Dal Sasso Freitas

Coordenador do Curso de Ciência de Computação: Prof. Sérgio Luis Cechin

Bibliotecária-chefe do Instituto de Informática: Beatriz Regina Bastos Haro

## RESUMO

Este trabalho propõe uma solução baseada em campos potenciais para a exploração de ambientes externos desconhecidos utilizando um robô terrestre equipado com sensores de alcance do tipo *laser*. Campos potenciais harmônicos guiam a exploração do ambiente a partir da definição de condições de contorno que atraem (objetivo) ou repelem (obstáculos) o robô, e computando o caminho a ser seguido solucionando um problema de valores de contorno (PVC). A definição das condições de contorno costuma ser trivial em ambientes planos, onde utilizam-se representações bidimensionais. Geralmente, este não é o caso em ambientes externos, pois faz-se necessário definir uma maneira confiável de representar ambientes naturais, que, diferentemente de ambientes internos, possuem terrenos irregulares. Para tanto, é utilizada uma grade de elevação a partir da qual determina-se se uma célula é um obstáculo ou não analisando a diferença de altura em relação às células vizinhas. Com a utilização desta técnica é possível detectar, de maneira eficiente, obstáculos com os quais o robô poderia colidir, como paredes, árvores, pedras e objetos semelhantes. Para a detecção de obstáculos como buracos ou bordas de regiões elevadas, é necessário utilizar outro método, que detecta quedas bruscas de altura nas regiões imediatamente à frente do robô. Detectando os obstáculos de maneira correta, o PVC pode ser resolvido para criar o campo potencial que guia a exploração do ambiente. Em todos os cenários testados a solução implementada resultou na exploração completa dos ambientes e em mapas que os representam fielmente.

**Palavras-chave:** Exploração de ambientes externos. Laser. Mapa de alturas. Grade de elevação. Problema de valores de contorno.

## Using Potential Fields to Explore Outdoor Environments

### ABSTRACT

This paper proposes a solution for mapping and exploration of unknown outdoor environments using a wheeled mobile robot equipped with two laser-based distance sensors. Harmonic potential fields guide the exploration of the environment defining boundary conditions that attract (objective) or repel (obstacles) the robot and computing the path to be followed solving a boundary value problem (BVP). The definition of boundary conditions is usually trivial in environments with plain terrains, that might be represented through two-dimensional structures. Usually, this is not the case in outdoor environments, where it is necessary to define a reliable way of representing natural environments, that, unlike indoor environments, may have uneven terrains. An elevation grid, from which we can define if a cell is an obstacle or not by comparing its height with the height of its neighbor cells, is used in order to achieve that. This method yields an efficient way of detecting obstacles such as trees, walls, rocks and others that could cause collisions. Nonetheless, for obstacles like holes and plateaus' edges, it is necessary to implement a method that detects abrupt drops in height right ahead of the robot. After defining a proper way to detect obstacles, the BVP can be solved to create the potential field responsible for guiding the environment's exploration. In all tested scenarios, our solution resulted in a thorough exploration of the environments and in maps that represent them accurately.

**Keywords:** Outdoor environments exploration. Laser. Height map. Elevation grid. Boundary value problem.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 Diagrama de Venn que define as tarefas básicas da robótica móvel.....	12
Figura 2.2 Grade de ocupação (direita) do ambiente (esquerda), com obstáculos em preto e espaço livre em branco.....	13
Figura 2.3 Discretização do ambiente da Figura 2.2 utilizando uma <i>quadtree</i> .....	14
Figura 2.4 Representação de uma <i>quadtree</i> .....	15
Figura 2.5 Duas representações do mesmo ambiente .....	15
Figura 2.6 Representação tridimensional de uma árvore com o uso de uma nuvem de pontos, mapa de alturas e octree, respectivamente (da esquerda para a direita) .....	16
Figura 2.7 Representação de uma <i>octree</i> .....	16
Figura 2.8 Campo potencial gerado por duas componentes, uma atrativa e outra repulsiva .....	17
Figura 2.9 Problema de valores de contorno na exploração de ambientes. ....	19
Figura 2.10 Exemplo do uso de preferências, as linhas pretas representam as trajetórias de diferentes posições iniciais até o objetivo .....	19
Figura 3.1 Ambientes 1 (esquerda) e 3 (direita) .....	22
Figura 3.2 Mapa de alturas do ambiente da Figura 4.3 .....	23
Figura 3.3 Mapa de alturas recentes, alturas mínimas e alturas máximas (escala em tons de cinza onde branco representa a altura máxima). ....	24
Figura 3.4 Três estágios distintos do mapeamento. Observa-se que inicialmente o robô possui mais informações das regiões mais próximas a ele .....	24
Figura 3.5 Mapa de alturas mínimas (a) e resultado final do mapeamento (b).....	25
Figura 3.6 Ilustração do problema do mapeamento de buracos.....	26
Figura 4.1 Robô Pioneer 3AT no qual foi baseada a disposição dos lasers. ....	28
Figura 4.2 Robô Pioneer 3AT utilizado no ambiente de simulação Gazebo.....	29
Figura 4.3 Ambiente 1 .....	30
Figura 4.4 Ambiente 2 .....	30
Figura 4.5 Ambiente 3 .....	31
Figura 4.6 Ambiente 4 .....	31
Figura 4.7 Erro de leitura circulado em vermelho .....	33
Figura 4.8 Testes 1 a 3 no ambiente 1 .....	33
Figura 4.9 Testes 4 e 5 no ambiente 1 .....	34
Figura 4.10 Testes 6 e 7 no ambiente 1 .....	34
Figura 4.11 Testes 1 a 3 no ambiente 2.....	35
Figura 4.12 Testes 4 e 5 no ambiente 2.....	35
Figura 4.13 Testes 6 e 7 no ambiente 2.....	36
Figura 4.14 Comparação do mapa de alturas da região da queda (à esquerda) com o resultado do mapeamento final (à direita).....	36
Figura 4.15 Testes 1 a 3 no ambiente 3.....	37
Figura 4.16 Testes 4 e 5 no ambiente 3.....	37
Figura 4.17 Testes 6 e 7 no ambiente 3.....	37
Figura 4.18 Mapa de alturas do ambiente 4.....	38
Figura 4.19 Testes 1 a 3 no ambiente 4.....	38
Figura 4.20 Testes 4 e 5 no ambiente 4.....	39
Figura 4.21 Testes 6 e 7 no ambiente 4.....	39

Figura 4.22 Campo potencial distorcido pelo uso de preferências, o potencial é representado em degradê do preto (potencial alto = 1) ao vermelho (potencial baixo = 0) .....40

## LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1	Parâmetros utilizados nos experimentos.....	32
Tabela 4.2	Testes realizados começando da mesma posição .....	32
Tabela 4.3	Testes começando em posições aleatórias .....	32

## **LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS**

BVP    Boundary Value Problem

PVC    Problema de Valores de Contorno



## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	<b>10</b>
<b>2 REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	<b>12</b>
<b>2.1 Mapeamento de ambientes</b> .....	<b>12</b>
2.1.1 Técnicas de mapeamento <i>indoor</i> .....	13
2.1.1.1 Grades de ocupação .....	13
2.1.1.2 <i>Quadrees</i> .....	14
2.1.2 Técnicas de mapeamento <i>outdoor</i> .....	15
2.1.2.1 Grades de elevação.....	15
2.1.2.2 Nuvens de pontos e <i>Octrees</i> .....	16
<b>2.2 Planejamento de movimento utilizando Campos Potenciais</b> .....	<b>17</b>
<b>2.3 Exploração de ambientes desconhecidos utilizando Campos Potenciais</b> .....	<b>18</b>
<b>2.4 Trabalhos relacionados</b> .....	<b>20</b>
<b>3 PROPOSTA</b> .....	<b>22</b>
<b>3.1 Mapeamento do Ambiente</b> .....	<b>22</b>
3.1.1 Detectando Obstáculos.....	23
3.1.2 Detectando Buracos .....	25
<b>3.2 Exploração e uso de preferências</b> .....	<b>26</b>
<b>4 EXPERIMENTOS</b> .....	<b>28</b>
<b>4.1 Ambiente 1</b> .....	<b>33</b>
<b>4.2 Ambiente 2</b> .....	<b>34</b>
<b>4.3 Ambiente 3</b> .....	<b>36</b>
<b>4.4 Ambiente 4</b> .....	<b>38</b>
<b>5 CONCLUSÃO</b> .....	<b>41</b>
<b>5.1 Trabalhos Futuros</b> .....	<b>42</b>
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>43</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Desde o surgimento dos primeiros robôs móveis no final dos anos 60 e início dos anos 70, as aplicações da robótica móvel já se expandiram para as mais diversas áreas. Atualmente, robôs móveis são encontrados tanto em residências realizando tarefas domésticas como limpeza e jardinagem quanto em missões de exploração espacial, a exemplo do Curiosity, que pousou em Marte em Agosto de 2012. Mais recentemente, empresas como Amazon, Ford e FedEx tem testado sistemas de entrega autônomos em que o último trecho é realizado por robôs móveis (CNN, 2019).

Esses robôs podem ser controlados remotamente por algum dispositivo ou navegar autonomamente no ambiente através do uso de sensores como odômetros, câmeras, *lasers* e GPS, que servem como fonte de informação para o mapeamento do mundo ao redor do robô e pela sua localização no mesmo. A construção de modelos do ambiente é um dos principais pontos no desenvolvimento de diversas aplicações da robótica móvel, pois é com base nesses modelos que o robô pode tomar decisões. Também é importante que os modelos sejam compactos e possam ser usados de maneira eficiente por outras partes do sistema, como planejadores de caminho (BURGARD; HEBERT, 2008).

No caso de robôs equipados com sensores baseados em distância, tais como *lasers*, um método extremamente popular para a representação de ambientes internos é a utilização de grades de ocupação. Essa técnica de mapeamento discretiza o espaço em células de tamanho fixo e determina se uma célula está livre ou ocupada a partir dos dados retornados pelo(s) sensor(es) combinados com a posição absoluta do robô. Apesar de grades de ocupação serem eficazes para representar ambientes internos 2-D, o mapeamento de ambientes externos exige a utilização de outras técnicas mais eficientes, como grades de elevação, que para cada coordenada  $(x, y)$  armazenam um valor  $z$  que representa a altura da célula.

Para definir a direção de navegação do robô, independentemente do algoritmo de exploração utilizado, é importante identificar regiões associadas a obstáculos (que devem ser evitadas para não ocorrerem colisões), espaço livre e regiões desconhecidas (que devem ser exploradas). Em grades de ocupação 2-D, essa classificação do espaço é simples, pois os pontos medidos por sensores como *lasers* correspondem diretamente a obstáculos no ambiente, enquanto a área varrida pelo sensor antes de detectar os obstáculos correspondem a espaço livre. Em ambientes externos irregulares, isto é, que não são planos, o problema é mais complicado. Como o mapa de alturas apenas armazena a altura de cada

posição, é preciso definir um meio de identificar quais células devem ser tratadas como obstáculos. Uma maneira de resolver isso é analisando a diferença de altura entre uma célula individual e uma determinada vizinhança. Grandes diferenças de altura ocorrem nas proximidades de obstáculos e em grandes aclives/declives, que são regiões a serem evitadas no processo de exploração.

Após estabelecer uma maneira de mapear fielmente o ambiente, o próximo passo é implementar a exploração do ambiente. Campos potenciais harmônicos (PRESTES et al., 2002; PRESTES; ENGEL, 2011) é uma técnica de exploração bastante apropriada para robótica móvel, uma vez que produz caminhos suaves e livres de colisão, inclusive passando o mais longe possível de obstáculos. Este tipo de abordagem consiste em resolver um problema de valores de contorno envolvendo a equação de *Laplace* e condições de contorno de *Dirichlet* associadas a características do ambiente, como regiões inexploradas (baixo potencial) e obstáculos (alto potencial). Resolvendo o problema de valores de contorno pode-se construir um campo potencial harmônico e usar o gradiente deste campo para direcionar o caminho percorrido pelo robô.

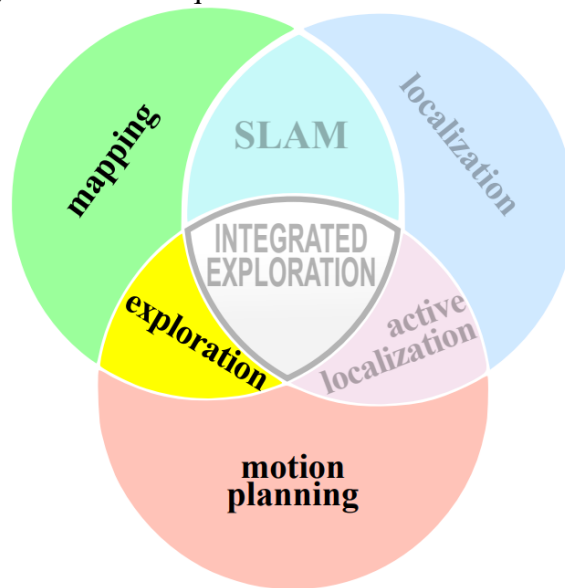
A exploração baseada em problema de valores de contorno tem sido muito estudada recentemente, com a criação de zonas de alta/baixa preferência de visitação (PRESTES; ENGEL, 2011), condições de contorno adicionais para revisitas de áreas conhecidas e geração de comportamento de patrulhamento (MAFFEI et al., 2014; JORGE et al., 2015). No entanto, todos estes trabalhos focam em ambientes 2D. No trabalho que está sendo proposto pretende-se verificar o funcionamento deste tipo de abordagem para ambientes irregulares que contenham obstáculos, buracos, áreas íngremes, etc, ou seja, cenários com maior grau de dificuldade para a geração de condições de contorno adequadas para a exploração.

Este trabalho está organizado da seguinte forma. O capítulo 2 apresenta o referencial teórico necessário para o entendimento do trabalho. O capítulo 3 explica a proposta deste trabalho e todas as soluções utilizadas para o mapeamento e exploração do ambiente. O capítulo 4 dedica-se a explicar e analisar os experimentos realizados. Inicialmente são detalhados o robô utilizado, a disposição dos sensores, o ambiente de simulação e outras especificidades dos testes realizados. No capítulo 5 é apresentada a conclusão do trabalho e uma breve discussão sobre trabalhos futuros.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Este trabalho propõe um método de exploração para ambientes externos irregulares. Como referencial teórico para o trabalho, neste capítulo é apresentado um breve estudo sobre técnicas de mapeamento de ambientes e planejamento de caminhos, que são as duas tarefas básicas da robótica móvel que compõem o problema de exploração, conforme mostra a Figura 2.1.

Figura 2.1: Diagrama de Venn que define as tarefas básicas da robótica móvel



Fonte: (MAKARENKO et al., 2002)

Dentre as técnicas apresentadas neste capítulo destacam-se as grades de elevação e os campos potenciais harmônicos, usados como base para o método proposto. Também é apresentado um estudo sobre trabalhos relacionados de exploração.

### 2.1 Mapeamento de ambientes

O mapeamento de ambientes consiste em construir uma representação adequada do ambiente a partir das observações feitas pelos sensores de um robô conhecendo a trajetória do mesmo (THRUN; BURGARD; FOX, 2005). Inicialmente, o mapeamento focava em robôs que navegavam em ambientes *indoor*, situação em que o mundo pode ser representado como um terreno plano onde obstáculos estão dispostos verticalmente. A partir dessa simplificação podemos representar o mundo através de estruturas 2-D (BURGARD; HEBERT, 2008). Algumas técnicas de mapeamento comumente usadas nesse

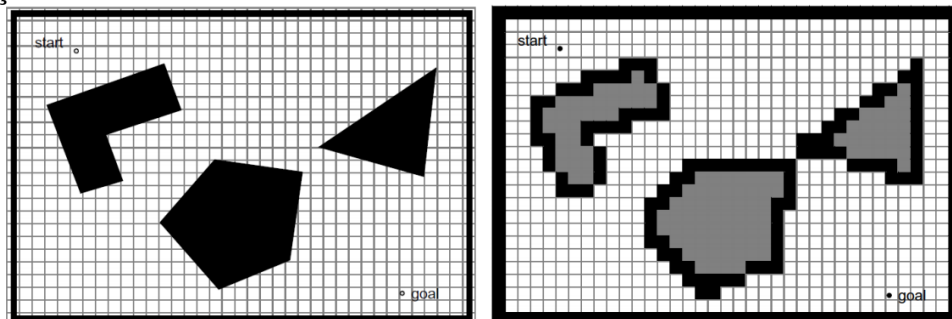
tipo de cenário são grades de ocupação, mapas de linhas, *quadtrees* e mapas baseados em *landmarks*. No entanto, ao mapear ambientes *outdoor*, devido às variações na inclinação do terreno e, conseqüentemente, do próprio robô, torna-se necessário a utilização de estruturas mais eficientes para representar o mundo. Dentre as representações utilizadas para ambientes naturais existem algumas 3-D, como nuvens de pontos e *octrees*, e outras  $2\frac{1}{2}$ -D, como grades de elevação.

## 2.1.1 Técnicas de mapeamento *indoor*

### 2.1.1.1 Grades de ocupação

Esse método discretiza o ambiente em uma grade de células de tamanho fixo, como mostrado na Figura 2.2, e é baseado na premissa de que se o sensor fez uma medida em um determinado ponto do mapa, então há um obstáculo nessa posição e o espaço entre esse ponto e o robô é uma região livre. Para lidar com as incertezas geradas pela imprecisão

Figura 2.2: Grade de ocupação (direita) do ambiente (esquerda), com obstáculos em preto e espaço livre em branco



Fonte: (SIEGWART; NOURBAKHS, 2004)

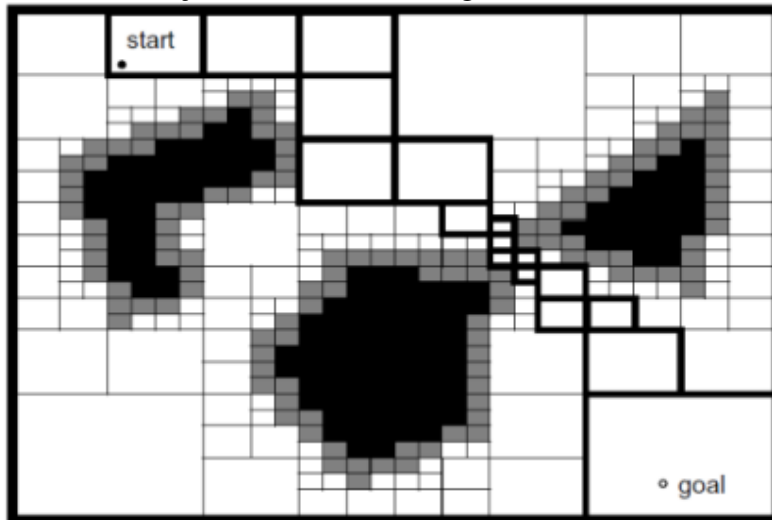
dos sensores e dos erros na odometria do robô, ao invés de utilizar uma lógica binária onde as células são rotuladas como ocupadas ou livres, é calculada a probabilidade de cada célula estar ocupada. Sempre que o sensor realiza uma medida em uma determinada célula, a probabilidade dessa célula ser um obstáculo aumenta, e cada vez que uma célula é considerada livre, a probabilidade diminui.

É uma das abordagens de mapeamento mais populares devido a facilidade de atualização e acesso, porém é, de forma geral, o método com maior custo de armazenamento. Inclusive pode ser estendido sem dificuldades para ambientes 3-D, só que nesse caso o custo de armazenamento acaba rapidamente tornando-se proibitivo.

### 2.1.1.2 *Quadtrees*

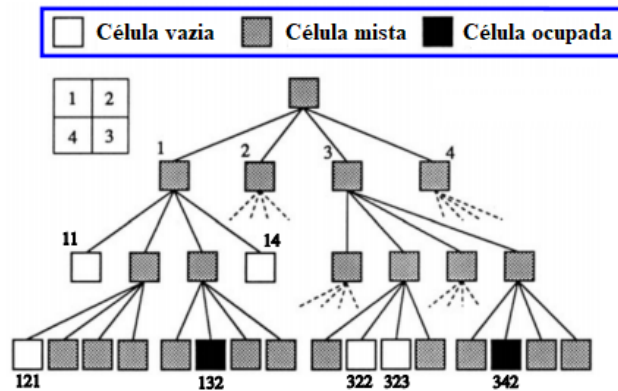
Baseiam-se na mesma premissa utilizada pelas grades de ocupação, porém o ambiente é decomposto recursivamente de maneira dinâmica em quadrantes de acordo com a ocupação destes, que podem ser vazios, ocupados ou mistos (são parte espaço livre e parte obstáculo), sempre que um quadrante for misto ele é subdividido em quatro novos subquadrantes. Dessa maneira, grandes áreas livres ou ocupadas podem ser representadas por apenas uma única célula, reduzindo o nível de discretização da grade e o custo de armazenamento em relação às grades de ocupação convencionais. Esse efeito pode ser observado na Figura 2.3.

Figura 2.3: Discretização do ambiente da Figura 2.2 utilizando uma *quadtree*



Fonte: (SIEGWART; NOURBAKHS, 2004)

A representação dessa grade é feita através de uma árvore, onde cada nodo representa um quadrante retangular que pode ter outros quatro nodos filhos, caso seja um nodo misto (ver Figura 2.4).

Figura 2.4: Representação de uma *quadtree*

Fonte: Imagem adaptada de (LATOMBE, 1991)

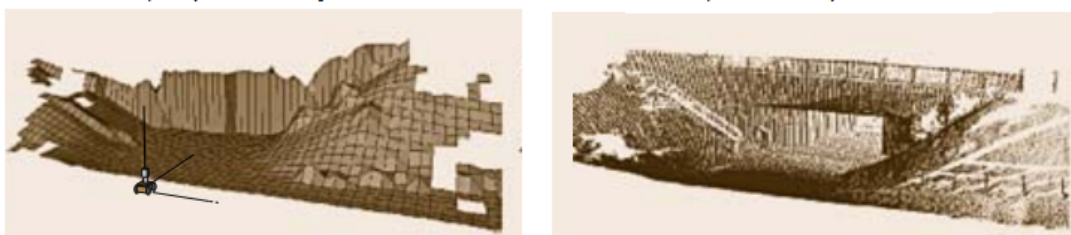
## 2.1.2 Técnicas de mapeamento *outdoor*

### 2.1.2.1 Grades de elevação

A premissa de que se o sensor realizou uma medida em um determinado ponto do ambiente, logo trata-se de um obstáculo, não é mais válida no mapeamento de ambientes externos. Isso deve-se às variações de altura e inclinação do terreno, e conseqüentemente do robô.

Dentre as alternativas para representação de ambientes externos, muitas delas projetam os dados lidos pelos sensores em estruturas tridimensionais, e tem, de maneira geral, custos muito altos de armazenamento e processamento. Uma alternativa menos custosa é a utilização de grades de elevação, que apesar de projetarem os dados num plano de referência bidimensional ainda contém informações sobre a terceira dimensão, portanto, pode ser considerada uma técnica de representação  $2\frac{1}{2}$ -D.

Figura 2.5: Duas representações do mesmo ambiente  
a) Mapa de elevação b) Nuvem de pontos



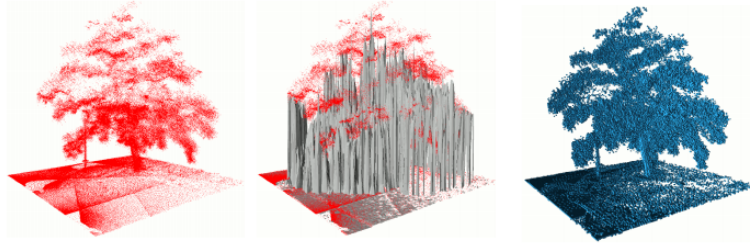
Fonte: (BURGARD; HEBERT, 2008)

Contudo, mapas de altura armazenam apenas uma informação de altura para cada coordenada  $(x, y)$ , e ambientes com saliências podem ser representados de forma menos precisa, como mostrado na Figura 2.5. Ainda assim, são muito utilizadas no mapeamento de terrenos.

### 2.1.2.2 Nuvens de pontos e Octrees

Nuvens de pontos são conjuntos de pontos, normalmente tridimensionais. Nesse tipo de representação não há nenhuma restrição na geometria do ambiente, como acontece com as grades de elevação, a exemplo da comparação feita na Figura 2.6.

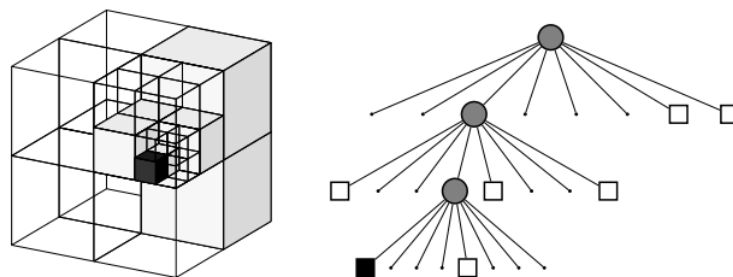
Figura 2.6: Representação tridimensional de uma árvore com o uso de uma nuvem de pontos, mapa de alturas e octree, respectivamente (da esquerda para a direita)



Fonte: Imagem adaptada de (HORNUNG et al., 2013)

A qualidade da representação final depende apenas do nível de amostragem utilizado e da qualidade dos sensores. Porém, conjuntos muito grandes de pontos são difíceis de manipular eficientemente. Com o intuito de diminuir a complexidade, uma solução viável, proposta por Hornung et al. (2013), é a utilização de *octrees*, que funcionam de maneira análoga às *quadtrees*, porém dividem o ambiente recursivamente em octantes, como pode ser visto na Figura 2.7.

Figura 2.7: Representação de uma *octree*



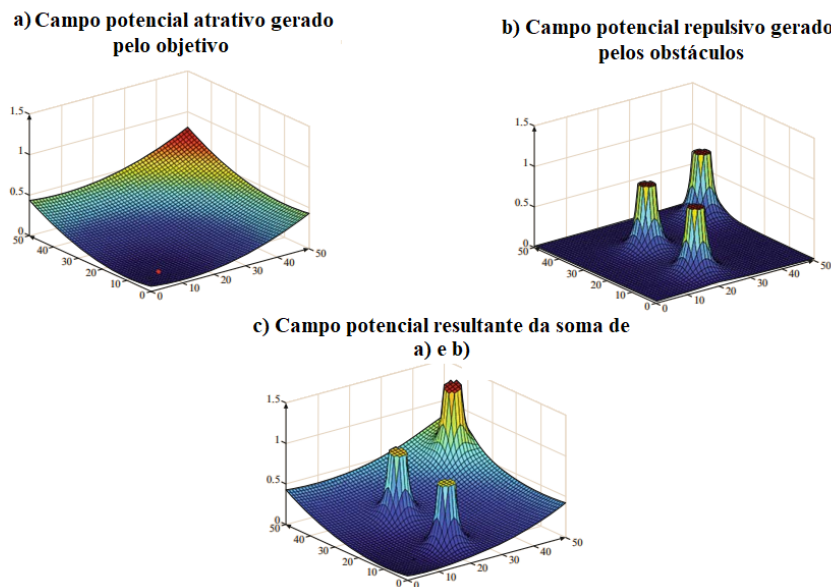
Fonte: (HORNUNG et al., 2013)



## 2.2 Planejamento de movimento utilizando Campos Potenciais

O planejamento de movimento é um dos problemas fundamentais da robótica móvel, seu objetivo é fornecer uma descrição geométrica do caminho a ser percorrido pelo robô a partir de sua posição e orientação iniciais até uma posição destino, evitando colidir com obstáculos. Esse problema pode ser solucionado com o uso de campos potenciais, a ideia é que o robô seja tratado como uma partícula dentro de um campo criado a partir da soma de um campo atrativo gerado pelo objetivo com um campo repulsivo gerado pelos obstáculos (ver Figura 2.8). Para que o robô atinja o mínimo global basta que ele siga o gradiente descendente do campo.

Figura 2.8: Campo potencial gerado por duas componentes, uma atrativa e outra repulsiva



Fonte: Imagem adaptada de (KAVRAKI; LAVALLE, 2008)

No entanto, o robô pode acabar preso em mínimos locais, por isso o método proposto por Connolly and Grupen (1993) é de grande importância, pois, com a utilização de funções harmônicas, as trajetórias resultantes são geralmente suaves e não possuem mínimos locais. Além disso, o método é completo, sempre que houver um caminho viável, o algoritmo achará esse caminho. A solução proposta utiliza uma função harmônica no domínio  $\Omega \subset \mathbb{R}^n$  para satisfazer a equação de Laplace:

$$\nabla^2 \phi = \sum_{i=1}^n \frac{\partial^2 \phi}{\partial x_i^2} = 0$$

No caso de uma representação bidimensional, a equação pode ser reescrita como:

$$\nabla^2 p(x, y) = \frac{\partial^2 p(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 p(x, y)}{\partial y^2} = 0$$

Onde  $(x, y)$  representam as coordenadas de uma célula na grade e  $p(x, y)$  representa o potencial do campo nessa célula. Os valores de  $p(x, y)$  são estabelecidos a partir da definição das condições de contorno de *Dirichlet*. As células detectadas como obstáculo são definidas com valor 1 (potencial alto) e à célula objetivo é atribuído o valor 0 (potencial baixo), o potencial das demais células é computado através da solução da equação de Laplace.

Uma forma de computar numericamente a solução da equação de Laplace é através da aproximação por diferenças finitas, sendo o método de Gauss-Seidel uma das abordagens mais populares para isso. A atualização de Gauss-Seidel computa o novo potencial de uma célula a partir do potencial das células vizinhas, conforme a equação abaixo:

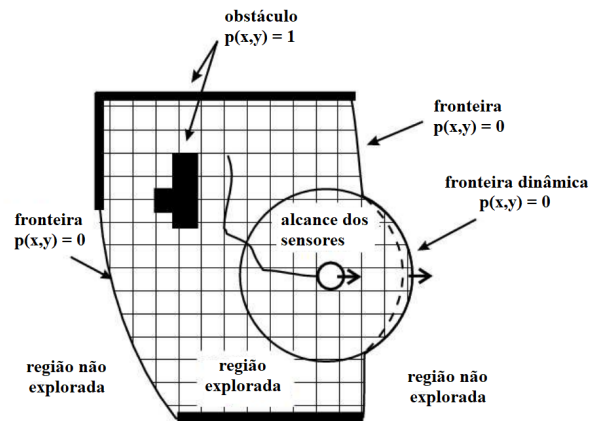
$$p_{x,y}^{t+1} = \frac{1}{4}(p_{x-1,y}^{t+1} + p_{x+1,y}^t + p_{x,y-1}^{t+1} + p_{x,y+1}^t)$$

Após um tempo, o potencial de todas as células de espaço livre convergem, e um caminho suave até o objetivo pode ser gerado seguindo o gradiente descendente do campo potencial. Na Figura 2.8 pode-se observar o baixo potencial na região próxima ao objetivo e o alto potencial ao redor dos obstáculos.

### 2.3 Exploração de ambientes desconhecidos utilizando Campos Potenciais

A exploração de ambientes consiste na junção do mapeamento com o planejamento de movimento e é uma das tarefas mais importantes da robótica móvel. O problema consiste em definir, dado as informações que o robô tem do mundo em determinado instante, para onde ele deve mover-se a fim de obter mais informações e construir um mapa completo do ambiente. Como foi mostrado na seção anterior, campos potenciais podem ser usados para traçar um caminho de um ponto  $A$  até um ponto objetivo  $B$  em um mapa já conhecido. Contudo, definindo novas condições de contorno (ver Figura 2.9) onde as regiões desconhecidas do mapa passam a ser condições de contorno de *Dirichlet*, podemos utilizar essa técnica para a exploração de ambientes desconhecidos.

Figura 2.9: Problema de valores de contorno na exploração de ambientes.



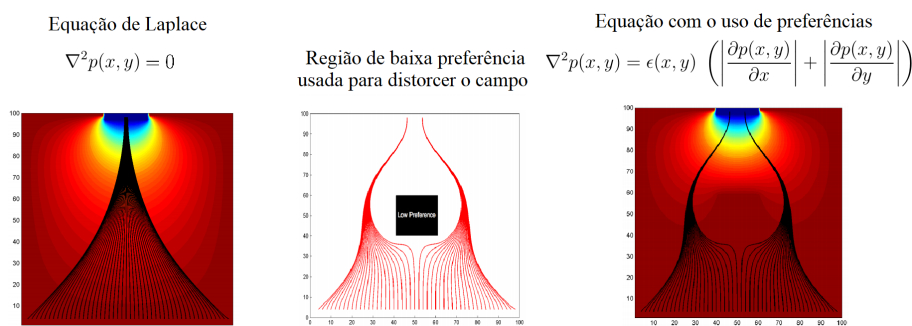
Fonte: Imagem adaptada de (PRESTES, 2003)

Utilizando os valores de contorno onde os obstáculos tem potencial alto (repulsivo) e as fronteiras tem potencial baixo (atrativo), o robô se move em direção as áreas inexploradas maiores ou mais próximas (PRESTES et al., 2002). No entanto, é possível distorcer o campo potencial gerado pela solução do PVC, gerando alterações no comportamento do robô, como seguir paredes ou evitar determinadas regiões de baixa preferência (PRESTES; ENGEL, 2011). Isso é feito atribuindo diferentes preferências para cada célula de acordo com alguma característica da mesma, como proximidade de paredes, altura da célula ou qualquer outro atributo de interesse. A equação é reescrita como:

$$\nabla^2 p(x, y) = \epsilon(x, y) \left( \left| \frac{\partial p(x, y)}{\partial x} \right| + \left| \frac{\partial p(x, y)}{\partial y} \right| \right)$$

Onde  $\epsilon(x, y)$  é a intensidade da perturbação usada para distorcer o gradiente do campo na célula  $(x, y)$ .

Figura 2.10: Exemplo do uso de preferências, as linhas pretas representam as trajetórias de diferentes posições iniciais até o objetivo



Fonte: Imagens extraídas de (PRESTES; IDIART, 2010)

## 2.4 Trabalhos relacionados

A exploração de ambientes desconhecidos é uma área da robótica móvel que tem sido de interesse constante de estudos nos últimos anos. Nesse capítulo são elencados alguns trabalhos que são referências na área e também estudos mais recentes, incluindo a exploração de ambientes externos 3-D.

No artigo de CONNOLLY; GRUPEN é introduzido o uso de funções harmônicas para solucionar a equação de Laplace, essa técnica é utilizada no planejamento de caminhos e resulta em campos potenciais sem mínimos locais e em trajetórias suaves (1993).

Prestes et al. (2002) expande o uso de funções harmônicas para a exploração de ambientes desconhecidos, calculando de maneira incremental o campo potencial. Nessa abordagem as fronteiras, que vão sendo atualizadas conforme o robô explora o ambiente, entre regiões conhecidas e desconhecidas do ambiente recebem potencial atrativo. Dessa maneira o robô sempre se move em direção à área desconhecida mais próxima ou maior, no caso de haverem duas regiões desconhecidas a mesma distância.

Em sua tese Prestes (2003) propõe uma solução baseada na solução de problemas de valores de contorno (PVC) que possibilita tanto a exploração e mapeamento de ambientes desconhecidos quanto o planejamento de caminhos em mapas já conhecidos.

Trabalhos mais recentes envolvendo o planejador BVP estudam o uso de distorções no campo potencial para definir regiões de maior ou menor preferência durante a exploração (PRESTES; IDIART, 2010; PRESTES; ENGEL, 2011). Jorge et al. (2015) propõe uma variação no padrão de patrulhamento durante a exploração através de uma técnica que realiza o fechamento de *loops* usando o planejador de caminhos BVP. Maffei et al. (2014) expande o uso de campos potenciais e do PVC para a tarefa de exploração integrada (ver Figura 2.1).

Contudo, todos os trabalhos mencionados anteriormente são realizados com robôs operando em ambientes internos bidimensionais. Este trabalho tem como um dos seus objetivos mostrar o funcionamento da exploração de ambientes desconhecidos utilizando campos potenciais em ambientes naturais tridimensionais. Com relação a estudos de exploração de ambientes externos, recentemente Wang et al. (2017) propôs um método para exploração com drones (VANTs) com tempo limitado de voo utilizando campos potenciais e representando o ambiente através de um *octomap*.

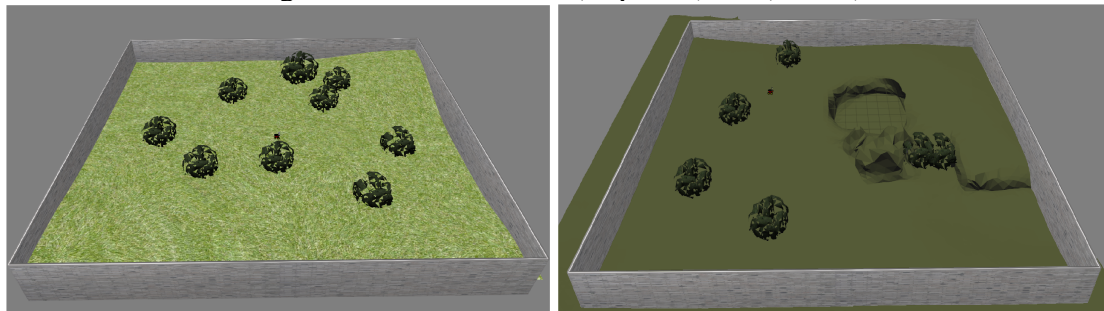
Em relação a robôs móveis terrestres, Papadakis (2013) inspeciona diversas abordagens para definir obstáculos em ambientes 3-D estudando a navegabilidade de terrenos

com robôs móveis terrestres, onde cita grades de elevação como um dos métodos mais utilizados para mapeamento de ambientes *outdoor*, também comenta sobre a análise de diferenças de altura para determinar se uma região do ambiente pode ser atravessada ou não. Joho et al. (2007) utiliza um MLS (*Multi-Level Surface Map*), que é uma extensão das grades de elevação, para mapear o ambiente e realizar a exploração em ambientes 3-D detectando buracos e abismos. A exploração do ambiente é feita escolhendo pontos das fronteiras através de uma heurística.

### 3 PROPOSTA

Este trabalho propõe uma técnica de exploração de ambientes externos irregulares usando um robô com rodas equipado de dois sensores de alcance tipo *laser*. O método não considera uma configuração específica de robô, no entanto é importante que o mesmo seja capaz de mapear o solo a sua frente (ou seja, que um *laser* detecte o chão próximo ao robô) caso contrário haveria um enorme risco de ocorrerem colisões ou quedas em buracos. O objetivo é que o robô seja capaz de explorar autonomamente ambientes com terrenos irregulares, contendo obstáculos (e.g. árvores e paredes), buracos, platôs e grandes desníveis, como mostrado na Figura 3.1

Figura 3.1: Ambientes 1 (esquerda) e 3 (direita)



Fonte: Os Autores

Conforme o robô se move, as medidas dos sensores de alcance geram uma nuvem de pontos 3-D, indicando onde foram detectadas áreas ocupadas do espaço (e.g. objetos, paredes, solo). Com esse tipo de informação é construída uma representação de ambiente apropriada para o problema de exploração, contendo espaço livre, espaço desconhecido e obstáculos.

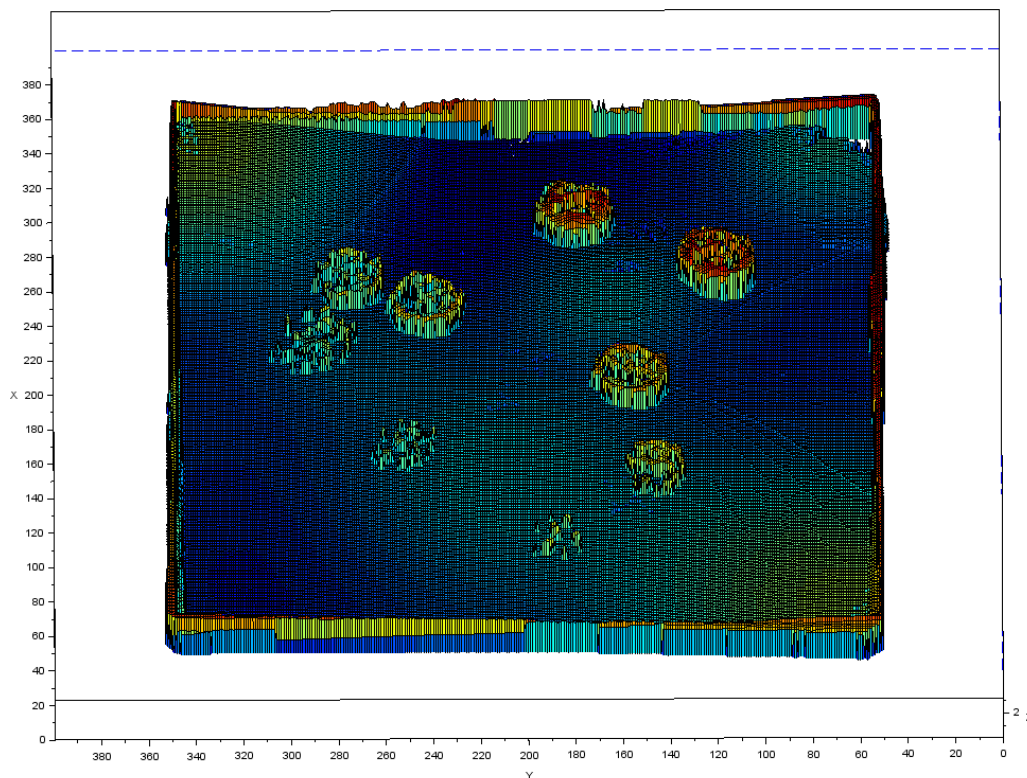
#### 3.1 Mapeamento do Ambiente

Grades de elevação são uma boa forma de representação de mapa para a exploração de ambientes externos com obstáculos dispersos, como pode-se observar no exemplo da Figura 3.2. Neste trabalho, uma grade de elevação é construída associando cada ponto  $(x, y, z)$  da nuvem de pontos, obtida a partir das leituras dos sensores de alcance, com uma célula  $c_{i,j}$  do mapa. A correspondência entre ponto no espaço e célula na grade é feita a partir das coordenadas  $x$  e  $y$  do ponto e depende da discretização utilizada no mapa. A coordenada  $z$  do ponto é usada para atualizar as informações de altura da célula. As

informações armazenadas referentes à altura de cada célula são as seguintes:

- *altura recente*: Armazena a última medida de altura feita para aquela célula;
- *altura mínima*: Armazena a menor medida de altura feita para aquela célula;
- *altura máxima*: Armazena a maior medida de altura feita para aquela célula.

Figura 3.2: Mapa de alturas do ambiente da Figura 4.3



Fonte: Os Autores

A partir dessas informações é possível mapear tanto obstáculos comuns quanto buracos, os detalhes de como estas tarefas foram realizadas serão descritos nas subseções seguintes.

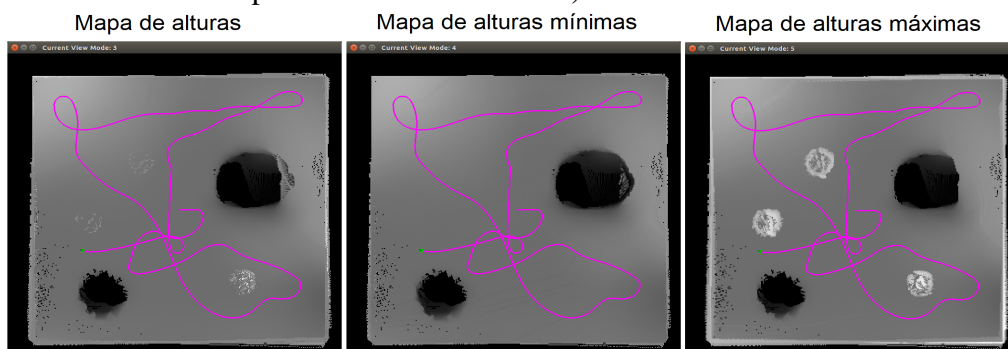
### 3.1.1 Detectando Obstáculos

Para detectar obstáculos foi utilizado o mapa de alturas máximas, pois este os destaca de maneira muito mais nítida do que as demais informações de altura (ver Figura 3.3). Caso fosse utilizado o mapa de alturas convencional, que armazena a medida mais recente feita para cada célula, objetos suspensos (como a copa das árvores nos ambientes testados) poderiam não ser identificados, já que haveria a possibilidade do último

valor armazenado conter informação de altura do chão abaixo do obstáculo. Até mesmo obstáculos sem saliências, como paredes, pedras e o tronco das árvores poderiam não ser rotulados como obstáculos caso o laser atingisse uma parte desse objeto muito próxima à superfície do terreno.

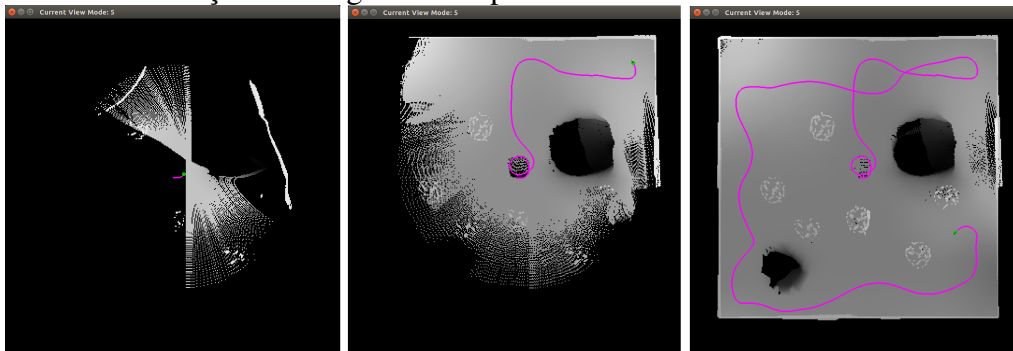
Sempre que uma célula em uma coordenada  $(i, j)$  é atualizada, sua altura máxima é comparada com a média das alturas máximas das células vizinhas, a célula em questão é rotulada como um obstáculo caso a diferença de altura seja maior do que um limiar  $h_{obst}$ . A vizinhança é o quadrado de células, de dimensões  $L \times L$ , delimitado pelos vértices  $(i + \frac{L}{2}, j + \frac{L}{2})$ ,  $(i + \frac{L}{2}, j - \frac{L}{2})$ ,  $(i - \frac{L}{2}, j + \frac{L}{2})$  e  $(i - \frac{L}{2}, j - \frac{L}{2})$ . É importante notar que a comparação só é feita se pelo menos  $\rho\%$  das células vizinhas já foram mapeadas, ou seja, já possuem informações de altura, essa restrição tem o intuito de evitar que células sejam rotuladas equivocadamente. Como mostrado na Figura 3.4, no início da exploração, regiões mais distantes tem poucas células já mapeadas, enquanto as células mais próximas ao robô tendem a já terem sido observadas.

Figura 3.3: Mapa de alturas recentes, alturas mínimas e alturas máximas (escala em tons de cinza onde branco representa a altura máxima).



Fonte: Os Autores

Figura 3.4: Três estágios distintos do mapeamento. Observa-se que inicialmente o robô possui mais informações das regiões mais próximas a ele



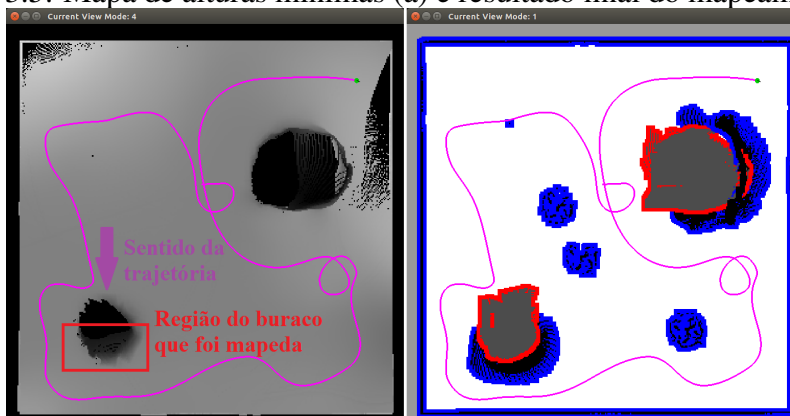
Fonte: Os Autores



### 3.1.2 Detectando Buracos

À primeira vista, parece intuitivo que a técnica utilizada para a detecção de obstáculos também funcione para detectar buracos e quedas, como a borda de um morro, apenas utilizando o mapa de alturas mínimas e rotulando células mais baixas que a média de sua vizinhança como obstáculos (buracos). Porém, como podemos observar na Figura 3.5 (a), em situações desse tipo o mapeamento não funciona conforme o esperado e somente a extremidade oposta do buraco ao robô é mapeada.

Figura 3.5: Mapa de alturas mínimas (a) e resultado final do mapeamento (b)

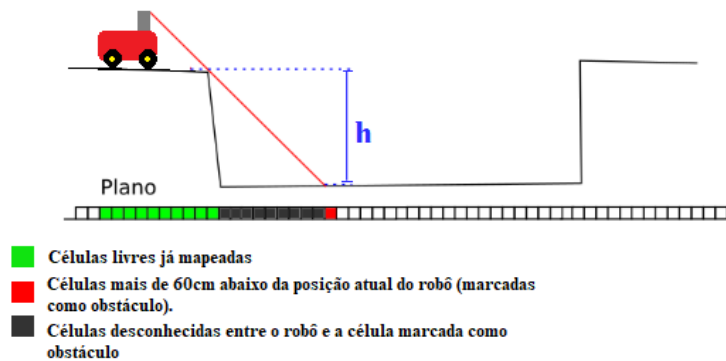


Fonte: Os Autores

Para resolver esse problema, é necessário preencher os vazios deixados pelo sensor. Sempre que for feita a leitura de uma célula que esteja muito abaixo (i.e. mais do que um limiar  $h_{hole}$ ) da altura da atual posição do robô, essa célula é marcada como obstáculo, assim como todas as células desconhecidas entre o robô e a célula em questão, como ilustrado na Figura 3.6.

Essa técnica pode acabar rotulando como obstáculo, erroneamente, algumas células desconhecidas que não fazem parte do buraco. De maneira geral, isso acaba estendendo um pouco o lado das cavidades mais próximas ao robô no momento em que elas foram mapeadas, pode-se observar tal efeito comparando o mapa de alturas com o mapa final na Figura 3.5. No entanto, isso não é um problema grave, pois apenas fará o robô ficar mais longe do buraco. Outro efeito que pode ser observado é o rotulamento de células como obstáculo ao redor da região mapeada do buraco, no próximo capítulo será mostrado como isso afeta a exploração.

Figura 3.6: Ilustração do problema do mapeamento de buracos



Fonte: Os Autores

### 3.2 Exploração e uso de preferências

Após definir com sucesso os obstáculos e buracos, é possível aplicar a técnica de campos potenciais sobre a grade de elevação, considerando ambos como potencial repulsivo. E áreas inexploradas como potencial atrator. A exploração implementada é a de campos potenciais harmônicos com preferências, como explicado na Seção 2.3.

No algoritmo 1, a equação de Laplace é solucionada numericamente utilizando o método de Gauss-Seidel, a preferência  $\epsilon(c)$  de cada célula  $c$  é definida externamente. Neste trabalho foi desenvolvido um método de classificação dinâmica das preferências das células do mapa com o objetivo de fazer com que o robô dê maior prioridade em visitar regiões planas antes de passar por rampas ou declives (e que dependendo da ordem de visitaç o do ambiente podem at  ser evitadas). Por padr o todas as c lulas s o inicializadas com prefer ncia de valor 0 (ou seja, sem prefer ncia negativa ou positiva). Por m com o m todo de atualiza o de prefer ncias ativos, a cada itera o todas as c lulas  $h_{pref}$  mais altas ou mais baixas do que a c lula em que o rob  se encontra naquele instante recebem prefer ncia baixa  $LP$ , caso contr rio recebem prefer ncia 0.

---

**Algoritmo 1:** Planejador de caminhos baseado no PVC com uso de preferências.

---

```

1 para toda célula  $c$  que seja um obstáculo faça
2   | defina o valor de seu potencial como potencial alto;           ▷  $p(c) \leftarrow 1$ 
3 fim para
4 para toda célula  $c$  que seja o objetivo faça
5   | defina o valor de seu potencial como potencial baixo;       ▷  $p(c) \leftarrow 0$ 
6 fim para
7 para toda célula  $c$  faça
8   | inicialize  $\varepsilon(c) \leftarrow 0$ 
9   |  $\nu_x(c) \leftarrow 0, \nu_y(c) \leftarrow 0$ 
10 fim para
11 enquanto TRUE faça
12   | para toda célula  $c$  que representa um espaço livre do ambiente faça
13     |  $h(c) \leftarrow \frac{1}{4}(p(c_n) + p(c_s) + p(c_w) + p(c_e))$ 
14     |  $d(c) \leftarrow \left( \left| \frac{p(c_n) - p(c_s)}{2} \right| + \left| \frac{p(c_e) - p(c_w)}{2} \right| \right)$ 
15     |  $p(c) \leftarrow h(c) - \frac{\varepsilon(c)}{4}d(c)$ 
16   | fim para
17   | se potencial convergiu então
18     | para toda célula  $c$  faça
19       |  $\nu(c) \leftarrow$  gradiente normalizado na célula  $c$ 
20     | fim para
21   | fim se
22 fim enqto

```

---

## 4 EXPERIMENTOS

O robô utilizado foi um Pioneer 3AT (MOBILEROBOTS, 2006), que trata-se de um modelo com quatro rodas e sistema de direção diferencial. O robô foi equipado com dois *lasers* em uma configuração inspirada no robô da Figura 4.1.

Para representar o ambiente foi utilizada uma grade de elevação discretizada com células de tamanho fixo, de modo que cada metro do ambiente seja equivalente a 10 células de 10 centímetros cada. Os dados projetados nessa grade são obtidos a partir da fusão das leituras dos sensores de alcance do tipo *laser*, um alinhado ao eixo do robô e outro inclinado 20° em direção ao solo (ver Figura 4.2).

Figura 4.1: Robô Pioneer 3AT no qual foi baseada a disposição dos lasers.



Ambos tiveram seu alcance limitado à 12 metros e com um ângulo de ação que vai de  $-90^\circ$  a  $90^\circ$ , onde são realizadas 720 medidas com um intervalo de  $0.25^\circ$  entre cada uma. O primeiro, de modo geral, é responsável por detectar os obstáculos e proporcionar uma visão mais ampla do ambiente, enquanto o segundo é responsável por mapear o terreno imediatamente à frente do robô, obtendo dados da superfície, de maneira a complementar as lacunas deixadas pelo primeiro sensor.

Figura 4.2: Robô Pioneer 3AT utilizado no ambiente de simulação Gazebo.



Fonte: Os Autores.

Todos os testes foram realizados em um ambiente de simulação construído através do simulador Gazebo (ver Figura 4.2) e do framework ROS (*Robot Operating System*), onde foram utilizados quatro diferentes ambientes, todos cercados por quatro paredes de 15 metros cada. O primeiro (Figura 4.3) consiste em um terreno irregular e algumas árvores dispersas.

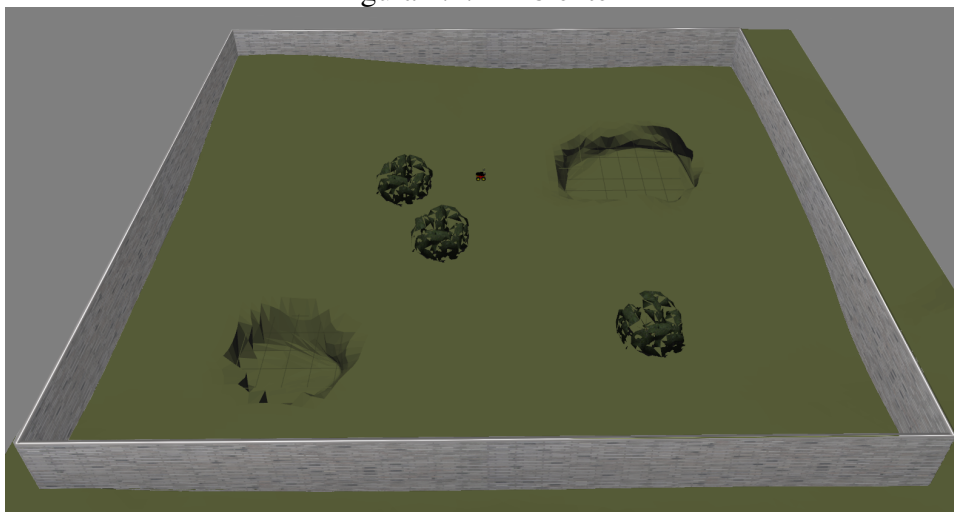
Figura 4.3: Ambiente 1



Fonte: Os Autores.

O segundo (Figura 4.4) também é constituído por um terreno irregular com algumas árvores, no entanto, além dos obstáculos convencionais presentes no primeiro teste, foram adicionados dois buracos à superfície. Já no terceiro ambiente (Figura 4.5), além de um buraco, há um platô com bordas que devem ser evitadas pelo robô.

Figura 4.4: Ambiente 2



Fonte: Os Autores.

Figura 4.5: Ambiente 3



Fonte: Os Autores.

Também foi criado um quarto cenário (Figura 4.6) para testar o uso de preferências, o ambiente consiste em duas regiões planas conectadas por uma rampa, a ideia é que, com o uso de preferências o robô explore completamente uma região do ambiente antes de subir ou descer a encosta para acessar a outra área.

Figura 4.6: Ambiente 4



Fonte: Os Autores.

Antes de relatar os experimentos realizados, é importante ressaltar que o uso de preferências foi restrito apenas ao quarto ambiente, nos demais a preferência de todas as células é sempre mantida em 0. Na Tabela 4.1 estão relatados os valores utilizados para cada parâmetro.

Tabela 4.1: Parâmetros utilizados nos experimentos

$h_{hole}$	$h_{obst}$	$h_{pref}$	$LP$	$L$	$\rho$
60cm	30cm	5cm	-0.12	40 células	15%

Fonte: Os Autores

Os experimentos tem como objetivo demonstrar o funcionamento do método em diferentes cenários, para tanto foram realizados 7 execuções em cada ambiente. Destes testes, 5 deles foram realizados com o robô iniciando na mesma posição, a partir dos quais é possível analisar diferenças na trajetória, no tempo de exploração e no mapa final do ambiente. Também foram realizados outros 2 testes para cada mapa partindo de posições aleatórias.

Nas Tabelas 4.2 e 4.3 estão organizados o tempo total de cada exploração e o tempo médio de exploração de cada ambiente. O final da exploração é definido manualmente antes mesmo que o potencial planifique, pois em mapas grandes e esparsos a planificação final do campo potencial pode demorar muito, fazendo com que o robô dê pequenas voltas desnecessariamente. O critério de parada é definido através de uma busca em largura partindo da posição em que o robô se encontra e se expandindo até encontrar alguma célula inexplorada alcançável, caso em que a exploração deve continuar. Caso não haja nenhuma célula inexplorada alcançável a exploração é finalizada.

Tabela 4.2: Testes realizados começando da mesma posição

<i>Ambiente</i>	<i>Teste 1</i>	<i>Teste 2</i>	<i>Teste 3</i>	<i>Teste 4</i>	<i>Teste 5</i>	<i>Média</i>
Ambiente 1	11:02s	13:12s	11:07s	11:00s	11:11s	11:30s
Ambiente 2	15:19s	15:38s	15:24s	15:22s	11:59s	14:44s
Ambiente 3	17:28s	17:26s	17:28s	17:41s	17:17s	17:28s
Ambiente 4	15:46s	15:39s	12:14s	12:30s	13:09s	13:51s

Fonte: Os Autores

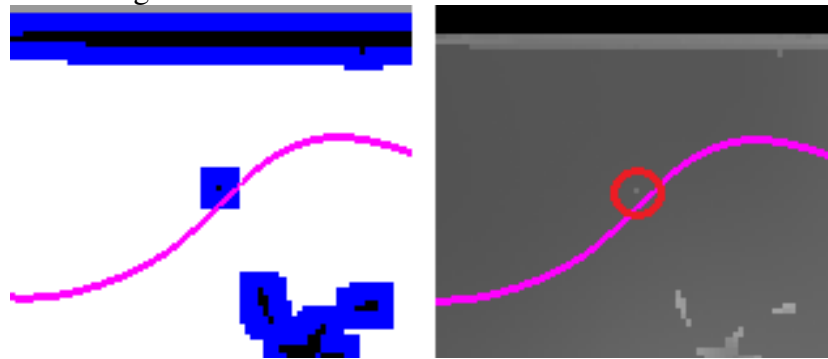
Tabela 4.3: Testes começando em posições aleatórias

<i>Ambiente</i>	<i>Teste 6</i>	<i>Teste 7</i>	<i>Média</i>
Ambiente 1	15:18s	12:25s	13:51s
Ambiente 2	18:13s	13:55s	16:04s
Ambiente 3	16:51s	16:37s	16:44s
Ambiente 4	13:53s	16:17s	15:50s

Fonte: Os Autores



Figura 4.7: Erro de leitura circulado em vermelho



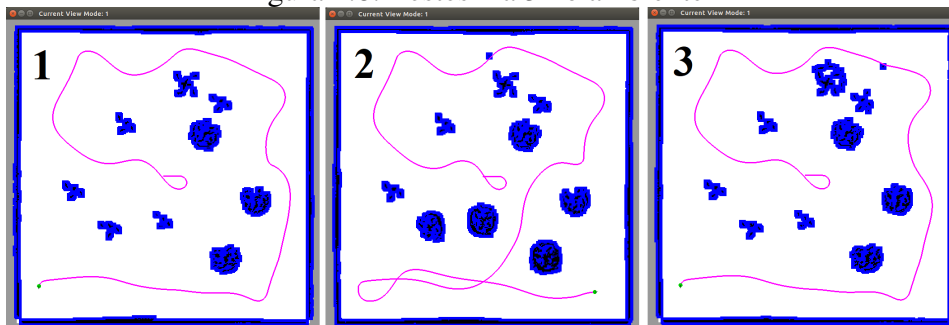
Fonte: Os Autores

É importante ressaltar que existem alguns pontos identificados como obstáculos em regiões livres dos ambientes, isso ocorre, possivelmente, devido a erros nos dados retornados pelo sensor somado ao fato de que está sendo utilizado o mapa de alturas máximas. Isso está exemplificado na Figura 4.7, que exibe o resultado do mapeamento ao lado do mapa de alturas máximas.

#### 4.1 Ambiente 1

Nos testes partindo da mesma posição inicial houve pouca variação nas trajetórias e tempo de exploração, a única exceção foi o segundo teste, onde o robô tomou um caminho diferente na metade final da exploração, tendo que passar por uma região já conhecida para chegar ao canto inferior direito, o que resultou em uma trajetória maior (ver Figuras 4.8 e 4.9).

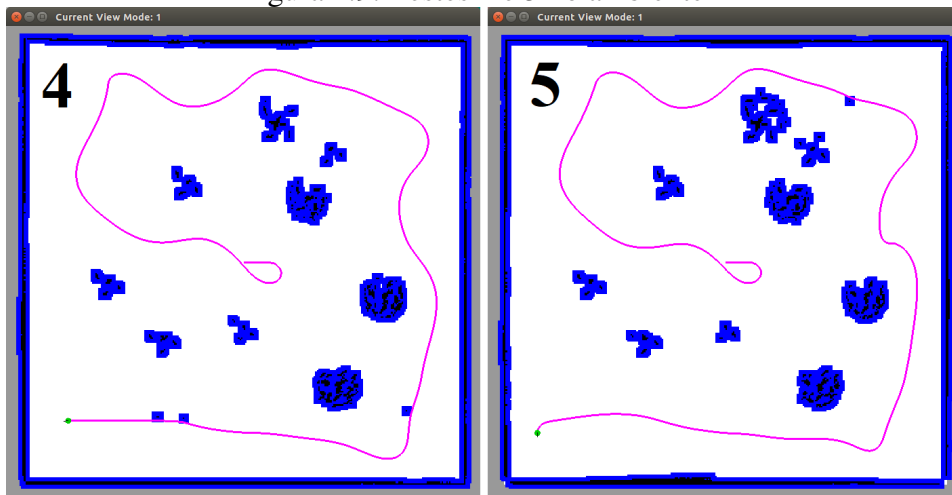
Figura 4.8: Testes 1 a 3 no ambiente 1



Fonte: Os Autores

Ao analisar os testes realizados partindo de posições aleatórias, observa-se que os resultados do mapeamento foram semelhantes aos anteriores, as únicas diferenças per-

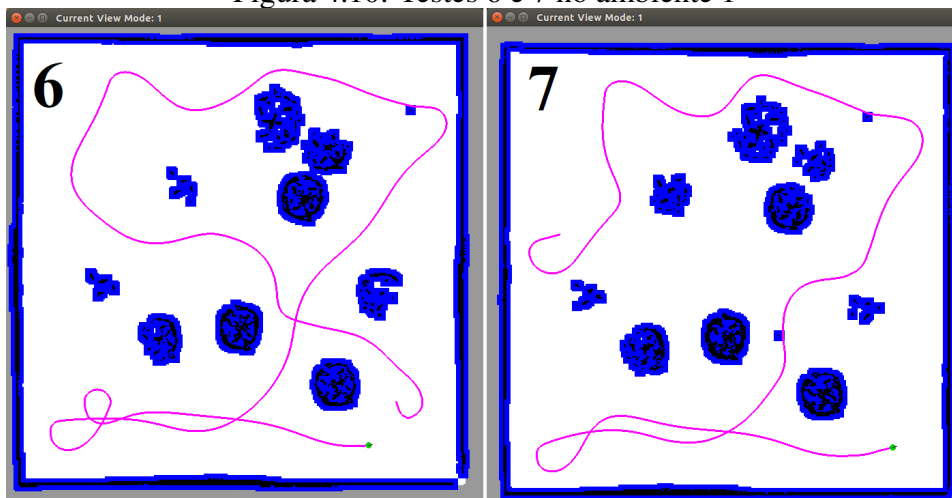
Figura 4.9: Testes 4 e 5 no ambiente 1



Fonte: Os Autores

ceptíveis encontram-se no mapeamento da copa das árvores, o que depende bastante da trajetória do robô devido às diferentes inclinações e elevações do terreno.

Figura 4.10: Testes 6 e 7 no ambiente 1

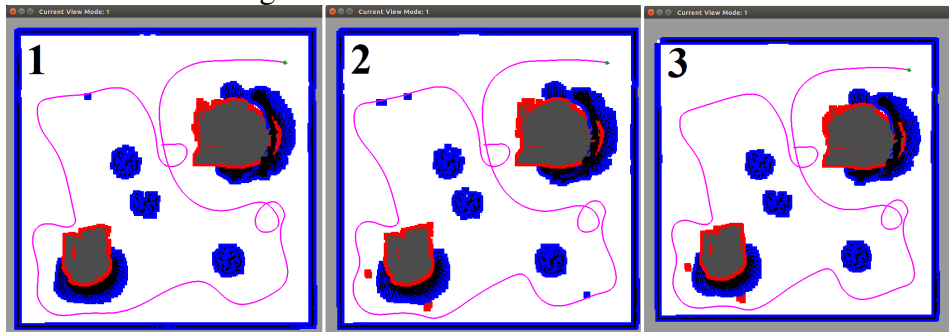


Fonte: Os Autores

## 4.2 Ambiente 2

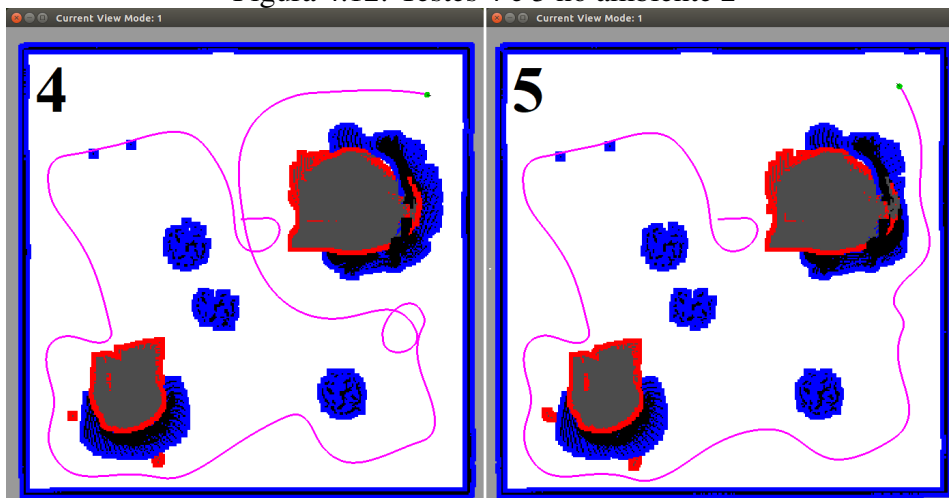
Nesse ambiente os quatro primeiros testes foram praticamente idênticos (ver Figuras 4.11 e 4.12) em relação à trajetória, tempo de exploração e mapeamento, a única exceção foi o quinto teste, no qual há mais espaço livre entre a parede e as células marcadas como obstáculo ao redor do buraco, permitindo que o robô passasse entre os dois ao invés de contornar o buraco.

Figura 4.11: Testes 1 a 3 no ambiente 2



Fonte: Os Autores

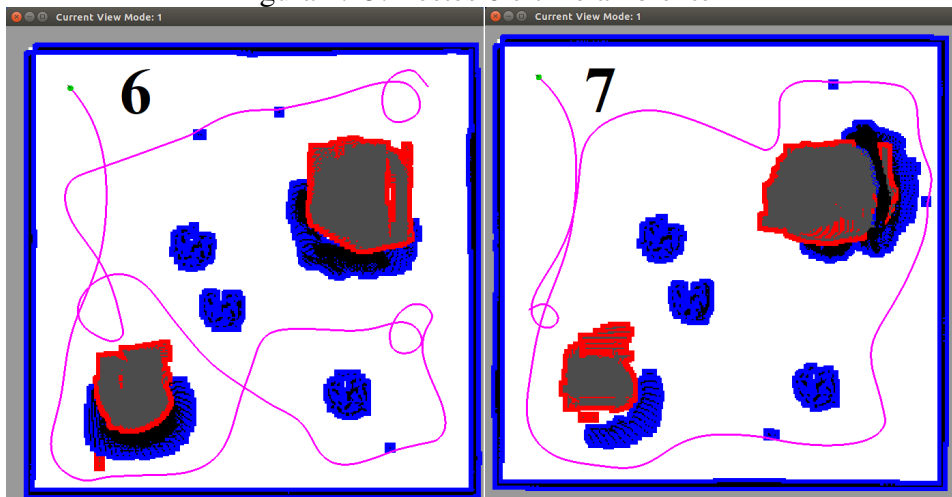
Figura 4.12: Testes 4 e 5 no ambiente 2



Fonte: Os Autores

Os dois efeitos mencionados na subseção 3.1.2 em relação ao mapeamento de buracos podem ser observados nos dois últimos testes. Ao comparar a Figura 4.13 com os testes anteriores nota-se que determinado lado do buraco acaba sendo estendido além de seu tamanho real em direção a posição do robô, do mesmo modo que posição das células mapeadas como obstáculo ao redor do buraco também depende de qual direção o robô se aproximou do buraco ao mapeá-lo.

Figura 4.13: Testes 6 e 7 no ambiente 2

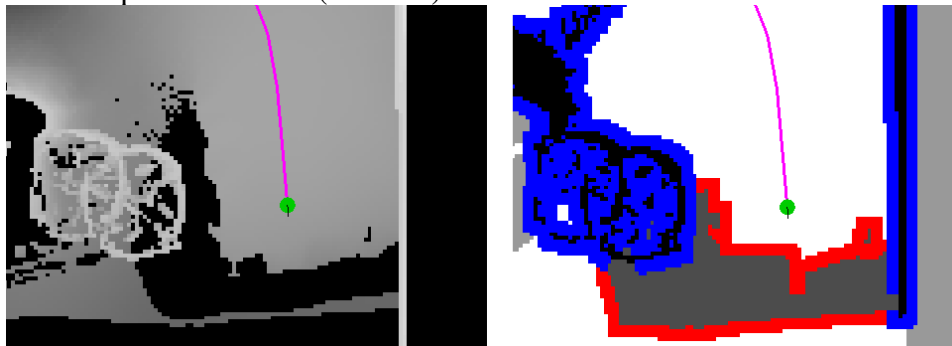


Fonte: Os Autores

### 4.3 Ambiente 3

Esse ambiente tem como objetivo mostrar o mapeamento de quedas de regiões elevadas (precipícios) que funciona do mesmo modo que o mapeamento de buracos. Esse tipo de situação só irá ser detectada dependendo da direção de movimentação do robô: se o platô/precipício for visto de baixo será marcado como obstáculo, já se for visitado por cima será marcado como buraco. No teste 6 (Figura 4.17) pode-se observar o resultado. Na Figura 4.14 é comparado o mapa de alturas com o resultado do mapeamento da borda do morro.

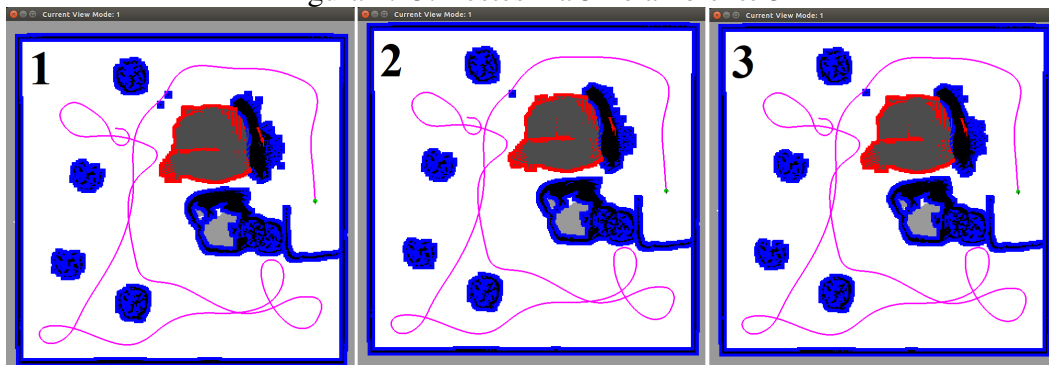
Figura 4.14: Comparação do mapa de alturas da região da queda (à esquerda) com o resultado do mapeamento final (à direita)



Fonte: Os Autores

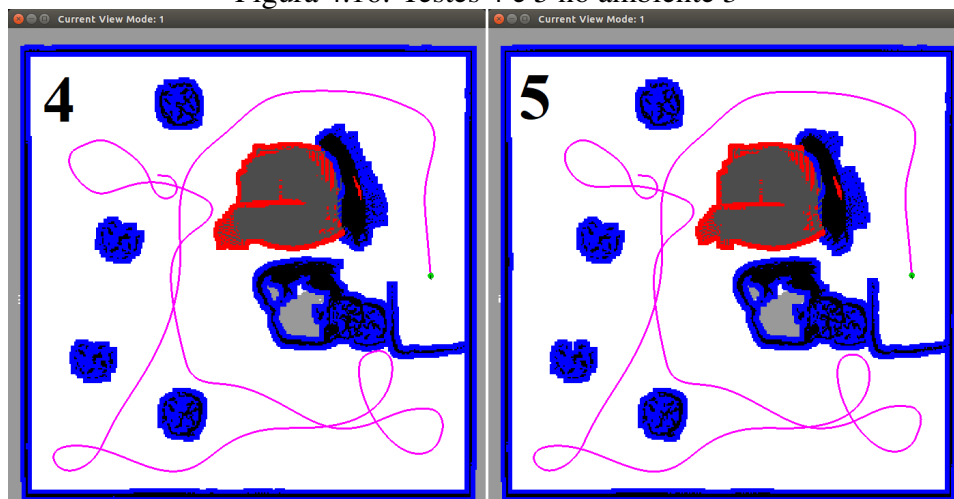
Em relação aos 5 primeiros testes a variação na trajetória e tempo de exploração foi praticamente nula como mostrado nas Figuras 4.15, 4.16 e na Tabela 4.3.

Figura 4.15: Testes 1 a 3 no ambiente 3



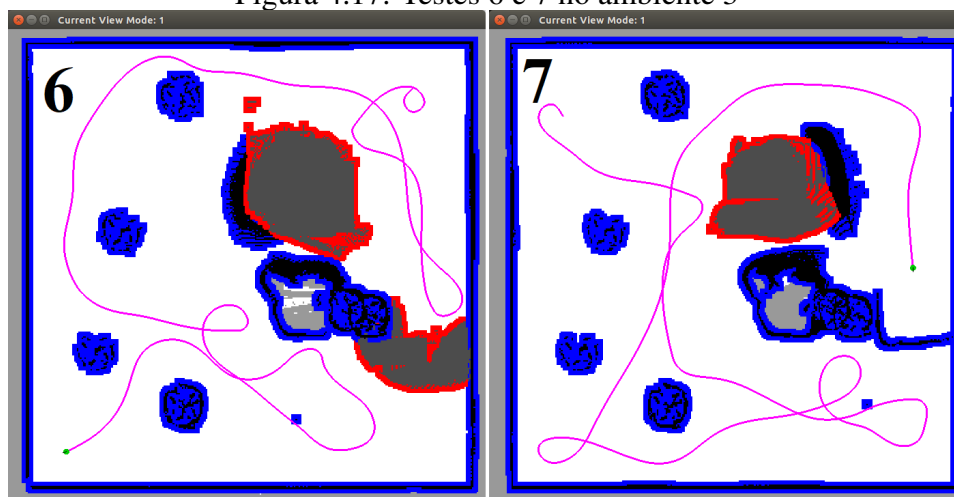
Fonte: Os Autores

Figura 4.16: Testes 4 e 5 no ambiente 3



Fonte: Os Autores

Figura 4.17: Testes 6 e 7 no ambiente 3

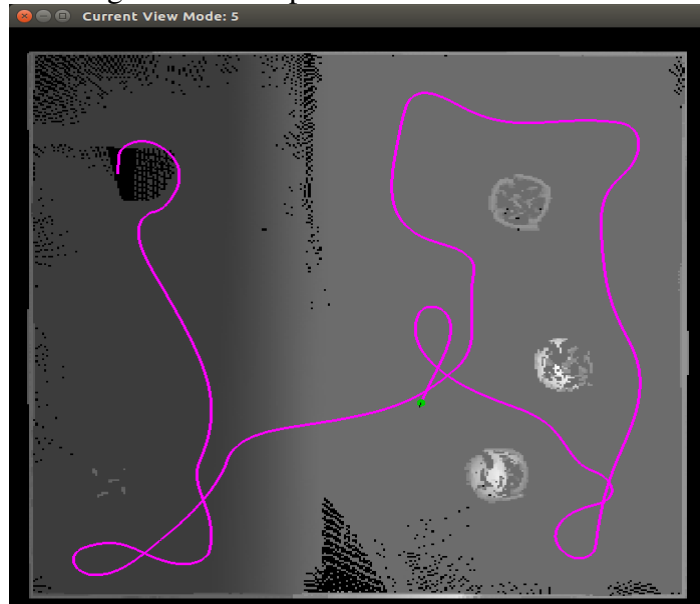


Fonte: Os Autores

#### 4.4 Ambiente 4

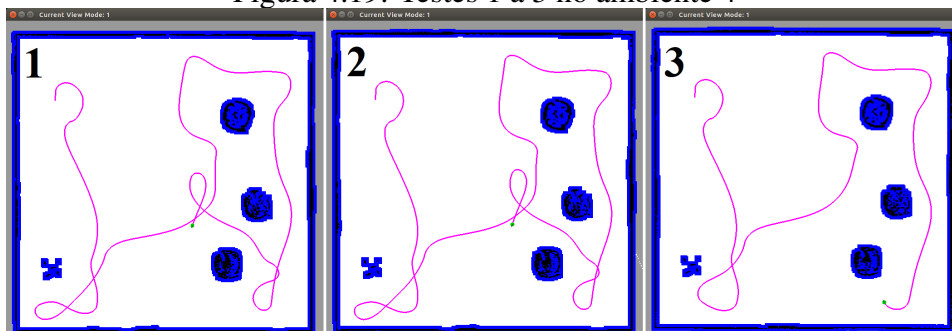
Esse ambiente foi concebido com o intuito de testar o uso de preferências, sendo de fato o único ambiente onde se ativou a classificação dinâmica de preferências das células. O propósito é fazer o robô explorar toda a área em que ele está atualmente, seja em cima ou embaixo, para somente depois descer ou subir a rampa e explorar a outra parte do ambiente. Observando o mapa de alturas desse ambiente na Figura 4.18 e as trajetórias nas Figuras 4.19 e 4.20 nota-se que o robô explorou toda a área de baixo (cinza mais escuro) do mapa para depois subir até a região mais alta do mapa (cinza claro). Os dois testes iniciando em posições aleatórias mostram o robô explorando a região superior do mapa antes de descer para a área menos elevada (Figura 4.21).

Figura 4.18: Mapa de alturas do ambiente 4



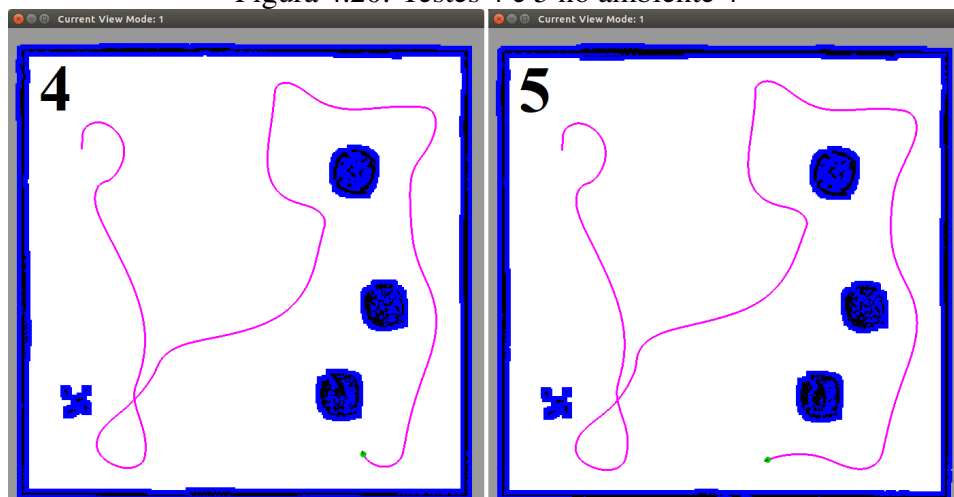
Fonte: Os Autores

Figura 4.19: Testes 1 a 3 no ambiente 4



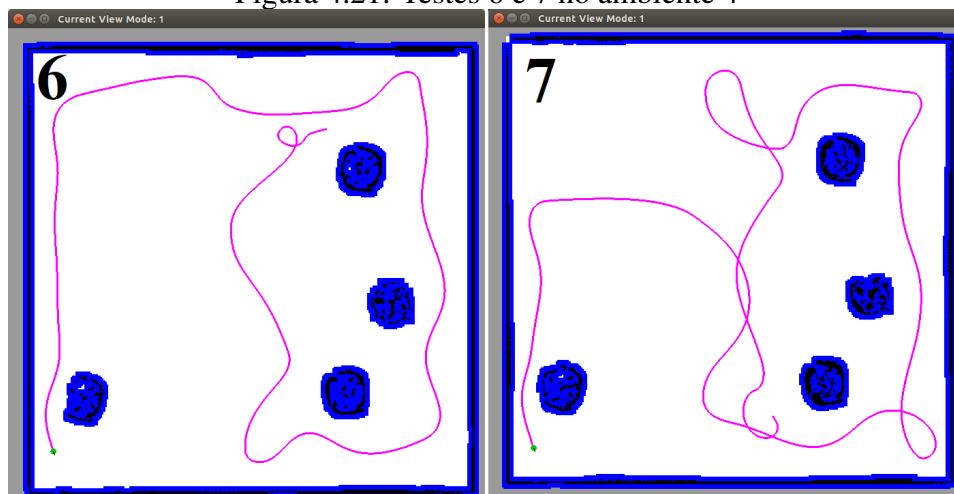
Fonte: Os Autores

Figura 4.20: Testes 4 e 5 no ambiente 4



Fonte: Os Autores

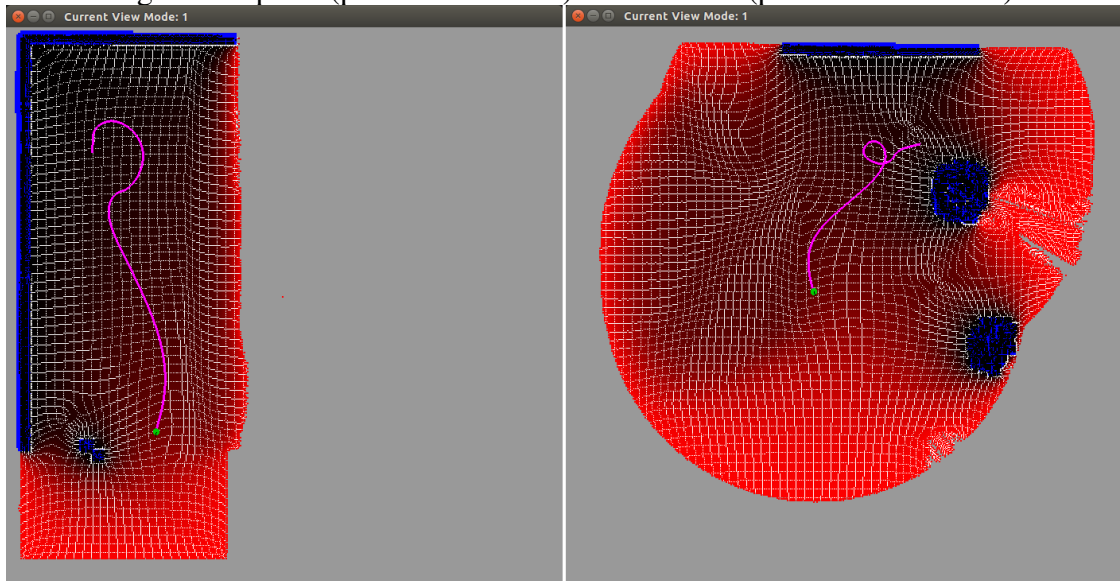
Figura 4.21: Testes 6 e 7 no ambiente 4



Fonte: Os Autores

Na Figura 4.22 observa-se regiões (mais escuras) longe dos obstáculos gerando potencial repulsivo, esse é o efeito de distorção gerado pelo uso das preferências na região da rampa que conecta as duas áreas do ambiente.

Figura 4.22: Campo potencial distorcido pelo uso de preferências, o potencial é representado em degradê do preto (potencial alto = 1) ao vermelho (potencial baixo = 0)



Fonte: Os Autores



## 5 CONCLUSÃO

O objetivo deste trabalho foi mostrar o funcionamento da exploração de ambientes externos desconhecidos utilizando campos potenciais. A exploração com campos potenciais harmônicos depende da definição das condições de contorno, que estão intrinsecamente ligadas ao mapeamento, para solucionar o PVC. Existem na literatura diversos trabalhos estudando a exploração de ambientes desconhecidos, porém a maioria deles trata de ambientes planos 2-D, por isso, uma das principais contribuições do trabalho foi a implementação de uma técnica confiável para o mapeamento de ambientes naturais.

Para o mapeamento do ambiente a estrutura utilizada foi uma grade de elevação, a partir da qual obstáculos com os quais o robô pode colidir foram identificados com base na diferença de altura em relação as células vizinhas. Obstáculos como buracos ou quedas foram classificados a partir da diferença de altura de uma célula à frente do robô em relação a altura da célula em que ele se encontra naquele instante.

Após implementar o mapeamento, pode-se utilizar a equação de Laplace para criar o campo potencial, resolvendo o PVC dadas as condições de contorno de *Dirichlet* que definem os obstáculos como regiões de alto potencial (regiões a serem evitadas) e a fronteira entre regiões conhecidas e desconhecidas com potencial baixo (regiões a serem exploradas). Depois, basta que o robô siga o gradiente descendente do campo criado para explorar o ambiente por completo. Com o uso de preferências é possível distorcer o campo potencial de modo definir regiões a serem evitadas ou priorizadas.

Através da avaliação experimentada realizada neste trabalho foi possível observar o funcionamento da técnica para mapear obstáculos, buracos e quedas, que apesar de algumas ressalvas mencionadas na subseção 3.1.2 teve um resultado bastante satisfatório. Também foi apresentado um pequeno exemplo de como o uso de preferências pode ser útil para moldar o comportamento do robô durante a exploração de acordo com características desejadas.

Analisando os resultados obtidos, podemos concluir que a exploração para ambientes externos desconhecidos foi implementada com sucesso, tendo em vista os terrenos com diversas perturbações e diferenças de elevação que foram mapeados de forma robusta e consistente.

## 5.1 Trabalhos Futuros

Como trabalho futuro será fundamental testar o método em ambientes reais. Neste caso, será importante associar ao método uma técnica de SLAM (localização e mapeamento simultâneos) pois a estimativa da pose do robô não é precisa como na simulação feita neste trabalho. Isso também poderá afetar a qualidade da grade de elevação gerada, a qual deverá ser atualizada de forma mais robusta.

Também é importante expandir o uso de preferências para gerar diferentes padrões de exploração, em ambientes reais o uso de preferências pode ser utilizado em função de uma gama maior de características do próprio terreno. Outro fator importante é testar a detecção de buracos em uma variedade maior de cenários, além de refinar a técnica de detecção.

## REFERÊNCIAS

BURGARD, W.; HEBERT, M. World modeling. In: \_\_\_\_\_. **Springer Handbook of Robotics**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2008. p. 853–869. ISBN 978-3-540-30301-5. Available from Internet: <[https://doi.org/10.1007/978-3-540-30301-5\\_37](https://doi.org/10.1007/978-3-540-30301-5_37)>.

CNN. **Ford's new robot can deliver packages to your doorstep**. 2019. <<https://edition.cnn.com/videos/business/2019/05/22/ford-autonomous-delivery-robot-orig.cnn-business/>>. Acesso em: 06 jun. 2019.

CONNOLLY, C. I.; GRUPEN, R. A. The applications of harmonic functions to robotics. **Journal of Robotic Systems**, Wiley Subscription Services, Inc., A Wiley Company, v. 10, n. 7, p. 931–946, 1993. ISSN 1097-4563. Available from Internet: <<http://dx.doi.org/10.1002/rob.4620100704>>.

HORNUNG, A.; WURM, K. M.; BENNEWITZ, M.; STACHNISS, C.; BURGARD, W. Octomap: an efficient probabilistic 3d mapping framework based on octrees. **Autonomous Robots**, v. 34, n. 3, p. 189–206, Apr 2013. ISSN 1573-7527. Available from Internet: <<https://doi.org/10.1007/s10514-012-9321-0>>.

JOHO, D.; STACHNISS, C.; PFAFF, P.; BURGARD, W. Autonomous exploration for 3d map learning. In: BERNS, K.; LUKSCH, T. (Ed.). **Autonome Mobile Systeme 2007**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2007. p. 22–28. ISBN 978-3-540-74764-2.

JORGE, V. A. M.; MAFFEI, R.; FRANCO, G. S.; DALTROZO, J.; GIAMBASTIANI, M.; KOLBERG, M.; PRESTES, E. Ouroboros: Using potential field in unexplored regions to close loops. In: **Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)**. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2015. p. 2125–2131.

KAVRAKI, L. E.; LAVALLE, S. M. Motion planning. In: \_\_\_\_\_. **Springer Handbook of Robotics**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2008. p. 109–131. ISBN 978-3-540-30301-5. Available from Internet: <[https://doi.org/10.1007/978-3-540-30301-5\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-540-30301-5_6)>.

LATOMBE, J.-C. **Robot Motion Planning**. Norwell, MA, USA: Kluwer Academic Publishers, 1991. ISBN 079239206X.

Madhavan, R.; Amory, A.; Prestes, E.; Guedes, R.; Bergamin, A.; Neuland, R.; Mantelli, M.; Kindin, D.; Rodrigues, F. The 2017 humanitarian robotics and automation technology challenge [humanitarian technology]. **IEEE Robotics Automation Magazine**, v. 24, n. 4, p. 127–129, Dec 2017. ISSN 1070-9932.

MAFFEI, R.; JORGE, V. A. M.; PRESTES, E.; KOLBERG, M. Integrated exploration using time-based potential rails. In: **Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)**. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2014. p. 3694–3699.

MAKARENKO, A. A.; WILLIAMS, S. B.; BOURGAULT, F.; DURRANT-WHYTE, H. F. An experiment in integrated exploration. In: **Proceedings of the 2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)**. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2002. v. 1, p. 534–539.

MOBILEROBOTS. **Pioneer 3 Operations Manual**. 2006. <[https://www.inf.ufrgs.br/~prestes/Courses/Robotics/manual\\_pioneer.pdf](https://www.inf.ufrgs.br/~prestes/Courses/Robotics/manual_pioneer.pdf)>. Acesso em: 18 jun. 2019.

PAPADAKIS, P. Terrain traversability analysis methods for unmanned ground vehicles: A survey. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 26, n. 4, p. 1373 – 1385, 2013. ISSN 0952-1976. Available from Internet: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095219761300016X>>.

PRESTES, E. **Navegação exploratória baseada em problemas de valores de contorno**. Thesis (PhD) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2003.

PRESTES, E.; ENGEL, P. M. Exploration driven by local potential distortions. In: **Proceedings of the 2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)**. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2011. p. 1122–1127. ISSN 2153-0858.

PRESTES, E.; ENGEL, P. M.; TREVISAN, M.; IDIART, M. A. P. Exploration method using harmonic functions. **Robotics and Autonomous Systems**, v. 40, n. 1, p. 25–42, 2002.

PRESTES, E.; IDIART, M. Computing navigational routes in inhomogeneous environments using bvp path planner. In: **Proceedings of the 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)**. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2010. p. 1427–1432. ISSN 2153-0858.

SIEGWART, R.; NOURBAKHSI, I. R. **Introduction to Autonomous Mobile Robots**. Scituate, MA, USA: Bradford Company, 2004. ISBN 026219502X.

THRUN, S.; BURGARD, W.; FOX, D. **Probabilistic Robotics**. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2005. (Intelligent robotics and autonomous agents). ISBN 9780262201629. Available from Internet: <<http://www.amazon.com/exec/obidos/redirect?tag=citeulike07-20&path=ASIN/0262201623>>.

Wang, C.; Meng, L.; Li, T.; De Silva, C. W.; Meng, M. Q. . Towards autonomous exploration with information potential field in 3d environments. In: **2017 18th International Conference on Advanced Robotics (ICAR)**. [S.l.: s.n.], 2017. p. 340–345.