



PODER EXECUTIVO
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA



*UMA ABORDAGEM HÍBRIDA PARA PLANEJAMENTO DE ROTAS E
CONTROLE DE NAVEGAÇÃO DE DEFICIENTES VISUAIS EM AMBIENTES
INDOOR.*

WALTER CHARLES SOUSA SEIFFERT SIMÕES

Manaus-AM, Julho de 2020



PODER EXECUTIVO
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA



WALTER CHARLES SOUSA SEIFFERT SIMÕES

*UMA ABORDAGEM HÍBRIDA PARA PLANEJAMENTO DE ROTAS E
CONTROLE DE NAVEGAÇÃO DE DEFICIENTES VISUAIS EM AMBIENTES
INDOOR.*

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática, Instituto de Computação - IComp, da Universidade Federal do Amazonas, como requisito parcial para a obtenção do grau de Doutor em Informática.

Orientador:

Prof. Dr. –Ing. Vicente Ferreira de Lucena Júnior

Manaus-AM, Julho de 2020

Ficha Catalográfica

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

S614a Simões, Walter Charles Sousa Seiffert
Uma abordagem híbrida para planejamento de rotas e controle de navegação de deficientes visuais em ambientes indoor / Walter Charles Sousa Seiffert Simões . 2020
190 f.: il. color; 31 cm.

Orientador: Vicente Ferreira de Lucena Júnior
Tese (Doutorado em Informática) - Universidade Federal do Amazonas.

1. Navegação Indoor. 2. Mapeamento Indoor. 3. Pedestrian Dead Reckoning. 4. Reconhecimento de Padrões. 5. Matriz de Adjacência. I. Lucena Júnior, Vicente Ferreira de. II. Universidade Federal do Amazonas III. Título



PODER EXECUTIVO
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA



UFAM

FOLHA DE APROVAÇÃO

**"UMA ABORDAGEM HÍBRIDA PARA PLANEJAMENTO DE
ROTAS E CONTROLE DE NAVEGAÇÃO DE DEFICIENTES
VISUAIS EM AMBIENTES INDOOR"**

WALTER CHARLES SOUSA SEIFFERT SIMÕES

Tese de Doutorado defendida e aprovada pela banca examinadora constituída pelos Professores:

Prof. Vicente Ferreira de Lucena Junior - PRESIDENTE

Prof. Eduardo Lázaro Martins Naves - MEMBRO EXTERNO

Prof. José Luiz de Souza Pio - MEMBRO EXTERNO

Prof. Eduardo Luzeiro Feitosa - MEMBRO INTERNO

Prof. Eduardo James Pereira Souto - MEMBRO INTERNO

Manaus, 27 de Julho de 2020

Dedico este trabalho a minha avó Clarice Lazarina Seiffert Simões.

Agradecimentos

Agradeço em primeiro lugar a Deus que me manteve firme no objetivo de desenvolver um trabalho que fosse além da pesquisa e da teoria e de fato pudesse ser utilizada na melhoria da qualidade de vida dos deficientes visuais.

Ao meu estimado orientador, Professor Vicente Lucena Jr., por acreditar na proposta e oferecer a sua experiência e a constante ajuda.

Aos meus professores Dr. Eduardo Feitosa e Dr. Eduardo James Pereira Souto, que sempre aceitaram avaliar e contribuir com suas orientações para a realização desta tese de doutorado.

Aos meus companheiros de laboratório Vandermi Silva e Yuri Silva pela companhia diária, contribuições prestadas e pelos diversos momentos descontraídos.

À minha mãe, Maria Simões, pelo apoio, carinho e pela eterna gentileza dada a mim.

À minha avó, Clarice Seiffert Simões, que sempre me incentivou aos estudos e que me mostrou que a educação é o bem mais precioso que se pode oferecer a alguém.

À minha filha, Mariana Simões, meu presente divino, que sempre perguntava sobre a pesquisa e como poderia contribuir. Te amo minha filha.

Finalmente, à minha amada esposa Tatiana, fiel companheira, pelo seu apoio incondicional e a gigantesca paciência diante das dificuldades que se apresentaram ao longo deste trabalho.

All our dreams can come true, if we have the courage to pursue them.

Walt Disney

Resumo

Andar livremente em ambiente *indoor* é um enorme desafio para pessoas deficientes visuais devido à falta de informações sobre o cenário. Para este público, há uma abundância de novas tecnologias e modelos de navegação que poderiam ser empregadas para esta tarefa, tornando a relação entre o homem e ambiente mais harmonioso possível. No entanto, a navegação de um usuário deficiente visual em um ambiente *indoor* é uma tarefa desafiadora, pois requer procedimentos velozes e precisos de localização dos pontos de interesse e percepção dos obstáculos, além de ser oferecida de forma discreta e com baixo custo de aquisição. Esta tese de doutorado pretende especificar, construir e validar um modelo de navegação *indoor* capaz de permitir a um usuário deficiente visual navegue de forma rápida, segura e de baixa complexidade computacional. A abordagem metodológica escolhida para este trabalho divide o sistema em duas estratégias: uma navegação baseada em mapas e uma navegação não baseada em mapas. Na navegação baseada em mapas são feitas as construções de registros de endereços para compor e o mapeamento *indoor* pelo algoritmo *Linear Weighted Policy Learner* para serem utilizados na elaboração das rotas. A representação do ambiente possui baixa densidade de registros por metro quadrado para reduzir a complexidade e o tempo de elaboração do mapa. O algoritmo de roteamento utiliza regras de menor rota para estabelecer os locais a serem visitados e aumenta a cobertura de registros na área pela aplicação de virtualização de marcadores. O algoritmo de navegação *iterative Pedestrian Dead Reckoning* (i-PDR) percebe os registros de referência e ajusta a localização do usuário em tempo real, repassando instruções por um guia de áudio. A navegação não baseada em mapas topológicos utiliza a visão estéreo associada a um esquema de som musical para criar um perímetro de segurança em torno do usuário para identificar a presença de obstáculos, dando a sensação de som 360 graus, cobrindo um ângulo de 120 graus à frente do usuário. Os resultados obtidos sobre a margem de erro e o tempo máximo de processamento são 0,10 m e 0,07 s, respectivamente, e obstáculos ao nível do solo e suspensos com uma precisão equivalente a 90%.

Palavras-chave: Matriz de Adjacência, Mapeamento *Indoor*, Navegação *Indoor*, *Pedestrian Dead Reckoning*, Reconhecimento de Padrões.

Abstract

Walking freely in an indoor environment is a huge challenge for visually impaired people due to the lack of information about the scenario. For this audience, there is an abundance of new technologies and navigation models that could be employed for this task, making the relationship between man and the environment as harmonious as possible. However, the navigation of a visually impaired user in an indoor environment is a challenging task, as it requires fast and accurate procedures for locating points of interest and perceiving obstacles, in addition to being offered discreetly and with low acquisition cost. This doctoral thesis aims to specify, build and validate an indoor navigation model capable of allowing a visually impaired user to navigate quickly, safely and with low computational complexity. The methodological approach chosen for this work divides the system into two strategies: a map-based navigation and a non-map based navigation. In navigation based on maps, the construction of address records to compose and the indoor mapping by the Linear Weighted Policy Learner algorithm are made to be used in the elaboration of routes. The representation of the environment has a low density of records per square meter to reduce the complexity and the time to prepare the map. The routing algorithm uses shorter route rules to establish the locations to be visited and increases the coverage of records in the area by applying marker virtualization. The iterative Pedestrian Dead Reckoning (i-PDR) navigation algorithm perceives the reference records and adjusts the user's location in real time, passing instructions through an audio guide. Navigation not based on topological maps uses the stereo vision associated with a musical sound scheme to create a security perimeter around the user to identify the presence of obstacles, giving the sensation of 360 degree sound, covering an angle of 120 degrees to the in front of the user. The results obtained on the error margin and the maximum processing time are 0.10 m and 0.07 s, respectively, and obstacles at ground level and suspended with an accuracy equivalent to 90%.

Keywords: *Adjacency matrix, Pedestrian Dead Reckoning, Pattern Recognition, Micro Eletromechanical Systems.*

Índice de Figuras

Figura 1.1 Esquema da metodologia utilizada na tese.....	28
Figura 3.1 Resultados gerais de publicações encontradas nas bibliotecas digitais.	51
Figura 4.1 Esquema geral da navegação híbrida elaborada.....	70
Figura 4.2 Arquitetura do mapeamento.....	74
Figura 4.3 Arquitetura de navegação.....	74
Figura 5.1 Arquitetura geral do Sistema de Navegação <i>Indoor</i>	76
Figura 5.2 Fluxograma de identificação de sensor e para a extração de características.....	77
Figura 5.3 Fluxo de redução amostral de dados pelo RANSAC.....	79
Figura 5.4 Modelo relacional da base de registros dos marcadores.	80
Figura 5.5 Sistema RPY.	83
Figura 5.6 Fluxograma operacional de filtro de partículas.....	84
Figura 5.7 Modelo do marcador visual.....	86
Figura 5.8 Esquema de reconhecimento do marcador visual.	89
Figura 5.9 Modelo do marcador visual.....	92
Figura 5.10 Esquema de fusão de dados para o marcador híbrido.	92
Figura 5.11 Fluxograma da definição do marcador híbrido.	93
Figura 5.12 Componentes de algoritmos de rastreamento de alvo.....	97
Figura 5.13 Operações de construção da navegação visual.....	98
Figura 5.14 Esquema de relacionamento dos registros do cenário utilizando grafo.	100
Figura 5.15 Esquema de mapeamento do cenário.	102
Figura 5.16 Esquema de construção do classificador da voz.	103
Figura 6.1 Operações do algoritmo de manipulação de rotas.....	107
Figura 6.2 Esquema de rastreamento de segmentação.	107
Figura 6.3 Combinação das estratégias de registros para a construção da rota por fusão dos marcadores.....	109
Figura 6.4 Esquema do uso do Filtro de Kalman junto ao algoritmo PDR.....	111
Figura 6.5 Algoritmo de navegação e reavaliação de viabilidade de continuidade de rota. ..	112
Figura 6.6 Identificação de linhas e curvas.	114
Figura 6.7 Percepção de subidas e descidas pelos sensores inerciais.....	115

Figura 6.8 Reconhecimento espacial da área em torno do usuário.	116
Figura 6.9 Esquema de cálculo do mapa de disparidade.	117
Figura 6.10 Esquema de detecção de obstáculos utilizando visão estéreo.	119
Figura 6.11 Esquema de alerta sonoro baseado na distância do obstáculo.	120
Figura 6.12 Esquema de mapeamento e navegação com percepção de obstáculos.	121
Figura 7.1 (a) Corredor CETELI e (b) laboratório Inteligente de Ambiente (AmILab).	124
Figura 7.2 Esquema do protocolo de experimento.	125
Figura 7.3 Referência inercial da cidade de Manaus.	127
Figura 7.4 Eixos do sistema RPY.	128
Figura 7.5 Foto sem reflexo de luz e foto com reflexo de luz.	129
Figura 7.6 Elaboração de rotas utilizando as posições inicial e final como extremos.	130
Figura 7.7 Definição de rota pelo encaminhamento guloso.	131
Figura 7.8 Resultados das navegações no corredor (a) e no laboratório do CETELI (b).	136
Figura 7.9 Média das margens de erro apresentadas pelos subsistemas.	140
Figura 7.10 Mapa onde S é a posição inicial e G é a posição final.	141
Figura 7.11 Identificação de falhas na rota e definição de rota alternativa.	143
Figura 7.12 Avaliação da capacidade de superar falhas da rota por densidade de cobertura.	144
Figura 7.13 Imagem de disparidade obtida da visão estéreo.	146
Figura 7.14 Imagem resultante da sobreposição do processamento de imagens estéreo a imagem da câmera direita do arranjo estéreo.	147
Figura 7.15 Identificação das regiões no cenário contendo curvas e obstáculos.	147
Figura 7.16 Comparação da precisão do modelo híbrido e os trabalhos relacionados.	149
Figura 8.1 Implementação do dispositivo de marcação por rádio frequência.	155
Figura 8.2 Modelo proposto para o dispositivo vestível de navegação <i>indoor</i>	155
Figura 8.3 Implementação do dispositivo de navegação.	156
Figura 8.4 Catalogação das colisões dos usuários do grupo de referência.	157
Figura 8.5 Catalogação das colisões dos usuários.	158
Figura 8.6 Pontuação detalhada dos itens avaliados pelos usuários.	159
Figura 8.7 Avaliação detalhada dos dois piores itens avaliados pelos usuários.	159
Figura 9.1 Algoritmos construídos para a tese.	167
Figura 8.1 <i>Timeline</i> das atividades desenvolvidas durante o doutorado.	180

Índice de Tabelas

Tabela 2.1. Comparação do grau de complexidade das matrizes de incidência e adjacência.	40
Tabela 3.1. Resultados gerais das publicações encontradas nas bibliotecas digitais.....	50
Tabela 3.2. Comparação entre os Trabalhos Relacionados.	64
Tabela 5.1. Parâmetros do OpenCV <i>CreateSamples</i>	90
Tabela 5.2. Parâmetros do OpenCV <i>Traincascade</i>	91
Tabela 5.3. Conjunto de comandos vocálicos treinados.	103
Tabela 6.1. Conjunto de instruções sonoras do guia de navegação <i>indoor</i>	120
Tabela 7.1. Perda de sinais Wi-Fi no cenário com obstáculos.	137
Tabela 7.2. Filtro SNR e a quantidade de sinal.	137
Tabela 7.3. Causas e efeitos sobre os valores inerciais.	138
Tabela 7.4. Ruídos e suas consequências sobre as informações visuais.	138
Tabela 7.5. Esquemas de localização baseados em informações visuais.	139
Tabela 7.6. Relação do fator tempo em cada subsistema.	139
Tabela 7.7. Relação do fator tempo em cada subsistema.	140
Tabela 7.8. Análise do tamanho da população de dados.	142
Tabela 7.9. Instruções de orientação das ações da navegação.....	144
Tabela 7.10. Análise da taxa proporcional elitista.....	145
Tabela 7.11. Análise da taxa de impacto do uso do operador de reparo de rota.	145
Tabela 7.12. Resultado da detecção dos obstáculos.	148
Tabela 7.13. Resultado da detecção dos obstáculos.	148
Tabela 7.14. Precisão das taxas de reconhecimento de fala.	150
Tabela 8.1. Componentes dos dispositivos móveis de mapeamento e navegação.	156
Tabela 8.2. Resultado das perguntas após os experimentos.	158
Tabela 8.3. Resultado da detecção dos obstáculos.	160

Lista de Siglas

ACM	<i>Association for Computing Machinery</i>
ADABOOST	<i>Adaptive Boosting</i>
AMILAB	Laboratório de Ambientes Inteligentes
ANN PERCEPTRON	<i>Artificial Neural Network</i>
AP	<i>Access Point</i>
BG	<i>Background</i>
BGCOLOR	<i>Background color</i>
BGTHRESH	<i>Background Threshold</i>
BLE	<i>Bluetooth-Energy</i>
BLOBS	<i>Binary Large Objects</i>
CAMSHIFT	<i>Continuously Adaptive MeanShift</i>
CBEB	Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica
CETELI	<i>Centro de P&D em Tecnologia Eletrônica e da Informação</i>
DOE	<i>Design of Experiment</i>
DR	<i>Dead Reckoning</i>
FAB-MAP	<i>Fast Appearance Based Mapping</i>
FIFO	<i>First In First Out</i>
FPS	<i>Frames per Second</i>
GMM	<i>Gaussian Mixture Model</i>
GPS	<i>Global Position System</i>
HLVN	<i>Heterogeneous Landmark-based Visual Navigation</i>
HMM	<i>Hidden Markov Model</i>
HSV	Matiz (<i>Hue</i>), saturação (<i>Saturation</i>) e valor (<i>Value</i>).
ICCE	<i>International Conference of Consumer Electronic</i>
ICOMP	Instituto de Computação
ICTH	<i>Information and Communication Technologies in Healthcare</i>
ID	Identificação dos marcadores
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
IEEEXPLORE	<i>IEEE Explore Digital Library</i>
IFAC	<i>International Federation of Automatic Control</i>

IMU	<i>Inertial Measurement Unit</i>
i-PDR	<i>iterative Pedestrian Dead Reckoning</i>
IPS	<i>Indoor Positioning System</i>
KNN	<i>K-Nearest Neighbors</i>
LWPL	<i>Linear Weighted Policy Learner</i>
MDPI	<i>Multidisciplinary Digital Publishing Institute</i>
MEANSHIFT	<i>Mean Shift</i>
MLLR	<i>Maximum Likelihood Linear Regression</i>
MM	<i>Map-matching</i>
OpenCV	<i>Open Source Computer Vision Library</i>
PDI	Processamento digital de imagens
PDR	<i>Pedestrian Dead Reckoning</i>
QRCODES	<i>Quick Response Codes</i>
RAF	Reconhecimento Automático de Fala
RANSAC	<i>Random Sample Consensus</i>
RGB	<i>Red, Green, Blue</i>
RGBD	<i>Red, Green, Blue, Distance</i>
ROI	<i>Region Of Interest</i>
RPY	<i>Roll-pitch-yaw</i>
RSSI	<i>Received Signal Strength Indication</i>
SAD	<i>Absolute Difference Sum</i>
SIFT	<i>Scale-Invariant Feature Transform</i>
SLAM	<i>Simultaneous Localization and Mapping</i>
SNR	<i>Signal-to-noise ratio</i>
SURF	<i>Speeded Up Robust Features</i>
TBD	<i>Track Before Detect</i>
UFAM	Universidade Federal do Amazonas
UWB	<i>Ultra-Wideband</i>
VEC	<i>Vector</i>
VTLN	<i>Vocal Tract Length Normalization</i>
WI-FI	<i>Wireless Fidelity</i>
WOCES	<i>Workshop on Communications in Critical Embedded Systems</i>
WPL	<i>Weighted Policy Learner</i>

Sumário

Capítulo 1- Introdução.....	18
1.1 Descrição do Problema	21
1.2 Descrição dos Cenários baseados no Problema	22
1.3 Hipóteses da Pesquisa e Abordagem Proposta	23
1.4 Motivação	25
1.5 Objetivos.....	25
1.5.1 Objetivo Geral	26
1.5.2 Objetivos Específicos.....	26
1.6 Método de Pesquisa	27
1.7 Procedimento de Pesquisa	28
Capítulo 2- Fundamentação Teórica	31
2.1 Mapeamento Indoor	31
2.1.1 Reconhecimento de Sinais de Wi-Fi	32
2.1.2 Reconhecimento de Informações Inerciais	33
2.1.3 Reconhecimento de Informações Visuais	34
2.1.4 Reconhecimento de Informações Híbridas	36
2.1.5 Reconhecimento de Fala	37
2.1.6 Representação Gráfica Computacional	38
2.2 Navegação Indoor	40
2.2.1 Construção de Rotas.....	41
2.2.2 Algoritmos de Navegação	43
2.3 Considerações Finais	45
Capítulo 3- Trabalhos Relacionados	46
3.1 Taxonomia dos Trabalhos Apresentados	46
3.2 Revisão Sistemática da Bibliografia	47
3.2.1 Critérios para Seleção das Fontes.....	48
3.3 Trabalhos relacionados na área de Navegação Indoor com Mapeamento	52
3.4 Trabalhos relacionados na área de Navegação Indoor sem Mapeamento	57
3.5 Trabalhos relacionados na área de Navegação Indoor Híbrida	59
3.5.1 Relacionamento das Técnicas de Navegação Indoor com Mapeamento	63

3.6 Avaliação dos Trabalhos Relacionados	66
3.7 Considerações Finais	69
Capítulo 4- Concepção da Arquitetura	70
4.1 Critérios Necessários para Navegação de Deficientes Visuais.....	71
4.2 Modo de Funcionamento Proposto	72
4.3 Concepção da Arquitetura	73
4.4 Considerações Finais	75
Capítulo 5- Concepção da Arquitetura do Mapeamento <i>Indoor</i>	76
5.1 Pré-processamento	77
5.1.1 Identificação dos Sensores	77
5.1.2 Redução Amostral	78
5.2 Fusão.....	79
5.2.1 Construção do Marcador baseado em Wi-Fi.....	81
5.2.2 Construção do Marcador baseado em Informação Inercial.....	83
5.2.3 Construção do Marcador baseado em Visão Computacional.....	86
5.2.4 Construção do Marcador Híbrido.....	92
5.3 Posição	95
5.3.1 Posição Indoor Estática	95
5.3.2 Posição Indoor Dinâmica	96
5.4 Mapeamento do Cenário	99
5.4.1 Mapa do Cenário	100
5.5 Dados Auxiliares.....	102
5.6 Considerações Finais	104
Capítulo 6- Concepção da Arquitetura da Navegação <i>Indoor</i>	105
6.1 Navegação.....	105
6.1.1 Regras de Roteamento.....	106
6.1.2 Mapa da Rota	110
6.1.3 Guia	110
6.2 Identificação de Obstáculos	115
6.3 Considerações Finais	121
Capítulo 7- Testes e Avaliações sobre os Algoritmos.....	123
7.1 Cenário Base para a Execução dos Testes	123
7.2 Configuração e Execução do Experimento.....	124

7.2.1 Configurações.....	125
7.2.2 Execução	126
7.3 Avaliação dos Resultados	134
7.4 Considerações Finais	151
Capítulo 8- Primeiros Testes com Usuários Deficientes Visuais	153
8.1 Protocolo de Teste com Usuário Deficiente Visual.....	153
8.2 Protótipos de Mapeamento e Navegação.....	154
8.3 Experimento com Usuários Deficientes Visuais	157
8.4 Considerações Finais	160
Capítulo 9- Conclusão e Próximas Etapas.....	162
9.1 Considerações Finais	162
9.2 Principais Contribuições	164
9.3 Trabalhos Futuros	167
9.4 Agradecimentos	168
Capítulo 10- Referências	169
Apêndice A- Publicações do Período do Doutorado.....	179
Apêndice B- Ficha de catalogação dos Trabalhos do Estado da Arte.....	184
Apêndice C- Questionário de Entrevista Individual para Definição de Perfil de Usuário	185
Apêndice D- Questionário de Definição de Interação com o Sistema de Navegação <i>Indoor</i>	186
Apêndice E- Questionário de Percepção Individual sobre o Sistema	187
Anexo A – Folha de Rosto para Pesquisa Envolvendo Seres Humanos	188
Anexo B - Termo de Consentimento Livre e Esclarecido - TCLE	189

Capítulo 1- Introdução

Os modelos computacionais de localização de pessoas em ambientes externos resultaram em inúmeras aplicações, como sistemas de navegação, rastreamento, etc., inspirando o desenvolvimento de soluções equivalentes para serem aplicadas em ambientes *indoor* (JAYAKANTH *et al.*, 2020). No entanto, o sensor adotado no Sistema de Posicionamento Global (GPS), amplamente utilizado no cenário *outdoor* possui restrições substanciais de operação em estruturas internas de edifícios devido à presença de serviços que afetam o processo de recepção de informações via satélite e devido a própria estrutura predial (ZENGKE *et al.*, 2018).

Os sistemas de posicionamento *indoor* e as suas diversas possibilidades de aplicações e negócios têm inspirado diversas pesquisas sobre o aprofundamento dos algoritmos e *hardwares* que ofereçam informações mais precisas (TIAN *et al.*, 2015). Os sistemas de posicionamento *indoor* mapeiam um conjunto de atividades humanas dentro de estruturas prediais, como localizar, navegar, rastrear, subir e descer escadas, passar por uma porta e virar para os lados, além de identificar objetos dispostos ao longo de um caminho, sejam eles fixos ou deixados nesses locais (POULOSE *et al.*, 2019), (SKULIMOWSKI *et al.*, 2018).

Os deficientes visuais compõem um dos grupos de pessoas que aguardam por soluções de posicionamento *indoor*, principalmente as que ofereçam guias de navegação segura, pois haveria um grande impacto na qualidade de suas vidas pela melhor relação com os ambientes e pela independência da ajuda de outras pessoas (SRIDHARAN *et al.*, 2020).

Diversos autores, como Zengke *et al.* experimentaram o uso do GPS em ambiente *indoor* (ZENGKE *et al.*, 2018). No estudo, os autores utilizaram os valores recebidos diretamente dos satélites e indiretamente, intermediados por um repetidor de sinal para observar suas limitações e as reais possibilidades de aplicação em sistemas de posicionamento *indoor*. As margens de erro apresentadas pelas abordagens de uso do GPS em ambiente *indoor* foram em média de 20,00 m, consideradas um valor muito alto. O repetidor de sinal reduziu a margem de erro para 5,00 m. No entanto, seu uso aumentou o tempo necessário para processar e identificar um local, além de aumentar o custo de aplicação dos dispositivos (ZENGKE *et al.*, 2018).

Os experimentos do GPS em ambiente *indoor* apresentaram altas margens de erro, limitando seu uso e fazendo com que diversos autores buscassem outros arranjos e combinações entre tecnologias e técnicas que fossem capazes de fornecer informações mais precisas em sistemas de localização e principalmente em operações de guia e navegação (BOLAT *et al.*, 2017).

Uma maneira de definir os sistemas de navegação é considerar a relação entre o nível de precisão e o tempo aceitável para a entrega de informações. Em sistemas mais simples, as formulações matemáticas lineares requerem menos processamento e, portanto, adotam critérios de aproximação que exigem a aceitação de margens de erro, conforme indicado pela aplicação de Filtro de Kalman Linear e por métodos de redução amostral e de aproximação, como o *RANdom SAmple Consensus* (RANSAC) e o *K-Nearest Neighbors* (KNN) (BRENA *et al.*, 2017), (GUAPACHA *et al.*, 2017). Em sistemas não lineares, os cálculos mais complexos adotados têm resultados muito aproximados dos valores de referência, porém, requerem mais *hardware* e tempo para atingir esses valores, como visto nas aplicações dos filtros de partículas (YULONG *et al.*, 2015). O aumento da complexidade dos modelos de navegação *indoor* para atender a esta gama extensa de características de cenário representa um novo problema a ser resolvido em relação entre precisão e tempo, que deve considerar as limitações do dispositivo adotado (WU *et al.*, 2018).

Quanto a necessidade de se consultar locais de referência, a navegação pode ser agrupada em navegação que usa mapa e modelo que não usa mapa. Os esquemas de navegação que usam mapa têm como objetivo planejar e seguir trajetórias consistentes para o usuário percorrer, partindo de uma posição inicial para uma posição final (ZHOU *et al.*, 2018), (FADZLI *et al.*, 2015). Os esquemas de navegação que não utilizam mapa têm como objetivo explorar em tempo real o ambiente para indicar a viabilidade de uma trajetória (CARAIMAN *et al.*, 2019).

Nos modelos tradicionais de navegação, os algoritmos definem uma rota para que o usuário deixe uma posição inicial e alcance uma posição final, contando que todos os registros utilizados para estabelecer o caminho estejam disponíveis até o processo encerrar (FADZLI *et al.*, 2015). Estes modelos exigem que um conhecimento aprofundado do cenário esteja disponível em um mapa e algoritmos robustos mantenham os usuários na rota estabelecida (WU *et al.*, 2018), (WANG *et al.*, 2016). Os algoritmos de navegação que adotam mapas têm sido vistos como uma das principais abordagens para fornecer rotas, por possuírem uma alta taxa de fornecimento de dados por todo o ambiente mapeado e serem escaláveis e dinâmicos

(POULOSE *et al.*, 2019). Este volume de dados exige um grande esforço de processamento para que haja uma entrega de informação dentro de um tempo aceitável, como indicado por Wu e Bolat (WU *et al.*, 2018), (BOLAT *et al.*, 2017).

Uma alternativa para a navegação ser menos dependente dos mapas topológicos é o uso de algoritmos baseados em mapas métricos para obter informações espaciais do ambiente e os limites das áreas livres para a navegação, sem a presença de obstáculos (PRESTI *et al.*, 2019), (ROJAS-PERES *et al.*, 2017). A navegação que não utiliza registros de referência mapeados é capaz de entregar informações contextuais do cenário rápidas e contínuas, independentes de onde são aplicados (SKULIMOWSKI *et al.*, 2018). Estes algoritmos são considerados como alternativas quando não há possibilidade de se mapear o ambiente ou quando é necessário perceber elementos além das rotas, como os obstáculos (PRESTI *et al.*, 2019). Neste modelo, os sensores agem como recurso para percepção e submissão dos dados para os algoritmos de orientação, que interpretam e descrevem as características do ambiente, como indicado por Heya e Chow (HEYA *et al.*, 2018), (CHOW *et al.*, 2018).

Visando sobrepor as limitações identificadas e descritas pelos autores dos trabalhos relacionados, é proposta uma abordagem híbrida para navegar deficientes visuais explorando a continuidade de rotas. Os algoritmos foram concebidos para tirar proveito das capacidades dos sensores quanto ao alcance de sinais para indicar uma área de localização e a sutileza da identificação de pontos específicos dentro destas áreas por sensores de menor alcance, relacionando-os com o objetivo traçar uma rota entre um ponto inicial e final e garantir a navegação guiada e livre de colisões de um deficiente visual em um ambiente *indoor*.

Segundo Paul, projetar um modelo matemático de navegação com rotas para guiar deficientes visuais em ambiente *indoor* é uma tarefa complexa (PAUL *et al.*, 2017). Métodos baseados em otimização heurística, grafos de visibilidade utilizam dados previamente mapeados e fornecem boas soluções para o planejamento de trajetórias, porém, estes algoritmos requerem uma localização precisa durante toda a execução da rota, principalmente quando o objetivo é fornecer um guia de navegação para pessoas com deficiência visual (YE *et al.*, 2016).

Ainda não há um padrão de navegação *indoor* que além de localizar pessoas e objetos, auxilie na descrição de objetos mapeados como paredes, portas, etc., deixando em aberto a possibilidade de experimentar metodologias para a sua implantação (WU *et al.*, 2018).

1.1 Descrição do Problema

Uma questão comum em diversos métodos de posicionamento é a degradação da precisão ou falha completa do sistema de posicionamento. Dependendo da natureza da aplicação, esta falta de precisão é mais ou menos crítica. Por exemplo, para um sistema de navegação de aeronaves, utilizando o *Global Navigation Satellite System* (GNSS) para uma aproximação de alta precisão, pode-se facilmente compreender a necessidade de se certificar que a posição da aeronave deve ser tanto precisa quanto robusta. O mesmo nível de fiabilidade deve ser alcançado ao conceber uma solução de navegação *indoor* quando esta for direcionada a deficientes visuais por razões de saúde e segurança (obstáculos como escadas e outros objetos que representem algum risco).

Os algoritmos de navegação que utilizam e dependem de mapas, em algumas situações, não podem ser utilizados, especialmente onde a informação de localização não está disponível (WU *et al.*, 2018). Esta falta de informação do cenário é causada por inúmeras razões, como os alcances e coberturas sensoriais, que em alguns momentos é necessário indicar uma área de localização, e em outros é necessária uma precisão muito alta para identificar um ponto específico (CHOW *et al.*, 2018).

Os algoritmos de navegação que não utilizam mapas possuem a capacidade de orientar os usuários a se deslocarem em ambientes onde é necessário identificar a viabilidade do caminho e as possíveis colisões com obstáculos sobre estes caminhos (WANG *et al.*, 2017). Entretanto, a navegação não baseada em mapas é limitada pela ausência de uma informação de localização de referência, como ocorre nos modelos com mapas, deixando o usuário sem a informação sobre o próximo passo a ser dado (ZHENG *et al.*, 2017).

Os dois modelos de navegação apresentam vulnerabilidades na presença de falhas na rota ou na percepção de viabilidade de uso de um caminho, comuns nas abordagens clássicas (LI *et al.*, 2015). Uma região de falhas é a área onde os nós (físicos ou virtuais) não podem participar do roteamento (WU *et al.*, 2020).

As abordagens topológicas geográficas têm se destacado como estratégia para navegação *indoor*, mas ainda apresentam dificuldades em operar na presença de falhas na rota (ANTIL *et al.*, 2016). As abordagens aptas a oferecerem de forma continua rotas se utilizam de mecanismos que exploram a disponibilidade da rota a todo instante e calculam novos roteamentos quando detectada alguma falha. Entretanto, uma vez estabelecida a rota, o custo aplicado no processo de identificação de falha na rota e de contorno da falha pode levar ao

esgotamento de recursos físicos e energéticos (quando utilizado em dispositivo móvel) e o tempo de tolerância de espera por uma informação confiável.

Desta forma, o problema em aberto e que se torna objeto de discussão está identificado como: *“Como estabelecer uma arquitetura de controle para a navegação segura entre uma posição inicial e uma posição final de um agente humano com deficiência visual em um ambiente indoor heterogêneo?”*

O problema escolhido atende aos princípios de ser empírico (mensurável), ser passível de solução (ter o domínio cognitivo e tecnológico adequado para a solução) e ser delimitado a uma dimensão viável (delimitações tecnológicas e técnicas).

Este trabalho está focado em estabelecer um conjunto de algoritmos de mapeamento e roteamento que deem suporte à manutenção da integridade da rota a cada salto durante o processo de navegação, diferente dos esquemas tradicionais de roteamento fim-a-fim, que estabelecem uma rota entre os pontos de origem e destino somente no momento da sua ativação.

1.2 Descrição dos Cenários baseados no Problema

O problema tratado nesta tese ocorre em ambientes delimitados por estruturas prediais, como escolas, *shoppings*, museus, hospitais, etc. As arquiteturas destes ambientes são planejadas para atender ao público que tem a capacidade de visualizar as informações dispostas ao longo dos caminhos. Estes ambientes já receberam uma série de intervenções para fornecer informações aos públicos especiais, como os deficientes visuais, que vão desde pisos táteis, etiquetas táteis em painéis, corrimões, etc., mas que ainda exigem um grande esforço para tornar a relação entre o usuário e ambiente mais amigável, dando uma certa independência.

A relação deste usuário deficiente visual com o cenário pode ocorrer de duas formas:

Forma 1: o usuário possui um sistema de guia e navegação, que lhe fornece todas as informações do ambiente, como endereço de locais de interesse, como salas, portas, etc. O usuário, tem um comportamento semelhante ao do usuário de sistemas de navegação veicular, que precisa informar apenas o endereço de destino para que sua rota seja estabelecida.

Forma 2: o usuário recebe um modelo de guia e navegação que lhe fornece informações em tempo real sobre a estrutura do ambiente, como escadas, corrimões, etc., e a presença de obstáculos sobre os caminhos, estejam eles dispostos na horizontal ou vertical em relação ao

usuário. O usuário deficiente visual tem um comportamento semelhante a quem utiliza bengalas ou outros dispositivos que mapeiem de forma tátil o ambiente para seu deslocamento.

As formas apresentadas para a relação entre o usuário e os cenários indicam a necessidade de se ter o conhecimento prévio do ambiente para oferecer uma rota mais otimizada e uma resposta rápida sobre a estrutura física do ambiente e da presença de obstáculos para evitar colisões, ou para quando não existir ou não ser possível obter informações do ambiente.

1.3 Hipóteses da Pesquisa e Abordagem Proposta

Os algoritmos de navegação que adotam mapas topológicos, também chamados mapas relacionais, tratam os locais mapeados e as suas vinculações como um grafo, apresentando vantagens no que tange à escalabilidade, eficiência energética, carga de trabalho reduzida e baixo consumo de processamento e memória (CHOW *et al.*, 2018). O grafo é manipulado para fornecer uma rota sem a necessidade de se conhecer todas as demais informações inseridas no mapa, pois a escolha de um vizinho apto a rotear o usuário é feita a partir da indicação de distância de um salto (HUANG *et al.*, 2016).

Os algoritmos de navegação que não adotam mapas do cenário (mapas métricos) utilizam estratégias que têm como principal preocupação a identificação contínua dos elementos estruturais do cenário e os objetos que ali são percebidos, principalmente aqueles dispostos sobre a rota, indicando, quando possível, um caminho viável entre estes elementos (CARAIMAN *et al.*, 2019), (WANG *et al.*, 2017).

Pesquisas recentes indicam que sistemas híbridos de navegação *indoor*, que combinam técnicas de fusão de dados para registrar endereços e técnicas de percepção de contexto de ambiente, permitem sua utilização em cenários com características diferentes, mas sempre enfrentando como um dos principais problemas a busca pelo equilíbrio entre desempenho e tempo gasto no processamento (HANCHUAN *et al.*, 2016), (POULOSE *et al.*, 2019). Cada abordagem apresenta as vantagens de serem utilizadas separadamente ou combinadas, exigindo um conhecimento profundo de suas características e o contexto mais apropriado para sua adoção (YU *et al.*, 2019). Desta forma, a hipótese da pesquisa busca responder ao problema da pesquisa utilizando uma combinação de estratégias de navegação baseadas em mapa e navegação não baseada em mapas.

A hipótese da pesquisa considera que a abordagem híbrida tenha capacidade de definir um guia para que um usuário deficiente visual deixe sua posição inicial e alcance a posição indicada como final, utilizando a base de dados conhecidos e mapeados previamente, que são corrigidos a cada marcação alcançada, além de perceber obstáculos próximos ao usuário para evitar acidentes. A abordagem é dita híbrida porque é utilizado uma combinação de dados por métodos de fusão para a formação dos registros dos locais e do mapa, uma combinação de algoritmos para a elaboração de rotas e para a navegação.

Formalmente, este estudo apresenta uma solução de navegação *indoor* que utiliza diferentes dados e abordagens lineares e linearizadas, conferindo um caráter híbrido ao modelo, visando aumentar a precisão final do sistema, mantendo o processamento dentro de um tempo tolerável para sistemas de navegação.

A abordagem híbrida, diferente dos esquemas de navegação tradicionais, que exigem mapeamento exaustivos, com alta carga de conhecimento prévio sobre o ambiente, traz o conceito de navegação baseada numa representação contendo apenas o reconhecimento de locais estratégicos em um mapa topológico. Todos os demais registros que compõem a rota são virtualizados pelos algoritmos de estabelecimento de rotas. Esta estratégia reduz a complexidade do mapeamento e consequentemente o tempo para criar a representação do cenário.

Na etapa de planejamento de rotas da abordagem híbrida, foi aplicado um algoritmo linearizado para estabelecer as relações entre os registros mapeados e virtualizados. Na etapa de navegação, os usuários são guiados através de uma representação de grafo, que considera o encaminhamento guloso e oportunista por ser a forma com a menor complexidade computacional para decidir sobre as vinculações dos nós do grafo geograficamente mais próximos entre si (equivalente a um salto). Este processo permite a criação rápida de rotas eficazes pela observação mínima de vizinhança (PELTOLA *et al.*, 2018).

Paralelamente, elementos não mapeados, chamados obstáculos, são percebidos e as informações sobre as suas distâncias e posições horizontais e verticais são repassadas aos usuários. A finalidade desta abordagem é estender a funcionalidade dos métodos de navegação *indoor* a partir do mapa de registros e das percepções das estruturas do cenário e dos obstáculos, possibilitando uma resposta para a pergunta levantada como problema da tese.

Assim, são descritos os esforços planejados nesta tese para desenvolver um modo de navegação *indoor* que atenda a hipótese.

1.4 Motivação

Considerando o exposto no problema e na hipótese de solução do problema, esta tese traz duas principais motivações: uma técnico-científica e uma social.

A demanda técnico-científica indica que os algoritmos de mapeamento e navegação *indoor* são afetados por inúmeras causas e que resultam em erro de posicionamento ou que, na busca de uma informação mais confiável e correta, gastam um tempo maior que o tolerável.

A demanda social tem relação com o aumento da quantidade de pessoas deficientes visuais, seja por fatores genéticos, idade, etc., e que requerem que as soluções computacionais forneçam certa independência na atividade de localização e navegação a fim de que o novo contexto seja assimilado e dominado (SRIDHARAN *et al.*, 2020).

Os sistemas de navegação baseados em um tipo de sensor ou abordagem algorítmica confrontam os dados lidos pelos sensores com os dados de um mapa de referência para orientar os usuários sobre a sua localização e sobre o próximo endereço a ser alcançado (LEO *et al.*, 2017). Entretanto, a ocorrência de buracos e saltos na rota, formados pelas limitações do sensor escolhido e o dilema na relação entre o nível de precisão e o tempo gasto para entregar as informações são desafios que devem ser enfrentados. Nestas condições, o usuário tem sua navegação guiada inviabilizada pela ausência de vizinhos ou pela relação de vizinhança representar saltos.

Sendo assim, a motivação desta tese é investigar e propor uma navegação *indoor* que permita que pessoas deficientes visuais possam deixar uma posição inicial e chegar a uma posição final de forma rápida e segura, observando os fatores de baixo custo computacional e de aquisição dos *hardwares* e *softwares*, oferecendo informações mesmo em ambientes com ruídos.

1.5 Objetivos

Um dos pontos fracos na utilização de modelos que exploram somente um tipo de informação para identificar um local é ficar indisponível (causado por ruídos) ou fora de alcance (como nos nós de rede Wi-Fi). Assim, a combinação de dois ou mais tipos de dados e estratégias mostra ser uma oportunidade de pesquisa que permite uma melhor certeza sobre a localização *indoor*, agindo de forma colaborativa e complementar, explorando os seus potenciais e

reduzindo ou controlando as suas limitações para manter a margem de erro aceitável para ser utilizada em soluções de navegação para pessoa deficiente visual. Entretanto, a elaboração de modelos híbridos exige a aplicação de algoritmos mais complexos e que consomem mais recursos de processamento e de memória, sendo necessário um conjunto de intervenções para redução de volume de dados a um grupo que preserve a alta representatividade e mantenha sob controle as possíveis falhas.

O objetivo geral ressalta onde o estudo pretende chegar, ou seja, é a resposta ao problema, e os objetivos específicos descrevem as etapas a serem cumpridas para atender ao objetivo geral. Nesta tese de doutorado, são apresentadas soluções que atuam nos três principais componentes de um sistema de navegação *indoor*, que são o mapeamento, a elaboração de rotas e o guia com percepção de obstáculos. Os modelos algorítmicos possuem características híbridas que buscam contornar as limitações dos sistemas mono sensoriais ou que adotam uma única estratégia algorítmica e forneçam uma solução mais robusta.

1.5.1 Objetivo Geral

Definir uma abordagem algorítmica de localização *indoor* e de navegação híbrida, que combina estratégia de mapeamento do cenário e um perímetro de segurança em torno do usuário através de fusão redundante e complementar de dados sensoriais e apresente uma precisão e desempenho superiores ao que é relatado na literatura, projetada para um usuário humano, deficiente visual, e que permita ao mesmo deslocar-se entre uma posição inicial e uma posição final, sem colisões com obstáculos, com velocidade compatível com a marcha humana.

1.5.2 Objetivos Específicos

Para atingir o objetivo principal e provar que a hipótese é válida, os seguintes objetivos específicos, que tratam das questões exploratórias, descritivas e explicativas e que devem ser cumpridos são:

- Identificar as técnicas e tecnologias utilizadas nos sistemas de navegação *indoor* em uma pesquisa exploratória e estudos de caso para proposição de aprimoramentos e melhorias das abordagens estudadas;

- Elaborar uma metodologia híbrida de localização e navegação *indoor* que combina o uso de mapeamento de informações previamente registradas dos locais a navegação livre de mapa que mantenha um perímetro de segurança em torno do usuário para evitar acidentes com obstáculos e forneça uma rota de navegação, ajustada por estratificação de múltiplos dados de marcadores;
- Analisar a eficiência e as limitações da arquitetura apresentada, comparando as soluções propostas com as principais abordagens encontradas na literatura.

Através deste conjunto de objetivos específicos, a pretensão é implementar um conjunto de soluções para identificar locais, mapear cenários, criar rotas viáveis (livres de obstáculos) e fornecer uma navegação segura entre os endereços inicial e final, desviando dos obstáculos identificados na rota.

1.6 Método de Pesquisa

O método de pesquisa utilizado é do tipo quantitativo, que orienta a coleta de dados, as abordagens e técnicas necessárias para aprofundar a discussão sobre o problema e a hipótese de solução. A escolha de um método quantitativo de pesquisa permite delimitar o problema, fundamentando as observações e discussões sobre o tema nas teorias existentes, interpretando as abordagens dadas pelas fontes de referência com base nas relações registradas por testes e avaliações.

O método quantitativo se justifica por ser a forma adequada de empregar quantificações nas etapas de coletas de informações por meio de técnicas estáticas e estatísticas (GAO *et al.*, 2016), (BENGTSSON *et al.*, 2016). Esta abordagem é necessária desde a coleta de dados até a validação da hipótese.

Para o propósito desta tese, o fluxo é composto de cinco etapas fundamentais: fazer uma observação sobre um tema, formular uma pergunta, sugerir uma hipótese, conduzir uma experiência, analisar os dados para validar ou rejeitar a hipótese. Como em todo processo de pesquisa, em todas as etapas é feita uma reavaliação da hipótese e da forma de condução do experimento.

Na etapa de observação, é definido como tema a navegação *indoor*, que desperta o interesse científico. Na etapa de formulação da pergunta, o propósito é estreitar o foco e identificar o problema de forma mais específica. Na etapa de formulação e sugestão de hipótese,

é dada uma possível resposta para a pergunta. A etapa de condução de experiência indica que é necessário ter o controle do processo para que o mesmo seja replicável, mantendo as variáveis independentes controladas, enquanto a variável dependente é mensurada em busca de variações. A etapa de análise de dados indica a reunião dos dados qualitativos e quantitativos para ajudar a sustentar ou rejeitar a hipótese, respondendo à pergunta de pesquisa.

1.7 Procedimento de Pesquisa

O procedimento de pesquisa utilizado para desenvolver este trabalho consiste em cumprir as etapas descritas pelos objetivos específicos da seção 1.4.2 através de uma extensa pesquisa bibliográfica sobre navegação *indoor*, fazendo uma revisão crítica da literatura sobre o tema. Este procedimento de pesquisa também deve buscar atender as hipóteses e ao problema, descrito na seção 1.3. A Figura 1.1 mostra a metodologia do trabalho, de forma estruturada para entender mais claramente cada etapa.

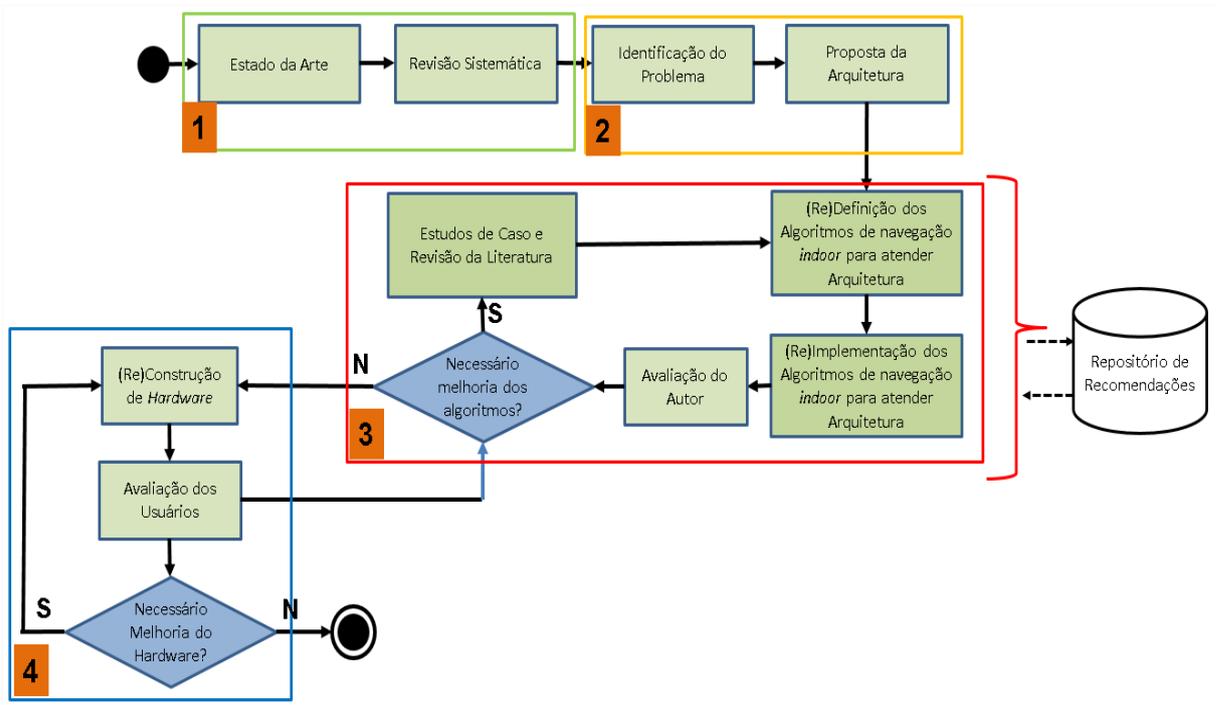


Figura 1.1 Esquema da metodologia utilizada na tese.

Para a navegação *indoor* que utiliza mapas são destacados os trabalhos relacionados a construção de marcadores, os locais de fixação, a organização gráfica computacional para os relacionamentos dos marcadores, os esquemas de elaboração de rotas e os algoritmos de navegação. Para a navegação *indoor* não baseada em mapas são destacados os trabalhos

relacionados a percepção de viabilidade de rota e a presença de obstáculos que podem representar riscos de acidente ao usuário.

Neste trabalho, será modelado e implementado o modelo de navegação *indoor*, onde serão projetados os algoritmos de captação dos dados dos registros dos locais para a construção de um mapa e os algoritmos de definição de perímetro de segurança do usuário.

Na etapa final os resultados são apresentados e comparados com os obtidos nos trabalhos relacionados. Os resultados obtidos dos experimentos realizados foram submetidos a congressos nacionais e internacionais relacionados a cada área de pesquisa do tema.

Organização da Tese de Doutorado

Neste trabalho é discutida a construção de uma navegação *indoor* direcionada a pessoas deficientes visuais. A metodologia é baseada na combinação de técnicas e tecnologias que permitem registrar locais de interesse em um mapa e utilizar estes valores para fornecer estimativas de posições em uma rota para ser seguida por um guia de navegação. O trabalho está dividido em sete seções descritas a seguir.

O primeiro capítulo apresentou a ambientação do trabalho, os conceitos iniciais sobre navegação que utiliza mapas e navegação que não utiliza mapas, os objetivos e os métodos dos trabalhos utilizados.

O Capítulo 2 apresenta o referencial teórico sobre mapeamento e a navegação *indoor*, com a construção de rotas e os algoritmos de navegação.

O Capítulo 3 apresenta os trabalhos relacionados, onde a taxonomia se dá pela classificação das características mais relevantes para a definição das técnicas e da construção dos protótipos, dando sustentação ao tema que está sendo abordado.

O Capítulo 4 descreve a arquitetura utilizada para a condução do trabalho, apresentando em ordem sequencial como o mesmo é desenvolvido, de modo que a adoção dos métodos tomados faça sentido a outros pesquisadores.

O Capítulo 5 descreve de forma detalhada os esquemas adotados para estabelecer os registros dos locais de indoor e das relações entre si para formar o mapa do cenário.

O Capítulo 6 descreve a arquitetura proposta para a navegação híbrida, indicando as técnicas de roteamento, navegação baseada em consumo de mapa e navegação não baseada em mapa para estabelecer um perímetro de segurança em torno do usuário.

O Capítulo 7 apresenta o protocolo e a configuração do experimento, os testes e avaliações sobre as técnicas e protótipos construídos e documentados no Capítulo 4. As análises

e interpretações dos resultados têm como parâmetros os resultados apresentados pelos trabalhos relacionados, quando a comparação é possível.

O Capítulo 8 apresenta os testes realizados com usuários deficientes visuais, seguindo um protocolo estabelecido para padronizar o processo de avaliação.

O Capítulo 9 apresenta as considerações finais, bem como as discussões sobre os resultados das abordagens adotadas.

Capítulo 2- Fundamentação Teórica

A fim de conhecer os conceitos e soluções discutidas neste trabalho, é necessária uma leitura inicial sobre como estas se ajustam e se relacionam para a construção de sistemas de navegação *indoor* de pessoas com deficiência visual.

O capítulo inicia com uma explanação sobre o mapeamento *indoor* e a percepção sensorial do ambiente para serem utilizados como marcos de referência.

Em seguida, é apresentado um conjunto de algoritmos de navegação que realizam três tarefas bem distintas: a geração da rota, o guia de navegação falado e os ajustes necessários para garantir uma entrega do usuário mais próximo a posição final da rota.

2.1 Mapeamento Indoor

O mapeamento de ambientes *indoor* possui duas principais vertentes: o mapeamento 2D, que apresenta uma representação de uma planta-baixa do local e o mapeamento 3D, que tem como objetivo a reconstrução espacial do local (BEJURI *et al.*, 2015). Mapeamentos 2D são utilizados como técnica de localização em ambientes *indoor*, que possuem estruturas bem definidas como paredes, portas, etc. Um mapa 3D permite um melhor entendimento do local, porém a um custo computacional superior (BEJURI *et al.*, 2015).

Muitos modelos sensoriais são utilizados para registrar locais, como sensores Wi-Fi, *Radio-Frequency IDentification* (RFID), ultrassom, *infrared*, sensores inerciais, câmeras, etc. (JAYAKANTH *et al.*, 2020), (KARCIARZ *et al.*, 2016). Para delimitar o estudo, foram selecionados os sensores disponíveis nos dispositivos móveis para poder replicar os estudos e ter mais referências para as avaliações. Os sensores disponíveis nos dispositivos móveis e mais utilizados em experimentos de navegação *indoor* são os baseados em rádio frequência, baseados em informações inerciais e baseados em visão computacional (POULOSE *et al.*, 2019), (SKULIMOWSKI *et al.*, 2018), (MASHUK *et al.*, 2018), (YU *et al.*, 2019). Os sensores de rádio frequência, informações inerciais e visuais são capazes de obter informações do ambiente *indoor* e indicar, além da localização, também a direção, sentido e a velocidade do deslocamento (BEJURI *et al.*, 2015).

2.1.1 Reconhecimento de Sinais de Wi-Fi

Os sensores *Wireless Fidelity* (Wi-Fi) foram os primeiros dispositivos usados nas abordagens do sistema de posicionamento *indoor* para substituir o GPS e fornecer valores de referência para a localização de pessoas (ZENGKE *et al.*, 2018). A escolha do sensor Wi-Fi foi motivada pela sua alta disponibilidade nos mais diversos ambientes industriais, comerciais e residenciais (ZENGKE *et al.*, 2018).

Diferentes estratégias são utilizadas para identificar um local pelo uso de sinais Wi-Fi, como os métodos baseados no tempo de chegada do sinal (ToA - *Time of Arrival*/ TDoA - *Time Difference of Arrival*), o ângulo de chegada do sinal (AoA - *Angle of Arrival*) e o RSSI (*Received Signal Strength Indicator*) (FARSI *et al.*, 2019). Destes, o RSSI é um dos parâmetros mais utilizados em estudos de localização e navegação *indoor* por ser possível utilizar uma quantidade menor de nós e possuir uma vasta literatura sobre o processo de mensuração da força do sinal (PAUL *et al.*, 2017). Atualmente muitos dispositivos já trazem como recurso as capacidades de aferição de valores RSSI, como os *smartphones*, *tablets*, dispositivos projetados para a Internet das Coisas (IoT - *Internet of Things*) e oferecem serviços de armazenamento de endereços em mapas para permitir o rastreamento e a navegação, conforme descrito por Poulou e Bolat (POULOUSE *et al.*, 2019), (BOLAT *et al.*, 2017).

De acordo com Xiao *et al.*, os três principais modelos de propagação de ondas de rádio para redes Wi-Fi são: Modelo de propagação no espaço livre, modelo de reflexão no solo e modelo Log-Distância (XIAO *et al.*, 2017). No modelo de propagação no espaço livre, a potência recebida, colocada em uma distância de separação d de um dispositivo transmissor é dada pela equação do espaço livre (equação de Friis). No modelo de reflexão no solo, também chamado de modelo de dois raios, é considerado o caminho direto e um caminho de propagação refletido no solo entre o transmissor e o receptor. O modelo de propagação Log-Distância é derivado de métodos empíricos e analíticos, e considera que a potência média recebida decresce de forma logarítmica e, relação à distância do transmissor (PAUL *et al.*, 2017).

A confiabilidade do RSSI, utilizado como métrica foi discutida por Keyes *et al.* em seu trabalho (KEYES *et al.*, 2015). O autor verifica a qualidade da informação fornecida pelo RSSI à técnica *Link Quality Indicator* (LQI) e indica que a margem de erro do RSSI é baixa quando comparada a outros modelos sensoriais como o GPS, mesmo quando utilizado em zonas com baixa sensibilidade da antena.

Entretanto, os sistemas de localização baseados em Wi-Fi tendem a ter variações significativas em suas informações quando o objetivo é localizar pessoas com deficiência visual, o que justifica a busca por outros modelos de sensores para projetos de guia e navegação. Outra questão relacionada ao uso do sensor Wi-Fi é a sua dificuldade em fornecer a indicação de orientação quando se utiliza somente um dispositivo para fornecer informações pois é necessário utilizar mais de um sensor para gerar esta informação (WU *et al.*, 2018).

2.1.2 Reconhecimento de Informações Inerciais

Sensores inerciais são utilizados como alternativa ao GPS e ao Wi-Fi para localização de endereços em ambientes *indoor* (BOLAT *et al.*, 2017). O sensor inercial, também chamado de *Inertial Measurement Unit* (IMU), representa a combinação de outros sensores, como magnetômetro, giroscópio, acelerômetro e barômetro (BOLAT *et al.*, 2017). A posição absoluta (inercial) dos sensores em relação a terra é percebida pelos eixos x , y , z através do sistema de referência RPY (*roll-pitch-yaw*). O eixo x (*roll*) aponta para a direção nominal (frente), y (*pitch*) é ortogonal ao eixo x e aponta para o lado esquerdo e o eixo z (*yaw*) aponta para cima (YU *et al.*, 2019), (WU *et al.*, 2018), (YU *et al.*, 2019).

Para se descrever a posição e orientação de um corpo no espaço é necessário lidar com sistemas de coordenadas. Como o sistema de *Global Position System* (GPS) não é confiável em ambientes *indoors*, e os sensores Wi-Fi exigem o uso de mais de um dispositivo fornecendo um valor de referência para indicar a direção, é necessário utilizar outros modelos de identificação de posicionamento (WU *et al.*, 2018).

Uma grande desvantagem da utilização de sensores inerciais é que eles sofrem de erro acumulado de posicionamento devido ao fato do *Dead Reckoning* (DR) adicionar continuamente alterações às suas posições. Quaisquer erros de medição, ainda que pequenos, são acumulados de um ponto a outro, adicionando uma diferença cada vez maior entre o local indicado pelo sistema e a localização real (YU *et al.*, 2019).

Sistemas inerciais percebem mudanças de posição mais sutis do que redes Wi-Fi, mas ainda mostram fortes oscilações em locais onde existem fontes que interferem na leitura do campo magnético da Terra, mesmo quando se utilizam muitos sensores combinados, como no trabalho de Wu (WU *et al.*, 2018).

2.1.3 Reconhecimento de Informações Visuais

O sistema de posicionamento visual é uma alternativa para fornecer uma localização em locais onde as percepções dos sensores inerciais e os sinais Wi-Fi são afetados (LI *et al.*, 2019). Sistemas de posicionamento visual usam imagens capturadas por uma câmera (modelo monocular) ou múltiplas câmeras (imagem estéreo), que fornecem um grande volume de dados, o que exige a aplicação de critérios de remoção de dados espúrios para alcançar um equilíbrio entre a precisão do nível e tempo gasto em reconhecimento visual (BRENA *et al.*, 2017).

O processo de reconhecimento visual atribui nome e significado a um objeto, baseado na informação de seu descritor, podendo ser de baixa e de alta complexidade (LI *et al.*, 2019), (FUSCO *et al.*, 2018). O primeiro, de complexidade baixa, busca um padrão de forma estática. O segundo, de complexidade alta, exige uma etapa de aprendizado. Entre os métodos complexidade baixa citam-se o *MeanShift* e o *CamShift* (GUO *et al.*, 2016). Entre os métodos mais complexos estão o *AdaBoost Haar-Like* e o ANN *Perceptron* (*Artificial Neural Network*) (KAUR *et al.*, 2019), (VERDOJA *et al.*, 2019).

Para se reconhecer objetos, dois processos são importantes: a construção do classificador e o processamento de imagens (ALBRECHT *et al.*, 2019).

O classificador representa um objeto qualquer, considerando que este está inserido em um contexto, e que é necessário realizar seu isolamento. O processo de isolamento pode ser realizado por dois métodos: o supervisionado e o não supervisionado (ALBRECHT *et al.*, 2019).

No método supervisionado, outro sistema que identificou anteriormente o objeto supervisiona o processo de construção de sua função discriminante. Durante o processo, os valores dos parâmetros são modificados para melhor ajustar a função discriminante, sendo uma atividade lenta e de elevado custo computacional (ALBRECHT *et al.*, 2019).

No método não supervisionado, o classificador recebe objetos desconhecidos e, a partir de diferentes parâmetros, ele aloca-os em diferentes classes para a construção de sua função discriminante. Entre os métodos não supervisionados estão a *Árvore de Decisão*, o *Boosting* e as redes neurais (ALBRECHT *et al.*, 2019).

Os classificadores são construídos utilizando dois modelos: o fiducial e o natural. O modelo fiducial representa de forma fidedigna o objeto mapeado e o modelo natural reconhece texturas juntamente com um algoritmo de calibração da câmera baseados em pares de pontos previamente conhecidos. Entre os diversos tipos de marcadores fiduciais estão o código de

barras e os QRCODES (SHAHJALAL *et al.*, 2018). Outra forma de se reconhecer visualmente uma etiqueta é utilizando seus próprios elementos naturais. Atualmente, os dois algoritmos mais utilizados são o SIFT (*Scale-Invariant Feature Transform*) e o SURF (*Speeded Up Robust Features*) (GABER *et al.*, 2018). O detector SIFT usa estruturas que se assemelham a bolhas (BLOBS - *Binary Large Objects*) para localizar os objetos mapeados, independente de rotação ou dimensão (SHAHJALAL *et al.*, 2018). O algoritmo SURF utiliza um detector e um descritor de pontos característicos do tipo *Haar-Like*, chamados *features* (GABER *et al.*, 2018).

A função Haar representa um pulso de forma quadrada e é capaz de decompor outra função em diferentes escalas (LING *et al.*, 2018). Viola e Jones propuseram uma codificação das características *Haar* direcionadas a objetos inseridos em imagens através de suas formas e contrastes armazenados em uma estrutura de árvore de decisão (ALBRECHT *et al.*, 2019).

As árvores de decisão e as regras de classificação são consideradas métodos simbólicos que representam, através de expressões, o que é aprendido sobre os atributos. As redes neurais são métodos conexionistas, onde o aprendizado consiste em ajustar pesos em uma rede. Devido ao alto grau de legibilidade dos métodos simbólicos, as árvores de decisão e as regras de classificação são muito utilizadas para a geração de classificadores (LING *et al.*, 2018).

O mapeamento de objetos tem o uso intensivo de processamento e memória, sendo objeto de estudo da *Intel Research*® para melhorar os seus processadores. Neste estudo, a *Intel*® criou o *Open Computer Vision* (OpenCV) para processamento de imagens e vídeos que permite a construção de classificadores e o reconhecimento de objetos (ALBRECHT *et al.*, 2019).

O processo de construção de classificadores visuais é fortemente impactado por ruídos presentes nas imagens, sendo necessário aplicar diversos algoritmos de processamento digital de imagens (PDI). O PDI é toda a manipulação de uma imagem digital que facilita a identificação e a extração das informações para posterior interpretação. O PDI é dividido nas seguintes etapas: aquisição, pré-processamento, segmentação, extração de características e reconhecimento e interpretação (ROJAS-PEREZ *et al.*, 2017).

Sistemas baseados em reconhecimento visual também têm limitações, como mudanças de luz, ângulos de observação, e ter que lidar com uma grande quantidade de dados, e ter alta complexidade computacional (BRENA *et al.*, 2017). As abordagens que relacionam o uso de duas câmeras melhoram a percepção do ambiente, trazendo informações sobre distâncias através de mapas de profundidade e identificando o cenário em uma perspectiva 3D (LEO *et al.*, 2017).

2.1.4 Reconhecimento de Informações Híbridas

O uso de dados obtidos de um tipo sensorial para construir marcadores e a organização destes marcadores em mapas tem sido a forma mais utilizada para criar uma representação computacional dos cenários *indoor* (POULOSE *et al.*, 2019).

Um dos pontos fracos na utilização de modelos que exploram somente um tipo de informação para identificar um local é ficar indisponível (causado por ruídos) ou fora de alcance (como nos nós de rede Wi-Fi) (PAUL *et al.*, 2017). Assim, sistemas que combinam dois ou mais tipos de informações e estratégias tornam o arranjo mais robusto. Os algoritmos de fusão de dados se apresentam como um importante recurso para combinar os dados de forma redundante e complementar para tornar a navegação mais precisa, como indicado por Alatis e Poulouse (ALATISE *et al.*, 2017), (POULOSE *et al.*, 2019). Entretanto, combinar dados exige o uso de algoritmos mais complexos e que consomem mais recursos de processamento e de memória (WU *et al.*, 2018). Assim, outra questão necessária para a formação das identificações de endereços está centrada na redução amostral que reduza o custo computacional, o tempo gasto na agregação dos dados, mantendo alta a representatividade e controlando as possíveis falhas (BRENA *et al.*, 2017).

Os métodos mais comuns para combinação de valores para compor os registros híbridos são as fusões dos tipos: (1) agregação, (2) inferência, (3) estimação (DUBEY *et al.*, 2019), (KALRA *et al.*, 2016). Os métodos de agregação são mais simples e produzem como resultado um dado com menor representatividade do que o conjunto total de dados utilizados na fusão. A vantagem destes métodos reside na redução do volume de dados utilizados e inclui operações de agregação como média, máximo e mínimo (SRIDHARAN *et al.*, 2020). Os métodos de inferência têm como objetivo processar dados e tirar conclusões a respeito dos mesmos (POULOSE *et al.*, 2019). A decisão é tomada com base no conhecimento da situação percebida. Exemplos destes métodos são: Fusão Bayesiana e Filtros Dempster-Shafer. Os métodos de estimação têm como objetivo estimar o vetor de estado de um processo a partir de um vetor ou sequência de vetores de medições de sensores (RAJASEKHAR *et al.*, 2018), (KURPUKDEE *et al.*, 2017). Exemplos destes métodos são: quadrados mínimos, quadrados mínimos ponderados e Filtros de Kalman e Filtro de Partícula.

2.1.5 Reconhecimento de Fala

A principal meta das pesquisas na área de reconhecimento de fala é desenvolver modelos capazes de decodificar a fala, possibilitando uma comunicação homem-máquina mais amigável e natural (SARFJOO *et al.*, 2017).

O Reconhecimento Automático de Fala (RAF) tem como objetivo produzir uma sequência de fonemas, palavras ou sentenças correspondentes ao sinal de entrada, transcrevendo a fala em texto (LÜ *et al.*, 2015). Este processo acontece em três passos: a aquisição do sinal de fala, a extração de parâmetros e o reconhecimento do padrão.

No primeiro passo é realizada a captação da fala através de um transdutor, geralmente, por um microfone, que o repassar a uma interface analógica/digital (uma placa de som, por exemplo) para se recolher na saída essa mesma informação de forma digital.

O segundo passo é o pré-processamento, que extrai do sinal capturado as características que descrevem adequadamente o sinal de voz.

O terceiro passo consiste em comparar os dados extraídos no pré-processamento com os padrões armazenados, medindo a similaridade entre eles e selecionando o que melhor representa o sinal da fala.

Para efetuar o reconhecimento, os principais métodos são os baseados em Modelos Ocultos de Markov (HMMs), Mistura Gaussiana (GMMs) e Redes Neurais Artificiais (RNAs) (SARFJOO *et al.*, 2017), (LÜ *et al.*, 2015).

HMMs são modelos estatísticos com capacidade de modelar dependências temporais (SARFJOO *et al.*, 2017). Os GMMs também são modelos estatísticos, em que as probabilidades de ocorrência dos vetores de atributos para cada locutor são modeladas como combinações ponderadas de variáveis aleatórias vetoriais com gaussianas (LÜ *et al.*, 2015). As RNAs são modelos conexionistas não lineares, com grande capacidade de reconhecer e classificar padrões. Muitas arquiteturas de RNAs foram experimentadas em *RNA Alignment and Folding* (RAF), sendo que os melhores resultados se basearam em quantização vetorial (LÜ *et al.*, 2015).

O algoritmo *Maximum Likelihood Linear Regression* (MLLR), baseado em HMM, permite o reconhecimento da fala com base em uma adaptação linear das médias e variâncias correspondentes às características vocálicas de cada orador (SARFJOO *et al.*, 2017).

O *Vocal Tract Length Normalization* (VTLN) é um algoritmo que permite generalizar a pronúncia de fonemas pela sua rápida adaptação ao locutor através de uma normalização do comprimento do trato vocal para associar o áudio ao modelo treinado (MADHAVI *et al.*, 2019).

2.1.6 Representação Gráfica Computacional

Segundo Chow, mapas são representações do ambiente, utilizadas para melhorar a estimativa de localização, confrontando os dados obtidos pelos sensores com os elementos representados no mapa em determinadas posições (CHOW *et al.*, 2018). O tipo ideal de mapa depende da tarefa que se pretende executar e do ambiente em que ocorre a tarefa (MASSICETI *et al.*, 2018).

Os mapas podem ser utilizados para melhorar a estimativa de localização das pessoas, confrontando os dados obtidos dos sensores com os elementos representados no mapa em determinadas posições (WU *et al.*, 2018), (WANG *et al.*, 2017). O tipo ideal de mapa depende da tarefa do usuário e das características do ambiente em que ele está inserido. Também pode variar de acordo com as características do usuário, tais como os níveis de deficiência visual, a forma do usuário se mover e a os recursos computacionais utilizados, como os tipos de sensores, as capacidades de manipulação e armazenamento das informações.

Em geral, os tipos de mapas podem várias em função do nível de abstração dos elementos utilizados na sua construção, mas é possível organizar os diversos modelos em duas principais classes: os mapas topológicos e os métricos (ROJAS-PERES *et al.*, 2017), (PRESTI *et al.*, 2019).

Mapas topológicos representam localidades conectadas por algum tipo de relacionamento, que pode ser adjacência ou conectividade entre elas (ANTIL *et al.*, 2016). Neste caso, as localidades são pontos ou regiões no espaço que possuem características que permitem individualizar os registros, exigindo que as informações sobre cada registro sejam elaboradas de forma bastante criteriosa. O principal objetivo deste tipo de mapa é obter uma estrutura relacional, capaz de fornecer informações sobre os locais que o usuário pode acessar.

O principal objetivo dos mapas métricos é fornecer informações espaciais detalhadas do ambiente, de onde podem ser inferidos a forma e o tamanho dos objetos e os limites das áreas livres para a navegação. Os principais exemplos de mapas métricos são os mapas geométricos e as grades de ocupação (ROJAS-PEREZ *et al.*, 2017). O mapa geométrico representa características do ambiente em espaço contínuo (PRESTI *et al.*, 2019). No mapeamento do tipo grade de ocupação, o mapa é dividido em células regulares que representam o estado da ocupação do local de interesse, indicando as áreas onde o usuário pode navegar em segurança (ROJAS-PEREZ *et al.*, 2017).

Quanto ao nível de cobertura do ambiente, os mapas possuem duas vertentes: o mapeamento 2D, que apresenta uma representação de uma planta-baixa do local e o mapeamento 3D, que tem como objetivo a reconstrução espacial do local (BEJURI *et al.*, 2015), (CHEN *et al.*, 2018). Mapeamentos 2D são utilizados como técnica de localização em ambientes *indoor*, que possuem estruturas bem definidas como paredes, portas, etc. (BEJURI *et al.*, 2015).

Uma maneira de representar um grafo é através de matrizes, aproveitando todas as manipulações permitidas pela álgebra linear. Basicamente existem dois tipos de matrizes para representar um grafo: matrizes de incidência e matrizes de adjacência (ZHOU *et al.*, 2018), (LI *et al.*, 2017).

A matriz de incidência de um grafo G associa os vértices às arestas. Cada entrada (a, b) desta matriz pode assumir os valores 0, 1 ou 2.

A matriz de incidência é uma matriz $n \times m$, onde o valor de cada elemento e_{jk} da matriz é determinado da seguinte maneira:

Seja G um grafo de n vértices v_1, v_2, \dots, v_n e arestas a_1, a_2, \dots, a_m , e nenhum laço.

$$e_{jk} \begin{cases} = 1, & \text{se a aresta } a_k \text{ é incidente ao vértice } a_j; \\ = 0, & \text{senão;} \end{cases}$$

A matriz de incidência traz algumas propriedades, como:

- a) Cada aresta é incidente a exatamente dois vértices;
- b) O número de 1 em cada linha é igual ao grau do vértice correspondente;
- c) Uma linha que contém somente 0 representa um vértice isolado;
- d) Arestas paralelas resultam em duas colunas idênticas;

A matriz de adjacência de um grafo G mostra o relacionamento entre os nós de um grafo. O valor armazenado indica a quantidade de arestas existentes entre os vértices a e b . A matriz de adjacência é uma matriz $n \times m$, onde o valor de cada elemento e_{jk} da matriz é determinado da seguinte maneira:

Seja G um grafo de n vértices v_1, v_2, \dots, v_n e arestas a_1, a_2, \dots, a_m , e nenhum laço.

$$e_{jk} \begin{cases} = 1, & \text{se os vértices } v_j \text{ e } v_k \text{ são ligados por uma aresta;} \\ = 0, & \text{senão;} \end{cases}$$

A matriz de adjacência traz algumas propriedades, como:

- a) Os valores da diagonal principal da matriz são 0;

- b) O grau de um vértice é igual ao número de 1 na linha ou coluna correspondente ao vértice;
- c) Permutações de colunas e das linhas correspondentes resultam em uma representação de um grafo isomorfo;

A Tabela 2.1 mostra uma comparação dos graus de complexidade entre as matrizes de incidência e adjacência.

Tabela 2.1. Comparação do grau de complexidade das matrizes de incidência e adjacência.

	Grafo simples em Matrizes		Grafo Completo em Matrizes	
	Incidência	Adjacência	Incidência	Adjacência
Memória	$O(mn)$	$O(n^2)$	$O(n^3)$	$O(n^2)$
Buscar todos os vizinhos de v_i	$O(mn)$	$O(n)$	$O(n^3)$	$O(n)$
Conferir adjacência de V_i e V_j	$O(m)$	$O(1)$	$O(n^2)$	$O(1)$
Visitar todas as arestas	$O(mn)$	$O(n^2)$	$O(n^3)$	$O(n^2)$
Calcular grau de um vértice	$O(m)$	$O(n)$	$O(n^2)$	$O(n)$

Quando se observa as matrizes, a representação por matriz de incidência apresenta resultados piores em grafos completos.

2.2 Navegação Indoor

Navegação é a ciência, arte, prática de planejar e executar uma viagem de um ponto de partida até seu ponto de destino (ZHU *et al.*, 2017), (VERDOJA *et al.*, 2019). Navegar também representa a capacidade de localizar as estruturas prediais e outros objetos que possam ser utilizados como referência para um mapa ou para gerar alertas sobre a sua presença para evitar colisões (ROJAS-PERES *et al.*, 2017), (PRESTI *et al.*, 2019), (LI *et al.*, 2015). Assim, os modelos de navegação fazem uso de percepções sensoriais para perceber a posição inicial (atual) do usuário, indicar ou prever a posição final para comparar com mapas de referência e gerar rotas e promover a segurança do usuário durante a execução da navegação.

Os modelos de navegação tradicionais requerem o uso de um mapa e a partir deste relacionam os registros para compor uma rota (ZHOU *et al.*, 2018), (FADZLI *et al.*, 2015). Outros modelos de navegação não têm a preocupação de seguir uma rota pré-estabelecida e fornecem informações sobre o contexto do cenário. Assim, esta seção possui os detalhes dos processos de construção de rotas e dos dois principais modelos de navegação.

2.2.1 Construção de Rotas

O problema de planejamento de rotas consiste em fornecer um caminho válido, entre a origem e o destino, de acordo com um conjunto de regras estabelecidas em um protocolo (OLIVEIRA *et al.*, 2015). Conforme descrito por Chen, a maioria das abordagens de roteamento opera de duas formas: (a) utilização de mecanismos de encaminhamento guloso para o repasse ao próximo salto e; (b) utilização de mecanismo de prevenção de falhas de roteamento (HUANG *et al.*, 2016). No primeiro modo, a escolha do próximo salto é feita de acordo com as posições do nó atual em um grafo, seus vizinhos mais próximos e a indicação da menor rota até o nó final. Já no segundo modo, se em um nó participante da rota for detectada a impossibilidade de executar o próximo passo para lhe aproximar do nó final, a abordagem deve possuir recursos que permitam a recuperação de rota ou cálculo de novas conexões em direção ao destino, contornando a falha detectada.

Muitos modelos e protocolos de roteamento têm sido desenvolvidos para atender as demandas de sistemas de navegação, como as regras de elaboração de rotas, a vinculação de dados de múltiplos sensores (heterogeneidade), a manipulação de dados em volumes diferentes para cada cenário (escalabilidade), a entrega de todos os dados em um determinado momento ou a entrega ou atualização a cada endereço intermediário alcançado (ZHOU *et al.*, 2018), (FADZLI *et al.*, 2015). Devido a esta gama de características envolvidas na construção de rotas, Huang e seus coautores classificam os modelos de roteamento em cinco categorias: baseados em localização, centrados em dados, hierárquicos, baseados em caminhos múltiplos e os baseados em prioridade (HUANG *et al.*, 2016).

Os roteamentos baseados em localização identificam os registros a serem mapeados através de suas informações de localização, que é utilizada para o cálculo da distância entre dois registros (LI *et al.*, 2018). Os protocolos centrados em dados descrevem um comportamento colaborativo das estruturas que encaminham os dados ao longo de uma rota, onde o dado vai recebendo mais informações ou atualizações ao longo da rota para enriquecer o conhecimento sobre o caminho utilizado (ZHOU *et al.*, 2018). O roteamento hierárquico descreve as estratégias de agrupamento (*clusters*) de sensores e registros de locais. Cada grupo é gerenciado ou representado por um representante chamado *cluster head* (DUBEY *et al.*, 2019). Os roteamentos baseados em múltiplos caminhos consideram que o processo de construção de rota segue duas estratégias: o *single-path* e o *multipath*. No *single-path*, é elaborada uma rota completa entre o ponto de origem e o local final. No *multipath*, cada sensor

que compõe o arranjo reinicia o processo de definição de rota para se tornar a origem e recalcula o menor caminho para o destino, aumentando a possibilidade de ter um caminho sempre disponível (DUBEY *et al.*, 2019). No roteamento baseado em prioridade, os algoritmos consideram que os critérios de confiança, atraso de entrega de informação e tolerância a falhas são requisitos imprescindíveis para estabelecer uma rota (ZHOU *et al.*, 2018).

A rota pode ser representada por um grafo direcionado (dígrafo), onde cada arco tem um sentido ou orientação. Ou seja, a rota é um grafo formado por uma tripla ordenada (N, A, g) , onde N é um conjunto não vazio de nós, A é um conjunto de arcos e g é uma função que associa a cada arco a um par ordenado (x, y) de nós, onde x é o ponto inicial e y o ponto final (FADZLI *et al.*, 2015).

Uma estratégia utilizada para estabelecer uma rota é a definição de um caminho mínimo entre a origem e o destino no grafo, como indicado por Fadzli (FADZLI *et al.*, 2015). A definição de um caminho mínimo em um grafo pode ser determinada por duas abordagens:

- a) Grafo não ponderado: cada aresta tem peso 1 e realiza-se uma busca em largura ou profundidade. O caminho mínimo neste caso coincide com o caminho mais curto;
- b) Grafo ponderado: como as arestas possuem pesos distintos, outros algoritmos são necessários para a construção do caminho mínimo.

No algoritmo de busca em largura, a lista de vértices obedece a política *First In First Out* (FIFO). O algoritmo explicita todos os vértices que podem ser alcançados desde o vértice de origem até o vértice de destino. No algoritmo de busca por profundidade, a estratégia é explorar a partir do vértice mais recentemente descoberto se ainda existem arestas inexploradas saindo dele. Somente quando todas as arestas alcançadas a partir do vértice de origem forem visitadas a busca regressa ao vértice de origem e inicia o cálculo da construção do menor caminho (FADZLI *et al.*, 2015).

Para os grafos ponderados, é associado um número a cada aresta (peso, custo, distância ou comprimento). Assim, algoritmos auxiliares são utilizados para a construção de um caminho de custo mínimo. As abordagens algorítmicas para grafos ponderados se diferenciam quando se busca um caminho mínimo a partir de um dado vértice ou quando se buscam os caminhos mínimos entre todos os pares dos vértices (JAYAKANTH *et al.*, 2020).

Um algoritmo eficiente para a obtenção do caminho mínimo em grafos com custos não-negativos é o Dijkstra (FADZLI *et al.*, 2015). O algoritmo de Dijkstra funciona de forma iterativa, utilizando como entrada uma matriz de adjacência. Uma alternativa para encontrar as

distâncias mínima em um grafo é o Floyd-Warshall. O algoritmo se diferencia do Dijkstra pela constante mudança do vértice de origem e pela capacidade de utilizar arestas de valores negativos (JAYAKANTH *et al.*, 2020).

A ocorrência de falhas na obtenção de informações sensoriais utilizados para definir endereços de locais em ambiente *indoor* traz um grande desafio para a elaboração e manutenção de rotas nos sistemas de navegação (OLIVEIRA *et al.*, 2015). Neste sentido, as falhas se apresentam como uma categoria específica de problema associadas a vinculação e comunicação entre vizinhos eleitos em uma rota, como a percepção de obstáculos físicos presentes nos caminhos selecionados pelos algoritmos, como amplamente discutido por Oliveira (OLIVEIRA *et al.*, 2015). Como forma de facilitar o entendimento sobre a ocorrência das regiões onde ocorrem as falhas nas rotas, nesta tese é utilizada a categorização discutida por Huang (HUANG *et al.*, 2016). Segundo o autor, há quatro (04) tipos principais de falhas: (i) buracos de cobertura, (ii) buracos de roteamento, (iii) buracos causados por falhas ou bloqueios na comunicação e, (iv) buracos causados por agentes maliciosos.

A falha denominada buraco de cobertura ocorre quando os registros de locais são feitos de forma aleatória ou são impactados pela presença de obstáculos (OLIVEIRA *et al.*, 2015). Os buracos de roteamento podem surgir em áreas onde os nós da rota não estão disponíveis ou são impedidos de serem utilizados devido a mau funcionamento ou a presença de obstáculos (FARSI *et al.*, 2019). Os buracos de rotas causados por falhas ou bloqueios na comunicação ocorrem quando os registros de locais são determinados por dispositivos de transmissão de sinais baseados em rádio ou Wi-Fi e a comunicação entre eles se torna impossível devido a falha do nó ou a presença de ruídos (ANTIL *et al.*, 2016). Buracos causados por agentes maliciosos são gerados por sensores que iniciam trocas de mensagens entre si fora de um controle, esgotando os recursos do canal sem fio, inviabilizando o uso dos marcadores no processo de roteamento (POULOSE *et al.*, 2019).

2.2.2 Algoritmos de Navegação

Os sistemas de navegação podem ser organizados através de inúmeras formas, mas as que agrupam a maior gama de estratégias são os modelos baseados em mapa e os modelos não baseados em mapa (LEO *et al.*, 2017), (KEYES *et al.*, 2015).

Os sistemas de navegação que utilizam mapas consomem dados que indicam locais de interesse, como pontos específicos do cenário, como uma sala, por exemplo, ou características do próprio ambiente, como corredores, curvas, cruzamentos, etc. Estes locais podem ser mapeados previamente ou serem registrados em tempo de navegação, como ocorre na abordagem *Simultaneous Localization and Mapping* (SLAM) (LEO *et al.*, 2017), (WU *et al.*, 2018).

Uma das técnicas de navegação é a *Track Before Detect* (TBD), que aplica um rastreamento das disponibilidades dos registros utilizados na definição da rota, removendo os dados espúrios que podem levar a erros de localização durante a operação de navegação (ZHENG *et al.*, 2017). Este modelo inicialmente foi aplicado em sistemas de navegação por percepção de sinais de rádio frequência, observando os parâmetros de força de sinal, o volume de ruído pelo SNR. Este modelo pode ser aplicado na percepção de outros valores, como as informações inerciais.

Um algoritmo bastante utilizado nos sistemas de navegação *indoor* é o *Pedestrian Dead Reckoning* (PDR) (YU *et al.*, 2019). O PDR faz a leitura dos dados gerados pelos eixos (x , y , z) dos sensores magnetômetro, acelerômetro, giroscópio e barômetro e calcula a estimativa de posição (WU *et al.*, 2018).

Para a percepção de marcadores visuais, um algoritmo bastante explorado é o *Heterogeneous Landmark-based Visual Navigation* (HLVN) (MORAR *et al.*, 2020). Este algoritmo possui a capacidade de reconhecer características visuais heterogêneas tais como pontos, linhas, planos, etc. e utilizar estas informações para uma navegação odométrica visual. O seu uso pode ser uma alternativa a locais onde os sinais de GPS não são eficazes e/ou os custos de implantação de dispositivos de rádio frequência se mostram elevados (ZENGKE *et al.*, 2018).

No modelo de navegação sem o uso de mapas, os sistemas descobrem o ambiente à medida que identificam a viabilidade de um caminho, procurando evitar quaisquer riscos de colisão com objetos deixados sobre as rotas, seja no solo ou na vertical, como descrito por Skulimowski (SKULIMOWSKI *et al.*, 2018). Esta abordagem permite que o sistema seja menos dependente de informações externas aos dispositivos de percepção de ambiente (SRIDHARAN *et al.*, 2020).

A navegação ultrassônica é uma abordagem que tem como base de funcionamento a emissão e recepção de ondas ultrassônicas e, a partir do tempo de recebimento da resposta é possível calcular a distância entre o sensor e o obstáculo (KEYES *et al.*, 2015).

Outra forma de percepção de viabilidade de caminho e a indicação da presença de obstáculos é o uso da visão computacional (CARAIMAN *et al.* 2019). Os modelos visuais utilizam estratégias como o reconhecimento visual dos objetos, classificadores contendo as características dos objetos ou a identificação de distância para um objeto utilizando visão estéreo e mapas de profundidade (WANG *et al.*, 2017).

2.3 Considerações Finais

Este capítulo serviu para estabelecer as bases teóricas sobre mapeamento e navegação *indoor*, remetendo a conhecimentos já consolidados que ajudam a compreender o momento atual das técnicas e tecnologias disponíveis.

O capítulo iniciou com uma abordagem sobre mapeamento *indoor*, destacando as técnicas e fatores que participam do processo de caracterização dos marcadores, dos locais onde estes são dispostos e as influências externas para as suas percepções.

Em seguida foram abordados os conceitos sobre navegação *indoor* onde o GPS não se mostra eficaz e um conjunto de algoritmos de criação e ajuste de rotas.

Uma estratégia foi elaborada para buscar na literatura a forma que o mapeamento e a navegação *indoor* são tratados por outros autores, com suas vantagens e desvantagens, para facilitar e reforçar as escolhas a serem feitas para a elaboração desta tese.

Capítulo 3- Trabalhos Relacionados

Para desenvolver um trabalho acadêmico é necessário realizar uma pesquisa sobre a literatura, observando estudos semelhantes ao pretendido, publicados ou não, avaliando-os criticamente em suas metodologias e seus resultados.

A seleção dos trabalhos relacionados tem como principal característica buscar soluções para o mapeamento e a navegação *indoor* através de modelos e arquiteturas experimentados por outros autores e, a partir destes, escolher quais serão utilizados neste trabalho. Os trabalhos aqui apresentados abordam descrições e informações gerais sobre o funcionamento de cada abordagem com suas características inerentes.

A seleção dos trabalhos busca descrever algoritmos e ferramentas aplicadas ao mapeamento e navegação direcionados aos usuários deficientes visuais. Cada tópico foi abordado separadamente para facilitar o entendimento e as escolhas adotadas para a construção de uma arquitetura de experimentação.

3.1 Taxonomia dos Trabalhos Apresentados

A navegação *indoor* para deficientes visuais consiste em determinar o caminho que o usuário deve percorrer, oferecendo um guia que auxilie o usuário a se deslocar a partir de uma posição inicial para uma final, sem colidir com obstáculos presentes no caminho (HU *et al.*, 2019). Os sistemas de navegação assumem que em alguns casos o usuário tem o conhecimento completo do ambiente no qual se encontra, utilizando mapas pré-construídos e relacionando os registros para fornecer um caminho entre o ponto inicial e o ponto final (ZHOU *et al.* 2018). Outros sistemas de navegação podem construir seus mapas em tempo de navegação, em abordagens que se agrupam em uma classe chamada *Simultaneous Localization and Mapping* (SLAM), ou em abordagens que não requerem uso de mapa, fornecendo tão somente a informação de um caminho viável, livre de obstáculos, mas sem o conhecimento sobre o cenário (ALBRECHT *et al.*, 2019), (ROJAS-PEREZ *et al.*, 2017).

Por se tratar de um problema que ainda não possui uma solução ótima (solução única para ser aplicada), aplica-se um estudo sobre as abordagens heurísticas. Algoritmos heurísticos

que realizam busca em espaço de soluções podem ser classificados em algoritmos baseados em instancia ou algoritmos baseados em modelo, de acordo com Beham (BEHAM *et al.*, 2017). Os algoritmos baseados em instancia geram novas soluções candidatas usando a solução atual ou a população de soluções atuais (BEHAM *et al.*, 2017). Os algoritmos baseados em modelo geram soluções candidatas usando um modelo probabilístico parametrizado, que é atualizado de acordo com as soluções anteriores, permitindo que a busca se concentre em regiões com boas soluções (WANG *et al.*, 2017).

Os trabalhos relacionados foram classificados em três grupos de características de navegação com mapeamento *indoor*, navegação sem mapeamento, e a navegação híbrida, que combina o uso de mapa e a percepção de ambiente. Para cada trabalho há um resumo que indica a técnica e a forma trabalhada pelos autores e seus resultados obtidos, além das sugestões de continuidade das pesquisas. Outras características observadas são referentes as técnicas adotadas por estes autores no que se refere a segurança, atrasos de respostas, robustez, complexidade e limitações do uso.

3.2 Revisão Sistemática da Bibliografia

Para desenvolver um trabalho acadêmico é necessário realizar uma pesquisa sobre a literatura, observando estudos semelhantes ao pretendido, publicados ou não, avaliando-os criticamente em suas metodologias e seus resultados.

Esta seção apresenta o processo de pesquisa planejada sobre o mapeamento e navegação *indoor*, agregando as evidencias de pesquisa para guiar os estudos e definições deste trabalho, indicando quais métodos de pesquisa foram utilizados em cada área.

A catalogação dos trabalhos foi conduzida de modo formal, seguindo um protocolo para permitir a metanálise (análise estatística) (TEBES *et al.*, 2019).

A revisão sistemática apresenta uma pergunta clara, a definição de uma estratégia de busca, o estabelecimento de critérios de inclusão e exclusão dos trabalhos e uma análise criteriosa da qualidade da literatura selecionada sobre mapeamento e navegação *indoor*.

Durante o processo de revisão sistemática, buscou-se respostas para uma questão principal e para as questões secundárias, que permitem explorar lacunas identificadas na principal.

A questão principal da pesquisa é: Quais são as técnicas e tecnologias utilizadas para a navegação *indoor*, que permitam a construção de rotas de forma rápida, segura e de baixo custo voltadas ao público de usuários deficientes visuais?

As questões secundárias da pesquisa são:

- a) Quais os métodos, técnicas, ferramentas ou *frameworks* utilizados para mapeamento e a navegação *indoor*?
- b) Existem bases de dados para *benchmark* dos métodos propostos?
- c) Quais as limitações dos métodos propostos?
- d) O que pode ser melhorado nos métodos de mapeamento e navegação *indoor*?

Para responder a estas perguntas, o processo de revisão sistemática foi definido em três etapas:

1- Planejamento da Revisão: os objetivos da pesquisa são listados e o protocolo da revisão é definido.

2- Condução da Revisão: as fontes da revisão sistemática são selecionadas, os estudos primários são identificados, selecionados e avaliados de acordo com os critérios de inclusão, exclusão e de qualidade, estabelecidos durante o protocolo da revisão.

3- Análise da Revisão: os dados dos estudos são extraídos e sintetizados para análise e apresentação dos resultados.

No processo de seleção das fontes de pesquisa digitais, são consideradas apenas as que possuem máquina de busca e permitem o uso de expressões lógicas de pesquisa, além de repositórios de anais de congressos e simpósios da área da pesquisa.

3.2.1 Critérios para Seleção das Fontes

As *strings* de busca foram definidas por população e intervenção, de acordo com o padrão PICO (*Population, Intervention, Comparison, Outcomes*) (MEHRDAD, 2020). Os critérios de comparação e resultados foram realizados em uma segunda etapa. Foi construída uma *string* para as pesquisas sobre mapeamento e navegação. Assim, a *string* utilizada foi:

- a) População: Trabalhos publicados em conferências e periódicos que fazem referência ao mapeamento e a navegação *indoor*.
- b) Palavras-chave: (*indoor navigation OR indoor localization OR indoor positioning OR indoor guidance OR indoor tracking OR indoor map**)

- c) *AND (pedestrian blind OR pedestrian impaired visually)*
- d) *Intervenção: (Pattern Recognition OR proximity)*
- e) *AND (route OR itinerary OR wayfinding) AND (assistive OR wearable)*

Um método de busca foi aplicado para identificar as publicações com potencial a fim de incluí-las no estado da arte. Este método foi feito nas etapas descritas a seguir:

Etapa 1: Seleção Preliminar dos dados:

As publicações foram selecionadas a partir da aplicação da *string* de busca, catalogadas em fichas eletrônicas e armazenadas em um repositório para posteriormente serem analisadas.

Etapa 2: Aplicação do primeiro filtro:

O primeiro filtro consiste na leitura dos *abstracts*, resumos e palavras chaves das publicações para analisá-los pelos critérios de exclusão e inclusão estabelecidos a seguir:

Critérios de Exclusão

Os critérios de exclusão são apresentados a seguir:

-CE1-01: Não serão selecionadas as publicações em que as palavras chaves de busca não apareçam no título, resumo ou texto da publicação.

-CE1-02: Não serão selecionadas publicações que descrevam *keynotes*, tutoriais, cursos e minicursos e similares.

-CE1-03: Não serão selecionadas publicações em que a contextualização das palavras-chave não demonstre que o trabalho cita abordagens de mapeamento e navegação indoor, voltados ao usuário deficiente visual.

Critérios de Inclusão

-CI1-01: Podem ser selecionadas publicações em que o contexto das palavras-chave utilizadas cite uma abordagem de mapeamento e navegação indoor voltada para pessoas deficientes visuais. Estas abordagens podem ocorrer de forma isolada ou combinada.

Etapa 3: Aplicação do segundo filtro:

O segundo filtro consiste em ler os artigos classificados no primeiro filtro na íntegra e classificá-los de acordo com os critérios do segundo filtro. O objetivo é identificar os artigos que relacionem mapeamento e navegação indoor, direcionados ao usuário deficiente visual, permitindo a construção de rotas a partir de pontos mapeados, correção de erros e atualização da estimativa de posição do usuário em relação a própria rota em tempo real.

Critérios de Exclusão:

-CE2-01: Não serão selecionadas publicações em que a contextualização das palavras-chave não demonstre a abordagem de mapeamento e navegação *indoor*, voltada para pessoas deficientes visuais em tempo real.

O planejamento da revisão ocorreu de março de 2015 a junho de 2020 e as publicações foram classificadas de acordo com os padrões estabelecidos nos critérios de inclusão e exclusão.

Sobre os resultados das buscas, os filtros foram aplicados para selecionar as publicações que atendessem os critérios definidos. Em seguida os dados dos artigos classificados foram extraídos na forma de um fichamento, seguindo o modelo do Apêndice B deste documento.

A ficha possui um cabeçalho com identificador ID, título, autores, palavras chaves, fonte da publicação editora e ano. A descrição do artigo é feita por um resumo da publicação que armazena a sua ideia geral, os métodos e ferramentas utilizados para resolução dos problemas, os impactos e as limitações e as perspectivas futuras com relação ao trabalho fichado.

A partir das buscas nas bibliotecas digitais mencionadas, os resultados foram tabulados. Do total de 79 trabalhos selecionados após o primeiro filtro, um conjunto de 18 trabalhos foram destacados no segundo filtro, foi feita a classificação inicial por ano de publicação, por abordagem e por quantidade de citações. A Tabela 3.1 apresenta a quantidade de publicações observadas em cada máquina de busca.

Tabela 3.1. Resultados gerais das publicações encontradas nas bibliotecas digitais.

Máquina de busca	Total de publicações	Selecionadas após o primeiro filtro	Selecionadas após segundo filtro
ACM	38	2	0
Electronics Letters	2	1	0
Elsevier	35	4	0
GECCO	4	1	0
HCCIS	2	1	0
Hindari of Sensors	18	1	0
ICCHP	4	1	1
ICISSEC	3	1	1
ICPCSEE	4	2	1
IEEE	82	36	5
IJARS	4	0	0
IJUSS	2	1	0
IPIN	6	3	1
IWCMCC	5	2	1
JEI	4	0	0

Máquina de busca	Total de publicações	Selecionadas após o primeiro filtro	Selecionadas após segundo filtro
Journal of Sensors	22	4	0
JPDC	3	1	0
MECO	8	3	1
PNAV	9	1	0
Remote Sensors	28	1	1
Sensors	28	6	4
SIGACCESS	18	2	1
Springer	7	3	0
Totais	345	79	18

O gráfico da Figura 3.1 apresenta visualmente a distribuição e um indicativo de interesse na busca de soluções para o problema de mapeamento e navegação indoor voltada a pessoas com deficiência visual.

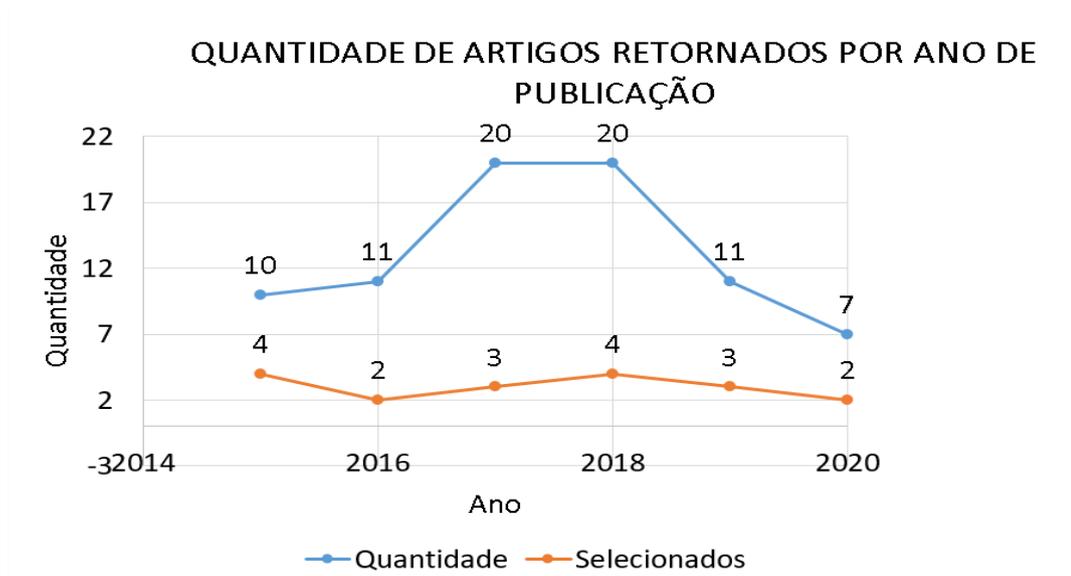


Figura 3.1 Resultados gerais de publicações encontradas nas bibliotecas digitais.

Observando o gráfico da Figura 3.1, verifica-se que as pesquisas envolvendo os temas mapeamento e navegação *indoor* tiveram seu ápice em 2015 e que vem de um aumento de interesse a partir de 2020, indicando que a área de pesquisa é promissora e atual.

Durante a aplicação do 2º filtro nas linhas de pesquisa foi possível coletar informações necessárias para responder as questões de pesquisa propostas para atender ao problema levantado e a hipótese indicada como solução. Todos esses dados foram armazenados nas respectivas fichas do artigo e após o fichamento foram apresentados como trabalhos relacionados detalhados nas próximas seções.

3.3 Trabalhos relacionados na área de Navegação Indoor com Mapeamento

Os sistemas de navegação que utilizam mapas requerem que um conjunto de locais de interesse sejam registrados para permitir que esquemas de roteamento sejam aplicados. Desta forma, os passos necessários para se estabelecer uma navegação baseada em mapa é: criar os registros de percepção do ambiente, aqui chamados marcadores, criar um esquema de relacionamento dos registros em um mapa, estabelecer regras de rota, e finalmente guiar o usuário através de um processo de percepção do ambiente através de sensores para indicar o uso correto da rota e os possíveis ajustes.

Target-driven visual navigation in indoor scenes using deep reinforcement learning (ZHU et al., 2017)

Zhu *et al.* desenvolveram um mapeamento e navegação visual usando um processo de reforço de informações baseado em um *Weighted Policy Learner* (WPL). O WPL reduz a complexidade do modelo de *fingerprinting* ao construir as relações entre os registros mapeados do cenário e o possível reconhecimento durante a navegação através de um sistema autocrítico, que coleta uma amostra dos dados recebidos e aplica um treinamento. O local, com 20 salas, foi mapeado em um simulador e os dados foram submetidos ao ambiente Tensorflow para treinamento. Os dados foram fornecidos a uma rede C-Net para identificação de características e aprendizado.

O treinamento durou cerca de 1,3 horas e teve uma margem de erro que variou de 0,4 a 0,7 metros. Essas variações de localização são causadas pela pequena quantidade de dados usados no treinamento, mas já geraram um tempo de espera alto quando se considera a aplicação em sistemas em tempo real.

Navigation for the blind using a wireless sensor haptic glove (KEYES et al., 2015)

Keyes *et al.* (2015), apresentaram uma abordagem de construção de um sistema de navegação *indoor* direcionado a usuários deficientes visuais baseado em rede de sensores sem fio através de uma luva de *feedback* tátil.

Os autores criaram uma rede de *beacons*, baseados na plataforma *Arduino*, distribuídos pelo cenário *indoor*. Os *beacons* foram posicionados de modo a permitir a uma triangulação de sinal para funcionar de forma semelhante ao sistema de GPS.

Para cada *beacon* eram lidas as informações sobre o ID, *Received Signal Strength Indication* (RSSI) e o *Signal-to-Noise Ratio* (SNR). O ID identificava o *beacon* e o RSSI e SNR estimavam a posição do usuário em relação ao nó.

Para os testes de navegação, foi construída uma rota pelo algoritmo Floyd-Warshall e uma implementação do algoritmo *Track Before Detect* (TBD) foi embarcada em uma luva tátil para indicar as posições dos *beacons*.

Os resultados apontam uma margem de erro em torno de 1,20 metros quando o dispositivo percebia dois *beacons* e 0,70 metros quando percebido por três *beacons* e este valor diminui a cada novo *beacon* que entre na área de percepção, tendo uma relação direta entre a certeza de localização e a quantidade de *beacons*.

A fast visual map building method using video stream for visual-based indoor localization (XUE et al., 2016)

Xue *et al.* apresentou em seu estudo o uso de registros de localização *indoor* através de informação visual. A escolha do autor pelo uso de informações visuais foi devido ao seu baixo custo de implantação.

O algoritmo utilizado para construção dos marcadores visuais foi o *Speeded-Up Robust Features* (SURF). Estas imagens utilizam informações adicionais que indiquem o sentido da leitura das etiquetas visuais. Estas informações são úteis em um processo de navegação.

Os autores registraram em um *Map-Matching* (MM) as etiquetas visuais e o algoritmo de *RANdom SAmples Consensus* (RANSAC) para diminuir a margem de erro da leitura da etiqueta. Para cada marcador visual foram utilizadas 100 imagens que contemplavam questões sobre angulação, iluminação, etc.

Nos testes realizados, cada marcador teve uma margem de erro em torno de 2,00 metros e um sucesso de reconhecimento em torno de 72,00%.

Robotic Indoor Path Planning Using Dijkstra's Algorithm with Multi-Layer Dictionaries (FADZLI et al., 2015)

Fadzli *et al.* trabalharam na busca de superação das limitações da relação entre o algoritmo de Dijkstra e a matriz de adjacência. O algoritmo definido pela estratégia de Dijkstra permite encontrar o caminho mais curto entre dois pontos devido as suas características gulosas e de otimização. A matriz de adjacência é um modelo estrutural de armazenamento de registro de endereço bastante simplificado. O problema tratado foi a limitação do algoritmo de

elaboração de rotas quando acessa os dados armazenados na matriz de adjacências pois o modelo restringe a relações a uma grandeza, que geralmente é a distância.

Os autores propuseram um modelo de várias camadas para ampliar e otimizar os valores utilizados na elaboração da rota. Pela proposta, o algoritmo de Dijkstra calcula os custos de uma rota entre um ponto e outro observando critérios como o consumo de energia do dispositivo, o tempo, além de manter a distância como critério. Uma função de média ponderada fornece o valor com menor grau de fusão entre os dois pontos.

Os resultados experimentais mostram que heurística do modelo proposto produziu caminhos mais próximos do ideal.

Using path matching filter for lightweight indoor location determination (KARCIARZ et al., 2016)

O *Pedestrian Dead Reckoning* (PDR) é uma técnica comum aplicada em sistemas de navegação inercial *indoor* que é capaz de fornecer um desempenho preciso de rastreamento a curtas distâncias. A deriva do sensor é o principal gargalo na extensão do sistema para rastreamento de longa distância e longo prazo.

Neste artigo, Karciarz e seus coautores propuseram um sistema híbrido que integra o PDR tradicional com base no uso de unidades de medição inercial a um sistema de radiofrequência de curto alcance utilizando um mapa de correspondências gerado por um filtro de partículas. O objetivo é oferecer um sistema de navegação sem as derivas do modelo tradicional e que corrija regularmente os erros de posição a longo prazo.

Os autores combinaram as informações em um mapeamento por *fingerprinting* e para diminuir as margens de erro, foram aplicados os filtros de Kalman e o Filtro de Partícula.

O algoritmo PDR ao ser acionado registra as informações inerciais e executa o cálculo de distância euclidiana para conhecer a distância da posição atual do usuário e o nó de rede, usado para informar posições por rádio frequência. A combinação de dados fornece ao usuário a percepção de direção e a disponibilidade da rota previamente definida.

Os testes realizados mostraram que as margens de erro ficaram em torno de 1,55 metros e gastavam cerca de 0,011 segundos para informar ao usuário a sua posição, mesmo em rotas com maiores dimensões.

Os autores mostram que a fusão dos sensores é uma interessante estratégia para se obter mais certeza sobre a localização em ambientes fechados, diminuindo a margem de erro.

Calibrate Multiple Consumer RGB-D Cameras for Low-Cost and Efficient 3D Indoor Mapping (CHEN et al., 2018)

Chen *et al.* propôs o uso de um modelo de navegação *indoor* baseado em um mapa 3D. O objetivo do autor era definir um substituto de mapeamento e rastreamento de cenário para os modelos tradicionais de mochilas com sensores de varredura a laser, câmeras panorâmicas e sensores inerciais, pois são dispositivos caros e que dificultam a sua replicação e sua aquisição por parte do consumidor final.

A solução proposta no trabalho foi utilizar três câmeras *red-green-blue-depth* (RGB-D) da plataforma Kinect, montadas sobre um capacete como recurso de mapeamento de cenário e de navegação. A decisão de utilizar três dispositivos foi para suprir o campo de visão mais estreito das câmeras quando comparado ao campo de cobertura dos sensores laser, porém foi necessário aplicar um processo de sincronização, calibração pelo método baseado em homografia e correção de raios com base nas linhas de *spline* em *pixel*.

A análise dos resultados mostra que o método proposto alcança a integração de nuvens de pontos múltiplos de três câmeras Kinect V2 coletadas a 30 *frames* por segundo (FPS), resultando em uma coleção de nuvens de pontos em cores 3D de baixo custo, eficiente e de alta cobertura para ambientes *indoor* aplicativos de mapeamento. Esta cobertura mostrou ter mais eficiência que os modelos baseados no uso de *scanner a laser* terrestre (TLS).

A hybrid indoor positioning solution based on Wi-Fi, magnetic field, and inertial navigation (BOLAT et al., 2017)

Bolat *et al.* propôs uma solução de navegação híbrida para pedestres em locais fechados, associando sinais Wi-Fi a campos magnéticos através de um filtro de partículas. O objetivo era criar um esquema colaborativo em que uma tecnologia compensasse a deficiência do outro e reduzissem de forma automática o erro da estimativa de posição e direção obtidos pelos sistemas baseados em sensores inerciais.

Os sensores utilizados foram o *inertial measurement unit* (IMU) e um dispositivo de Wi-Fi por estarem disponíveis na maioria dos *smartphones* e devido ao seu nível alto de precisão e seu baixo custo. O sensor IMU combina magnetômetros, acelerômetros e giroscópios. Os autores utilizaram como base o sistema de navegação inercial assistido por localização Wi-Fi.

Um filtro de partículas processou a fusão de dados e entregou os dados a um algoritmo de *fingerprinting*, que relaciona os registros a um mapa. Os registros mapeados foram

consumidos pelo algoritmo *Pedestrian Dead Reckoning* (PDR) para auxiliar na navegação em uma rota de referência, com uma distância de 65,50 m.

Os testes consistiram em coletar os dados da rota durante um ciclo de dez vezes para verificar o comportamento dos algoritmos de localização.

Os resultados obtidos mostraram uma taxa média de erro nas duas primeiras voltas de 4,80 m e uma redução para 0,45 m após a décima volta e um desvio de direção entre 20 e 30 graus. Os valores obtidos fornecem uma ideia da confiabilidade da estimativa de posição e de direção, ajudando o algoritmo de navegação a calibrar e ajustar os seus parâmetros.

Indoor Localization Using Computer Vision and Visual-Inertial Odometry (FUSCO et al., 2018)

Fusco *et al.* trabalhou na elaboração de um modelo de navegação *indoor* que tenha a capacidade de perceber informações visuais e traduzi-las em instruções de navegação para pessoas deficientes visuais. A abordagem deste estudo combinou visão computacional com a percepção dada pelos sensores inerciais, denominada odometria visual-inercial. A escolha dos sensores deveu-se as suas disponibilidades nos *smartphones* e não requererem nenhuma nova infraestrutura física, apenas um mapa digital em 2D. Os sinais Wi-Fi não foram utilizados no esquema de fusão de dados devido ao tempo necessário para conectar o dispositivo a rede correspondente, principalmente em ambientes que utilizam vários *access points* (AP).

A abordagem usa o reconhecimento de sinais inerciais para estimar a localização do usuário em um mapa e a visão computacional para reforçar a informação sobre a localização, principalmente em áreas onde nenhum sinal é visível.

Os testes mostraram que a combinação dos dois modelos de percepção garantiu uma aproximação entre a posição estimada do usuário e a posição de referência previamente mapeado, girando em torno de 1,00 m.

A vantagem do modelo foi a oferta de um guia completo, sem furos na rota e a eliminação da necessidade de ter que procurar ativamente por sinais com o *smartphone* (o que é desafiador para pessoas com deficiências visuais graves).

Indoor Navigation Systems for Visually Impaired Persons: Mapping the Features of Existing Technologies to User Needs (PLIKYNAS et al., 2020)

Plikynas *et al.* mapeou os requisitos necessários para que os sistemas de navegação *indoor* sejam capazes de oferecer além do esquema de roteamento e de guia, critérios de detecção e reconhecimento de obstáculos dispostos no solo e na altura da cabeça para manter a

integridade física do usuário deficiente visual. Esta característica vai além dos modelos outdoor utilizados como base para os modelos *indoor* pois os cenários prediais, como instituições públicas, supermercados, prédios de escritórios, residências etc., possuem níveis de complexidade maiores e os usuários são totalmente dependentes das informações geradas pelo sistema.

Os autores observaram os sistemas não baseados em câmeras, como o uso de sensores de rádio frequência, (RFID), *Near-Field Communication* (NFC), *Bluetooth Low Energy* (BLE), and *Ultra-Wideband* (UWB) e sistemas baseados em câmeras, que utilizam esquemas 2D e 3D (visão estéreo).

Os modelos não baseados em câmera apresentaram em média um posicionamento que oscilou entre 0,20 m e 1,40 m da posição de referência e de 0,01 m para os modelos baseados em câmera e 86,70% de acurácia no reconhecimento de objetos.

3.4 Trabalhos relacionados na área de Navegação Indoor sem Mapeamento

Os sistemas de navegação que não utilizam mapas topológicos requerem que um conjunto de sensores dispostos no cenário ou embarcado no dispositivo de navegação permitam a percepção de viabilidade de uma rota pela indicação da presença de obstáculos ou da própria estrutura do cenário (VERDOJA *et al.*, 2019).

Desta forma, os passos necessários para se estabelecer uma navegação não baseada em mapa é: criar alertas de indicação de proximidade com locais que representam risco, aqui chamados de obstáculos, gerando um esquema de desvio ou de sinalização de inviabilidade de rota.

WatchOut: Obstacle Sonification for People with Visual Impairment or Blindness (PRESTI et al., 2019)

Presti *et al.* lidaram com a localização visual de obstáculos próximos ao usuário (a cerca de 1,00 m), que geralmente são percebidos pelo uso de bengalas. O sistema chamado *Watch Out* fornece informações sobre a presença e posição de obstáculos ao usuário por meio de mensagens sonoras, emitidas em três faixas de volume (baixo, médio, alto). O tom baixo indicava obstáculos distantes (acima de 2,50 m), o tom médio indicava obstáculos a uma

distância média (entre 1,50 m e 2,50 m), e o tom alto indicava obstáculos a curta distância (abaixo de 1,50 m).

Todos os testes foram centrados no usuário para melhorar e avaliar a técnica de sonificação. Treze usuários com baixa visão foram convidados a participar do processo de teste e questionários.

Os resultados mostram que o sistema é considerado utilizável e pode orientar os usuários a evitar mais de 85% dos obstáculos.

Stereo Vision Based Sensory Substitution for the Visually Impaired (CARAIMAN et al., 2019)

Caraiman *et al.* desenvolveram um projeto chamado *Sound of Vision* (SoV) para fornecer um guia de navegação indoor voltado a pessoas com deficiência visual. O SoV tinha como premissas atender a um conjunto de requisitos como ser vestível, executar as operações de guia do usuário em tempo real, respeitar questões de usabilidade e ter um baixo custo de aquisição.

O algoritmo de navegação reconstrói a cena em seus aspectos 3D utilizando câmera estéreo (duas câmeras) do modelo Intel *Real Sense* associada a sensores inerciais. A câmera 3D cria um mapa métrico de profundidade para gerar uma área de segurança em torno do usuário e indicar a posição de possíveis obstáculos na horizontal e na vertical. O sensor inercial avalia o movimento da cabeça do usuário (direção, velocidade) para fornecer parâmetros de correção de angulação para o algoritmo de visão computacional.

O algoritmo foi avaliado quantitativamente sobre um conjunto de dados de *benchmarking* adquiridos de forma mais controlada para fornecer registros de referência. O protótipo foi avaliado quando a questões de usabilidade com os usuários com deficiência visual. O dispositivo, montado sobre a cabeça do usuário permitiu perceber objetos distantes do usuário cerca de 0,15 m, utilizando imagens com resolução estéreo de $2 \times 1280 \times 720$ pixels, obtidas a 15 frames por segundo (FPS).

Assisting blind people to avoid obstacles: An wearable obstacle stereo feedback system based on 3D detection (LI et al., 2015)

Li *et al.* desenvolveram um sistema de navegação *indoor* baseado em visão estéreo para percepção 3D de obstáculos para portadores de deficiência visual.

O modelo utiliza um sensor de profundidade para perceber informações espaciais 3D na área em frente ao usuário, onde os dados são percebidos em forma de nuvens de pontos. Para

redução dos registros redundantes ou dispersos foi utilizado uma implementação do algoritmo *RANdom SAmple Consensus* (RANSAC) associado a um som estéreo virtual que representa os obstáculos de acordo com sua coordenada no ambiente real.

O experimento mostra que o sistema pode detectar efetivamente obstáculos disponíveis na horizontal e na vertical fornecendo uma percepção auditiva para indicar a zona de segurança frontal para o usuário cego.

Pose Estimation of a Mobile Robot Based on Fusion of IMU Data and Vision Data Using an Extended Kalman Filter (ALATISE et al., 2017)

Alatise *et al.* indicam que o uso de um único tipo de sensor para estimar a posição *indoor* durante a navegação. Em seu estudo, o autor apresenta uma fusão de um sensor inercial de seis graus de liberdade (6-DoF), que compreende os 3 eixos de um acelerômetro e os 3 eixos de um giroscópio, e uma câmera que fornece uma posição por identificação visual.

O algoritmo monocular de detecção de objetos baseado em visão computacional utiliza o modelo *Speeded-Up Robust Feature* (SURF). A integração dos dados inerciais e visuais foi realizada pelo algoritmo *RANdom SAmple Consensus* (RANSAC) e pelo filtro de Kalman Estendido (EKF). O RANSAC usa um método iterativo para eliminar os dados que contem discrepâncias (*outliers*), ao contrário dos métodos convencionais que dependem de rastreamento de pontos. O filtro de Kalman fundiu os dados em uma representação baseado em coleta de dados, obtidos do RANSAC e a predição de resultados baseado em estimativas matemáticas.

Um experimento foi realizado para validar e avaliar o desempenho dos algoritmos. Os resultados mostram que o método é rápido, confiável e robusto, apresentando uma margem de erro de posição de 0,145 m e variação de orientação de 0,95 graus.

3.5 Trabalhos relacionados na área de Navegação Indoor Híbrida

Os trabalhos que adotam esquemas híbridos de navegação combinam estratégias baseadas em mapa e estratégias não baseadas em mapa para fornecer uma solução completa de navegação, que além de fornecer a rota e o guia, garantem a segurança física do usuário no deslocamento entre a posição inicial e a posição final da rota. Outras características observadas

nestes trabalhos são as preocupações com a robustez, a complexidade, os atrasos das respostas e as limitações de uso.

Visual navigation using heterogeneous landmarks and unsupervised geometric constraints (LU et al., 2015)

Lu *et al.* apresentaram em seu estudo uma abordagem de identificação visual de características como pontos, linhas, planos são relacionados em uma rede gráfica de multinível (MFG), para a realização de SLAM (*Simultaneous Localization and Mapping*) pelo reconhecimento visual heterogêneo.

Os autores utilizaram uma base de dados visuais disponíveis em KITTI para a definição dos marcadores. A escolha desta base de imagens deve-se ao fato de que é importante padronizar as imagens utilizadas para a construção dos marcadores. Para a navegação é adotado o algoritmo *Heterogeneous Landmark-based Visual Navigation* (HLVN).

Para os testes, foram realizados dois tipos de tarefas: o reconhecimento em si do marcador e ajustes finos de posicionamento em relação aos seus vizinhos, permitindo elaborar uma matriz de variância. Uma câmera RGBD (*red, green, blue, distance*) serviu como sensor de captura das imagens e calcular, através da fórmula euclidiana de distância.

Os resultados apresentados mostram que o uso de marcadores visuais, associados a um sensoriamento de distância e angulação de leitura auxiliam no sucesso dos reconhecimentos. No estudo de caso, os autores obtiveram uma taxa em torno de 92,30% e uma redução de 52,50% das margens de erros em trajetórias que contém cruzamentos.

Combining Obstacle Avoidance and Visual Simultaneous Localization and Mapping for Indoor Navigation (JIN et al., 2020)

Jin *et al.* propuseram uma navegação *indoor* segura em ambientes não mapeados para deficientes visuais para evitar colisões com obstáculos e seguir um conjunto de orientações. O esquema de navegação planejado utiliza como base o modelo *Simultaneous Localization and Mapping* (SLAM) e é associado a um processo de aprendizado semi-supervisionado ativo para redução das margens de erro para manter o usuário dentro de uma faixa segura de rota (*expected error reduction with active-semi supervised-learning* - EER-ASSL).

O algoritmo inicia seu processo de aprendizado registrando o caminho utilizado pelos usuários e aplica o algoritmo *k-Nearest Neighbor Classification* (KNN) para aproximar os valores e consolidar em um conjunto de marcos mais robusto.

Os testes indicam que a solução é bastante robusta para ser oferecida como opção de guia para deficientes visuais. O ponto negativo da abordagem é o tempo ou número de vezes necessários para que o algoritmo chegue a uma boa representação da rota (cerca de 100 dados para cada local registrado pelo algoritmo SLAM).

Vision-Based Mobile Indoor Assistive Navigation Aid for Blind People (LI et al., 2019)

Li *et al.* apresentaram um sistema de navegação assistiva móvel, baseada em visão estéreo, para ajudar pessoas deficientes visuais parciais e totais em viagens independentes em ambientes fechados.

O sistema possui uma camada de mapeamento que utiliza um editor de mapas para analisar as informações geométricas e criar um mapa de grade 2D. A camada de navegação combina a leitura do mapa para definir uma rota através das vinculações de vizinhança dos registros mapeados e a visão estéreo utilizando uma câmera RGB-D para definir uma área visual de segurança em torno do usuário. A combinação das duas informações (mapeada e não mapeada) é feita por uma implementação do filtro de Kalman.

O sistema, ao detectar obstáculos dinâmicos, ajusta o planejamento de rota em tempo real para melhorar a segurança da navegação.

Todas as informações são repassadas para os usuários através de uma interface que permite a interação fala-áudio e através de uma bengala projetada para vibrar com a proximidade de obstáculos.

O sistema foi experimentado em uma área aberta e todos os usuários foram vendidos para padronizar em nível máximo a falta de visão e permitir uma análise livre das relações de dependência dos usuários. Todos os usuários experimentaram a navegação de uma rota de 32,00 metros com o uso de bengala comum e com o uso de sistema de navegação e da bengala inteligente, sendo que foram criadas janelas de 3,0 segundos, chamadas TEMPO para contar a quantidade de erros cometidos pelos usuários. Quando os usuários utilizaram a bengala comum, a quantidade de erros médios a cada TEMPO foi de 2,0 s e com o uso do sistema de navegação a média de erros a cada TEMPO foi de 0,5 s.

Comparando com os métodos existentes de navegação *indoor* em ambientes fechados, o sistema proposto não depende da intervenção sobre a infraestrutura do ambiente e possui precisão de localização robusto e com maior flexibilidade e escalabilidade.

A tripartite filter design for seamless pedestrian navigation using recursive 2-means clustering and Tukey update (PELTOLA et al., 2018)

Peltola *et al.* trataram em seu estudo as limitações dos sistemas baseados em Wi-Fi com dispositivos fixos no cenário, que geralmente fornecem medições de baixa qualidade e com buracos em muitas áreas. Para contornar as deficiências do sistema baseado somente em Wi-Fi, foi construída uma combinação de sensores Wi-Fi do tipo *Ultra-wideband* (UWB), dispostos no cenário e em um dispositivo móvel. Além disso, o dispositivo móvel ainda recebeu sensores de GPS, sensor *Bluetooth Low Energy* (BLE) e sensores inerciais, todos afixados nos pés do usuário. Os dados foram submetidos a uma combinação de fusões baseada em filtro de partículas, devido a sua robustez, e o filtro de Kalman, pela sua velocidade. O processo de navegação observava dois sensores Wi-Fi para estabelecer uma posição de referência e corrigir eventuais erros apresentados pelas oscilações de sinal e a aplicação dos algoritmos de fusão para atualizar a medição.

Os resultados mostram uma correção de posição entre 5% a 10% em relação ao modelo baseado somente em Wi-Fi.

A smartphone based multi-floor indoor positioning system for occupancy detection (MASHUK et al., 2018)

Mashuk *et al.* desenvolveram um estudo para entender a ocupação de edifícios por pessoas para elaborar propostas de administração das unidades prediais de forma mais sustentável. Existem muitos estudos que utilizam elementos como os sensores Wi-Fi, sensores do tipo *Passive infrared* (PIR) para identificar fluxo de presença de pessoas, mas que fornecem uma informação mais estática. A abordagem do trabalho de Mashuk aproveitou os sensores Wi-Fi, *Bluetooth Low Energy* (BLE), acelerômetro e giroscópio, disponíveis nos *smartphone*, combinando seus dados por um filtro de partículas para desenvolver um posicionamento *indoor* dinâmico.

Os autores dividiram o ambiente em células de um mapa do tipo *fingerprinting* para facilitar o cálculo das direções possíveis em uma navegação, utilizando os valores fornecidos pelos acelerômetros e giroscópios. A transição entre os andares foi obtida por um conjunto de sensores BLE, utilizado como um gatilho nas escadas. A navegação utilizou o algoritmo *Pedestrian Dead Reckoning* (PDR) por consumir pouco processamento e memória.

Os resultados indicaram que a médias de margem de erro de posicionamento obtidos foram de 4,20 m para o Wi-Fi, 4,08 m para o BLE, e de 3,82 m para a abordagem híbrida.

3.5.1 Relacionamento das Técnicas de Navegação Indoor com Mapeamento

Os modelos de navegação *indoor* experimentados pelos autores citados, utilizando mapas ou não, ou combinando as duas estratégias têm como motivação o problema de garantir que o usuário seja guiado de seu local inicial até um endereço final, de forma segura.

A Tabela 3.2 apresenta um resumo reunindo as diferentes abordagens encontradas na literatura e estudadas nesta tese, comparando como cada uma delas aborda a questão construção dos marcadores, as técnicas para elaboração de mapas, os algoritmos de construção de rotas, os modelos de navegação, correção de rotas, e percepção de obstáculos, e os algoritmos utilizados para fusão, redução, aprendizado de padrões dos dados manipulados.

Tabela 3.2. Comparação entre os Trabalhos Relacionados.

Sistema	Tipo	Mapeamento	Roteamento	Navegação	Escalabilidade	Limitações	Erro
(ZHU <i>et al.</i> , 2017)	Visual Estéreo/ Inercial RNA ¹	WPL ² / <i>Fingerprinting</i>	Dijkstra	-	Não	Aquisição insuficiente de informação visual durante a navegação Tempo	0,4 m a 0,7 m
(KEYES <i>et al.</i> , 2015)	RSSI ³ /SNR ⁴	<i>Fingerprinting</i>	<i>Floyd-Warshall</i>	TBD ⁵	Sim	Identificação da direção Distância Interferência de outras fontes emissoras de sinais	1,2 m
(XUE <i>et al.</i> , 2016)	Inercial/ Visual Árvore de Decisão RANSAC ⁶ SURF ⁸	<i>Map-Matching</i>	-	KNN ⁷	Sim	Iluminação	2,0 m
(FADZLI <i>et al.</i> , 2015)		<i>Fingerprinting</i>	Dijkstra	PDR ⁹	Limitada	Elaboração de rota limitada pela matriz de adjacência	1,55 m
(KARCIARZ <i>et al.</i> , 2016)	Inercial/ GPS ¹⁰ Filtro de Monte Carlo Filtro de Kalman	<i>Fingerprinting</i>	-	PDR ⁹	Sim	Linha de visão/ Tempo	-
(CHEN <i>et al.</i> , 2018)	Visual Estéreo	-	-	-	Limitada	Alto custo computacional	-
(BOLAT <i>et al.</i> , 2017)	Inercial/ RSSI ³ Filtro de Partículas	<i>Fingerprinting</i>	-	PDR ⁹	-	Fase inicial de calibração demorada Identificação da direção Distância Interferência de outras fontes emissoras de sinais	0,45 m
(FUSCO <i>et al.</i> , 2018)	Inercial/ Visual Árvore de Decisão Filtro de Partículas	<i>Fingerprinting</i>	-	-	Sim	Identificação da direção	1,0 m
(PLIKYNAS <i>et al.</i> , 2020)	RSSI ³ / RFID ¹¹ / Visual Estéreo Árvore de Decisão	-	-	-	Limitada	Os ângulos ópticos de incidência e irradiância não devem exceder as limitações do campo de visão	0,20 m a 1,40 m
(PRESTI <i>et al.</i> , 2019)	Visual Árvore de Decisão Média Ponderada	-	AG ¹²	KNN ⁷	Limitada	Alto custo computacional Tempo	0,50 m

(CARAIMAN <i>et al.</i> , 2019)	Inercial/ Visão Estéreo Filtro de Monte Carlo	-	AG ¹²	-	Sim	Percepção de obstáculos na vertical	0,15 m
(LI <i>et al.</i> , 2015)	Visão Estéreo – RANSAC ⁶	-	-	-	Limitada	Aquisição insuficiente de informação visual durante a navegação Tempo	-
(ALATISE <i>et al.</i> 2017)	Inercial/ Visual SURF ⁸ Filtro de Partículas RANSAC ⁶ Kalman	-	-	-	Não	Identificação da direção na navegação	0,145 m
(JIN <i>et al.</i> , 2020)		KNN ⁷ SLAM ¹³	-	KNN ⁷ SLAM ¹³	Não	Tempo Alto custo computacional	-
(PELTOLA <i>et al.</i> , 2018)	Inercial/ RSSI ³ / GPS ¹⁰ Kalman		-	-	Não	Linha de visão/ Tempo	5%
(MASHUK <i>et al.</i> , 2018)	RSSI ³	<i>Fingerprinting</i>	Dijkstra	PDR ⁹	Não	Complexidade na adição / remoção de nós da rede	3,82 m
(LU <i>et al.</i> , 2015)	Visão Estéreo	SLAM ¹³⁶	-	SLAM ¹³ / HLVN ¹⁴	Não	Identificação de cruzamentos	7,30%
LI <i>et al.</i> , 2019)	Visão Estéreo Kalman	-	-	-	Limitada	Alto custo computacional	1,60 m
Este Trabalho	Inercial/ RSSI ³ /SNR ⁴ Visão Estéreo, Filtro de Partículas RANSAC ⁶ Árvore de Decisão Média Ponderada Kalman	LWPL ¹⁶ / KNN ⁷	Dijkstra, <i>Floyd-Warshall</i>	i-PDR ¹⁵	Sim	Aquisição de informação visual em ambiente com variação de iluminação Interferência de outras fontes emissoras de sinais Tempo	<0,5 m

¹RNA– Rede Neural Artificial³RSSI – *Received Signal Strength Indication*⁵TBD– *Track Before Detect*⁷KNN – *k Nearest Neighbors*⁹PDR – *Pedestrian Dead Reckoning*¹¹RFID – *Radio-Frequency IDentification*¹³SLAM– *Simultaneous Localization and Mapping*¹⁵i-PDR – *Iterative Pedestrian Dead Reckoning*²WPL – *Weighted Policy Learner*⁴SNR – *Signal to Noise Ratio*⁶RANSAC– *RANdom SAmple Consensus*⁸SURF– *Speeded-Up Robust Feature*¹⁰GPS – *Global Positioning System*¹²AG– *Aproximação geográfica*¹⁴HLVN– *Heterogeneous Landmark-based Visual Navigation*¹⁶LWPL – *Linear Weighted Policy Learner*

3.6 Avaliação dos Trabalhos Relacionados

Entende-se que os valores ideais a serem cumpridos na navegação *indoor* são:

- A construção dos marcadores deve ser oferecida de forma simples e rápida para que o próprio usuário possa realizá-la;
- A estrutura de organização gráfica dos marcos deve permitir o vínculo de forma rápida em mapa para a construção de rotas com o menor caminho;
- A construção das rotas precisa observar critérios de menor rota para diminuir o tempo necessário para o usuário percorre-la e atingir o marco de destino;
- Os algoritmos que realizam a construção do guia de navegação precisam aplicar ajustes finos sobre o uso da rota a um custo computacional baixo, de forma eficaz e eficiente;
- A indicação de viabilidade de um caminho livre de obstáculos precisa ser fornecida observando critérios do menor tempo;
- Os ruídos que causam dificuldade na leitura e percepção dos marcadores devem ser reduzidos através do uso de filtros, sem que sua aplicação aumentem o tempo de suas leituras;
- A passagem de informação aos usuários deve ocorrer utilizando uma interação natural como informações sonoras (instruções de áudio, bips) ou táteis (vibrações).

Observando as características apontadas nos trabalhos citados e o contexto estabelecido nesta tese, assume-se que é possível realizar a navegação de deficientes visuais em ambientes *indoor* utilizando uma estratégia híbrida que combina o uso de mapas e registros e mapa métrico. A navegação que utiliza o mapa, permite que os registros mapeados sejam relacionados para criar a rota entre uma posição inicial e uma posição final. A navegação que utiliza o mapa métrico mantém sob constante vigilância o entorno do usuário para assegurar que não haja colisões com obstáculos. As ações de navegação geram comportamentos reativos locais para o usuário, como virar à esquerda, seguir em frente, etc.

A tese é diferenciada e original em relação aos demais trabalhos e atende aos requisitos de ser simples, eficiente (em relação à distância percorrida e obtendo uma rota satisfatória), confiável (em relação a revalidação da rota a cada nó alcançado) e escalável (aumento ou redução de registros de forma ágil). A abordagem oferece vantagens sobre as demais como a não exigência de uma localização precisa, que gera um processo complexo e demorado de mapeamento, realiza uma exploração do ambiente testando as múltiplas soluções possíveis em

cada nó quando a rota apresenta alguma falha, e o uso do mapa métrico que explora o entorno do usuário para mantê-lo seguro de colisões contra obstáculos. Nesta tese, o termo localização imprecisa significa que a abordagem não depende da precisão exata da localização, ou seja, é utilizado um modelo de aproximação. Esta decisão foi tomada por observar que trabalhos relacionados os algoritmos baseados em localização precisa são fortemente afetados por variações dos cenários reais, impactando no uso das soluções.

As abordagens de construção de registros descritas nos trabalhos relacionados indicam seus ganhos e limitações, principalmente quando adotam critérios de fusão de dados. Assim, a abordagem escolhida utiliza uma combinação de fusão baseada em agregação de dados e fusão por inferência para formar o conjunto de registros dos locais. Há uma extensão da abordagem em relação aos trabalhos de referência pela inclusão do método de redução amostral de dados pelo algoritmo *RANdom SAmple Consensus* (RANSAC), que simplifica a tarefa de manipular muitos dados obtidos de fontes diferentes e melhora a representação dos dados quando comparado com o conjunto de dados brutos. A fusão de dados permite gerar conclusões mais robustas a respeito de sua representatividade, aumentando a qualidade do mapa.

Os sensores usados para obter informações ambientais são do tipo absoluto e relativo para fornecer ao sistema uma melhor compreensão das várias características da localização registrada. Em sistemas de posicionamento absoluto, há o uso de dispositivos e recursos externos dispostos no cenário, como sistemas baseados em Wi-Fi e informações visuais (KALRA *et al.*, 2016), (DUBEY *et al.*, 2019), (BRENA *et al.*, 2017). Um sistema de posicionamento relativo não requer o uso de nenhuma fonte externa, tomando como exemplos os sistemas inerciais (YU *et al.*, 2019). Os dados visuais são do tipo estéreo e também são convertidos em um mapa de profundidade para a indicação de posições de possíveis obstáculos. Outro motivo para escolher os sensores Wi-Fi, inerciais e de câmera é usar os sensores adotados na maioria das abordagens IPS e aproveitar toda a literatura disponível.

Os modelos mais utilizados para a construção de mapas são o *fingerprinting* e o *Weighted Policy Learner* (WPL).

A técnica *fingerprinting* tenta melhorar a precisão dos sistemas de localização e navegação, utilizando duas fases bem definidas: uma fase de coleta e mensuração de valores em diferentes locais da área, chamada de *off-line*; uma fase *online* onde as características do cenário são medidas e comparadas aos dados coletados na fase *off-line*. Tipicamente a técnica *fingerprinting* emprega modelos de estimativa da localização como métodos probabilísticos, *k*-

Nearest Neighbors (KNN), Redes Neurais Artificiais (RNA) e *Support Vector Regression* (SVR) (CHOW *et al.*, 2018).

O algoritmo WPL (*Weighted Policy Learner*) melhora a precisão dos modelos de mapeamento utilizando duas etapas, uma *off-line* e uma online, como ocorre com o modelo *fingerprinting*. A vantagem da WPL para técnica *fingerprinting* é que ela não precisa reconstruir o mapa com a adição ou remoção de qualquer registro (CHOW *et al.*, 2018), (ALATISE *et al.*, 2017). A desvantagem de usar o WPL para este projeto é seu alto custo de processamento, especialmente quando o centro de processamento é um dispositivo móvel com limitações físicas de recursos.

Para superar as desvantagens da *fingerprinting* e WPL, é proposto o desenvolvimento do algoritmo *Linear Weighted Policy Learner* (LWPL). O LWPL usa o algoritmo WPL (*Weighted Policy Learner*) como base para a construção de mapas, mas insere o conceito de linearização de processos. O LWPL é um algoritmo que aproveita o processo de aprendizagem do *Weighted Policy Learner* (WPL), linearizando as formulações matemáticas para que a construção da relação dos registros seja mais rápida. A abordagem oferece vantagens sobre as demais como a construção de mapa ponderado linearizado, que permite a inclusão e a exclusão de registros de forma mais rápida. O modelo escolhido para representação do cenário foi a matriz de adjacências e grafo direcionado.

O modelo escolhido para estabelecer as rotas foi uma combinação do algoritmo de Dijkstra com o algoritmo de Floyd-Warshall, que estabelecem a heurística de definição do menor caminho pela localização absoluta e intervalar.

O modelo escolhido para coordenar a navegação *indoor* foi a combinação do método de proximidade *Pedestrian Dead Reckoning* (PDR) associado ao filtro de Kalman, chamado *iterative Pedestrian Dead Reckoning* (i-PDR) com o algoritmo de percepção de obstáculos por visão estéreo. O i-PDR acessa a rota estabelecida e corrige eventuais erros percebidos a cada nó alcançado utilizando métodos dependentes de treinamento, como o filtro de partículas, o filtro de Kalman e a análise visual, e utilizando métodos que não dependem de treinamento, como o mapa de profundidade obtido da visão estéreo. O algoritmo de visão estéreo, chamado *Obstacle Detection by 3d Sound*, usa o mapa de profundidade associado a uma linguagem sonora para gerar alertas sobre eventuais presenças de obstáculos na horizontal e na vertical.

No problema de navegação proposto nesta tese, a rota inicial é planejada de acordo com os registros mapeados e registros virtualizados e o algoritmo de navegação aproxima a posição atual do usuário a um dos pontos de referência da rota desde a posição inicial até a posição

final. O algoritmo estende o princípio de coordenadas virtuais utilizando um esquema de mapeamento de baixa densidade, complementando as informações com cálculos de registros intermediários no grafo para estabelecer a rota. Ao longo da rota, eventuais obstáculos podem surgir, por isso o algoritmo de navegação também é de planejamento exploratório, em que o sistema captura informações do ambiente ao mesmo tempo que consome a rota inicialmente definida para alcançar o ponto final.

3.7 Considerações Finais

Neste capítulo, foram apresentados trabalhos relacionados ao tema para nortear a construção da hipótese. Foi realizada uma análise das diferentes propriedades dadas pelos autores, apresentando-as em tabelas para facilitar na escolha das características que farão parte desta tese para que não se crie algo simplesmente diferente daquilo que já existe, mas algo que incorpore várias características importantes em uma mesma arquitetura.

Os trabalhos apresentados possuem abordagens distintas entre si, onde os pesquisadores ora dominavam o ambiente através da aplicação de mapas, possibilitando o fornecimento de uma rota, ora exploravam o ambiente em busca de um caminho viável entre as estruturas prediais e os obstáculos dispostos a frente do caminho. Além disso, cabe destacar que nesta pesquisa buscou-se definir métodos que não dependam de uma localização exata, o que é extremamente complexo de se alcançar em um ambiente real e não controlado. Por esta razão, os métodos de localização buscam se aproximar o máximo possível dos locais de referência durante toda a trajetória.

A compreensão dessas análises é essencial para o desenvolvimento de um modelo teórico, relacionando-as de forma lógica e científica, de modo a esclarecer a articulação entre os conceitos apontados como relevantes para a construção da arquitetura.

Capítulo 4- Concepção da Arquitetura

Este capítulo apresenta a arquitetura da navegação *indoor* através de uma análise em alto nível para garantir que os requisitos tenham consistência, sejam completos, corretos e operacionalmente definidos.

A decisão em adotar um modelo híbrido de navegação é para obter uma indicação da localização do usuário parado e em movimento, dando a capacidade para o algoritmo decidir e fornecer a informação correta o mais rápido possível. Por exemplo, se o usuário está se movendo em uma rota e identifica uma bifurcação, ele pode tomar uma decisão como seguir em frente ou fazer uma curva, quando adotado o modelo de representação baseada em mapas topológicos.

Devido a característica do perfil do usuário (deficiente visual), os sensores também devem agir como recursos para a percepção de viabilidade de uso da rota, indicando a presença de obstáculos que podem causar acidentes, assim, cada usuário recebe as informações sobre as características do ambiente no seu entorno. Isso difere das tarefas de exploração do ambiente desconhecido, como no modelo *Simultaneous Localization and Mapping* (SLAM), e do modelo de navegação com uso de mapa. O esquema para combinar a capacidade de navegação entre registros mapeados e a identificação de obstáculos está representado na Figura 4.1.

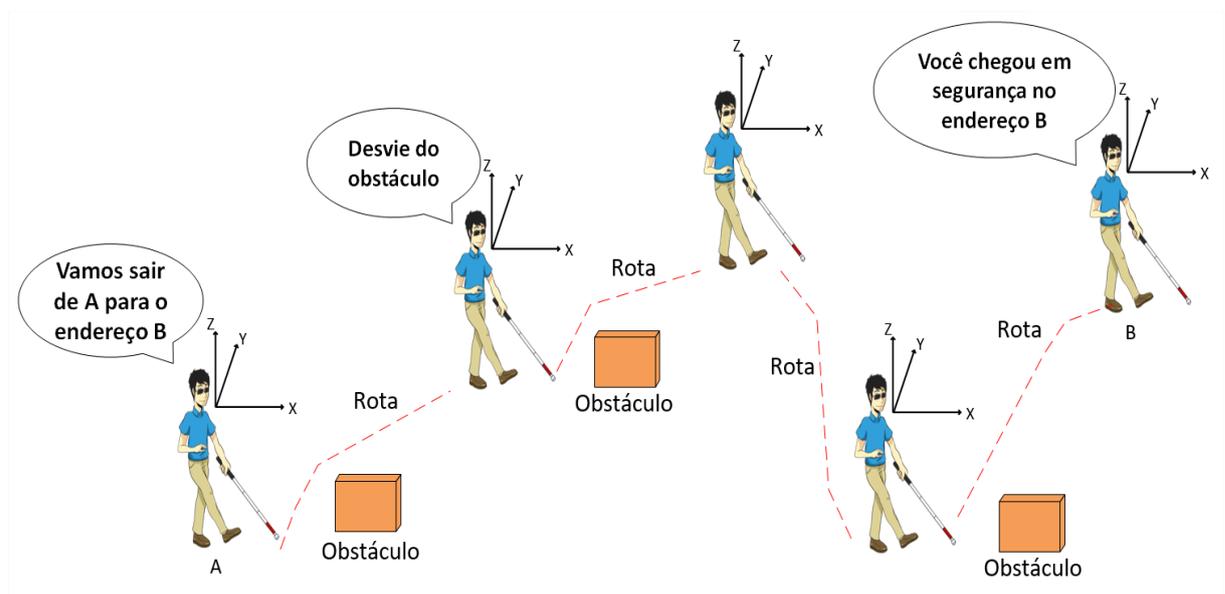


Figura 4.1 Esquema geral da navegação híbrida elaborada.

As técnicas analisadas dos trabalhos relacionados que oferecem características capazes de atingir os valores ideais, seja pela aplicação de sua forma tradicional ou sua forma modificada por intervenções são:

Estímulo de percepção para a construção dos marcadores: Rádio frequência (Wi-Fi), inercial, visual;

Técnicas de mapeamento: *Linear Weighted Policy Learner* (LWPL);

Tipos de marcadores: Wi-Fi, inercial e visual;

Técnica de construção de marcadores: *Received Signal Strength Indication* (RSSI) com *Signal-to-Noise Ratio* (SNR), *roll-pitch-yaw* (RPY), *Haar-Like*;

Organização do mapeamento: Matriz de Adjacência e grafo;

Técnica de construção de rota: Dijkstra e Floyd-Warshall;

Técnica de navegação, correção de rota: *iterative Pedestrian Dead Reckoning* (i-PDR), *Obstacle Detection by 3D Sound*;

Técnica de percepção de obstáculos: Mapa de profundidade e mensuração de distância;

Filtro: *RANdom SAmples Consensus* (RANSAC), Kalman e Partículas.

As próximas seções apresentam os detalhes de cada etapa e seus subsistemas. A forma adotada foi a de subsistemas para facilitar suas definições, minimizando a comunicação entre os módulos, a redundância de recursos e a melhoria das tomadas de decisão.

O capítulo termina com a visão dos modelos definidos de cada subsistema que facilitam a definição tecnológica que atenda aos requisitos e permitam a construção dos protótipos que realizam a prova de conceito.

4.1 Critérios Necessários para Navegação de Deficientes Visuais

Entende-se que os critérios a serem cumpridos na navegação *indoor* direcionada a deficientes visuais são:

- A interação entre usuário e o sistema deve ocorrer de forma natural, utilizando a voz como envio de comandos e a passagem de informação aos usuários por informações sonoras (instruções de áudio, *bips*);
- O ambiente deve ser mapeado para fornecer locais de referência para o guia a curta e a longa distância;

- A construção das rotas deve observar critérios de menor rota para diminuir o tempo necessário para o usuário percorrer-la e atingir o marco de destino;
- O algoritmo de guia de navegação precisa aplicar ajustes finos sobre a localização do usuário para mantê-lo sobre a rota;
- A indicação de perímetro de segurança em torno do usuário para percepção de obstáculos precisa ser fornecida com tempo suficiente para evitar a colisão.

O modo planejado para se realizar a navegação *indoor* parte do princípio que o cenário *indoor* possui diferentes características que influenciam na eficácia dos sensores. Por isso, o modelo utiliza um aprimoramento dos mecanismos de navegação que adotam técnicas de uso de mapas e técnicas de navegação livres de mapa para fornecer um guia navegação do tipo guloso capaz de lidar com a percepção de registros, a continuidade da rota, ao mesmo tempo que fornece informações sobre o entorno para proteger contra colisão com obstáculos.

4.2 Modo de Funcionamento Proposto

Antes de utilizar a navegação é necessário criar registros dos locais e associá-los em um mapa. O módulo de construção dos identificadores dos locais é formado por um conjunto de algoritmos que permite identificar padrões dos sinais emitidos ou recebidos pelos sensores, combinados a filtros necessários para reduzir ou eliminar o impacto dos ruídos junto aos dados e algoritmos de fusão que combinam os dados para tornar o registro mais completo. Marcador é o termo genérico utilizado para representar os registros de locais, que são utilizados como referência nos processos de construção de rotas e da navegação.

Para se iniciar uma navegação, o usuário deve solicitar a criação de rota por instrução vocálica. Para evitar que sejam criadas rotas indesejadas, o sistema fica em modo de espera, aguardando que o usuário indique por um comando de voz específico a sua ativação.

Ao ser requisitado, o sistema inicia o processo de localização atual do usuário através dos sensores embarcados em seu dispositivo móvel. Com estas duas informações (posição atual e posição destino final) o algoritmo gera uma rota e a entrega ao usuário por um guia de áudio. A solução de elaboração de rota busca a eficiência do ponto de vista do caminho (curto) e da realização da busca rápida de alternativas para contornar as falhas. O mapa utilizado possui baixa densidade de cobertura para a redução de custo, de elaboração de registros, porém, o algoritmo de rota enriquece o grafo com a inclusão de registros intermediários obtidos de

cálculos. Ao longo do consumo da rota, o algoritmo de navegação deve realizar ajustes finos para reposicionar o usuário a sua rota ou em casos mais extremos, quando o usuário sair rota ou a rota ficar indisponível, o sistema deve reconstruir uma rota, considerando agora esta nova localização como o seu novo ponto de origem. Paralelamente, o algoritmo de navegação cria um perímetro de segurança através de uma abordagem exploratória para perceber a presença de obstáculos, acionando um conjunto de alertas sonoros que permitam o desvio em tempo real.

Ao chegar ao endereço destino, o algoritmo de navegação deve gerar uma mensagem de conclusão de navegação e perguntar se o usuário deseja manter o guia ativado ou não. Ao ser mantido ativado, o guia atualiza a posição do usuário por instrução sonora sem realizar a navegação e ao ser desativado, o sistema volta ao seu estado inicial (estado de espera).

Este tipo de aplicação se enquadra em uma categoria de problemas de navegação de pessoas com deficiência visual até uma posição de destino, com o uso de um mapa simplificado associado ao uso de registros virtualizados.

4.3 *Concepção da Arquitetura*

Para atender aos requisitos necessários, este trabalho implica em desenvolver uma arquitetura híbrida de navegação, que forneça informações referentes a localização e deslocamento do usuário em ambiente *indoor*, com instruções naturais, semelhante à navegação cognitiva humana, assim como informações necessárias para a prevenção de acidentes.

Além do processo e leitura e reconhecimento dos marcadores e do aprendizado sobre as suas localizações, alguns aspectos foram levados em consideração para as tomadas de decisão na construção da arquitetura de navegação *indoor*. São eles:

- Segurança: a aplicação é local e embarcada. Somente o dispositivo calcula e processa as informações de localização, garantindo privacidade no acesso aos dados;
- Atraso ou tempo de resposta: escolha de técnicas que ofereçam um tempo aceitável em uma navegação de pessoas deficientes visuais;
- Robustez: a escolha de múltiplos marcadores e técnicas tornam o sistema mais robusto a falhas quando um dos subprocessos não conseguir realizar a percepção da etiqueta ou o tempo de resposta for maior que o aceitável;

- Complexidade: A fusão de dados insere maior complexidade algorítmica para manipular os dados dos marcadores de Wi-Fi, inercial e visual, além do reconhecimento das instruções de fala para a inserção de dados e emissão de mensagens como saída do sistema;
- Limitações: As técnicas de navegação utilizam métodos probabilísticos e requerem uma constante atualização das informações para aumentar o grau de certeza da correta localização do usuário.

O modelo proposto possui características híbridas em seus dois principais módulos, que descrevem as tarefas necessárias para construir o mapeamento e o processo de navegação.

Na etapa de mapeamento são construídas as bases de dados necessárias para identificar os locais e todos os recursos de auxílio para a elaboração do mapa e para a navegação. A Figura 4.2 mostra o esquema da camada de mapeamento.

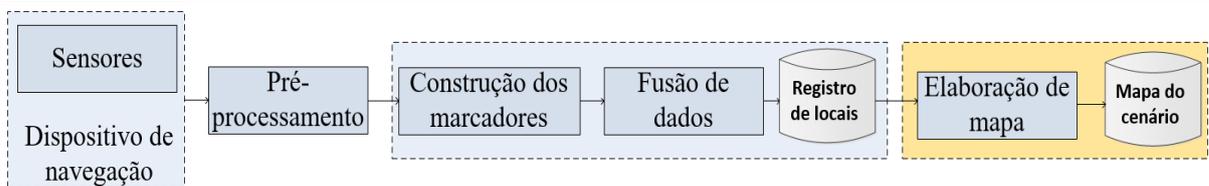


Figura 4.2 Arquitetura do mapeamento.

Na etapa de navegação são aplicados algoritmos de tratamento dos dados e de construção de rotas e guia por áudio para acompanhar o usuário no cumprimento da rota estabelecida. A Figura 4.3 mostra o esquema da camada de navegação.

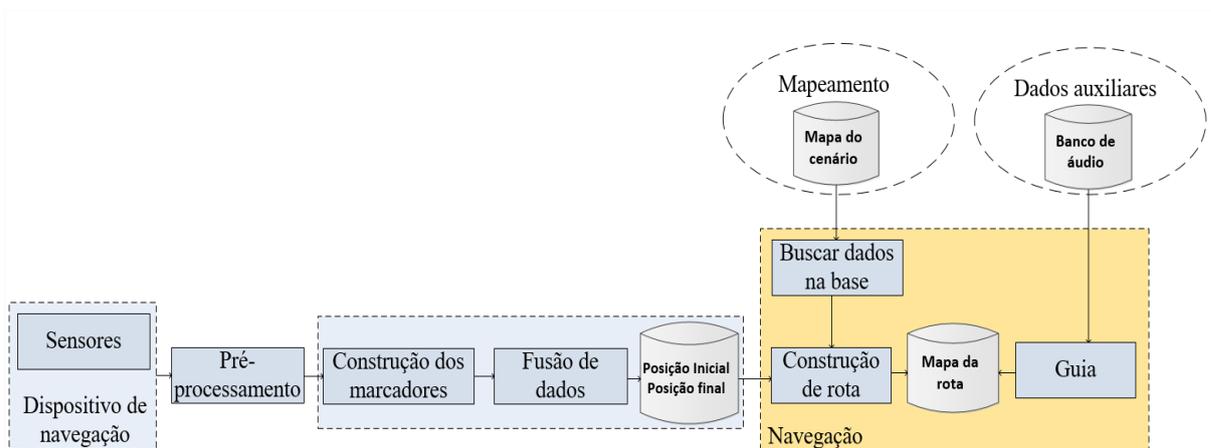


Figura 4.3 Arquitetura de navegação.

4.4 Considerações Finais

Este capítulo apresentou os esquemas gerais de mapeamento e navegação *indoor* propostos nesta tese de doutorado.

A abordagem inicia com a indicação das técnicas e tecnologias escolhidas a partir dos trabalhos relacionados, que foram aplicadas em sua forma natural (abordagens já estabelecidas na literatura) ou modificadas para atender aos requisitos indicados como necessários para fornecer uma navegação para deficientes visuais.

Capítulo 5- Concepção da Arquitetura do Mapeamento *Indoor*

Este capítulo apresenta a arquitetura de mapeamento *indoor* de forma detalhada para garantir que os requisitos tenham consistência, sejam completos, corretos e operacionalmente definidos.

A Figura 5.1 mostra um modelo geral de arquitetura do sistema de navegação *indoor* híbrido. Nesta figura, cada camada contém o conjunto de algoritmos e dispositivos que demonstram potencial para permitir o mapeamento e a navegação em ambiente *indoor* por pessoas deficientes visuais.

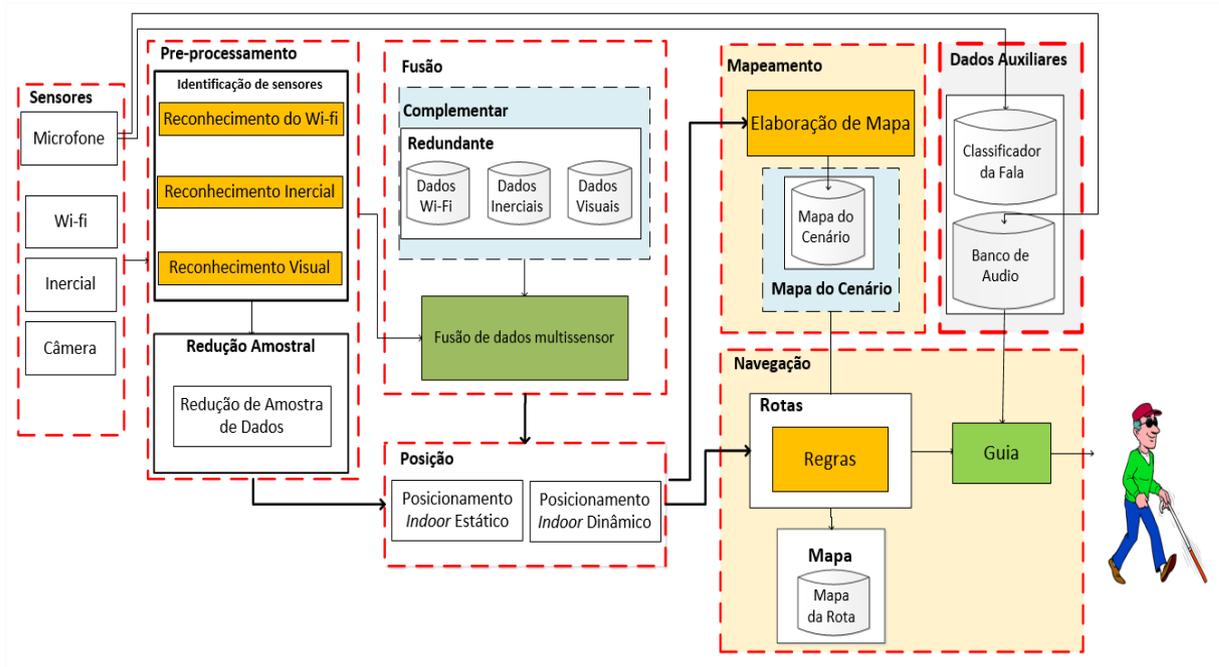


Figura 5.1 Arquitetura geral do Sistema de Navegação *Indoor*.

A arquitetura do sistema possui etapas bem definidas, como pré-processamento, redução amostral, fusão de dados de forma redundante e complementar, mapeamento e construção de dados auxiliares, e a navegação híbrida. O detalhamento de cada etapa é apresentado abaixo.

5.1 Pré-processamento

O pré-processamento de dados é o passo necessário para realizar as intervenções nos dados brutos e atingir os padrões esperados para a definição dos marcadores. Os objetivos de manipular os dados antes de enviá-los a algoritmos de fusão são melhorar a qualidade dos dados e reduzir o tempo necessário para identificar o padrão de dados recebidos.

O fluxo desta etapa indica duas tarefas principais: a identificação do tipo de sensor, direcionar os dados para os algoritmos apropriados e os algoritmos de extração de características, que acionam os algoritmos de fusão, conforme detalhado abaixo.

5.1.1 Identificação dos Sensores

Os sensores são fisicamente conectados a uma unidade central de processamento, para onde enviam seus dados para serem processados e usados nas operações de mapeamento, localização e navegação *indoor*. A identificação dos tipos de sensores ocorre pela inserção de um ID com os valores 1, 2 e 3. Esses valores identificam os sinais e os dados das localizações Wi-Fi, inercial e visual, respectivamente.

Os dados podem ser solicitados a partir de duas fontes: o mapeamento e a navegação, usando um segundo ID. Quando o mapeamento exige os dados, o ID aciona o módulo de redução de amostra. Quando a navegação requer os dados, o ID aciona o módulo de fusão de dados lineares. Depois de receber os dados e inserir as identificações do sensor, um algoritmo de decisão observa os valores dos IDs e direciona os dados para o seu processamento adequado, conforme indicado na Figura 5.2.

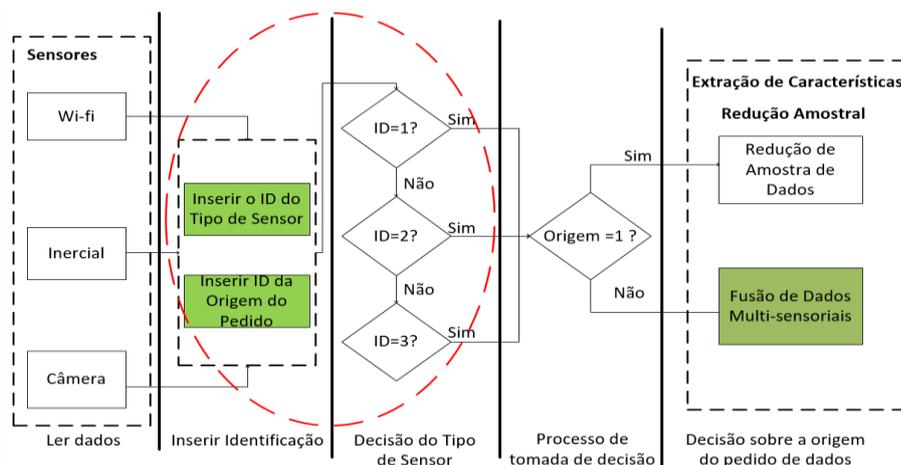


Figura 5.2 Fluxograma de identificação de sensor e para a extração de características.

Os sensores usados para obter informações ambientais são do tipo absoluto e relativo (localização simbólica) para fornecer uma melhor compreensão das várias características da localização registrada. Esta combinação permite que a identificação de um local seja definida por sensores de proximidade e reconhecimento de padrões.

5.1.2 Redução Amostral

A camada de redução amostral tem a função de reduzir o conjunto de dados a uma amostra representativa forte, capaz de ser utilizada pelos algoritmos de posicionamento estático e dinâmico para compor um registro de localização.

A estratégia utilizada para reduzir o tempo de processamento, mantendo o nível de robustez do marcador, foi selecionar amostras representativas de dados brutos de cada tipo de sensor. O algoritmo para esta diminuição de dados para uma amostra robusta foi o modelo probabilístico denominado *RANdom SAmple Consensus* (RANSAC).

O RANSAC é um método iterativo que estima os parâmetros de um modelo matemático (WAN *et al.*, 2016). O RANSAC permite a adaptação robusta de um modelo $y = f(x; \alpha)$ a um conjunto de dados S , contendo *inliers* e *outliers*. O método *Least Squares* (LS) estima um modelo reduzido, observando dados classificados como *inliers*, resolvendo até 50% dos *outliers* escolhidos aleatoriamente. O algoritmo RANSAC tem sua operação definida em cinco etapas:

1. Estimar os parâmetros α_{tst} de um subconjunto aleatoriamente amostrado de n pontos de dados de S ;
2. Determine o subconjunto de *inliers* $S_{tst} \subseteq S$ para ser o conjunto de dados com distância t para o modelo;
3. Se este conjunto de *inliers* for o maior neste ponto, faça $S_{IN} = S_{tst}$ e $\alpha = \alpha_{tst}$;
4. Se $|S_{IN}| < T$, onde T é um valor limite, repita as etapas de 1 a 3, caso contrário, pare o algoritmo. O critério de parada é dado por um número máximo de iterações $T_{max} = 40$ ou quando o tamanho da população de dados avaliados atinge a quantidade de 300;
5. Após N tentativas, finalize o processo.

Um valor limite ($N \leq 40$ ou a quantidade de 300 registros), foi estabelecido aleatoriamente após inúmeros experimentos, restringe e adiciona a quantidade de dados mantidos na coleção *inliers*. Esse processo é repetido até atingir o maior valor, considerado aqui como o melhor conjunto de amostras do conjunto de dados original (XUE *et al.*, 2016).

A Figura 5.3 mostra o processo de redução da amostra, começando com a coleta e ordenação dos dados até a aplicação do RANSAC.

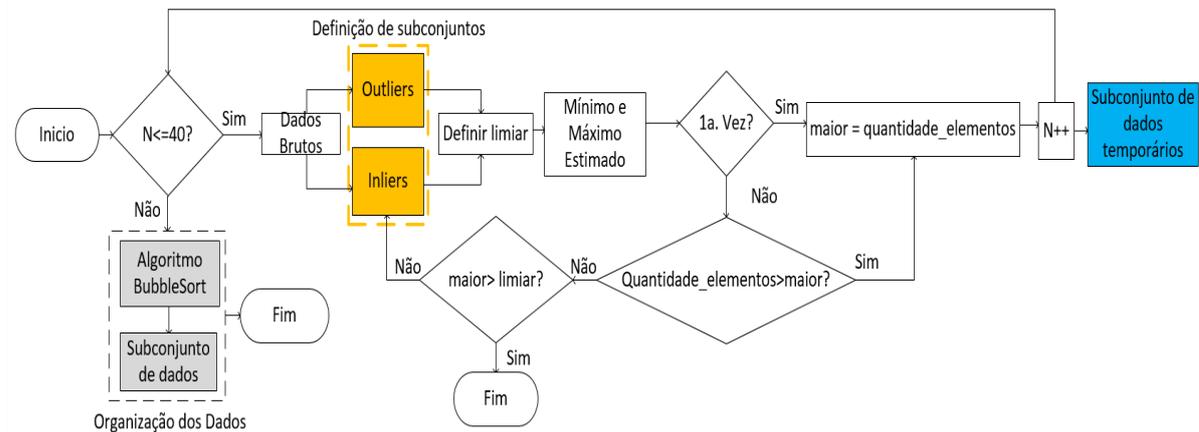


Figura 5.3 Fluxo de redução amostral de dados pelo RANSAC.

O planejamento dos parâmetros do RANSAC considera alguns critérios antes de seu uso, como:

1. A probabilidade de escolher um *inlier* é obtida pela relação $Prob = \frac{\# \text{ of inliers}}{\# \text{ of samples}}$;
2. A construção do conjunto de amostras é um processo probabilístico, obtido por $Prob^n$, onde n é a quantidade disponível de dados da amostra;
3. A probabilidade de construção incorreta de um modelo durante k iterações é $(1 - Prob^n)^k$;
4. A taxa de sucesso de RANSAC p é obtida pela fórmula $(1 - Prob^n)^k = 1 - p$, onde $k = \frac{\log(1-p)}{\log(1-Prob^n)}$.

5.2 Fusão

Identificação da fusão direciona o processo de elaboração de uma representação de local de forma demorada, porém robusta utilizada para o mapeamento, e de forma mais rápida, utilizada na navegação.

A construção dos marcadores é formada por um conjunto de algoritmos que permite identificar padrões dos marcadores, aplicar os filtros necessários para reduzir ou eliminar o impacto dos ruídos junto aos dados e submeter a um conjunto de regras que buscam atender aos objetivos de identificação de cada tipo de tecnologia adotada no mapeamento. Um quarto classificador, utilizado para o reconhecimento da fala, é construído para permitir a interação do usuário com o sistema por comando de fala.

O termo marcador é a terminologia dada para as representações dos registros físicos (sensores) e lógicos (definidos matematicamente) inseridos no mapa. O marcador é do tipo relativo (localização simbólica), onde as informações são obtidas por sensores de proximidade e reconhecimento de padrões aos pontos de referência. A presença de ruído reduz a precisão do sistema e pode inviabilizá-lo em determinadas situações (JAYAKANTH *et al.*, 2020). Essas representações devem possuir características que permitam sua percepção sob as mais altas condições e condições (FUSCO *et al.*, 2018).

A construção dos marcadores usa os dados fornecidos pelo RANSAC e aplica os filtros e os algoritmos de fusão que combinam os dados de acordo com um padrão. Os algoritmos de baseiam o tratamento dos dados de acordo com a sua origem (Wi-Fi, inercial e visual), criando seus marcadores. A fusão complementar usa os dados processados das fusões redundantes e fornece um marcador híbrido.

Três classificadores são utilizados para identificar os locais: rádio frequência, inercial e visual. Estas informações são agrupadas em uma base única de marcadores. Uma vez definidos os marcadores, os algoritmos de vizinhança são usados para registrar o mapa.

As entidades, apresentadas na Figura 5.4, definidas para a base de dados são: Tipo_Classificador, Classificador_RF, Classificador_Visual, Classificador_Audio, Classificador_Inercial, Marcador e Matriz_Adjacencia.

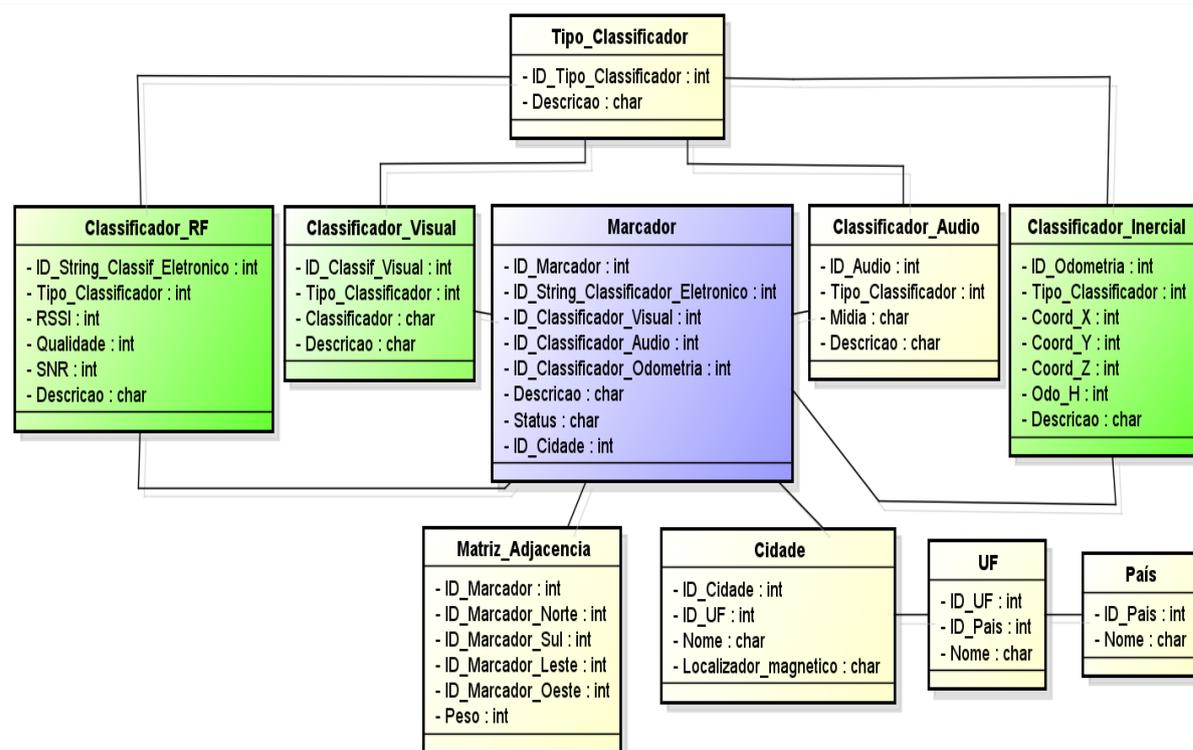


Figura 5.4 Modelo relacional da base de registros dos marcadores.

A entidade *Tipo_Classificador* registra os tipos dos classificadores.

A entidade *Classificador_RF* registra a *string* de identificação dos marcadores de rádio frequência, o RSSI, a qualidade, o SNR e a sua descrição.

A entidade *Classificador_Visual* registra os marcadores visuais, contendo o caminho do diretório onde se encontra o classificador e a descrição do objeto ou local por ele representado.

A entidade *Classificador_Audio* identifica as mídias de usuário e de sistema, que servem para o reconhecimento de fala e para o guia de áudio.

A entidade *Classificador_Inercial* registra os eixos x , y e z da coordenada de um ponto de referência, obtido do sensor magnetômetro.

A entidade *Marcador* representa ao sistema um local ou objeto mapeado, utilizando as informações dos classificadores eletrônico, visual, áudio e odométrico.

A entidade *Matriz_Adjacency* registra as vizinhanças dos marcadores e facilita a construção das rotas. O atributo de peso indica se é um marcador é comum ou um cruzamento.

As entidades *Cidade*, *UF* e *País* enriquecem as informações sobre os pontos de coleta dos diversos locais mapeados.

5.2.1 Construção do Marcador baseado em Wi-Fi

A construção dos registros dos locais baseados nos sinais Wi-Fi utiliza um esquema de cálculo de distância aproximada entre um sensor Wi-Fi disposto no cenário e um sensor Wi-Fi disposto no dispositivo móvel. O marcador utiliza as informações de identificador (ID) fornecido pelo fabricante, a potência do sinal recebido (RSSI) e o impacto do ruído presente no sinal (SNR), que permite separar os sinais de primeiro plano (informação desejada) e o fundo (sinais indesejados) (PAUL *et al.*, 2017), (FARSI *et al.*, 2019).

A localização por RSSI e SNR é dada pelo traçado do raio entre o ponto de acesso (AP) e o local de medição. Esta medida usa o valor de Wi-Fi recebido para indicar no mapa digital a célula correspondente ao ambiente real, considerando o tamanho da célula no mapa digital, o tamanho da célula no local atual, a intensidade do sinal emitida pelo AP e o expoente de perda de caminho.

As identificações dos endereços Wi-Fi observam os sinais RSSI de acordo com os critérios de propagação no espaço livre, na reflexão no solo (modelo de dois raios) e no modelo Log-Distância, como indicado por Xiao (XIAO *et al.*, 2017).

No modelo de propagação no espaço livre, a potência recebida, colocada em uma distância de separação d de um dispositivo transmissor é dada pela equação do espaço livre

$$P_r(d) = C_f \frac{P_t}{d^2} \quad (1)$$

onde P_t é a potencia transmitida, $P_r(d)$ é a potencia recebida, C_f é uma constante de transmissão.

No modelo de reflexão no solo, também chamado de modelo de dois raios, é considerado um caminho direto e um caminho de propagação refletido no solo entre o transmissor e o receptor, dado pela seguinte equação:

$$P_r(d) = C_t \frac{P_t}{d^4} \quad (2)$$

onde C_t representa as características da transmissão para o modelo.

O modelo de propagação Log-Distância é derivado de métodos empíricos e analíticos, e considera que a potência média recebida decresce de forma logarítmica em relação à distância do transmissor (PAUL *et al.*, 2017). O modelo é representado pela equação

$$P_r(d) \propto C_t \frac{P_t}{d^\alpha} \quad (3)$$

onde α é chamado de gradiente distância-potência.

O RSSI é expresso em decibéis de 0 (zero) a -120 (cento e vinte) dB. Quanto mais próximo estiver de zero, mais forte é o sinal (SAWAS *et al.*, 2018). A qualidade do sinal é um valor de percentagem entre 0% e 100%, onde os números mais próximos a 100% possuem melhor qualidade. A qualidade do sinal acima de 25-30% pode ser utilizada para identificar um marcador de rádio frequência (SAWAS *et al.*, 2018). Para valores de RSSI inferiores a -80 dB, os ruídos podem inviabilizar o seu uso. Para saber qual a quantidade mínima aceitável para sustentar uma determinada velocidade é aplicado o SNR (SAWAS *et al.*, 2018). A fórmula do SNR é:

$$\text{SNR} = \text{signal} - \text{noise} \quad (4)$$

A informação de potência recebida (P_R) foi usada como indicação de posição, mas as intensidades do sinal mostraram saltos que tornaram a identificação desafiadora.

A obtenção da atenuação de sinal entre o dispositivo móvel e o ponto de acesso é feita através da fórmula de atenuação:

$$A_{ar} = 20 \log \frac{4\pi d}{\lambda} \quad (5)$$

onde A_{ar} é a atenuação em dB, d é a distância em metros, λ é o tamanho do período da onda em metros. Com estas informações, é possível isolar o valor de distância como sendo a variável a ser determinada, a partir da potência do sinal transmitido.

5.2.2 Construção do Marcador baseado em Informação Inercial

A localização inercial utiliza uma extensa coleção de informações, obtidas por um arranjo de três sensores dispostos lado a lado no dispositivo móvel vestível. Essa estratégia foi inspirada na formulação indicada por Brena, que adotou um agrupamento de seis sensores para melhorar rapidamente a qualidade do indicador de posição (BRENA *et al.*, 2017). A redução de seis sensores para três considerou o que o próprio autor (Brena) indicou em seu estudo, onde foi percebido nos testes que o aumento de sensores deve ser definido com a observação de ganho sobre os dados, para que não se receba em redundância a mesma informação, consumindo tempo e recursos.

O marcador inercial utiliza dados obtidos dos três eixos (x , y , z) dos sensores de giroscópio, magnetômetro e barômetro, que indicam a direção baseada no eixo magnético da Terra, a posição angular em relação ao solo e a altitude, baseado na variação da pressão atmosférica (YU *et al.*, 2019). Os sensores de giroscópio, magnetômetro e barômetro, quando combinados com o sensor acelerômetro, formam um arranjo conhecido como Unidade de Medida Inercial (IMU) (WU *et al.*, 2018).

A combinação dos eixos ocorre pela aplicação de uma fusão usando o sistema de referência *Roll-Pitch-Yaw* (RPY) como modelo (BOLAT *et al.*, 2017). O sistema RPY considera que o eixo x (*Roll* - eixo do rolo) deve apontar para a direção para frente do movimento do usuário, o eixo y (*Pitch* - eixo de inclinação) deve ser o eixo ortogonal apontando para a direita, enquanto o eixo z (*Yaw* - eixo vertical) aponta para baixo, dando uma orientação vertical, como representado pela Figura 5.5 (POULOSE *et al.*, 2019), (WU *et al.*, 2018).

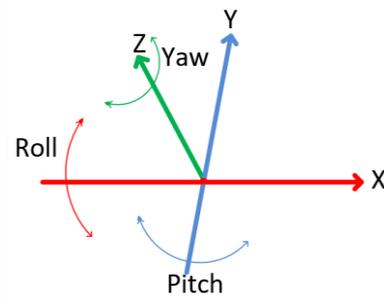


Figura 5.5 Sistema RPY.

A observação dos dados inerciais em alguns cenários, no entanto, pode ter fortes oscilações causadas por inúmeros fatores que interferem em seus valores, e que refletem em comportamento errático, aumentando o erro de sistema inercial ((BOLAT *et al.*, 2017).

Uma implementação de filtro de partículas chamada campo magnético compensa as variações percebidas nas leituras do magnetômetro para definir um padrão (YULONG *et al.*, 2015). Campos magnéticos são microrregiões que aumentam a área de percepção dos sensores inerciais, reduzindo as disparidades de identificação de um endereço, mas trazem um aumento no tempo de processamento (BOLAT *et al.*, 2017). Para limitar os valores inerciais capturados, considerando as imperfeições e influências do local nos dados, foi estabelecida uma margem de erro entre os dados coletados de 0,01 m.

O filtro de partículas proposto tem quatro etapas: propagação, atualização de medição, estimativa de posição e orientação e reamostragem, como mostrado na Figura 5.6.

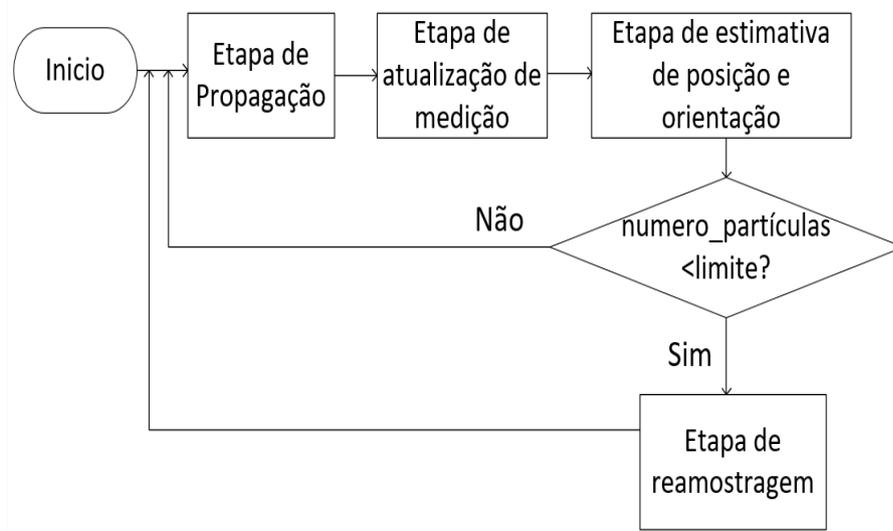


Figura 5.6 Fluxograma operacional de filtro de partículas.

O filtro de partículas rastreia as variáveis de interesse, classificando cada valor observado de acordo com o peso dado pela importância da partícula. O filtro de partículas seleciona e organiza em um processo iterativo todos os dados em um novo conjunto, utilizando como critério o peso, que indica a maior probabilidade de identificar um determinado local, evitando assim a baixa representatividade dos dados (YULONG *et al.*, 2015).

O passo de propagação corresponde à fase de atualização de posição para cada partícula. Tanto o comprimento do passo l_t como a orientação da direção θ_t são passados pelo componente PF e assumidos como dados modificados pelo ruído aleatório gaussiano. Daí a nova localização e orientação da partícula i^{th} no instante t são

$$\theta_t = \varphi_t + \varepsilon \quad (7)$$

$$x_t^i = x_{t-1}^i + (l_t + \delta) \cos(\theta_t) \quad (8)$$

$$y_t^i = y_{t-1}^i + (l_t + \delta) \sin(\theta_t) \quad (9)$$

onde δ é o ruído gaussiano para o comprimento da passagem e ε é o sentido da direção.

No estágio de propagação de partículas, um campo magnético é definido pelo alinhamento dos dados magnéticos, que são confrontados com uma posição de referência r_{ref} e uma orientação de referência $\psi_{ref,t}$, que é expressa como

$$\psi_{ref,t} = \tan^{-1} \left(\frac{r_{ref,y,t} - r_{ref,y,t-1}}{r_{ref,x,t} - r_{ref,x,t-1}} \right) \quad (10)$$

onde $[r_{ref,x,t}, r_{ref,y,t}]^T = r_{ref,t}$, e t é o índice de tempo.

Após cada iteração, todas as partículas são modificadas de acordo com o modelo existente (estágio de predição). A inclusão de margens de erro permite que o sistema se ajuste ao ruído recebido pelas variáveis de interesse, reavaliando os dados com base na última leitura e atualizando quando necessário (etapa de atualização).

A etapa de atualização da medição é a fase responsável pela correção dos pesos das partículas propagadas. Primeiro, as partículas são coletadas durante o tempo t . Partículas que se afastam do grupo mais representativo são negligenciadas. As outras partículas indicam a localização correta mais provável. Os pesos das partículas são atualizados pela Equação:

$$w_t^i = \frac{w_{t-1}^i}{\sum_{i \in P_t} w_{t-1}^i} \quad (11)$$

O centro de todas as partículas é calculado e comparado com as posições estimadas anteriormente para indicar a estimativa de posição e orientação.

Um processo de tomada de decisão simples verifica se o número de partículas excedeu a quantidade máxima permitida para direcionar a operação de reamostragem ou se ainda está abaixo do limite e pode, assim, realizar outra verificação da amostragem de dados.

O passo de reamostragem primeiro elimina partículas com peso igual a zero. Todas as partículas sobreviventes geram um novo processo de filtragem sob distribuições gaussianas com seus pesos. O centro ponderado de todas as partículas fornece a estimativa da posição atual do usuário.

5.2.3 Construção do Marcador baseado em Visão Computacional

A construção do classificador visual deve permitir que as etiquetas visuais sejam utilizadas como informações geográficas indicando o local e a direção da leitura.

Os marcadores visuais combinam informação fiducial e natural para trazer maior robustez ao processo de leitura e reconhecimento e para padronizar a informação visual. O modelo fiducial representa de forma fidedigna o objeto mapeado e o modelo natural reconhece texturas juntamente com um algoritmo de calibração da câmera baseados em pares de pontos previamente conhecidos (FUSCO *et al.*, 2018).

Para se construir os classificadores visuais adota-se o modelo baseado em aprendizado de máquina não supervisionado, através de árvore de classificação. O classificador contém a linguagem (variações de um objeto) utilizada como modelo para o reconhecimento de padrões. Os dados dos objetos são observados em relação as propriedades de suas formas e texturas, salvas em uma descrição através de um dicionário, que é a linguagem básica.

Para padronizar as informações visuais, são confeccionadas etiquetas com uma linguagem que facilite o processo: bordas externas pretas para delimitar a área da figura, código de borda a indicação da orientação. A Figura 5.7 mostra a sua aparência visual.

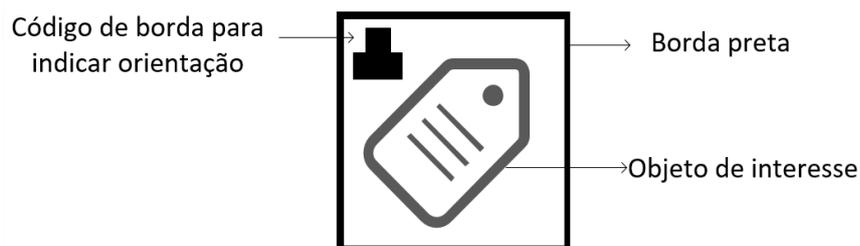


Figura 5.7 Modelo do marcador visual.

O algoritmo de reconhecimento visual aplica um processo de aprendizagem para construir um classificador, cobrindo o máximo de variações visuais para facilitar a decisão sobre quando as imagens representam a mesma informação ou descartando aquelas que não representam nenhum marcador (DUBEY *et al.*, 2019).

A construção do marcador visual ocorre de forma não supervisionada em uma árvore de decisão do tipo *Boost-Like* tipo *Haar-Like* AdaBoost. Durante o processo de aprendizado não supervisionado, os parâmetros da árvore *Boosting* são modificados para ajustar melhor a função discriminante, tornando a atividade demorada e com alto custo computacional. Embora o modelo AdaBoost tenha um treinamento lento, apresenta boa robustez e rapidez no processo de reconhecimento (LING *et al.*, 2018).

Para que o processo de extração de características do marcador inserido nas imagens tenha um nível alto de qualidade (nota dada pela entropia da árvore de decisão), um conjunto de processos são executados sobre o conjunto de imagens. Os processos correspondem a aplicação de técnicas de processamento digital de imagens (PDI) como: pré-processamento, segmentação, extração de recursos e o reconhecimento (para dar a nota final da árvore).

O estágio de aquisição representa a recepção das imagens que são submetidas aos tratamentos iniciais de calibração radiométrica e histograma para a normalização dos contrastes e brilho para adaptar o sistema às novas condições de angulação e luminosidade automaticamente (HEYA *et al.*, 2018).

Na fase de conversão de imagem, as imagens RGB são convertidas para o formato HSV mais robusto e separam as informações visuais em seus componentes chamados *Hue* (H), *Saturation* (S) e *Value* (V) (HEYA *et al.*, 2018). Para reduzir o custo de processamento, a imagem HSV é transformada para a escala de cinza (uma camada de cor) e finalmente para o formato integral (XUE *et al.*, 2016). Uma imagem integral é o resultado da soma dos quatro *pixels* dos cantos da área observada, o que permite que o cálculo seja sempre linear, independentemente do tamanho que ocupa a figura principal (KUMAR *et al.*, 2017).

A etapa de pré-processamento representa a aplicação de algoritmos de transformação morfológica e suavização para reduzir a quantidade de ruído e preparar os dados para o reconhecimento visual (HEYA *et al.*, 2018). Esses ruídos são causados por vários motivos, como a resolução do equipamento, iluminação e distância entre o objeto e a câmera, etc. A transformação morfológica combina os algoritmos de erosão e dilatação, que seguem um requisito mínimo de vizinhança (LI *et al.*, 2019).

A transformação morfológica combina os algoritmos de erosão e dilatação, que seguem um requisito mínimo de vizinhança. Para a suavização, é utilizado um filtro *gaussiano*, que aproxima os valores dos *pixels* através do cálculo da mediana sobre a matriz original.

A segmentação consiste na identificação de objetos, através de seu conteúdo semântico considerado relevante através de um processo empírico e adaptativo. Qualquer erro presente nesta etapa se reflete nas demais etapas, contribuindo de forma negativa para a eficiência de todo o processamento (CIOBANU *et al.*, 2017).

Para eliminar os valores dos *pixels* que não participam de nenhum processo de definição e de reconhecimento dos objetos, é realizada a combinação de dois filtros de continuidade: o *Sobel* (CIOBANU *et al.*, 2017) e o *Canny* (KALRA *et al.*, 2016). O filtro de *Sobel* calcula as diferenças finitas, aproximando do gradiente da intensidade dos *pixels* da imagem, para

verificar continuidades internas dos objetos e o filtro de *Canny* verifica continuidades de bordas externas. A combinação dos dois filtros reforça as características dos marcos e objetos visuais em relação aos demais elementos das imagens.

O filtro Sobel verifica as continuidades internas dos objetos pela intensidade do gradiente de todos os pontos da imagem (KALRA *et al.*, 2016). Matematicamente, o operador do filtro Sobel representa o cálculo de aproximação das derivadas horizontais e verticais da imagem original para duas matrizes de referência com uma dimensão 3x3 (CHANAMA *et al.*, 2018).

A variável A é a imagem inicial, então G_x e G_y serão duas imagens que em cada ponto contêm uma aproximação das derivadas horizontais e verticais de A , conforme indicado nas Equações 12 e 13.

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * A \quad (12)$$

$$G_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * A \quad (13)$$

onde G é calculado usando a função $\arctan2$, que encontra o arco tangente com dois argumentos. O ângulo de direção da borda é arredondado para um dos quatro ângulos indicativos da vertical, horizontal e das duas diagonais. Uma região externa em todos os quatro ângulos é automaticamente definida como 0^0 . O ângulo é dado por G , e a direção θ do gradiente é dada por:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (14)$$

$$\theta = \arctan2\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (15)$$

O filtro *Canny* verifica as continuidades das bordas externas dos objetos (KALRA *et al.*, 2016). O filtro *Canny* procura o valor mínimo e máximo dentro do espaço amostral para encontrar a menor distância possível que conecta dois pontos através da aproximação obtida da primeira derivada gaussiana.

O processo do algoritmo *Canny* é executado em 5 etapas:

1. Aplique o filtro gaussiano para suavizar a imagem e remover o ruído;
2. Encontre os gradientes de intensidade da imagem;

3. Aplicar supressão máxima para eliminar falsas respostas;
4. Aplique limites mínimo e máximo para determinar bordas potenciais;
5. Rastreie e elimine as bordas fracas ou não conectadas a bordas fortes.

A imagem resultante do processo de segmentação é entregue a etapa de extração de características, que tem como principal tarefa eliminar os valores dos *pixels* que não se encaixavam nas características definidas para o conjunto de marcos e objetos mapeados.

O processo de reconhecimento envolve uma etapa de extração de características, associada a um fator de escala, para formar uma base de dados. Este conjunto é submetido a um processo de aprendizado para gerar um marcador visual. O reconhecimento corresponde ao processo de busca de similaridades. Nesta fase (reconhecimento), as imagens são escalonadas em um aumento ou diminuição de 20% para melhorar o reconhecimento dos objetos, devido à variação da distância de captura da câmera para o marcador (LING *et al.*, 2018).

Na etapa de extração de características, a principal preocupação é desconsiderar os *pixels* não significativos, ou seja, aqueles que não representam nenhum objeto de interesse na imagem. O método aplicado foi o *Color Detection*.

O esquema completo da construção do classificador visual é dado na Figura 5.8.

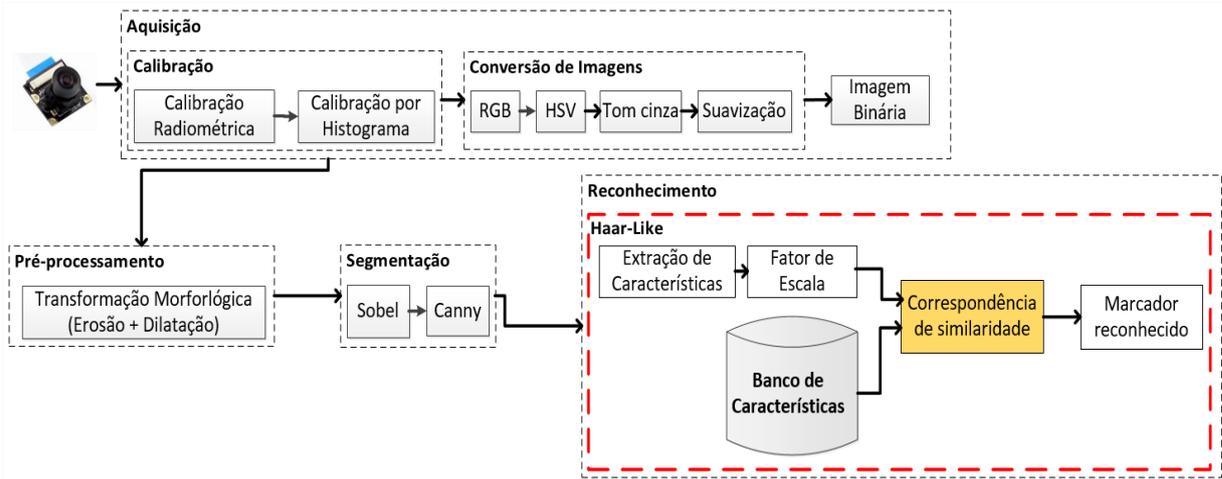


Figura 5.8 Esquema de reconhecimento do marcador visual.

A construção de um classificador *Haar-Like* requer um conjunto de imagens chamadas positivas, contendo o objeto desejado, e um conjunto de imagens negativas contendo outras informações visuais (LING *et al.*, 2018).

As funções *Annotation*, *CreateSamples* e *Traincascade*, pertencentes ao OpenCV, são utilizadas na construção do classificador visual, definindo a padronização de brilho, iluminação e tamanho das imagens para treinamento e geração dos classificadores *Haar-Like* mais estáveis (LING *et al.*, 2018).

O algoritmo *Annotation* seleciona e isola o objeto desejado no conjunto de imagens positivas, criando um arquivo de anotação com as coordenadas do objeto aparado (LING *et al.*, 2018).

O algoritmo *CreateSamples* padroniza os elementos visuais a serem treinados em uma estrutura vetorial, removendo as informações irrelevantes que causam atraso e diminuição da precisão (LING *et al.*, 2018). Os parâmetros do algoritmo *CreateSamples* estão detalhados na Tabela 5.1.

Tabela 5.1. Parâmetros do OpenCV *CreateSamples*.

Parâmetro	Valor	Função
bgcolor	0	Cor de fundo, parametrizada em escala de cinza.
bgthresh	0	Limiar de cor de fundo.
maxxangle	1.1	Ângulo x máximo de rotação
maxyangle	1.1	Ângulo y máximo de rotação
maxzangle	0.5	Ângulo z máximo de rotação
maxidev	40	Desvio máximo de intensidade de <i>pixels</i> em amostras de primeiro plano
w	30	Largura das amostras de saída
h	30	Altura das amostras de saída
info	marker.txt	Arquivo de origem dos objetos selecionados
bg	tmp	Lista de imagens usadas como plano de fundo
vec	pos.vec	Arquivo de saída das amostras positivas para treinamento
num	12	O número de amostras positivas

O Traincascade é um algoritmo autônomo que busca e aloca dados na árvore AdaBoost, considerando que cada nó é uma subárvore (LEO *et al.*, 2017). Um AdaBoost gera um classificador fraco para cada recurso e combina esses vários classificadores fracos, com um desempenho de cerca de $50\% + 1$, para fornecer um classificador robusto em sequência (LEO *et al.*, 2017).

Para cada recurso, o algoritmo de treinamento encontra o melhor limite que classificará os marcadores como positivos e negativos. Obviamente, haverá erros de classificação e, portanto, no processo de aprendizagem, recursos que contêm uma taxa de erro mínima são selecionados e classificam as imagens dos marcadores com mais precisão. A razão entre o número de alarmes reportados incorretamente e o número total de estágios definidos na construção da árvore fornece o valor máximo de alarmes falsos (LING *et al.*, 2018).

Para a definição da taxa alarmante, considerou-se que em 50 amostras negativas (imagens sem a presença do objeto sendo reconhecido) o sistema deveria detectar

incorretamente cerca de 10 amostras, configurando o falso alarme em 0,2, calculado pela razão 10/50. Esse valor (0,2) permite ao classificador apresentar uma boa generalização sobre o objeto aprendido, evitando problemas de *overfitting* e *overtraining*, o que indica uma especialização em treinamento (FUSCO *et al.*, 2018). Cada imagem recebe um peso igual no início e, com a evolução dos processos, os pesos são aumentados para as imagens incorretas. O processo é executado até que a precisão e a taxa de erro necessárias sejam atendidas ou o número necessário de recursos seja encontrado. Os parâmetros do algoritmo Traincascade estão detalhados na Tabela 5.2.

Tabela 5.2. Parâmetros do OpenCV Traincascade.

Parâmetro	Valor	Função
<i>data</i>	haar	Local de armazenamento do classificador
<i>vec</i>	pos.vec	vec-file com amostras positivas
<i>bg</i>	negative.txt	Arquivo de descrição de background das imagens
<i>stageType</i>	BOOST	Define o tipo de árvore de decisão
<i>numStages</i>	20	Número de etapas da cascata a ser treinada
<i>minHitRate</i>	0,999	Taxa de acerto mínima desejada para cada estágio
<i>maxFalseAlarmRate</i>	0,2	Taxa máxima de alarme falso desejado para cada
<i>numPos</i>	10	Número de amostras positivas usadas no treinamento
<i>numNeg</i>	50	Número de amostras negativas usadas no treinamento
<i>w</i>	30	Largura das amostras de treinamento
<i>h</i>	30	Altura de amostras de treinamento
<i>mode</i>	ALL	Uso de todos os recursos, incluindo rotações de 45 graus
<i>precalcValBufSize</i>	2048	Tamanho do buffer para valores de recursos pré-calculados (em Mb)
<i>precalcIdxBufSize</i>	2048	Tamanho do buffer para valores de recursos pré-calculados (em Mb)

Cada marcador visual recebe uma identificação de localização, indicada manualmente pelo usuário responsável pela construção dos marcadores e do mapa.

O modo de funcionamento desta técnica é descrito em 3 passos:

- a) Converter a imagem do padrão RGB para o HSV. Aplicar um filtro de média para suavizar e tornar a tonalidade do marcador o mais homogêneo possível;
- b) Aplicar um limiar de tons para os marcadores, contendo um valor mínimo e um máximo para cada camada de cor, prevendo uma grande variação de possíveis tons;
- c) Reescrever o resultado destes algoritmos na imagem original, eliminando os objetos que não se encaixam neste padrão, convertendo a imagem para a escala de cinza.

A construção do classificador segue o esquema mostrado na Figura 5.9.

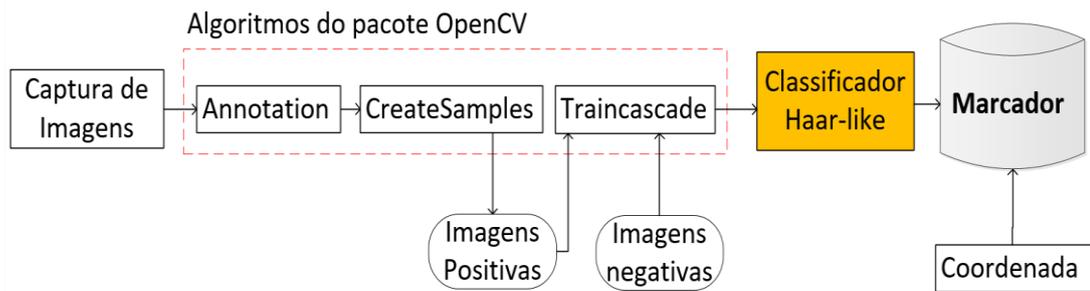


Figura 5.9 Modelo do marcador visual.

A imagem resultante do processo de extração de características é entregue para o reconhecimento e interpretação, por processo de comparação com o classificador *Haar-Like*.

5.2.4 Construção do Marcador Híbrido

As localidades baseadas nos sinais Wi-Fi são regiões no espaço que possuem a mesma característica (mesmo valor), no que gera muitos marcadores com a mesma informação, impedindo a individualização do marcador. Assim, os registros dos locais representam uma combinação de valores Wi-Fi com informações dos identificadores inerciais e visuais. Os processos de fusão utilizados para compor cada marcador são do tipo estimação, pois utilizam vetores de medição sensorial de um determinado local para definir um representante mais robusto.

A identificação dos locais representa a combinação dos marcadores baseados em Wi-Fi, inercial e visual para se oferecer um registro mais completo possível. O esquema da construção do marcador híbrido considera que cada marcador é resultante de um processo de fusão redundante e que a combinação deles complementa as informações, como indicado na Figura 5.10.

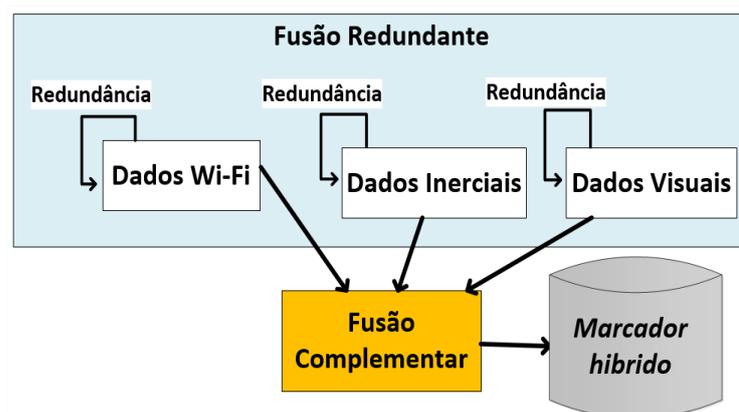


Figura 5.10 Esquema de fusão de dados para o marcador híbrido.

A forma adotada para o relacionamento entre os marcadores implica em:

- a) Utilizar os dispositivos de rádio frequência como identificador macro, indicando a sua unidade predial e a região de sua localização global;
- b) Combinar informações inerciais e visuais para identificar locais de interesse;

O algoritmo usado para construir o marcador híbrido é o Filtro Linear de Kalman, que é usado para definir os dados processados e um conjunto que permite a classificação como funções de previsão e atualização. Os passos para construir o marcador híbrido são mostrados no fluxograma da Figura 5.11.

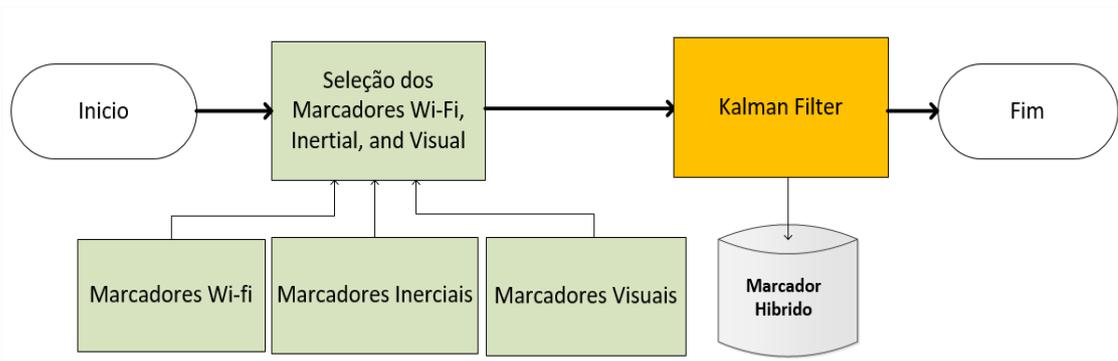


Figura 5.11 Fluxograma da definição do marcador híbrido.

A seleção dos marcadores representa a aplicação de um cálculo de distância euclidiana (linha reta) entre os dados coletados pelos sensores e os marcadores no mapa.

O Filtro Linear de Kalman foi construído para atender um perfil intermediário entre o filtro de Kalman, desenvolvido para problemas lineares, e o filtro de Kalman Estendido, usado em problemas não lineares (GUAPACHA *et al.*, 2017), (CHOW *et al.*, 2018).

O Filtro Linear de Kalman assume que a probabilidade do próximo estado e as possibilidades de medição podem ser encontradas nas propagações das funções $f()$ e $h()$, onde $f()$ é uma função não-linear do processo e $h()$ a função não linear do sistema de medição. Neste caso, as funções $f()$ e $h()$ podem ser usadas para propagar o vetor de estado X_{k+1} e o vetor de saída Y_{k+1} (GUO *et al.*, 2016).

Uma função não linear $f()$ possui um Gaussiano também não-linear, para evitar a distorção presente na linearização sobre o próximo estado. O mesmo princípio se aplica à função de medição $h()$. Projetando Gaussian através desta aproximação linear, a predição posterior torna-se linear.

Por ser uma aproximação, u_k e w_k representam o controle e o ruído do processo, respectivamente, enquanto u_{k+1} está associado ao ruído de medição.

O algoritmo LKF usa um método chamado Expansão de Taylor (primeira ordem) (ALATISE *et al.*, 2017). A Expansão de Taylor constrói uma aproximação linear de $f()$, a partir de seu valor e inclinação. A equação de Taylor dá esta inclinação:

$$f'(x_k, u_{k+1}) = \frac{\partial f(x_k, u_{k+1})}{\partial x_k} \quad (16)$$

A linearização de $f()$ e $h()$ sobre o estado e o ruído do processo são denominadas matrizes Jacobianas e podem ser vistas nas Equações 17, 18 e 19:

$$F = D_f(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$H = D_h(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial h_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial h_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial h_n}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$W = D_f(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial w_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial w_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial w_1} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial w_n} \end{bmatrix} \quad (19)$$

No algoritmo EKF, as matrizes Jacobianas F e H não são constantes, mas foram avaliadas sobre um valor específico do vetor de estado, $x = x_0$, as matrizes correspondentes tornam-se constantes. F é a matriz jacobiana do movimento do usuário, H é a medida da matriz jacobiana e W é a matriz jacobiana do ruído de movimento do usuário. As equações 20 e 21 definem a etapa de previsão, e a etapa de correção e ajuste dos dados é definida pelas Equações 22, 23 e 24.

Predição

$$\hat{x}_t^- = f(\hat{x}_{t-1}^+, w_{t-1}) \quad (20)$$

$$P_t^- = PF_{t-1}^+ F^T + WQ_{t-1}W^T \quad (21)$$

Correção

$$K_t = P_t^- H^T [HP_t^- H^T + R_t]^{-1} \quad (22)$$

$$\hat{X}_t^+ - \hat{X}_t^- + X_t[Y_t - h(\hat{X}_t^-)] \quad (23)$$

$$P_t^+ - P_t^- - K_t H P_t^- \quad (24)$$

onde x indica a posição do usuário, P é o usuário coloca a covariância. Q significa o ruído do movimento permanente, K é o ganho de LKF e R o ruído de medição contínua. Na etapa de correção, os valores lidos pelos sensores são indicados nas fórmulas pela variável Y , que são confrontados com a posição do usuário pelas funções de medição não linear $h()$. Como o processo é iterativo, o fator tempo é representado em dois momentos como T - status anterior, $T + 1$ - estado atual, bem como as variáveis que são manipuladas com os valores da informação prévia, indicados pelo símbolo - e Posteriori, representado pelo símbolo +.

O mapeamento permite a relação entre os marcadores, indicando através da construção de um grafo contendo todos vértices e arestas e suas relações, as possibilidades de caminhos a serem utilizados.

5.3 Posição

Neste trabalho, cada local recebe identificadores Wi-Fi, inerciais, visuais e híbridos em dois tamanhos, considerando o usuário parado (posicionamento estático) ou em movimento (posicionamento dinâmico).

O posicionamento estático é usado para indicar quando o usuário está parado e quando a construção de uma rota é necessária para o processo de navegação (início do posicionamento dinâmico). A utilização da informação inicial com estas características é uma condição necessária para que os dados iniciais sejam bastante robustos, evitando a contaminação do resultado do posicionamento.

O posicionamento dinâmico é usado na navegação, indicando a posição do usuário em estado de mudança dentro de uma relação tolerável entre o nível de precisão e o tempo de entrega das informações.

5.3.1 Posição *Indoor* Estática

A posição *indoor* estática representa a indicação de uma localização específica, quando o usuário está parado. Esta posição é resultado de uma combinação de localizações baseadas

em Wi-Fi para definir uma área, e informações inerciais e visuais contidos nos limites da célula do Wi-Fi.

A localização híbrida combina os marcadores Wi-Fi, inerciais e visuais em uma fusão complementar pelo algoritmo de Filtro Linear de Kalman, corrigindo os mesmos critérios adotados no mapeamento. A localização híbrida deve corrigir quaisquer erros de localização indicados pelos subsistemas Wi-Fi, inerciais e visuais, aplicando o Filtro Linear de Kalman com os mesmos parâmetros usados no mapeamento.

A localização macro (Wi-Fi) indica a região de cobertura de um dos indicadores RSSI. No entanto, apenas esta informação é insuficiente para mostrar a localização correta do usuário. A localização micro (inercial e visual) indica a sub-célula da área designada por Wi-Fi e enriquece a informação com dados sobre o angulação e direção.

5.3.2 *Posição Indoor Dinâmica*

Os algoritmos lineares e linearizados foram construídos para seguir o alvo durante seu deslocamento (navegação guiada), corrigindo eventuais erros pela atualização contínua de sua posição por comparação com os registros de referência salvos no mapa. Os algoritmos lineares e linearizados consomem menos processador e memória, gerando o menor impacto possível no consumo de energia.

Informações baseadas em Wi-Fi fornecem informações sobre a distância do início ao fim de uma rota, enquanto outros sensores e marcadores virtuais fornecem informações mais sutis e são capazes de representar curvas e mudanças de orientação durante a navegação na rota.

A distância reta é obtida pela aplicação da Distância Euclidiana (Equação 25) e as distâncias contendo curvas são obtidas pela aplicação da Distância de Manhattan (Equação 26), conforme mostrado na Figura 5.12.

$$\text{Euclidean Distance} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (25)$$

A soma das retas ao longo da trajetória da abordagem baseada no modelo de Manhattan é obtida pela fórmula:

$$\text{Distancia de Manhattan} = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2| \quad (26)$$

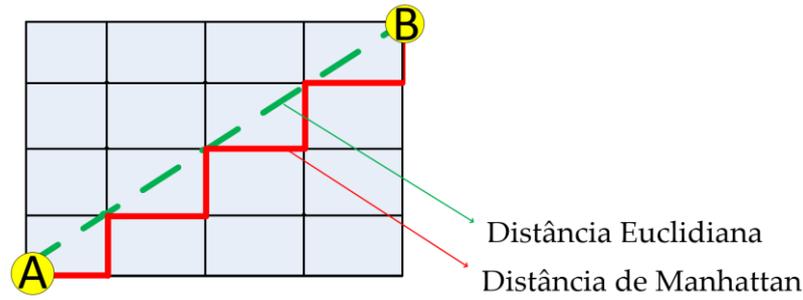


Figura 5.12 Componentes de algoritmos de rastreamento de alvo.

Para manter o alto volume de dados do sistema inercial, o conjunto de três sensores inerciais foi utilizado no dispositivo móvel. A maior quantidade de dados ajuda a reduzir as incertezas sobre a localização inercial, mas o tempo para processar os dados aumenta.

A estratégia usada para reduzir a quantidade de dados e o efeito no processamento foi considerar que o alvo tem uma altura constante em relação ao piso durante seu processo de deslocamento. Assim, o campo magnético relaciona os eixos-x e os eixos-y para cobrir as variações de movimento do sensor, usando a interpolação bilinear, dando a capacidade de perceber uma posição 2D (BOLAT *et al.*, 2017). O mapa magnético x - y e a angulação são indicados por

$$M_{xy}(r) = \sqrt{(M_x(r))^2 + (M_y(r))^2} \quad (27)$$

$$M_\varphi(r) = \tan^{-1}(M_y(r)/M_x(r)) \quad (28)$$

Com a remoção do eixo z dos magnetômetros, a capacidade de percepção angular foi perdida. A informação 2D gerada pelos magnetômetros é enriquecida com dados obtidos do giroscópio, que fornece a capacidade de percepção angular, como mostra a fórmula:

$$q = {}_G^S q = [k^{\wedge} \sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\theta}{2}]^T \quad (29)$$

onde $\{S\}$ e $\{G\}$ denotam o giroscópio e os quadros globais de referência, k^{\wedge} é o eixo de rotação e θ significa a magnitude da orientação.

O marcador inercial também armazena informações sobre o comprimento do deslocamento (SL) para uma determinada direção (θ), no tempo t^* , conforme indicado pela Equação (30):

$$\begin{cases} x_{t+1} = x_t + SL_t \cdot \sin(\theta_{t^*}) \\ y_{t+1} = y_t + SL_t \cdot \cos(\theta_{t^*}) \\ z_{t+1} = z_t + SL_t \cdot \tan(\theta_{t^*}) \end{cases} \quad (30)$$

O algoritmo *Haar-Like* é relativamente rápido para reconhecer os recursos dos objetos mapeados, mas mostra lentidão na operação de rastreamento. Após o reconhecimento visual do marcador, o *Haar-Like* entrega a região de interesse (ROI), que contém o objeto reconhecido, ao algoritmo CamShift associado a um filtro Linear Kalman. A Figura 5.13 mostra a relação entre o *Haar-Like* e o CamShift associado ao Filtro Linear de Kalman.

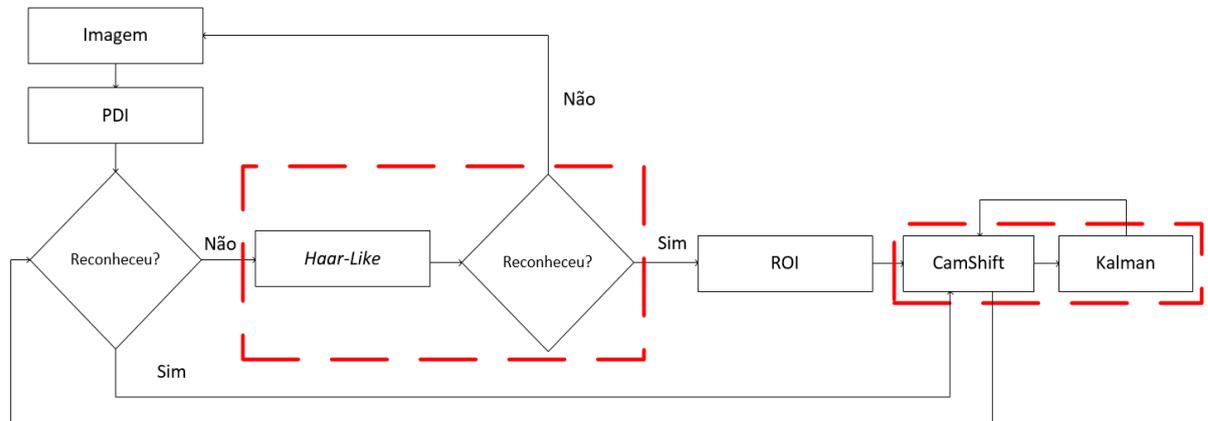


Figura 5.13 Operações de construção da navegação visual.

O CamShift é mais rápido que o *Haar-Like* porque ignora as considerações de crescimento, contorno, suavização e previsão da região (KUMAR *et al.*, 2017). O filtro de Kalman aumentou a robustez de CamShift no processo de reconhecimento de objetos recebidos da *Haar-Like*, mesmo quando sofrem variações causadas por elementos da cena, como iluminação, ou sofrem distorções, comuns no processo de deslocamento. Se o objeto recebido é perdido do rastreamento CamShift, o algoritmo *Haar-Like* é acionado novamente para realizar o reconhecimento.

A localização híbrida precisa ser robusta, rápida e contínua, usando combinações que permitam seu uso mesmo em locais que afetam seus subsistemas. A construção do identificador híbrido para posicionamento dinâmico aplica uma decisão simples que indica a força da representatividade de cada componente para manter ou descartar do arranjo híbrido. No cálculo, são considerados apenas os valores que permanecem dentro dos limites indicados pela camada de decisão, descartando do cálculo os valores mais discrepantes, e que podem contaminar o resultado final, compensando assim as limitações de alguns dos modelos.

$$M_p = \frac{p_1 \cdot x_1 + p_2 \cdot x_2 + \dots + p_n \cdot x_n}{p_1 + p_2 + \dots + p_n} \quad (31)$$

onde M_p é a média aritmética ponderada, p_1, p_2, \dots, p_n são os pesos dos marcadores de visão Wi-Fi, inerciais e computacionais, e x_1, x_2, \dots, x_n são os valores dos dados obtidos pelos locais dos sistemas de localização *indoor*.

5.4 Mapeamento do Cenário

O modelo de mapeamento híbrido explora as vantagens dos modelos métricos e topológicos para oferecer uma melhor representação do cenário e para fornecer a capacidade de percepção da estrutura do ambiente, pois em certas condições, um esquema pode ser mais viável que outro (TIAN *et al.*, 2015). Por exemplo, se o usuário está se movendo em uma rota em ambiente *indoor* e identifica uma curva ou um lugar de interesse, ele pode tomar uma decisão como seguir em frente ou fazer uma curva, parar neste local. Quando o usuário é deficiente visual, o sistema de navegação é quem assume esta tarefa de decidir pelo usuário.

Um critério adotado em muitos trabalhos e seguido nesta tese é considerar as posições dos registros ao invés dos seus endereços definidos por suas tecnologias, como ocorre nas abordagens que utilizam marcadores baseados em rádio ou Wi-Fi (OLIVEIRA *et al.*, 2015). Esta forma é denominada de posicionamento geográfico, pois segue o modelo adotado em ambientes *outdoor* quando utilizam o GPS (ZENGKE *et al.*, 2018).

O mapeamento representa a construção dos marcadores e a aplicação de esquemas de relações de vizinhança entre os marcadores, para facilitar a localização de uma posição específica e a construção de rotas.

Em um mapa topológico, a localização do usuário é mais flexível e pode se basear apenas na identificação de certos elementos como as bifurcações através de suas características visuais ou indicadas por algum recurso eletrônico, consumindo menos processamento e memória. Em um mapa métrico, a localização é exata ou muito aproximada, restringindo a busca da posição do usuário nas subáreas. Assim, os dois esquemas de mapas foram combinados para permitir aos algoritmos de navegação as informações necessárias para a localização do usuário.

A representação topológica utiliza um grafo (Figura 5.14), onde os pontos característicos do ambiente, como curvas, bifurcações, que indicam pontos de decisão da navegação do usuário, são os nós do grafo e as arestas indicam a navegabilidade entre os nós. Outros itens representados no grafo são locais de interesse, como portas e locais de trabalho.

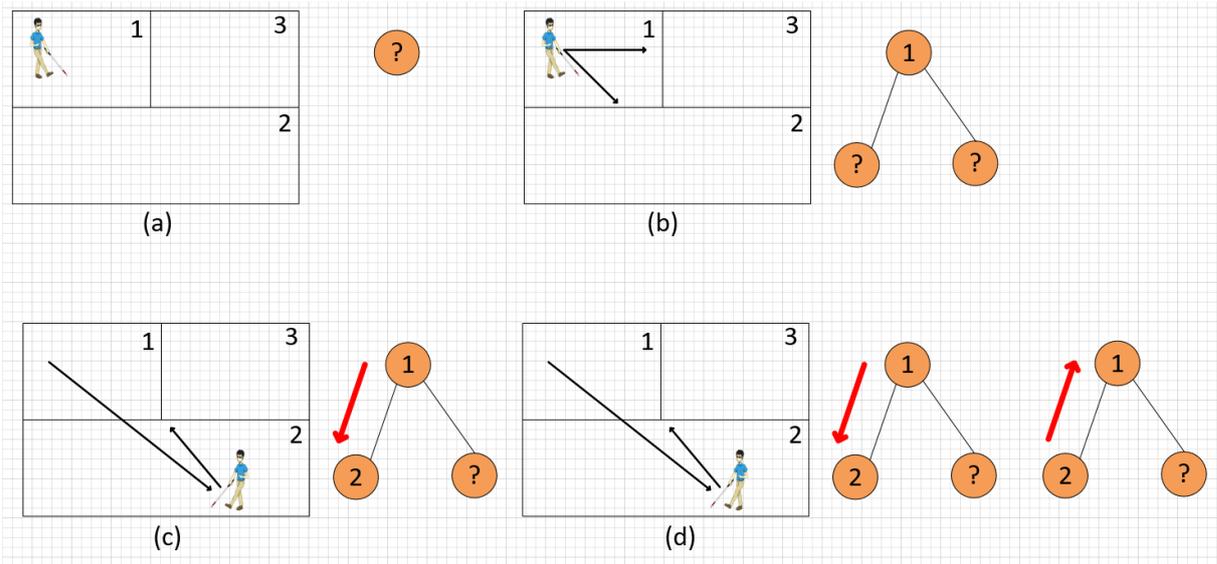


Figura 5.14 Esquema de relacionamento dos registros do cenário utilizando grafo.

A representação métrica fornece informações espaciais do entorno do usuário, inferindo a forma e o tamanho dos objetos presentes nos caminhos e os limites das áreas livres para a navegação.

5.4.1 Mapa do Cenário

O mapeamento permite a relação entre os marcadores, indicando através da construção de um grafo contendo todos vértices e arestas e suas relações, as possibilidades de caminhos a serem utilizados. No processo de mapeamento topológico, cada marcador foi considerado um nó em um grafo conectado de modo bidirecional, registrado em uma matriz de adjacência devido ao seu baixo grau de complexidade (GUO *et al.*, 2016). O grafo é a tripla (N, A, g) em que N é um conjunto não vazio de vértices (nós ou nodos), A é um conjunto de arestas (arcos) e g uma função que associa cada aresta a um par não-ordenado x - y de vértices chamados extremos.

A matriz de adjacência, de dimensões $n \times m$ registra o valor indicativo da quantidade de arestas existentes entre dois vértices. Cada elemento da matriz e_{jk} é determinado da seguinte maneira:

$$e_{jk} \begin{cases} = 1, & \text{se os vértices } v_j \text{ e } v_k \text{ são ligados por uma aresta;} \\ = 0, & \text{senão;} \end{cases} \quad (32)$$

A matriz de adjacência traz algumas propriedades como:

- c) Os valores da diagonal principal são iguais a zero;
- d) O grau de um vértice é igual a um (1) na linha ou coluna correspondente ao vértice;
- e) Permutações de colunas e das linhas correspondentes resultam em uma representação de um grafo isomorfo.

O ambiente recebeu o mapeamento em duas grades com diferentes dimensões para permitir uma melhor localização. A primeira grade, definida por Wi-Fi, tem uma distância de 1,00 m de uma célula para outra e a segunda grade divide cada célula Wi-Fi em nove endereços, onde cada sub-célula de dimensão 0,33 m² é preenchida pelos marcadores inerciais e visuais. O tamanho de 1,00 m² da célula de Wi-Fi foi definido a partir das observações da relação RSSI/SNR.

O modelo adotado neste estudo é do tipo 2D, representando a planta-baixa do local. Este modelo é robusto o suficiente para identificar locais em ambientes que possuem estruturas bem definidas como portas, paredes, etc., e possui baixo custo computacional de processamento e consumo de memória.

O algoritmo *Linear Weighted Policy Learner* (LWPL) lineariza o aprendizado do WPL, iniciando o processo de relação dos registros de acordo com o peso de cada valor observado, que indica a distância entre eles. O algoritmo *BubbleSort* entrega os pesos em ordem decrescente de peso, diminuindo a complexidade da busca dos dados em um conjunto ordenado.

O LWPL calcula a posição do alvo (dispositivo vestível) pelo peso da distância, do próprio alvo a todos os N marcadores identificados no intervalo. As distâncias calculadas são organizadas em um vetor $\{d_t^1, d_t^2, \dots, d_t^N\}$ no tempo t . Então o peso de cada distância é calculado como:

$$w_t^i = \frac{1}{d_t^i} \frac{1}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{d_t^i}} \quad (33)$$

O LWPL é um algoritmo de aprendizado autônomo e sequencial, que pode atualizar os dados observados, ajustando dois parâmetros, o L_0 e o ρ , conforme descrito na Equação 34.

$$S_t^i = PL_0 + 10\rho \log(d_t^i) \quad (34)$$

onde S_t^i é o marcador gerado pela combinação de dados no tempo t , PL_0 é o coeficiente de referência de perda de trajetória, ρ é a perda de trajetória e d_t^i é a distância entre o marcador i e o alvo em tempo t . Baseado na Equação (34), d_t^i pode ser expresso como:

$$d_t^i = 10 \frac{s_t^i - PL_0}{10\rho} \quad (35)$$

O esquema de geral de mapeamento é apresentado na Figura 5.15, indicando o uso dos dados resultantes do processo de redução amostral e fusão de dados.

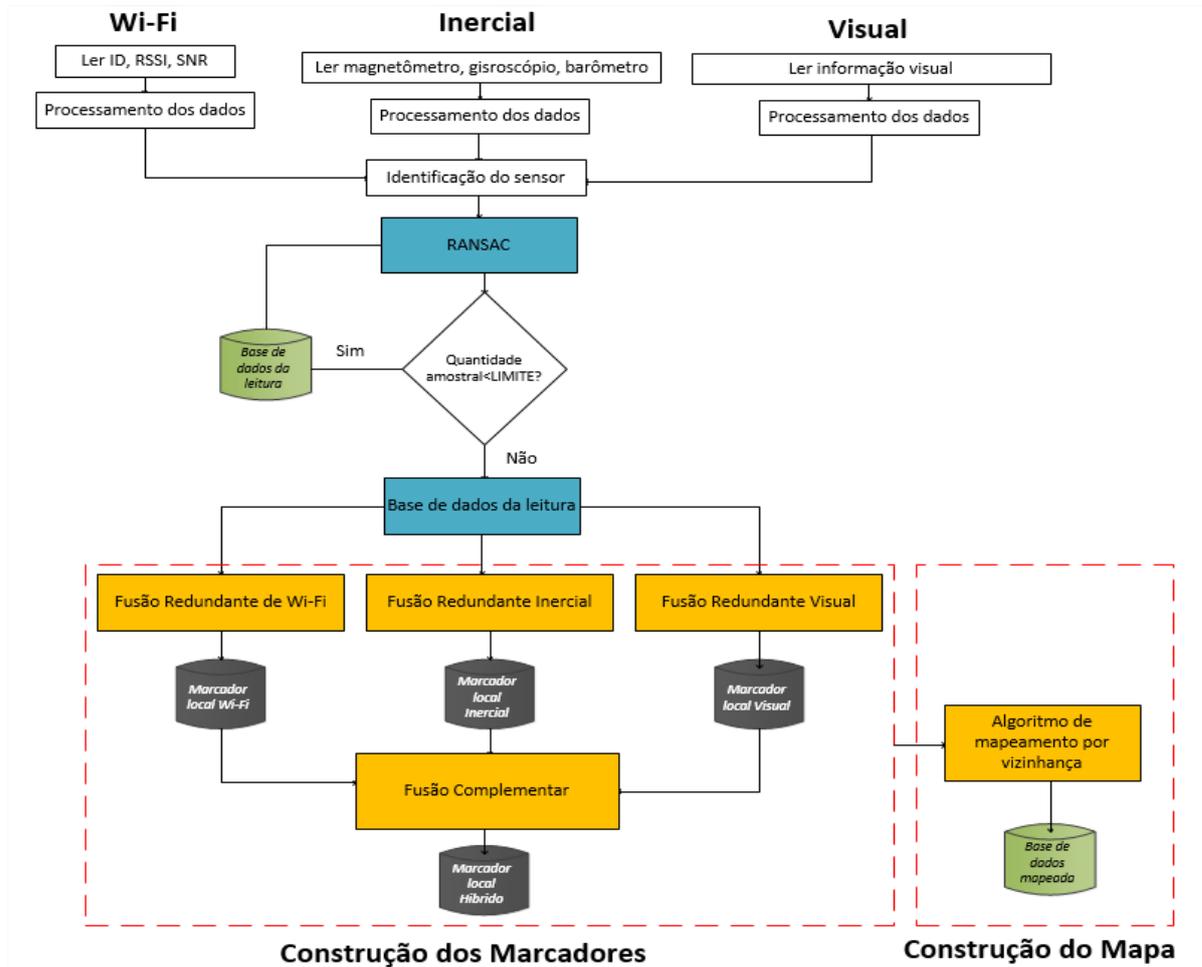


Figura 5.15 Esquema de mapeamento do cenário.

5.5 Dados Auxiliares

A forma planejada para ocorrer a navegação leva em consideração as características e demandas do usuário deficiente visual. Por isso, apesar de o processo de reconhecimento de fala não ser um objeto de discussão deste trabalho, entende-se como um passo necessário para a interação entre os usuários deficientes visuais e o sistema. Para a utilizar a fala como um meio de comunicação é importante observar aspectos que introduzem variabilidade como características intrínsecas do ambiente e principalmente o locutor (SARFJOO *et al.*, 2017).

Para diminuir a curva de aprendizado no uso do sistema de navegação, poucas instruções foram definidas, para serem codificadas. A Tabela 5.3 mostra os comandos de entrada de voz usados na interação do usuário com o sistema.

Tabela 5.3. Conjunto de comandos vocálicos treinados.

Parâmetro	Valor	Função/ Resposta do guia de áudio
Ativar sistema	Habilitar	Sistema ativado
Indicar destino	DESCRICAÇÃO_LUGAR	Endereço recebido
Auto localização	Onde eu estou?	Você está em DESCRIÇÃO_LUGAR
Pausa na navegação	Desativar	Sistema desativado
Confirmar navegação	Sim/ Não	Sim: Você está T minutos do destino Não: Para iniciar diga SIM e para interromper diga DESATIVAR

A forma de funcionamento do reconhecimento de fala é do tipo dependente (que depende de treinamento), onde um valor analógico (som) é submetido a um processamento e convertido em uma informação digital, conforme mostra o diagrama da Figura 5.16.

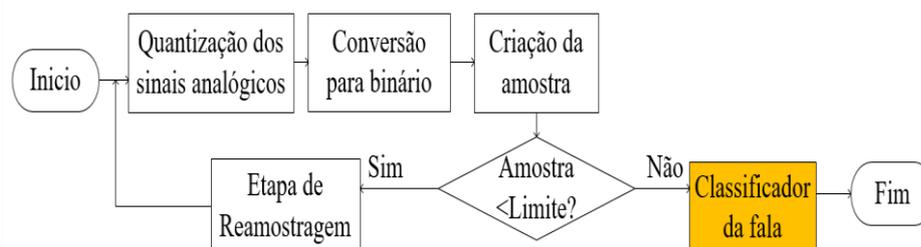


Figura 5.16 Esquema de construção do classificador da voz.

A voz, em seu estado natural, possui recursos estéreo que exigem alto processamento e tempo (KURPUKDEE *et al.*, 2017). Assim, o som da voz foi reduzido a um rótulo monofônico para permitir o reconhecimento do padrão mais rapidamente e compartilhar a mesma árvore de decisão, dividindo os nós de acordo com as propriedades binárias do contexto fonético (GUAPACHA *et al.*, 2017).

O processo de reconhecimento da voz ocorre em três passos: a aquisição do sinal de fala, a extração de parâmetros e o reconhecimento do padrão (LÜ *et al.*, 2015). A voz é um recurso analógico e por isso deve ser submetido a um processo de digitalização para ser usado no sistema de posicionamento *indoor*.

No primeiro passo é realizada a captação da fala através de um transdutor, geralmente, por um microfone, que o repassar a uma interface analógica/digital (uma placa de som, por exemplo) para se recolher na saída essa mesma informação de forma digital.

O segundo passo é o pré-processamento, que extrai do sinal capturado as características que descrevem adequadamente o sinal de voz. Um algoritmo baseado em *Linear Maximum Likelihood Regression* (MLLR) define uma amostragem quantificada (convertida para a forma numérica) para manter os dados mais representativos (RAJASEKHAR *et al.*, 2018). O algoritmo *Linear Maximum Likelihood Regression* (MLLR), baseado em *Hidden Markov Model* (HMM), permite o reconhecimento da fala com base em uma adaptação linear das médias e variâncias correspondentes às características de um determinado orador (SARFJOO *et al.*, 2017). Para generalizar o classificador da fala, foi aplicada uma normalização do comprimento do trato vocálico para associar o áudio ao modelo treinado chamada *Vocal Tract Length Normalization* (VTLN) (MADHAVI *et al.*, 2019).

O terceiro passo consiste em comparar os dados extraídos no pré-processamento com os padrões armazenados, medindo a similaridade entre eles e selecionando o que melhor representa o sinal da fala. Nesta fase, são aplicadas médias gaussianas e variações de peso a cada iteração.

5.6 Considerações Finais

Este capítulo apresentou os algoritmos propostos nesta tese de doutorado para o problema de mapeamento *indoor* baseada em mapas topológico. Enquanto a maioria dos trabalhos encontrados na literatura propõem uma solução composta por conjunto extenso de pontos para aumentar a densidade de registros por metro quadrado, nesta tese é proposta uma solução mínima de densidade de cobertura composta pela fusão de registros formados pela combinação de sinais Wi-Fi, informações inerciais e informações visuais.

No próximo capítulo serão apresentados os processos elaboração das rotas e de navegação baseada em mapa e não baseada em mapa.

Capítulo 6- Concepção da Arquitetura da Navegação *Indoor*

Este capítulo apresenta a arquitetura da navegação *indoor* para garantir que os requisitos tenham consistência, sejam completos, corretos e operacionalmente definidos.

A navegação *indoor* representa a combinação de duas estratégias: a que utiliza mapa e a que não utiliza mapa. A navegação baseada em mapa utiliza os registros dos locais e suas relações para estabelecer vinculações e fornecer rotas. A navegação não baseada em mapa utiliza uma grade para identificar áreas de proximidade com o usuário, estabelecendo assim um perímetro de segurança para evitar colisões com obstáculos.

6.1 Navegação

O sistema de navegação *indoor* é executado localmente no dispositivo vestível, para estar sempre disponível e para fornecer as informações dentro de um tempo tolerável.

Utilizando como base os sistemas de navegação *outdoor* já disponíveis, que trabalham com informações de GPS, foram listadas as tarefas necessárias para a navegação *indoor* de pedestres com deficiência visual. São elas:

- Ativar, desativar, selecionar e/ou trocar os destinos em uma navegação, interromper navegação e pedir informações sobre a localização através de comandos de voz;
- Todas as instruções do sistema devem ser feitas por instruções sonoras;
- Dispor de um *display* que exiba informações da rota aos usuários que ainda possuam alguma capacidade visual (baixa visão);
- Ajustar as rotas, realinhando o usuário ao traçado correto;
- Dispor de um sistema de percepção de obstáculos não mapeados para evitar acidentes;

Devido à adoção da representação de mapa híbrido, que combina os modelos topológico e métrico, a representação do caminho será uma sequência de pontos específicos que o usuário deve visitar acompanhado de um plano global de ações necessárias para alcançar o ponto de destino da rota. Esta combinação reproduz com um determinado grau de fidelidade a geometria do ambiente, pois o ambiente é dividido em células regulares, e indica a disponibilidade ou

ocupação de cada espaço (célula) a ser explorada em uma navegação. Esta combinação permite identificar paredes, obstáculos e passagens nos planos 2D e 3D. As ações são comportamentos reativos locais, como virar à esquerda, virar à direita, seguir em frente. A relação entre os pontos utiliza algoritmos de vizinhança, que identifica a menor distância para oferecer uma rota viável e rápida.

Um conjunto de regras e procedimentos foi estabelecido para estabelecer as rotas. Uma regra é uma declaração sobre o que fazer em uma situação específica. Um procedimento é uma série de etapas a seguir para alcançar um resultado final.

O processamento dos subsistemas baseado em sensores de visão Wi-Fi, inerciais e computacionais ocorre em paralelo, e seus resultados fornecem a base para a formação da localização híbrida.

6.1.1 Regras de Roteamento

O algoritmo proposto para o problema de navegação *indoor* possui um planejamento de rotas, e combina algoritmos baseados em instancia e algoritmos baseados em modelos, onde um conjunto de dados candidatos atuais são combinados com dados candidatos das soluções anteriores, com o objetivo de reduzir o espaço amostral de dados, concentrando a busca em regiões onde se encontram boas soluções. Os algoritmos baseados em instância geram novas instancias candidatas usando o conjunto de soluções atuais (BEHAM *et al.*, 2017). Os algoritmos baseados em modelos, utilizam esquemas probabilísticos parametrizados, que atualizam os espaços amostrais para concentrar as buscas em uma região mais provável de apresentar a melhor solução (WANG *et al.*, 2017).

A rota ótima é a que tem a menor distância e custo de processamento (ZHOU *et al.*, 2018). Entretanto, em situações onde há a presença de muitos marcadores é difícil encontrar a rota ótima, sendo indicado o uso de rotas viáveis, encontradas pelo uso de métodos heurísticos, que fornecem caminhos mínimos do ponto de origem ao ponto final (FADZLI *et al.*, 2015). A heurística utilizada para definir o menor caminho foi o modelo absoluto e intervalar, que consiste em encontrar o caminho através da somatória dos custos associados aos arcos em um problema polinomial, resolvida pela aplicação do algoritmo de Dijkstra (FADZLI *et al.*, 2015).

A camada de rotas contém os algoritmos para criar, ajustar e reconstruir a rota oferecida ao usuário. Para a criação da rota é adotado o conceito do menor caminho a partir de um vértice em um grafo direcionado, como mostrado na Figura 6.1.

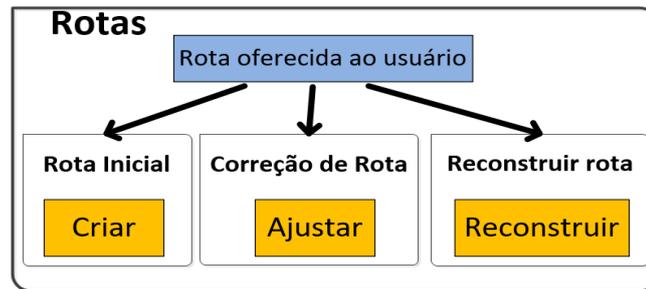


Figura 6.1 Operações do algoritmo de manipulação de rotas.

Esta escolha sobre o modelo de grafo adotado atende a dois aspectos:

- a) Algoritmos de rotas em grafos direcionados são mais simples e constroem suas rotas mais rapidamente e;
- b) Este modelo é amplamente adotado pelos sistemas de navegação *outdoor*.

Para definir as rotas, é necessário indicar a posição inicial, a posição final e os algoritmos de roteamento, que verificam as conexões intermediárias entre os pontos com base no critério do custo de processamento (ZHOU *et al.*, 2018). A identificação inicial demora mais tempo que os demais para evitar que uma identificação inicial fraca contamine os passos subsequentes com mais erros (JAYAKANTH *et al.*, 2020). A Figura 6.2 mostra o esquema de localização do alvo.

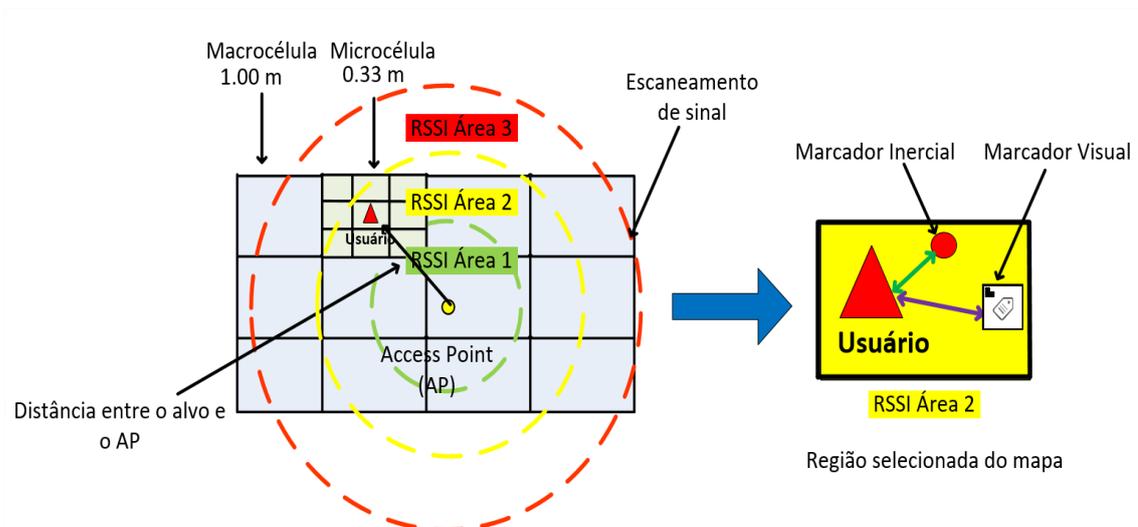


Figura 6.2 Esquema de rastreamento de segmentação.

Uma modificação no modelo de elaboração de rotas e aumentar o nível de cobertura da área com a inclusão de registros calculados, denominados marcadores virtuais. Os marcadores

virtuais reduzem as distâncias entre os marcadores mapeados sem aumentar o nível de complexidade do algoritmo de elaboração da rota e do algoritmo de elaboração de mapas. Desta forma, a rota construída utiliza os registros previamente mapeados e os registros virtuais, gerados por cálculos matemáticos.

O algoritmo de Dijkstra define o caminho mais curto de forma eficiente aplicando o critério da menor distância entre os registros da matriz de adjacência (FADZLI *et al.*, 2015). Este algoritmo realiza uma busca por profundidade, explorando todas as arestas inexploradas a partir do vértice mais recentemente descoberto. Somente quando todas as arestas alcançadas a partir do vértice de origem forem visitadas a busca regressa ao vértice de origem e inicia o cálculo da construção do menor caminho (FADZLI *et al.*, 2015). Os 5 passos para o uso do algoritmo de Dijkstra são:

Passo 1: Atribuir distância para todos os pares de vértices, começando pelo valor padrão infinito, menos para o vértice de origem;

Passo 2: Todos os vértices são marcados como não visitados;

Passo 3: Iniciando pelo vértice de origem, são considerados todos os vértices vizinhos não visitados e calculadas as suas distâncias. Se a distância encontrada for menor que a definida anteriormente, esta substitui a anterior;

Passo 4: Quando um vértice vizinho ao vértice corrente é visitado, este é marcado como visitado, eliminando a necessidade de analisá-lo novamente.

Passo 5: É eleito o vértice não visitado com a menor distância (a partir do vértice inicial) como o vértice corrente e o algoritmo retorna ao passo 3.

O algoritmo de Dijkstra usa o esquema a seguir para relacionar os registros selecionados de sua pesquisa nos marcadores mapeados para formar a rota:

$$E_{j,k} \begin{cases} = 1, & \text{se os vértices estão conectados por uma borda} \\ = 2, & \text{se o vértice é um cruzamento} \\ = 0, & \text{se os vértices não se conectam diretamente} \end{cases} \quad (36)$$

O esquema da Figura 6.3 mostra como cada algoritmo de construção processa a leitura dos seus marcadores e cria a relação de vizinhança e o resultado da fusão das técnicas para oferecer ao usuário a sua rota. Neste esquema, ocorre a leitura do valor de potência do dispositivo de rádio frequência (local e dos dispositivos da rota). Em seguida, é gerada uma segunda rota pela observação dos marcadores inerciais e por último a rota dos marcadores visuais. Finalmente, é feita a fusão das três estratégias, fornecendo uma rota única a ser utilizada pelo usuário.

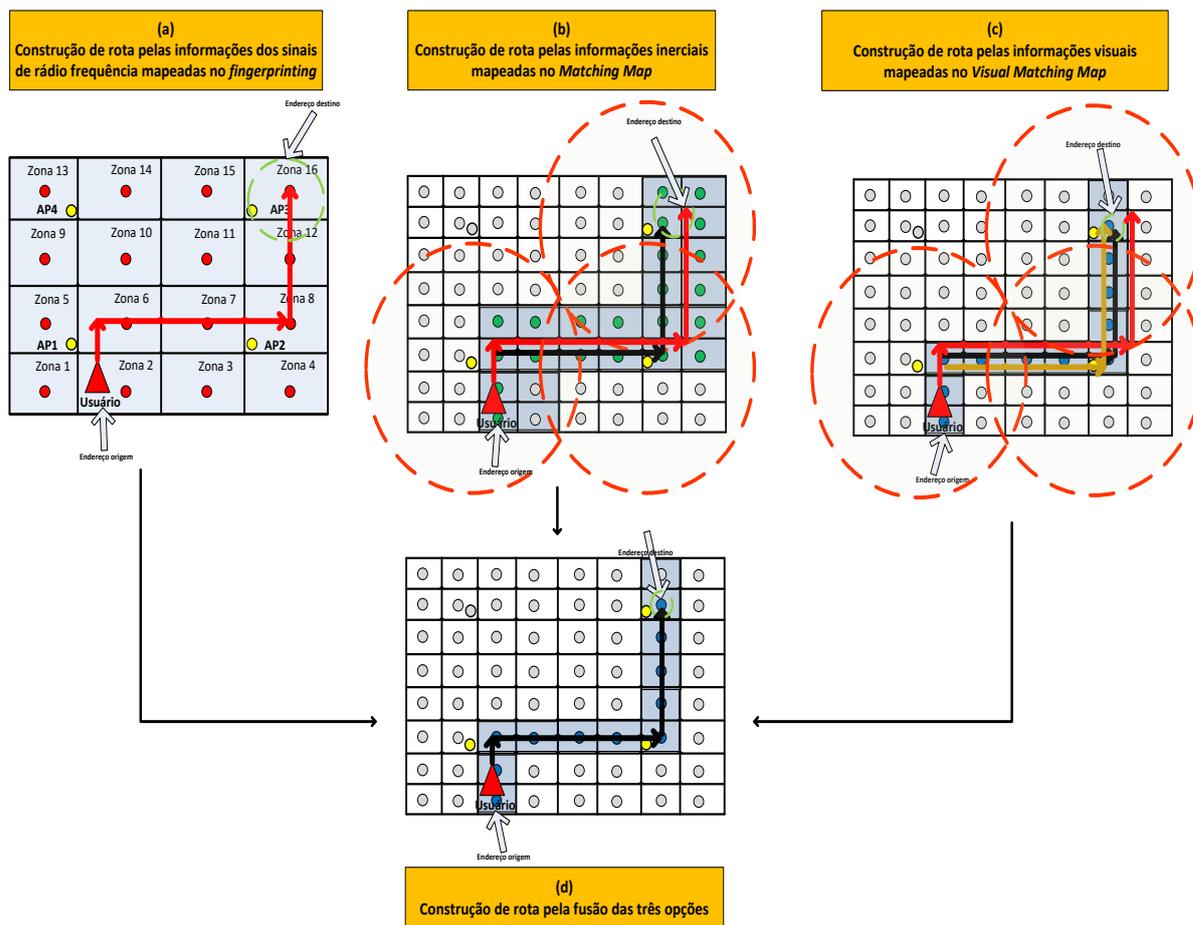


Figura 6.3 Combinação das estratégias de registros para a construção da rota por fusão dos marcadores.

A operação de ajuste de rota estabelecida adota o princípio de *feedback* onde são observados os valores referentes à estimativa de posição, ângulo e direção. Os códigos de correção de posição são passados para um conjunto de algoritmos pertencentes ao módulo de reconhecimento de movimento.

Para a reconstrução da rota é adotado o princípio de extrapolação do limite de distanciamento aceitável entre a posição do marcador da rota e a posição do usuário. Quando esse valor é atingido, o processo do guia de navegação é interrompido e a construção da rota é refeita usando o endereço do usuário atual como ponto de partida para nova navegação. O algoritmo também deve ter como princípio o conceito do menor caminho e considerar um possível retorno na rota. Para superar a limitação dos algoritmos de roteamento no trato de falhas após o caminho ter sido calculado e estabelecido foi adotado nesta tese o conceito de roteamento baseado em múltiplos caminhos (*multipath*), agregando dados de múltiplos sensores que participam da rota inicial, permitindo a correção ou a reconstrução durante todo o período em que ocorrer a navegação.

6.1.2 Mapa da Rota

O mapa da rota corresponde a um subgrafo extraído do grafo principal (mapa do cenário) enriquecido com um conjunto de registros virtuais, obtidos dos cálculos de média entre dois registros mapeados

Este mapa também é apresentado em forma de matriz de adjacência para indicar a vizinhança de cada registro e a distância entre os registros.

6.1.3 Guia

O módulo de guia consiste no algoritmo de navegação *iterative Pedestrian Dead Reckoning* (i-PDR) e na relação com as funções de atualização de rota e na entrega de instruções sonoras ao usuário. Para padronizar as instruções a serem passadas ao usuário, a camada de guia acessa uma base de áudios padronizadas e pré-definidas. A sua ativação é feita de duas formas:

- a) Pela requisição do usuário: A camada de decisão, ao verificar que a requisição do usuário é um pedido de verificação de localização atual;
- b) Pela indicação do algoritmo de navegação: a saída da camada de rotas é a instrução a ser executada pelo usuário para cumprir a rota criada, ajustada ou reconstruída pela camada de rotas.

O algoritmo, denominado *iterative PDR* (i-PDR), modifica o PDR pela associação com o Filtro de Kalman para se tornar iterativo e permitir maior flexibilidade e velocidade na entrega das informações, considerado uma característica importante para guiar deficientes visuais. Esta intervenção no algoritmo PDR foi necessária para tratar dois fatores principais: oscilações de velocidade e variações de identificação de localização, que geram erros que se acumulam ao longo de uma trajetória e criam divergências de posição quando comparados ao registro referencial de mapas (WU *et al.*, 2018). O algoritmo de navegação i-PDR calcula a posição a ser alcançada pelo usuário em seu deslocamento e atenua os efeitos dos desvios de rota aplicando o Filtro de Kalman, como indicado na Figura 6.4.

Esta combinação de estratégias de navegação também permite que os aspectos de robustez, tempo de resposta e segurança sejam atendidos. O aspecto de robustez indica que a escolha de múltiplos marcadores e técnicas de fusão de dados devem tornar o sistema mais

robusto quanto a falha de um dos subprocessos. O aspecto relacionado ao tempo de resposta indica a preocupação na escolha de técnicas que ofereçam informações em um tempo aceitável para uma navegação e deficientes visuais. O aspecto de segurança descreve a preocupação em manter os dados íntegros, sem modificações externas e garantir a privacidade da localização do usuário através do modelo de aplicação local e embarcada.

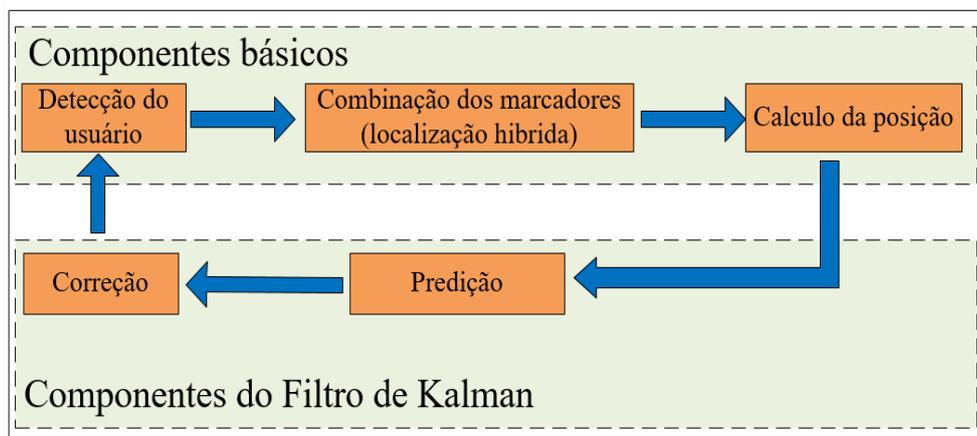


Figura 6.4 Esquema do uso do Filtro de Kalman junto ao algoritmo PDR.

As técnicas de navegação utilizam métodos probabilísticos e por isso utilizam uma constante atualização das informações de posicionamento para aumentar o grau de certeza da correta localização do usuário. Diferente da maioria dos algoritmos de navegação tradicionais que assumem que é necessário ter conhecimento completo do ambiente e das ações a serem seguidas pelo usuário, o modelo adotado consome o mapa topológico com baixa representatividade do ambiente e virtualiza coordenadas intermediárias para serem utilizadas no cálculo de estabelecimento da rota e adota um mapa métrico como critério de percepção de obstáculos para evitar colisões com obstáculos. Esta combinação também torna a orientação do usuário mais suave, evitando que o usuário adote um comportamento mais robótico para seguir as orientações. A exploração do ambiente é direcionada, considerando os níveis de vizinhanças entre os registros, o custo máximo de um salto entre os nós, e a disponibilidade dos registros para estabelecer a rota ou revalidar a rota durante a navegação. Outra razão para o uso de registros mapeados e registros virtualizados é manter sempre disponíveis valores a serem utilizados como referência, principalmente em trechos da rota que exigem maior grau de detalhamento, como uma curva ou um cruzamento.

O algoritmo *i*-PDR recebe a coordenada indicada pelo Dijkstra, revalidando a rota a cada nó alcançado. O Filtro de Kalman indica o quanto o usuário está próximo a um registro da rota, e o algoritmo de navegação decide pela manutenção da rota atual, quando a margem de

erro é aceitável, ou reconstrói a rota a partir desta nova posição, caso a margem de erro esteja acima do tolerável.

Em certos trechos do ambiente, a navegação baseada em mapas topológicos é mais viável por ser possível consumir as informações disponíveis no mapa representando um ambiente regular, como corredores, bifurcações, indicação de curvas, endereços de portas, etc. Outros trechos oferecem uma dificuldade para mapear e/ou ler os valores mapeados dificultando o processo de decisão, como seguir em frente ou fazer uma curva, sendo mais indicado o uso de mapas métricos.

O algoritmo i-PDR consiste de dois métodos de orientação: encaminhamento guloso, usado quando aplicável, e o encaminhamento por perímetro, usado em regiões onde o encaminhamento guloso falha. O algoritmo é recursivo e, uma vez que o algoritmo híbrido de navegação encontra uma falha, representada pela inviabilidade da rota, que pode ser desde a margem de erro que se ampliou para um valor acima do tolerável ou a inviabilidade de utilizar o nó do grafo, é executada uma reconstrução da rota, utilizando cálculos de proximidade do novo local atual com os registros do mapa para identificar a nova origem, criando regiões ou sub-regiões para explorar melhor a área, conforme ilustrado na Figura 6.5. No grafo, a navegação inicia em *S* e segue em *C*, *B*, *A*, *F*. A conexão de *F* com *K* está indisponível, tornando a vinculação de *F* com *L* como a menor distância viável para chegar em *T* (destino final).

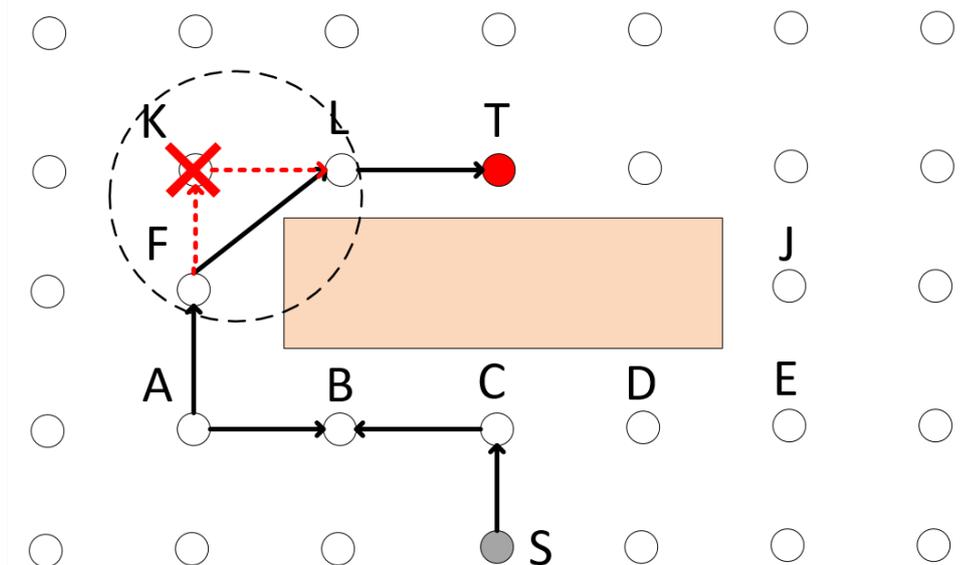


Figura 6.5 Algoritmo de navegação e reavaliação de viabilidade de continuidade de rota.

O i-PDR inicia sua localização e ajuste das posições do usuário após a localização inicial, que é realizada pelo algoritmo LWPL, tomando como base a posição absoluta das estimativas dos sensores e marcadores, comparando os dados com os registros mapeados do

cenário (localização estática). A localização inicial, fornecida pelo LWPL, é calculada pela fórmula:

$$(x, y) = \sum_{i=1}^N w_t^i(x_i, y_i) \quad (37)$$

onde w é o peso dado ao registro, (x_i, y_i) é o local de destino da navegação. Para cada marcador, o processo é repetido até que todas as rotas sejam conhecidas.

O i-PDR utiliza a fusão multissensorial do passo de pré-processamento e o posicionamento dinâmico para identificar as posições de deslocamento do usuário, considerando que o movimento padrão ocorre a uma velocidade de aproximadamente 1,1 m/s.

Os locais candidatos são indicados pela aplicação do *K-Nearest Neighbors Algorithm* (KNN), que calcula a aproximação do registro construído para navegação nos mapas do mapa de rotas. No KNN, o parâmetro k indica o número de vizinhos lidos para estimar a coordenada e o parâmetro q indica o esquema adotado para calcular a distância entre o valor central (média ponderada) e os vizinhos selecionados pelo parâmetro k .

Devido a uma grande quantidade de dados apresentados como candidatos para indicação de localização, apenas k pontos de referência são escolhidos de acordo com as primeiras k distâncias mínimas identificadas pela Equação (38).

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k (x_t, y_t) \quad (38)$$

onde (x_t, y_t) é a coordenada do ponto de referência no tempo t , (\hat{x}, \hat{y}) é a coordenada estimada do ponto observado. O parâmetro q tem dois valores possíveis, que são: 1 para usar a equação de distância euclidiana e 2 para a equação de distância de Manhattan. A construção do marcador híbrido usa o parâmetro q com um valor de 1.

Assumindo que o número de pontos de referência (RPs) e o número de marcadores de localização (LMs) são respectivamente m e n , as distâncias são definidas da seguinte forma

$$\left\{ \begin{array}{l} L_{qi} = \left(\sum_{t=1}^n |s_t - s_{it}|^q \right)^{1/q} \\ i = 1, 2, \dots, m \end{array} \right. \quad (39)$$

onde s_t é a amostra coletada para identificar a localização no momento t onde os dados são comparados, s_{it} é a amostra coletada dos dados recebidos dos modelos Wi-Fi, inercial e visual.

A direção do movimento do usuário é obtida pela diferença entre o ângulo do eixo z (azimute) do magnetômetro e o norte geográfico (LIU *et al.*, 2015). Essa informação é reforçada pelo giroscópio, que indica a angulação e correção da postura do usuário para a percepção (LIU *et al.*, 2015). Essa informação de status de movimento é inserida no sistema de integração, que alimenta o algoritmo i-PDR e o próprio Filtro Linear de Kalman para diminuir as margens de erro e fornecer a próxima posição com os ajustes necessários (GUAPACHA *et al.*, 2017).

O filtro de Kalman adiciona seus dados ao conjunto de dados de pré-processamento para reduzir os impactos gerados por erros sistemáticos e não sistemáticos. Um erro sistemático ocorre dentro de um padrão e é mais simples de lidar, como os refinamentos aplicados a variações na distância do usuário (LIU *et al.*, 2015). Um erro não sistemático ocorre fora de um padrão, o que dificulta a padronização da abordagem, como variações de deslocamento em pisos irregulares (LIU *et al.*, 2015).

O reconhecimento de linhas retas, curvas para a esquerda e curvas para a direita resulta da fusão de dados dos sensores magnetômetro e giroscópio usando um cálculo de aceleração angular e um filtro gaussiano, como mostrado na Figura 6.6 (LIU *et al.*, 2015).

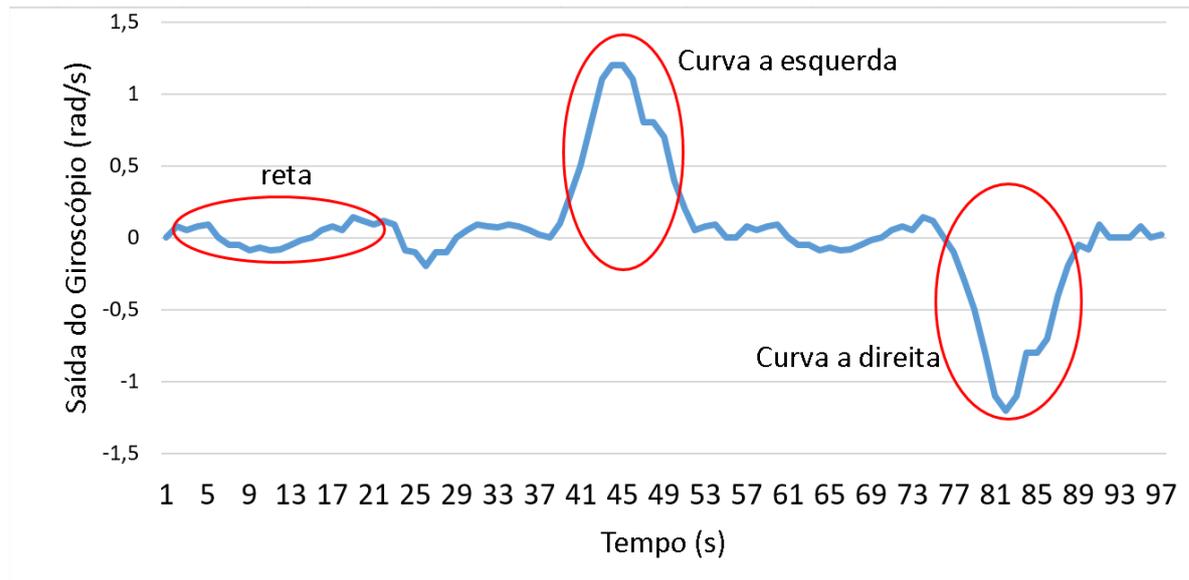


Figura 6.6 Identificação de linhas e curvas.

Os movimentos identificados como ascendentes e descendentes são obtidos pela fusão dos dados dos sensores magnetômetro e giroscópio, e confirmados pelo barômetro para que não seja confundido com o movimento lateral (direita, esquerda) (WU *et al.*, 2018). O barômetro indica o movimento para cima quando a pressão do ar diminui e o movimento de descida quando a pressão do ar sobe, como mostra a Figura 6.7 (YU *et al.*, 2019).

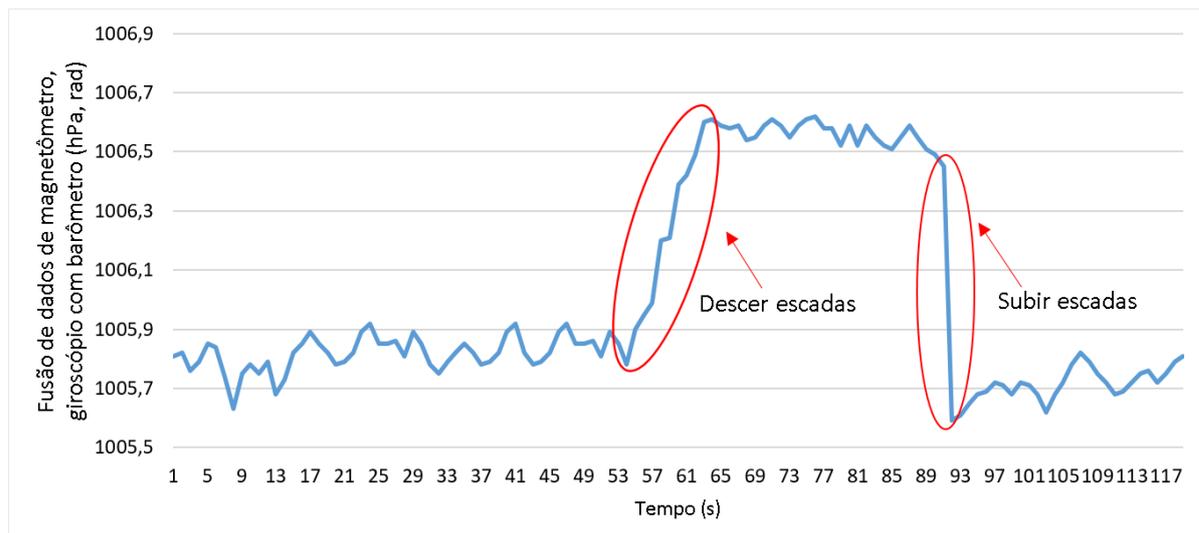


Figura 6.7 Percepção de subidas e descidas pelos sensores inerciais.

6.2 Identificação de Obstáculos

Nos modelos tradicionais de navegação, o algoritmo segue a rota que define o caminho mínimo seguro de um ponto a outro, utilizando as relações de vizinhança (HUANG *et al.*, 2014), (DUBEY *et al.*, 2019). Neste trabalho, além das percepções dos marcadores, o algoritmo de navegação identifica a presença de obstáculos que representam risco ao usuário.

O posicionamento seguro do usuário, principalmente o dinâmico durante o processo de navegação, depende da posição percebida dos obstáculos. Ao contrário de estratégias como a de Skulimowski e seus coautores, que trataram as informações espaciais capturadas pelo arranjo de visão estéreo como uma matriz 3D, esta tese apresenta um algoritmo de percepção de obstáculos que decompõe a matriz 3D em duas matrizes 2D que representam o solo e as informações posicionadas verticalmente em frente do usuário, baseadas no modelo de mapa métrico (SKULIMOWSKI *et al.*, 2018).

A principal função do mapa métrico do tipo grade de ocupação é fornecer informações espaciais detalhadas do ambiente, de onde podem ser inferidos a forma e o tamanho dos objetos e os limites das áreas livres para a navegação (PRESTI *et al.*, 2019). O módulo de integração combina os dados processados do guia com os dados de percepção de obstáculos, entregando as informações sonoras correspondentes ao usuário. A Figura 6.8 ilustra o reconhecimento espacial da área em torno do usuário indicando a viabilidade do caminho descrito pelo guia e a possível presença de obstáculos.

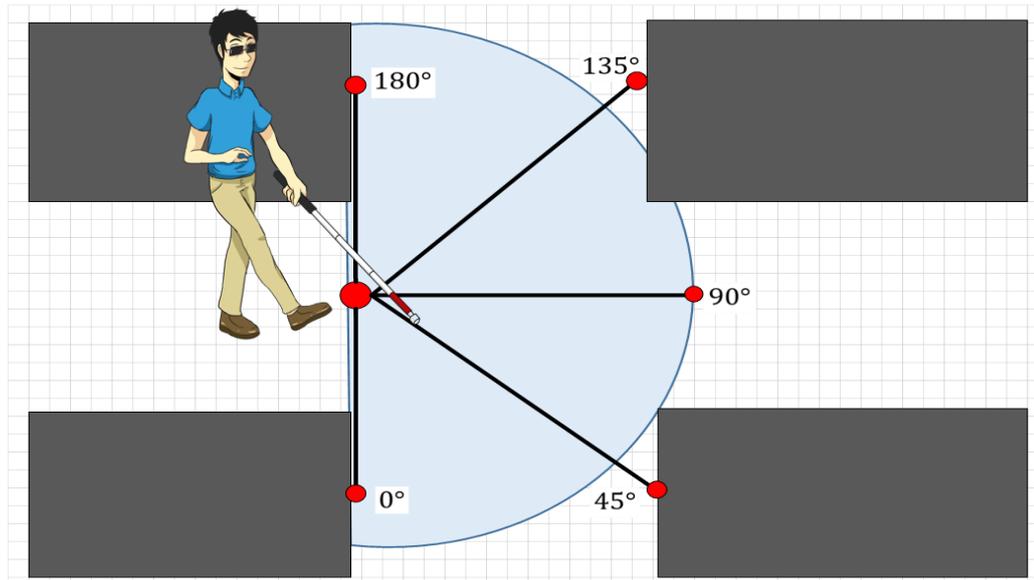


Figura 6.8 Reconhecimento espacial da área em torno do usuário.

O cálculo do módulo de distância de segurança possui algoritmos que são responsáveis pela identificação de obstáculos posicionados horizontalmente e verticalmente no cenário, proporcionando raciocínio espacial ao usuário.

A posição de um obstáculo pode ser calculada identificando o objeto ou indicando a distância do usuário para ele. Em sistemas que usam identificação de objetos, é necessário desenvolver uma etapa de construção do classificador e seu mapeamento no cenário (HEYA *et al.*, 2018). Em sistemas que utilizam indicação de distância, os algoritmos calculam a área em que ele possui o volume de dados mais significativo, indicando a presença de um objeto (CHEN *et al.*, 2018). Esta percepção da área contendo um possível obstáculo pode ser realizada por processamento de imagens em 2D (apenas percepção do nível do solo) ou em imagens 3D (nível do solo e vertical) (CHEN *et al.*, 2018). O modelo adotado neste trabalho identifica a presença de obstáculos, aplicando o processamento de imagens sem o uso de classificadores, em duas matrizes 2D representando os planos horizontal e vertical. Os dados 3D são decompostos em duas matrizes 2D nas quais os eixos x e y representam os dados horizontais e os eixos x e z representam os pontos associados à matriz vertical.

O algoritmo de percepção de obstáculos utiliza as informações visuais estéreo capturadas a frente do usuário por um conjunto formado por duas câmeras afixadas a uma distância similar dos olhos humanos. A função de correspondência entre as imagens esquerda e direita separa a imagem da direita em blocos de amostra. Então, uma busca por este bloco na imagem da esquerda é aplicada, com base nos parâmetros relatados, começando com `minDisparity` e indo para a esquerda no valor `numDisparity` ou encontrando o bloco

correspondente (CHEN *et al.*, 2018), (SKULIMOWSKI *et al.*, 2018). Ou seja, dado um *pixel* que descreve algum recurso na imagem à direita, esse mesmo recurso é pesquisado na imagem à esquerda, calculando a distância entre os pontos de referência. A disparidade é o resultado da diferença entre os dois blocos. A partir da relação triangular, é possível calcular Z da seguinte forma:

$$Zxs = f \frac{b}{d} \quad (40)$$

onde $d = x_1 - x_2$ é chamado de disparidade entre as imagens da esquerda e da direita, e o s é o tamanho do *pixel*. A equação 40 também permite calcular a distância entre o usuário e o obstáculo na frente dele. Objetos próximos ao observador têm uma disparidade mais significativa, enquanto objetos distantes mostram menos diferenças, como mostra a Figura 6.9. A distância entre os dois pontos de vista (disparidade), fornece a informação de profundidade e, portanto, os pontos de referência comuns nas duas imagens (BRENA *et al.*, 2017).

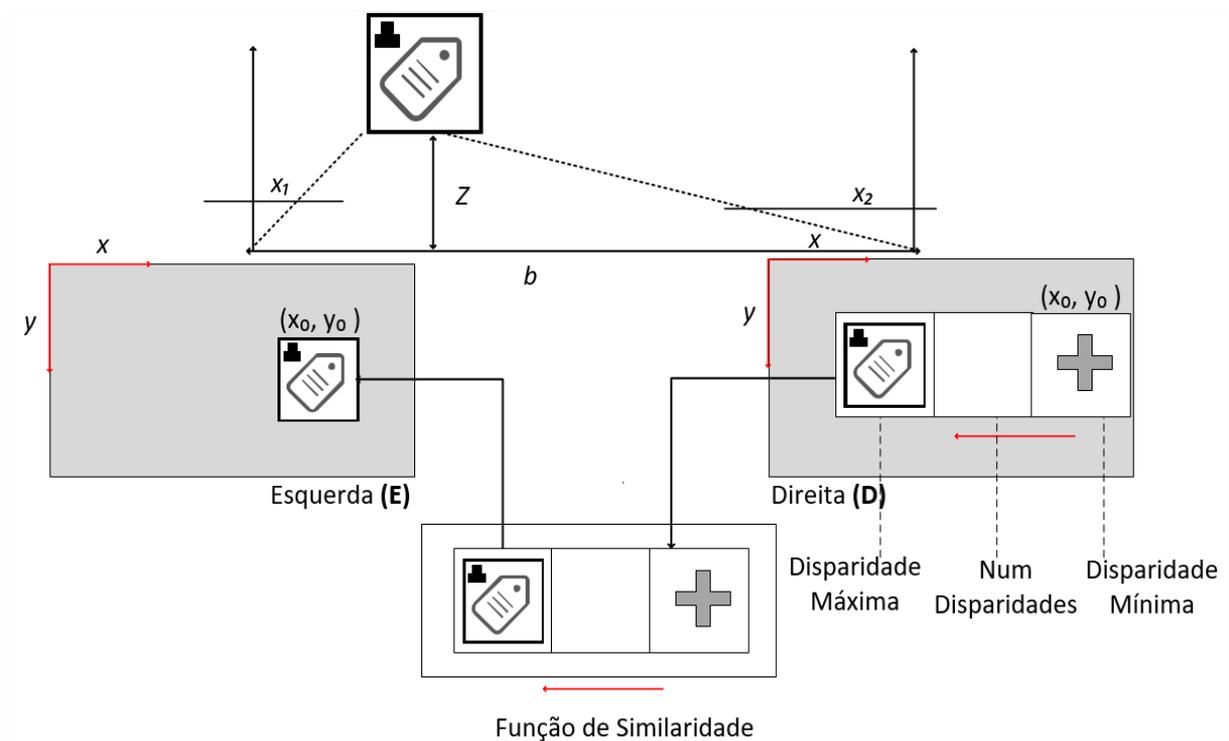


Figura 6.9 Esquema de cálculo do mapa de disparidade.

A função usada no projeto para calcular o mapa de disparidade é o FindStereoCorrespondenceBM da biblioteca OpenCV, que usa métodos de correspondência de blocos e o *Absolute Difference Sum* (SAD) para encontrar pontos correspondentes entre duas imagens. O algoritmo usa a função preFilterSize para normalizar o brilho e a textura das imagens antes do processo de correspondência nas duas imagens.

O algoritmo SAD aplica a função SADWindowSize para corresponder às linhas horizontais, eliminando más combinações usando um número predefinido de *pixels* no parâmetro numberOfDisparities. A função preFilterCap determina o *pixel* central das imagens e serve como guia para a combinação das duas imagens (SKULIMOWSKI *et al.*, 2018).

O algoritmo FindStereoCorrespondenceBM é baseado na correspondência de blocos, que associa blocos e arestas correspondentes, que são informações que geram alta disparidade (WANG *et al.*, 2017).

As funções speckWindowSize e speckleRange parametrizam o tamanho da janela de busca e a variação máxima aceitável para diminuir a disparidade (WANG *et al.*, 2017).

O algoritmo de detecção de obstáculos combina o uso de sinais sonoros e a frequência em que os sinais são emitidos para gerar a sensação espacial horizontal e vertical aos usuários com deficiência visual.

O modelo de percepção de obstáculos utiliza uma resolução de 320×240 a 10 *frames* por segundo (FPS). Essa resolução permite alcances efetivos de cerca de 4,00 metros na horizontal e a uma visão de 2,50 metros na vertical quando a câmera é posicionada na cabeça do usuário voltada para a frente e inclinado cerca de 45 graus para baixo do ponto de vista do usuário.

O sistema de alerta sonoro indica obstáculos que interrompem a passagem ou obstáculos que permitem ao usuário contornar o objeto para que a caminhada não seja interrompida. A localização do som 3D de um obstáculo também é codificada em relação à posição da cabeça do usuário. Obstáculos localizados à direita serão ouvidos no ouvido direito e vice-versa. Por exemplo, se um pequeno obstáculo for percebido pelo sistema visual, localizado na frente do usuário, próximo aos pés, um som baixo A + e C + será reproduzido rapidamente em ambos os ouvidos. A Figura 6.10 mostra essa relação entre as posições dos obstáculos (horizontal e vertical), suas distâncias para o usuário e os alertas sonoros emitidos.

Os alertas sonoros são sinais sonoros nas notas musicais A+ e C+, nos graves e agudos, com uma diferença de três oitavas para reforçar a diferença entre os tons. Os tons musicais A+ e C+ foram escolhidos como as notas naturais mais agradáveis aos ouvidos humanos e usadas como referência para afinar instrumentos musicais (SKULIMOWSKI *et al.*, 2018). As notas musicais foram utilizadas para alertar a presença de obstáculos seguindo o seguinte esquema:

Nota A +, que possui uma frequência de 440 Hz, mostra obstáculos horizontais (nível do solo);

- Nota C +, com frequência de 264 Hz, mostra obstáculos verticais (do chão ao teto);

- Cada nota é tocada em três oitavas (baixo, médio, agudo) para expressar elementos próximos, médios e distantes.

O som emitido é produzido digitalmente para padronizar a frequência do som e impedir a execução de uma mídia externa, o que requer operações de E/S (entrada/saída) e consome processamento, memória, energia e principalmente tempo.

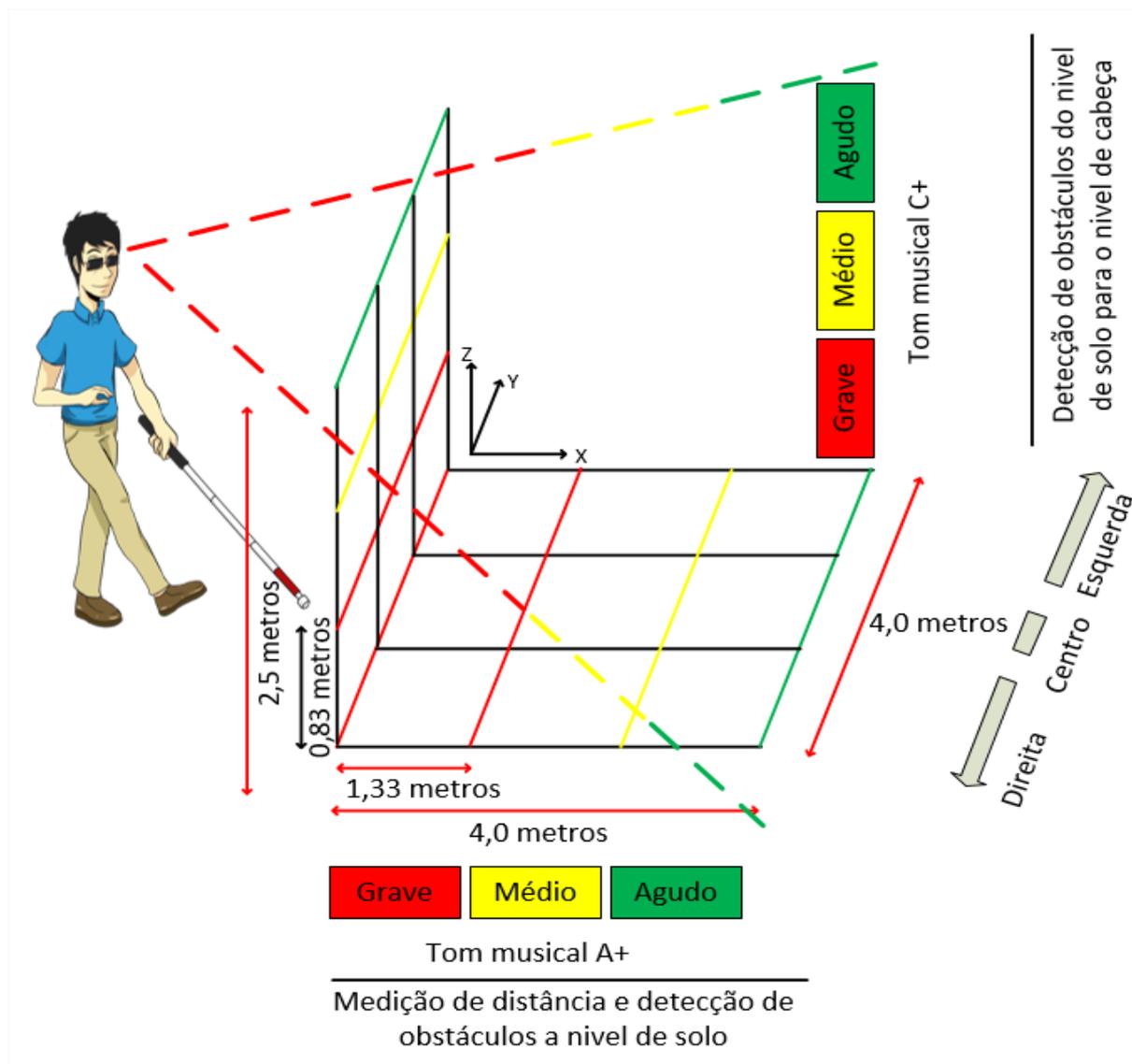


Figura 6.10 Esquema de detecção de obstáculos utilizando visão estéreo.

A frequência dada para o alerta sonoro usa uma linguagem universal de percepção de obstáculos, em que a velocidade da emissão de alerta sonoro está relacionada à proximidade do usuário com o obstáculo, conforme indicado no fluxograma da Figura 6.11. A distância entre o usuário e o obstáculo é percebida pela a perspectiva horizontal (D_h) e vertical (D_v).

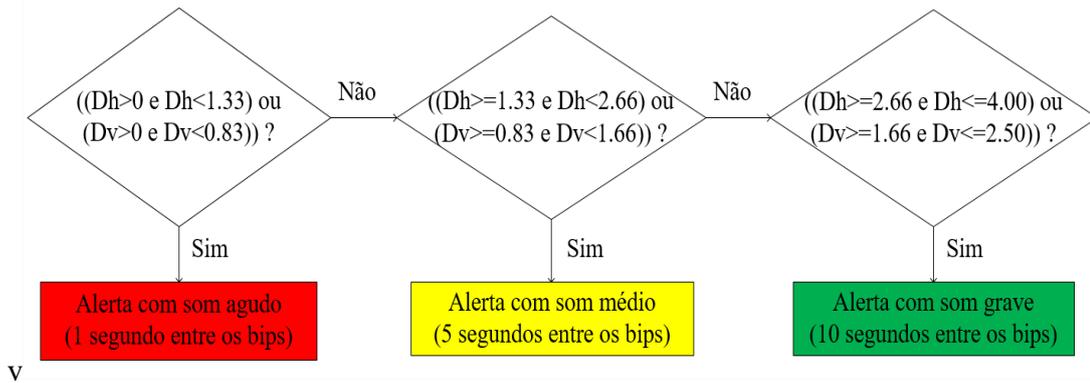


Figura 6.11 Esquema de alerta sonoro baseado na distância do obstáculo.

O sistema de alerta sonoro desempenha um papel fundamental para garantir a segurança do usuário na percepção de obstáculos, mas não fornece informações sobre como o usuário deve se mover no ambiente. Dessa forma, o sistema de som recebe um conjunto de dez frases curtas de instruções de som falado (Tabela 6.1). O uso de instruções faladas visa aliviar as dúvidas do usuário sobre a ação a ser tomada, conforme descrito na abordagem de Zhangaskanov, através de duas frases curtas indicando “obstáculo alto ao solo” e “obstáculo baixo ao solo” (ZHANGASKANOV *et al.*, 2019). A letra X, representa o endereço desejado, identificado no grafo do cenário.

Tabela 6.1. Conjunto de instruções sonoras do guia de navegação *indoor*.

Ação	Resposta do guia de áudio
Guiar em frente	Siga em frente
Desviar a direita	Vire à direita em X metros
Desviar a esquerda	Vire à esquerda em X metros
Desvia a direita imediatamente	Vire à direita
Desvia a esquerda imediatamente	Vire à esquerda
Alerta de obstáculos próximos	Pare! Obstáculo detectado próximo
Alertar de obstáculos distantes	Cuidado! Obstáculo detectado
Realinhar usuário à direita	Ajuste sua rota suavemente a direita
Realinhar usuário à esquerda	Ajuste sua rota suavemente a esquerda
Reconstruir a rota	Pare! Rota errada. Recalculando!

O processo completo do funcionamento do módulo de navegação *indoor* híbrida, que associa o consumo de mapa para a elaboração de rota e a navegação sem uso de mapa, que gera um perímetro de segurança ao redor do usuário é detalhado na Figura 6.12.

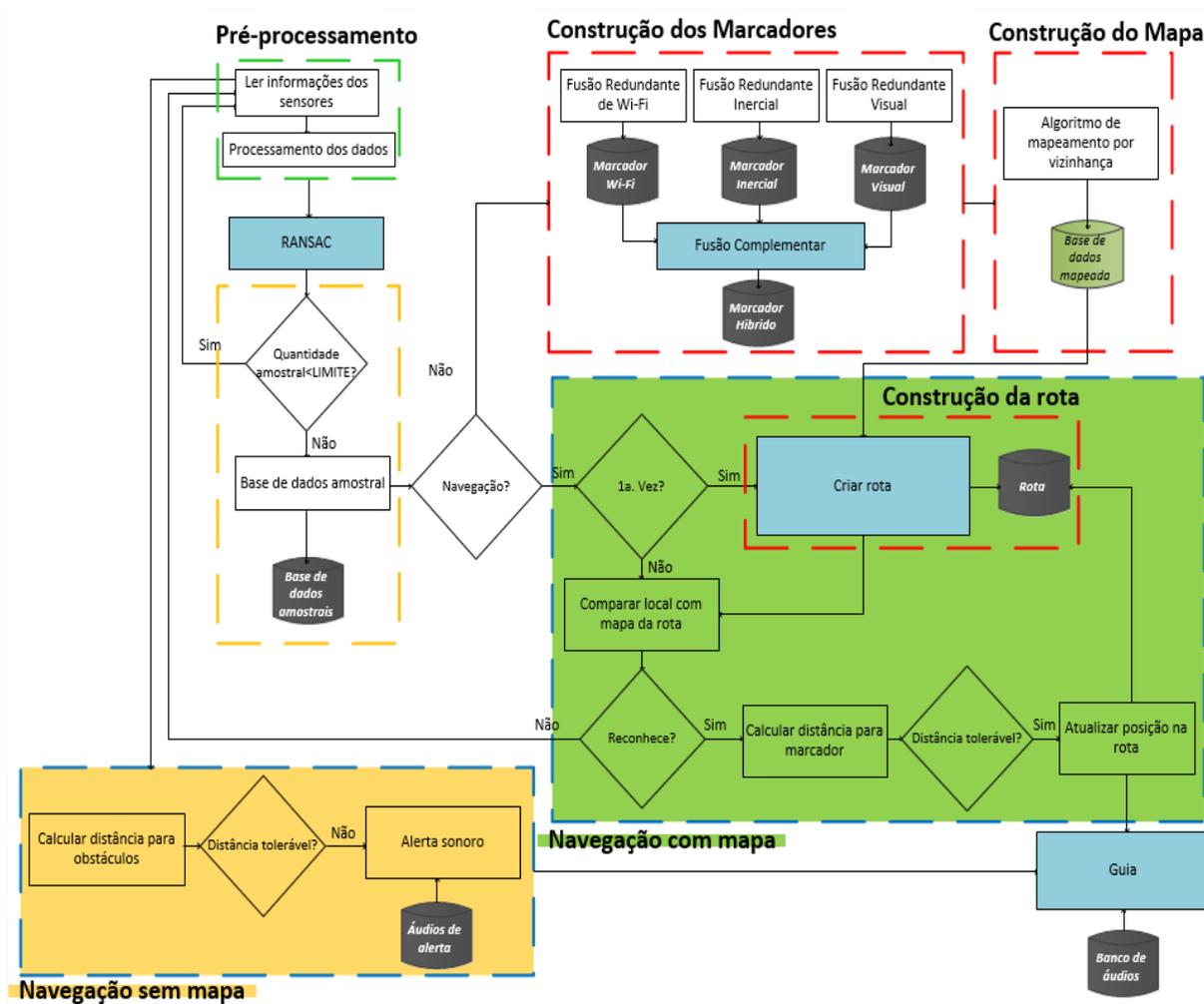


Figura 6.12 Esquema de mapeamento e navegação com percepção de obstáculos.

6.3 Considerações Finais

Este capítulo apresentou os algoritmos propostos nesta tese de doutorado para o problema de planejamento das rotas e da navegação *indoor* baseada em mapas topológicos e métricos. Enquanto a maioria dos trabalhos encontrados na literatura propõem uma solução composta por conjunto de pontos, nesta tese é proposta uma solução composta por um conjunto de ações que o usuário deve executar para alcançar o local definido como destino, utilizando mapa topológico. Esta característica permite que o modelo de navegação não dependa nem de uma localização precisa (aceitável uma margem de erro), e nem de uma representação massiva e precisa do ambiente ou da trajetória.

O esquema híbrido permite a elaboração de rotas ótimas ou quase ótimas e uma navegação que utiliza a localização por aproximação, criando pontos calculados intermediários

entre os pontos obtidos do mapa para aumentar a precisão, diminuindo a dependência dos registros do mapa. O ambiente é previamente conhecido e mapeado, mas contém elementos que podem interferir na disponibilidade de um trecho da rota, como a presença de obstáculos. A proposta utiliza um conjunto de valores coletados por um conjunto de sensores que em seguida é será analisado e filtrado para extrair políticas e estratégias para um subsistema com suporte a decisão.

Como resultado, a arquitetura provê um guia de áudio que auxilia na navegação em ambientes *indoor*, aumentando a qualidade da relação do público alvo e os cenários.

Selecionar o que melhor cumpre a especificação não é uma tarefa trivial, e, portanto, as decisões adotadas em relação aos modelos e ferramentas foram detalhadas para que a etapa de engenharia (construção de protótipos para o estudo de caso) seja um reflexo das definições da arquitetura.

No próximo capítulo serão apresentados os processos de teste e avaliação utilizados para validar o modelo.

Capítulo 7- Testes e Avaliações sobre os Algoritmos

Este capítulo apresenta a implementação da arquitetura do trabalho, baseado no modelo descrito no Capítulo 4, com o intuito de conhecer o comportamento das técnicas e tecnologias escolhidas e possibilitar as avaliações em relação aos trabalhos adotados como referência e indicando o que obteve bom resultado e o que não avançou no que já se apresenta na literatura.

Inicialmente é definido um protocolo que orienta o processo de teste e auxilia nas tomadas de decisões sobre correções para obter o máximo de resultado antes das aplicações avaliativas.

Para o estudo foram construídos os marcadores de rádio frequência, os marcadores inerciais e as etiquetas visuais, além dos dispositivos móveis de mapeamento e navegação.

Os algoritmos de mapeamento e navegação foram embarcados nos dispositivos móveis para permitam realizar avaliações e auxiliar nas tomadas de decisões sobre as técnicas e tecnologias adotadas.

7.1 Cenário Base para a Execução dos Testes

Dois cenários foram utilizados para os testes: o primeiro é mais simples, com características retilíneas e nenhum obstáculo. O segundo é mais complexo, com características curvas e presença de obstáculos. Em cada local, foi definido um conjunto de pontos de coleta para observar os resultados das distâncias dos modelos Wi-Fi, Inercial, Visual e Híbrido para os registros mapeados, além dos registros do conjunto de objetos utilizados como obstáculos. O algoritmo deve calcular a rota e a distância e a posição dos obstáculos para o usuário e fornecer um caminho viável para o uso. Os resultados dos cálculos indicados pelos algoritmos foram registrados para posterior avaliação.

Os ambientes escolhidos para explorar os comportamentos dos algoritmos foram o corredor e o laboratório de Ambientes Inteligentes (AmILab), pertencentes ao Núcleo de Pesquisa e Desenvolvimento, Eletrônica de Tecnologia e Informação (CETELI), da Universidade Federal do Amazonas (UFAM) (Figura 7.1).

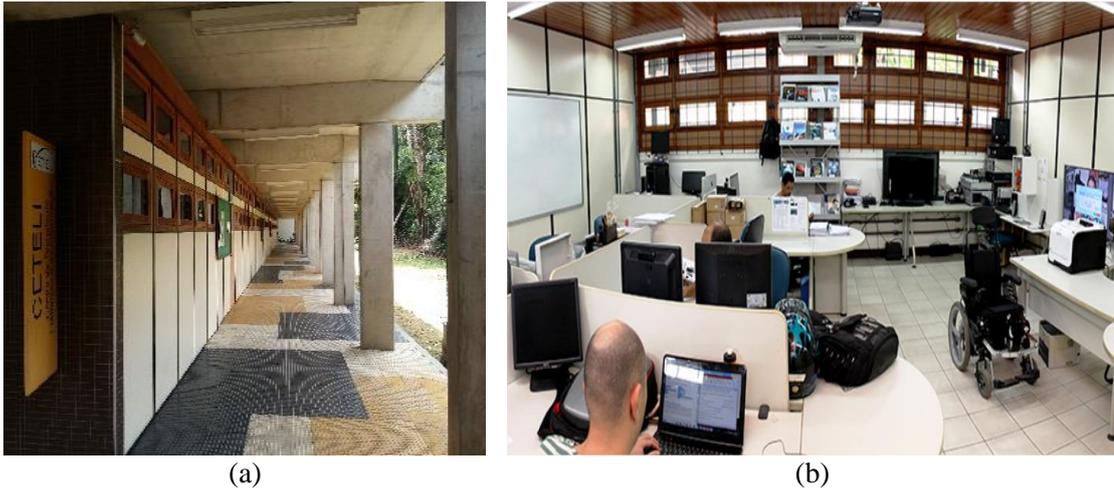


Figura 7.1 (a) Corredor CETELI e (b) laboratório Inteligente de Ambiente (AmILab).

O corredor possui dimensões de $75,35 \text{ m} \times 4,00 \text{ m}$, e o Laboratório Ambiental Inteligente (AmILab), possui dimensões de $10,83 \text{ m} \times 13,80 \text{ m}$.

Os procedimentos utilizados para o cenário retilíneo são:

1. A coleta de dados começa na porta do Laboratório Ambiental Inteligente (AmILab);
2. O usuário deve falar o endereço de destino padrão dos testes (porta do auditório), distante cerca de $75,00 \text{ m}$.

Os procedimentos utilizados para o cenário com curvas e obstáculos são:

1. A coleta de dados começa na porta do Laboratório Ambiental Inteligente (AmILab);
2. O usuário deve falar o endereço de destino padrão dos testes (gabinete localizado no lado direito da sala), e o laboratório deve ser circulado para chegar ao endereço.

Uma rota de referência foi construída em cada cenário para registrar as posições mapeadas e as posições dos obstáculos utilizados para calcular as margens de erro obtidas pelo sistema de guia. O algoritmo de navegação verifica e confirma se as posições indicadas pelo usuário são iguais ou próximas as posições do mapa. Durante a navegação guiada, o algoritmo ajusta a posição do usuário quando a margem de erro está dentro do limite de $1,5 \text{ m}$. Acima desse valor, a navegação é interrompida e a rota é reconstruída.

7.2 Configuração e Execução do Experimento

É importante iniciar a investigação para entender o processo de mapeamento e navegação em ambientes *indoor* e indicar seus ganhos e suas limitações.

A realização de experimentos tem como objetivo gerar resultados para as discussões e avaliações. Para os experimentos iniciais é necessário determinar um protocolo de testes, com regras claras a serem cumpridas e os critérios a serem observados nos resultados.

7.2.1 Configurações

Um protocolo foi definido para padronizar os testes e avaliações nos algoritmos e no dispositivo físico, reduzindo o número de interferências nos resultados. O protocolo também permite observar os fatores (variáveis que podem ser controladas), as respostas (variáveis de saída do processo), os níveis importância de cada fator utilizado e a possibilidade de replicação de experimento. O esquema do experimento está representado pelo diagrama de blocos da Figura 7.2.

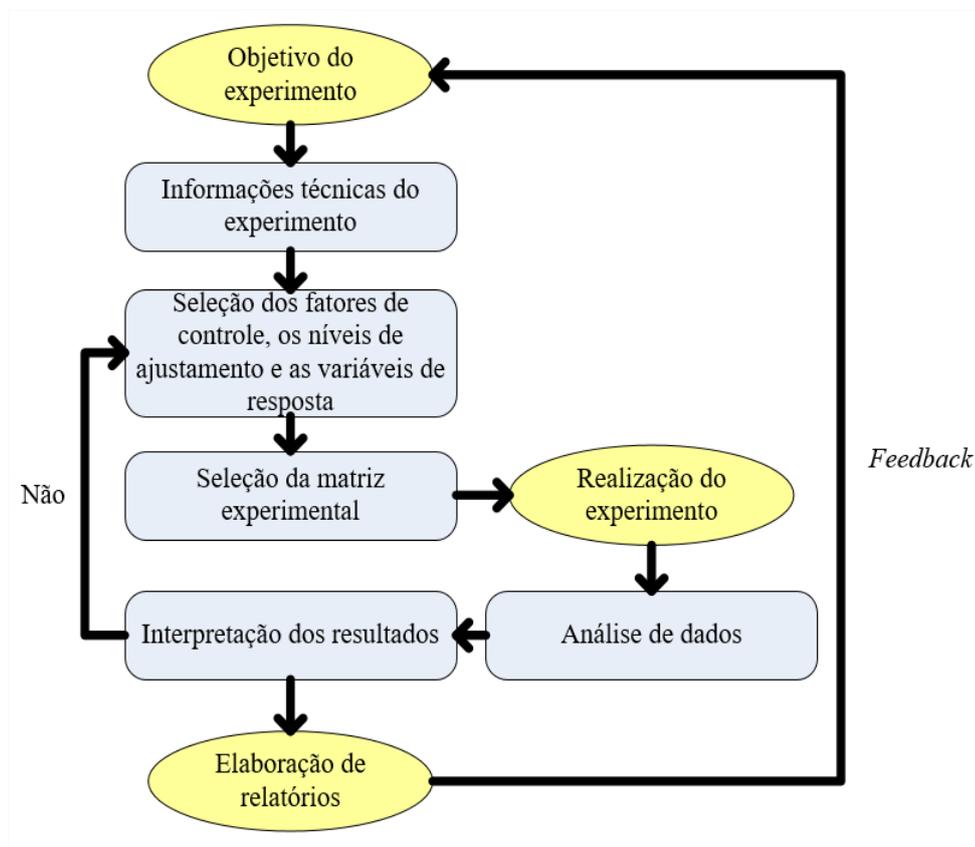


Figura 7.2 Esquema do protocolo de experimento.

O protocolo da execução do experimento segue o modelo *Design of Experiment* (DOE), que permite observar os fatores (variáveis que podem ser controladas), as respostas (variáveis de saída do processo), níveis de um fator examinado e a possibilidade de replicação (GARUD *et al.*, 2017).

7.2.2 Execução

Para a execução do experimento é necessário realizar o mapeamento e a navegação, com todos os *hardwares* e *softwares*.

Cada camada é tratada de forma independente para evidenciar as escolhas em cada etapa da arquitetura.

7.2.2.1 Mapeamento

O mapeamento corresponde a representação do cenário em um esquema de relação entre os registros e seus graus de vizinhança para possibilitar a elaboração de rotas.

O LWPL combina as coordenadas geográficas do mundo real em um modelo lógico, observando a vizinhança entre os marcadores. O algoritmo de *K-Nearest Neighbor* (KNN) posiciona os dados a um quadrante do mapa mais próximo, permitindo assim registrar um valor que melhor represente cada ponto. Para aumentar a precisão do modelo, os sinais Wi-Fi são observados como um mapa de sinais, os dados inerciais são observados em uma área magnética e a visão computacional utiliza algoritmos de correção de rotação, angulação e iluminação.

A representação dos ambientes mapeados compõe um grafo formado por 01 marcador Wi-Fi, 90 pontos úteis para o roteamento e 29 pontos que identificam curvas e cruzamentos. Este grafo permite a construção da matriz de adjacência para se observar a relação de vizinhança a ser salvo no banco de dados.

Este grafo é observado no processo de navegação, onde os pontos inicial e final são utilizados como extremos e são trazidos todos os pontos vizinhos para a construção de um subgrafo a ser processado para a construção da rota. Neste esquema, o marcador de rádio frequência indica a região de abrangência e dentro desta área, vários marcadores, caracterizados pela força do sinal RSSI identificam os locais de interesse. Os marcadores inerciais e os visuais preenchem cada zona delimitada na grade de mapeamento por rádio frequência. As áreas as células Wi-Fi possuem dimensão de 1,00 m² e as células inerciais e visuais possuem áreas de 0,33 m².

O mapeamento dos sinais de rádio frequência considera as questões relacionadas as atenuações e o impacto ao sinal recebido. Os valores de RSSI também são avaliados quanto a sua força para permitir a localização do nó de origem, onde valores inferiores a -80 dB inviabilizam o uso da rede Wi-Fi (PAUL *et al.*, 2017). A identificação do local por Wi-Fi

considera como válidos os parâmetros qualidade de sinal acima de 25,0% e valores de RSSI superiores a -80 dB.

A qualidade do sinal é um valor percentual entre 0,0% e 100,0%, onde os valores mais próximos a 100,0% possuem melhor qualidade. Para transmissão de dados, este percentual precisa ser alto para garantir a entrega dos pacotes, porém, valores acima de 25,0% já permitem a identificação de local do marcador de rádio frequência (PAUL *et al.*, 2017).

Para registrar as informações de marcação inercial, é necessário calibrar o sistema. Para a calibração foi buscada a localização da cidade de Manaus no domínio público <http://www.magnetic-declination.com/>, que também indica a margem de erro da inclinação do eixo magnético. A Figura 7.3 mostra os valores inerciais da cidade de Manaus.

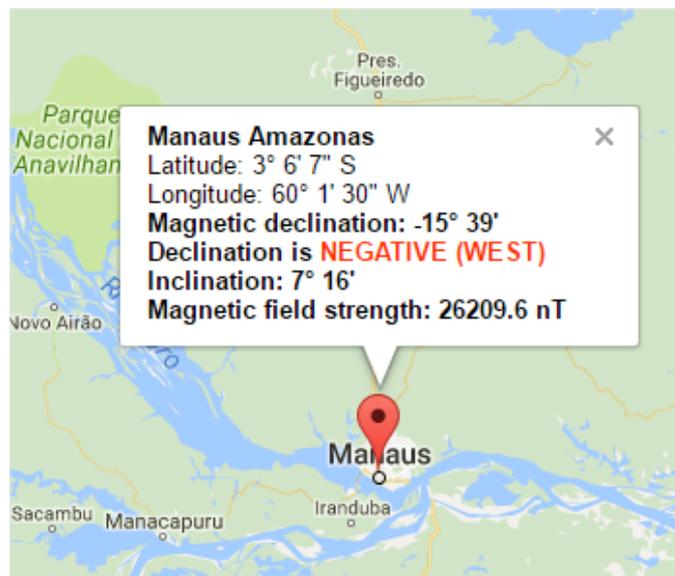


Figura 7.3 Referência inercial da cidade de Manaus.

O ângulo de observação do eixo magnético segue a regra de que nos polos o ângulo é de 90 graus e no equador é de 0 graus, porém, esta declinação varia ano após ano e é necessário realizar ajustes. Para a cidade de Manaus o erro magnético atual é de 0,122173.

O algoritmo *iterative Pedestrian Dead Reckoning* (i-PDR) proposto nesta tese, utiliza o modelo de referência *Roll-Pitch-Yaw* (RPY) e realiza o *track* pela leitura dos marcadores inerciais, associando os valores dos eixos x , y , z do magnetômetro e dos eixos x , y , z do giroscópio que auxilia na obtenção de uma referência angular absoluta.

O uso do algoritmo i-PDR permite treinar sobre os pontos e registrar o aprendizado como marcador inercial. Neste mapeamento somente pontos mais significativos são salvos, criando um mapa com baixa densidade de registros por metro quadrado. O restante (pontos intermediários, também chamados marcadores virtuais) podem ser apenas calculados,

diminuindo a necessidade de se manter de forma permanente um alto volume de informações sobre o cenário e as rotas.

O sistema de referencia *Roll-Pitch-Yaw* (RPY), representado pela Figura 7.4, mostra os eixos X (*Roll*) apontando para a frente, o eixo Y (*Pitch*), ortogonal ao eixo X , apontando para o lado esquerdo do usuário e o eixo Z (*Yaw*) apontando para cima.

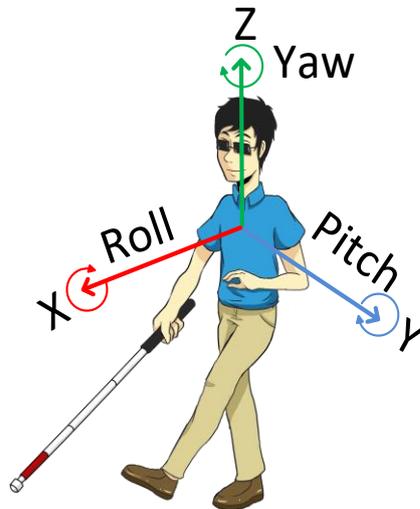


Figura 7.4 Eixos do sistema RPY.

Para se registrar as informações visuais são utilizadas etiquetas visuais e um processo de aprendizado de máquina não supervisionado para a construção dos classificadores *Haar-Like*. O *Haar-Like* é um autômato que busca uma *string* de dados binarizados em uma árvore do tipo *AdaBoost* (árvore onde cada nó é uma subárvore) (ALBRECHT *et al.*, 2019).

As características da *Haar-Like* consistem em regiões retangulares e para cada região, calcula-se a soma das intensidades de cada um dos subgrupos (branco e preto), efetuando-se a diferença entre as partes opostas para categorizar subseções da imagem (KRISHNA *et al.*, 2018).

A extração de características *Haar-Like* é realizada a partir de um conceito denominado imagem integral. Uma imagem integral é um meio rápido e eficaz de se calcular a soma dos valores dos *pixels* de uma imagem, em tempo constante, acelerando o processamento da imagem (ALBRECHT *et al.*, 2019).

Cada etiqueta tem a função equivalente ao de um marcador inercial, que indica a sua localização relativa (aproximada) e o sentido de leitura.

As imagens na Figura 7.5 são do mesmo objeto sob a influência de brilhos diferentes. Apesar de diferentes, os seres humanos as interpretam como sendo o mesmo objeto, porém,

para um sistema computacional, não se pode tomar a mesma decisão sem que ele passe por uma fase de aprendizado (ROJAS-PEREZ *et al.*, 2017).

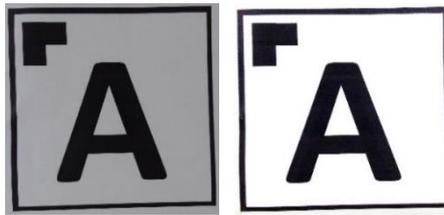


Figura 7.5 Foto sem reflexo de luz e foto com reflexo de luz.

O tempo médio gasto pelo algoritmo Traincascade para construir o classificador foi de 0,9 minutos em uma máquina com processador *core i7*, oitava geração e com 12 Gb de memória RAM.

7.2.2.2 Navegação baseada em Mapa

Com o cenário mapeado, iniciam-se os testes de navegação. Os testes consistiram em construir as rotas e perceber os marcadores dispostos no cenário com margens de erros que não representem risco aos usuários.

O processo inicia quando o usuário envia um comando falado ao sistema para ativá-lo. Em seguida, é indicada a instrução sobre confirmação de localização atual ou o endereço destino. Para as duas informações (inicial e final) é aplicado um algoritmo de distância euclidiana e *K-Nearest Neighbors* (KNN) para aproximar dos valores registrados pelos esquemas de mapeamento.

O algoritmo de KNN é utilizado para:

- a) Determinar o parâmetro *K* como o número de vizinhos mais próximos;
- b) Calcular a distância euclidiana entre o nó desconhecido e todas as amostras do modelo (obtido na fase de treino);
- c) Classificar as distâncias para determinar o vizinho mais próximo;

Todas as instruções de voz são processadas pelo módulo VR3 (*Voice Recognition*), uma interface física da interação e armazenamento do banco de dados interno das instruções treinadas. O resultado do processamento é submetido aos algoritmos de *Vocal Tract Length Normalization* (VTLN) e *Maximum Likelihood Linear Regression* (MLLR). O VTLN realiza a normalização do comprimento do trato vocal para normalizar o áudio e tratar a questão do orador macho-fêmea (MADHAVI *et al.*, 2019). O MLLR realiza as adaptações gerais ao locutor (LÜ *et al.*, 2015).

Com a informação inicial (obtida pelos sensores) e final (obtida por voz), o sistema aplica estes extremos em um grafo e busca por profundidade todos os vértices vizinhos entre os dois, aplicando o algoritmo de construção de rota Dijkstra, que utiliza como regra o menor caminho (menor distância percorrida). O algoritmo busca uma rota que satisfaça a condição heurística de menor distância entre o ponto inicial e o ponto final.

O algoritmo de Dijkstra busca obter o melhor caminho (*single-path*), realizando uma varredura para examinar todas as posições dos pares de vértices, eliminando aqueles que não apresentarem conexões possíveis.

O algoritmo de Dijkstra foi adotado para relacionar os dados do mapa, por ter um esquema de tomada de decisão linear e ser capaz de manipular mapas com muitos registros sem aumentar o consumo de processamento e memória. O protocolo utiliza os valores de *Received Signal Strength Indication* (RSSI) do dispositivo Wi-Fi, e realiza os cálculos do próximo salto em direção ao registro final da rota. Esta primeira rota é retilínea, indicando as macrorregiões do Wi-Fi. Em seguida, é gerada a sub-rota nas regiões macro utilizando os marcadores inerciais e visuais que observam de forma mais detalhada elementos como curvas presenças de paredes, aclives e declives. É esta rota que é oferecida ao usuário.

A Figura 7.6 ilustra o cenário neste problema, onde se conhece apenas o ponto inicial *S* e o ponto final *G*, enquanto que os demais registros são buscados pelo algoritmo de Dijkstra.

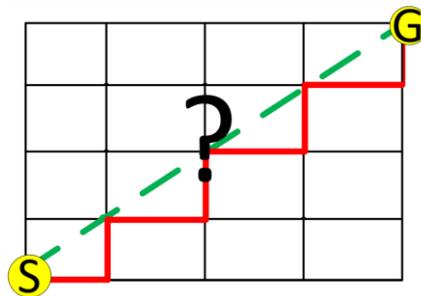


Figura 7.6 Elaboração de rotas utilizando as posições inicial e final como extremos.

Em seguida, o algoritmo relaciona os registros obtidos dos sensores a um conjunto de marcadores virtuais, obtidos de cálculos que consideram as posições dos marcadores mapeados. A ideia chave do uso dos marcadores virtuais é aproveitar o conhecimento dos nós regulares que participam do processo de roteamento e diminuir ainda mais a distância entre nós (distância de um salto de acordo com o mapa), tornando mais sutil os saltos de um registro para o outro. Desta forma, é possível identificar se um nó pertence a uma área com falhas através de duas checagens: (i) um nó não possuir pelo menos um vizinho; e (ii) um nó possuir vizinhos, mas todos pertencentes à região da falha.

Com a rota construída, o sistema passa a informar a posição atual do usuário e a cada alteração de posição são aplicados ajustes finos de reposicionamento. A Figura 7.7 mostra o funcionamento da estratégia de encaminhamento guloso, onde o registro *S* seleciona o registro *A*, que está geograficamente mais próximo, e que seleciona *B* e em seguida o *D* também pela regra de menor distância, até alcançar o registro *E* (destino final da rota). O mecanismo de encaminhamento guloso (*greedy forwarding*) torna o processo de definição de rotas eficaz na redução do custo de processamento, independentemente do tamanho da rota a ser elaborada e da quantidade de saltos a serem executados e permite que os nós escolhidos como próximos saltos sejam eleitos de acordo com o posicionamento geográfico em relação ao destino (FADZLI *et al.*, 2015). Tal esquema pode se adaptar facilmente às mudanças relacionadas à topologia do mapa durante o processo de roteamento.

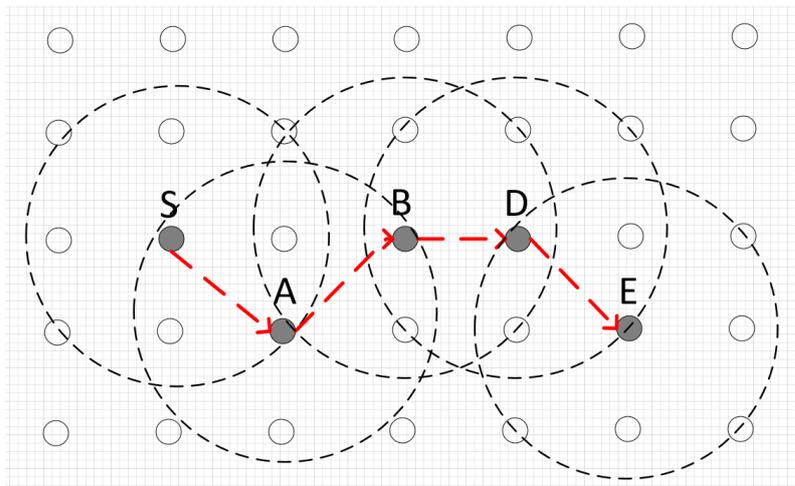


Figura 7.7 Definição de rota pelo encaminhamento guloso.

Estas verificações de posicionamento dependem de uma reavaliação contínua, que confronta a coordenada de momento do usuário e a distância para um dos registros da rota. As informações são repassadas ao usuário através de instruções sonoras e por motores de vibração 1027 *Arduino* (um localizado de cada lado do dispositivo vestível). Este motor faz o mesmo efeito do *vibracall* de *smartphones*.

O algoritmo responsável pela navegação é o *iterative Pedestrian Dead Reckoning* (i-PDR), que combina o PDR tradicional ao Filtro de Kalman Linear. O uso do Filtro de Kalman Linear faz com que o PDR tenha um comportamento equivalente ao algoritmo *Track Before Detect* (TBD) e equivalente ao algoritmo *Heterogeneous Landmark-based Visual Navigation* (HLVN), que realizam a leitura dos valores dos marcadores e utiliza métodos probabilísticos de localização, considerando que os valores podem ser perturbados por ruídos e os submete a um processo de comparação com os modelos treinados para identificação da área.

Esta correção aplicada pelo filtro de Kalman produz estimativas de valores mais próximos aos pontos de referência, indicando a incerteza do valor predito e o valor medido. Ainda assim, é possível que algum sensor não obtenha bom resultado contaminando os demais indicativos de posição. Com a finalidade de reduzir a importância do dado que apresentou o pior valor, é utilizado um filtro de média móvel temporal ponderado. Para uma amostra $A(n)$ no instante n , é calculada uma amostra filtrada $A f(n)$, de acordo com a equação 41, considerando os três valores passados de $A(n)$.

$$A f(n) = \frac{W \cdot A(n) + A(n-1) + A(n-2) + A(n-3)}{W + 3} \quad (41)$$

onde W é uma constante de ponderação, gerada empiricamente, utilizada para melhorar a resposta dinâmica do sinal filtrado. Foi realizada uma adequação desta variável para que ela não ficasse muito alta, tornando o filtro supérfluo ou muito baixa, tornando o filtro desprezível.

Os valores percebidos são submetidos ao algoritmo de *K-Nearest Neighbors* (KNN) para melhor posicionar o usuário dentro de uma zona e trazer as informações dos vizinhos do marcador, além de indicar o centroide do marcador de rádio frequência (*Access point*) e uma distância estimada.

O algoritmo *iterative Pedestrian Dead Reckoning* (i-PDR) utiliza o sensor acelerômetro para recuperar a aceleração do movimento do usuário. O sensor é capaz de recuperar a aceleração uma vez por segundo e trabalha como se a aceleração fosse constante ao longo do percurso, mesmo que tenha sofrido variações bruscas neste período. Por padrão, o sensor IMU lê os dados 15 vezes por segundo a uma frequência de 15 Hz. Assim, um erro constante no resultado de aceleração infere erros lineares em relação a velocidade e erros quadráticos em relação a posição (WU *et al.*, 2018).

Um cálculo é realizado para se determinar a estimativa de posição, tomando como base a posição absoluta dos sensores, a velocidade e o tempo. Este método é chamado de estimativa de posicionamento ou *Dead Reckoning* (DR) ou *Pedestrian Dead Reckoning* (PDR). Para diminuir os intervalos de observação dos valores obtidos é aplicada uma combinação de verificação dos marcos virtuais e do filtro de Kalman.

No sistema i-PDR, a posição de um pedestre pode ser propagada como as seguintes equações:

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + SL_k \cdot \sin(\theta_{k^*}) \\ y_{k+1} = y_k + SL_k \cdot \cos(\theta_{k^*}) \end{cases} \quad (42)$$

onde x e y são as coordenadas que indicam as direções norte e leste, SL é o comprimento de deslocamento e θ é a direção de em que aponta a frente do usuário no momento k^* .

A leitura dos marcadores visuais ocorre pelo reconhecimento das informações de bordas e do conteúdo central das etiquetas e confronta com os classificadores *AdaBoost Haar-Like*. As etiquetas visuais lidas são submetidas a um conjunto de etapas necessárias para a manipulação dos objetos contidos nestas imagens. São elas: pré-processamento, segmentação, extração de características e o reconhecimento e interpretação. Após estas etapas o algoritmo de navegação busca os vizinhos do marcador reconhecido.

O classificador *Haar-Like* foi construído utilizando um conjunto de 2.000 imagens sobre cada marcador em um processo de aprendizagem não supervisionado, através das funções *Objectmarker*, *CreateSamples* e *Traincascade*, do *OpenCV*.

Para manter a taxa máxima de falso alarme em 0,2, foi considerado que em 1000 amostras negativas (aquelas que não possuem o objeto a ser reconhecido), o sistema deve detectar cerca de 200 amostras, mantendo a relação 200/1000.

Ao ser localizado um objeto mapeado por um classificador na imagem submetida, o mesmo é destacado e traduzido em instrução, que é encaminhada para os outros sistemas de navegação, bem como para a geração de alertas sonoros ao usuário.

Em ambientes não controlados, os objetos podem ser apresentados a distâncias diferentes das utilizadas para a construção do classificador. Por isso se faz necessário aplicar um fator de escala que modifique o tamanho do detector. Este fator afeta tanto a velocidade quanto a precisão da detecção, exigindo que seu valor seja cuidadosamente escolhido, pois estas grandezas são inversamente proporcionais (LING *et al.*, 2018).

Para aumentar a velocidade do reconhecimento visual foi aplicado o *CamShift* após o *Haar-Like*. O *CamShift* possui certa robustez para lidar com mudanças de iluminação e é mais rápido que o *Haar-Like* pois não leva em conta o crescimento de regiões, considerações sobre contorno, suavização e predição. Por isso, o *Camshift* recebe como seleção de região-alvo o resultado do reconhecimento do *Haar-Like*.

A fusão dos resultados de percepções dos três algoritmos é associada ao banco de áudios que entrega a informação sonora ao usuário.

Em uma situação extrema, quando o valor de reposicionamento a ser ajustado é superior a 5 metros, o sistema interrompe a navegação, considera a posição atual como a nova posição inicial e constrói uma rota usando o algoritmo de Floyd-Warshall. Este algoritmo também

utiliza como regra o menor caminho, porém, diferente do Dijkstra, permite retornar um caminho (arestas com pesos negativos).

O algoritmo de Floyd-Warshall realiza primeiramente uma modificação na matriz de adjacência, de modo que todas as posições dos pares de vértices em que não houver conexões recebam como valor referente a distância o valor infinito. O resultado do algoritmo retorna uma matriz com todos os pares de caminhos mínimos possíveis entre a origem e o destino.

7.2.2.3 Navegação não baseada em Mapa

Outra tarefa executada paralelamente é a de percepção de obstáculos não mapeados presentes na rota e que podem representar algum risco ao usuário, feita pelo sistema de navegação baseado em visão estéreo. São aplicadas duas câmeras *Red-Green-Blue* (RGB) que permitem a percepção de objetos a distâncias que variam de 0,10 metros a 5,00 metros.

A cada aproximação de um destes objetos, percebidos pelas câmeras do arranjo de visão estéreo é emitido um alerta ao usuário, associando sons e vibração, categorizados da seguinte forma:

- a) Alerta sonoro e a ativação dos dois motores de vibração quando o objeto for percebido a uma distância inferior a 0,80 metros;
- b) Alerta sonoro quando o objeto for percebido a uma distância superior a 0,80 metros e inferior a 3,00 metros;

Ao chegar ao endereço destino, o sistema entrega a mensagem de conclusão de navegação e pergunta ao usuário se o mesmo deseja manter o guia ativado ou não. Ao ser mantido ativado, o guia vai atualizando sua localização atual e ao ser desativado, o sistema volta ao seu estado inicial (estado de espera).

Todas as informações são repassadas ao usuário em linguagem falada através de um fone de ouvido de condução óssea, que não impede a percepção sonora externa.

7.3 Avaliação dos Resultados

Os experimentos seguiram os protocolos pré-definidos para cada ambiente e, em cada teste, os subsistemas de localização foram observados sozinhos e combinados (híbridos) para registrar as evoluções do desempenho (precisão versus tempo) e conhecer as necessidades de ajuste.

Três experimentos foram realizados para demonstrar a viabilidade e efetividade dos algoritmos propostos. O primeiro utiliza o algoritmo de navegação baseado no mapa topológico usa a combinação de registros mapeados e registros virtuais e a revalidação da rota a cada nó alcançado. O segundo utiliza o algoritmo de navegação baseado no mapa métrico, responsável pela percepção de obstáculos dispostos ao longo da rota, encontrando um caminho ótimo, livre de colisão. O terceiro experimento utiliza o algoritmo híbrido de navegação, que combina o algoritmo baseado em mapa topológico com o algoritmo baseado em mapa métrico.

As informações do sistema foram monitoradas remotamente para a análise de dados não para interferir nos experimentos. Os dados foram organizados no seguinte esquema visual: um marcador circular (azul) indica o *Access Point* (AP) fixo do Wi-Fi presente na cena, as estrelas (amarelo) representam os principais locais mapeados. Os outros endereços de navegação exibidos representam os dados do mapa e as posições calculadas da rota estabelecida.

A navegação no corredor do Centro de P&D em Tecnologia Eletrônica da Informação (CETELI) consistiu na conclusão da rota, que começou no lado direito, perto da entrada do laboratório AmILab e terminou em frente ao auditório, no lado esquerdo da Figura 7.8 (a). A navegação no laboratório consistia em fazer uma volta completa na sala, começando na porta de entrada e terminando na frente de um armário, do outro lado do laboratório, como mostrado na Figura 7.8 (b).

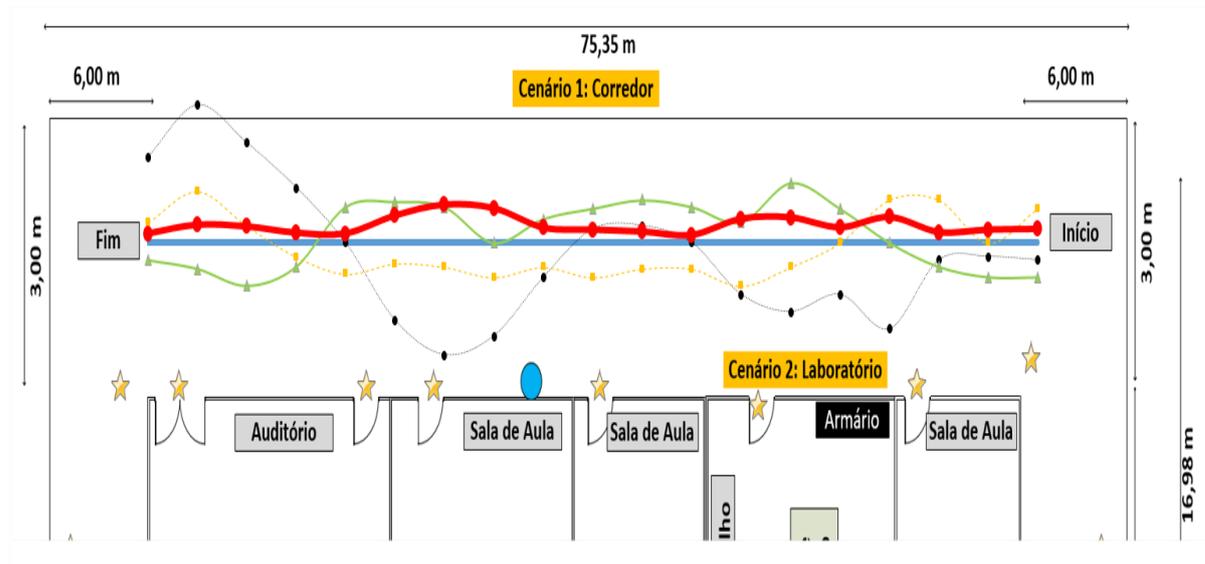
Nos dois esquemas representativos do cenário, uma linha azul sólida indica os dados pertencentes ao mapa do sistema que são usados como pontos de referência. Uma linha preta pontilhada representa sinais RSSI (Wi-Fi). Uma linha verde sólida indica os locais registrados pela localização inercial. Uma linha tracejada laranja mostra as posições do sistema de rastreamento visual. Uma linha vermelha sólida indica a localização registrada pela localização híbrida.

A avaliação do modelo de navegação indica a capacidade do sistema construído de guiar o usuário na realização de seu percurso, seguindo a sequência de pontos pré-definidos e criar os mecanismos necessários para prever os comportamentos reativos a presença de obstáculos.

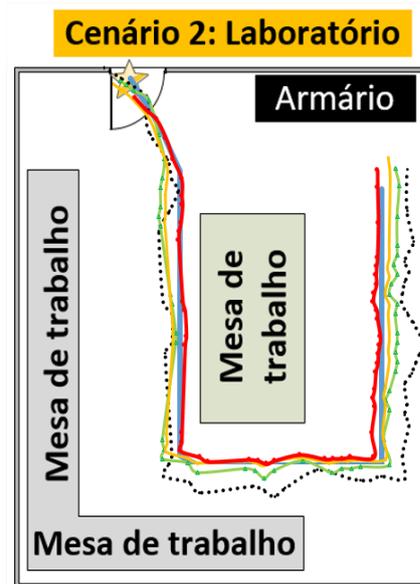
Os testes de localização consideraram um total de 90 pontos úteis de roteamento, 29 destes indicando curvas e cruzamento. Este volume de pontos é a combinação de registros mapeados e registros virtuais.

Quanto à topologia do mapa, é assumido que a implantação do mapeamento do ambiente real possui perturbação (ruídos) e que a localização dos nós mapeados sofre um pequeno distúrbio gerado por um erro gaussiano aleatório. O nó Wi-Fi foi posicionado no canto superior

esquerdo, enquanto que os nós regulares (gerados pela leitura dos sensores) ocupam a grade uniformemente. O ambiente provê as características necessárias para analisar o comportamento dos algoritmos de navegação baseados em mapa e não baseados em mapa. Cada tecnologia foi observada isoladamente (sem a utilização da agregação dos dados pela fusão) para identificar o comportamento do sensor sob determinados aspectos.



(a)



(b)

→ Posição Real • RSSI + SNR → Inercial → Visual → Fusão

Figura 7.8 Resultados das navegações no corredor (a) e no laboratório do CETELI (b).

Os testes sobre a localização Wi-Fi utilizaram o dispositivo *Access Point* (AP) e células projetadas com dimensão de 1,00 m² para a tender ao limite máximo tolerável. Os testes sobre as localizações inerciais e visuais utilizaram sub-células de cada célula Wi-Fi com dimensão de 0,33 m².

Os principais fatores que geraram impactos nos sinais Wi-Fi nos dois cenários estão listados na Tabela 7.1.

Tabela 7.1. Perda de sinais Wi-Fi no cenário com obstáculos.

Obstáculo	Nível de Interferência	Atenuação	Perda (dB)
Madeira	Baixo	6 dB	5,0 a 8,0
Parede de tijolo e concreto 18"	Médio	18 dB	15,0 a 20,0
Vidro 0,5"	Médio	12 dB	13,0
Pessoa	Médio	3 dB	5,0 a 12,0
Dispositivos Wireless	Alto	6 dB	12,0

A aplicação do SNR ao RSSI diminuiu os efeitos dos impactos dos obstáculos nos sinais Wi-Fi. A relação entre o SNR e a qualidade do sinal é mostrada na Tabela 7.2.

Tabela 7.2. Filtro SNR e a quantidade de sinal.

SNR	Qualidade
Acima de 40 dB	Excelente
Entre 25 dB e 40 dB	Bom
Entre 15 dB e 25 dB	Ruim
Entre 10 dB e 15 dB	Muito ruim
Abaixo de 10 dB	Extremamente ruim

A leitura unidirecional dos dados RSSI e SNR leva entre 1 e 2 segundos, com um volume menor que o coletado no mapeamento. O aumento da confiança nos dados de Wi-Fi é dado pela seleção dos 5 registros mais próximos de um registro do mapa.

O projeto do sistema inercial utilizou três magnetômetros para reduzir a interferência do cenário em valores percebidos. No entanto, estruturas metálicas e pessoas interferiram nos resultados, apresentando uma margem de erro entre 0,10 m e 0,30 m.

Os componentes da IMU têm desvios, que causam desalinhamento nas coordenadas x e y (horizontal) e y e z (vertical). A Tabela 7.3 traz uma lista das principais causas de interferência nos sensores inerciais nos dois cenários de estudo.

Tabela 7.3. Causas e efeitos sobre os valores inerciais.

Causa	Efeito
Sensibilidade no deslocamento	Erro de coordenada do magnetômetro
Sensibilidade à temperatura	Erro na posição vertical indicada pelo barômetro
Lâmpadas fluorescentes	Magnetômetro e barômetro oscilam entre eixos verticais e horizontais
Presença de materiais metálicos	O magnetômetro oscilou fortemente na mesma posição

As posições mostradas pelo sistema visual divergiram dos valores esperados, causados principalmente pela luz natural presente no cenário 1 e pelas inúmeras intensidades de luz artificial no cenário 2. Essas variações confundiram a interpretação, fazendo com que o sistema confundisse em alguns momentos as paredes como se fosse parte do chão.

A informação visual sofre oscilações de valor devido a uma série de fatores, que geram efeitos indesejados, dificultando o reconhecimento da informação. Entre as principais causas que produziram ruído no sistema visual estão as questões relacionadas à iluminação e a presença de elementos foto eletrônicos. Na Tabela 7.4 estão listadas as consequências dos ruídos nas imagens capturadas. Os ruídos do tipo sal e pimenta representam um efeito granular com pontos brancos ou pretos sobre as imagens. Os ruídos do tipo impulso geram descontinuidade nos contornos dos objetos inseridos nas etiquetas visuais. Os ruídos gaussianos representam uma aproximação entre os tons internos e os tons das bordas dos elementos visuais.

Tabela 7.4. Ruídos e suas consequências sobre as informações visuais.

Ruídos	Efeitos
Sal e pimenta	Presença de ruídos granulares
Impulsos	Descontinuidade de margem na segmentação da imagem
Ruídos Gaussianos	Variação da faixa de continuidade dos elementos visuais

Um critério usado para testar e analisar o sistema de posicionamento visual foi contar o número de quadros processados a cada segundo usando a taxa de *frames* por segundo (FPS). O índice de eficiência está diretamente relacionado ao número de quadros entregues, onde quanto maior o valor, mais natural é a passagem de informações de localização para o usuário durante o processo de navegação. A Tabela 7.5 mostra os valores obtidos ao longo dos testes e as inclusões das técnicas de processamento de imagem.

Tabela 7.5. Esquemas de localização baseados em informações visuais.

Técnica	Frames por segundo (FPS)
<i>Haar-Like</i>	11
CamShift	22
<i>Haar-Like</i> com CamShift	26

O modelo híbrido representa a combinação de sistemas Wi-Fi, inerciais e visuais, aproveitando cada componente, mas herda suas limitações. Para aumentar o nível de precisão, o modelo híbrido possui uma camada de decisão que mantém ou remove os dados de acordo com os limites de erro predeterminados.

Em geral, os cálculos mostraram que a leitura unidirecional do RSSI, associada a leitura dos dados inerciais e visuais forneceram resultados pouco variáveis (maior estabilidade), diferente da percepção do comportamento individual dos sensores.

A Tabela 7.6 mostra o resultado dos testes baseada no erro em metros após um ciclo de 3 rodadas. No experimento 1, o erro em três medidas foi maior que 2,45 metros quando não aplicado o filtro de Kalman ao algoritmo PDR e desativado o fator de peso (eliminação do resultado acima do tolerável). Neste caso, os dados foram contaminados pelo pior resultado. No experimento 2, os dados coletados foram tratados pelo filtro de Kalman, porém, mantido o fator de peso desativado. Nesta rodada, o maior erro foi de 1,597 metros (valor semelhante ao do pior resultado individual – sensor Wi-Fi). No terceiro experimento, foram ativados o filtro de Kalman e o fator de peso, tendo como pior resultado 0,108 metros.

Tabela 7.6. Relação do fator tempo em cada subsistema.

Distância real (metros)	Experimento 1 (metros)	Experimento 2 (metros)	Experimento 3 (metros)
0,0	2,40*	0,70	0,089
0,5	1,80	1,20	0,608*
1,0	1,40	1,53	1,05
1,5	1,20	2,28	1,39
2,0	1,50	2,38	2,09
2,5	1,80	4,097*	2,60
3,0	1,20	3,36	2,92

* pior resultado

Quando individualizada a verificação das margens de erro por subsistema, é percebido que o arranjo híbrido consegue obter uma grande vantagem. A Figura 7.9 mostra a distância média da margem de erro dos subsistemas Wi-Fi, inerciais, visuais e o resultado indicado pelo

modelo híbrido. A fusão de dados recebida dos sensores inerciais proporcionou uma percepção de orientação horizontal e vertical mais robusta, com um erro médio de orientação de cerca de 0,18 rad, que ocorreu a cada 10,00 m.

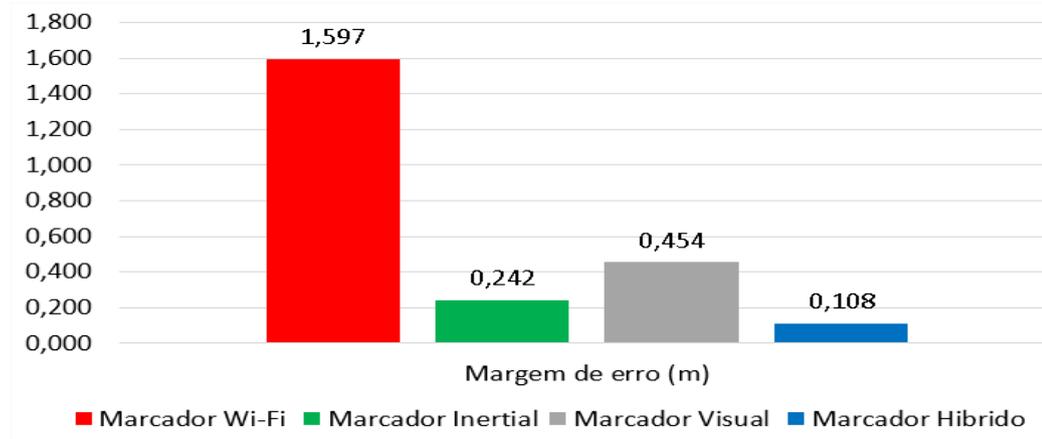


Figura 7.9 Média das margens de erro apresentadas pelos subsistemas.

Outro critério adotado na avaliação de sistemas é o fator tempo. Este critério foi escolhido para indicar a evolução de cada intervenção física e lógica utilizada no sistema, como mostra a Tabela 7.7.

Tabela 7.7. Relação do fator tempo em cada subsistema.

Tipo de IPS	Tempo (s)
Localização por Wi-Fi	0,20
Localização por informação inercial	0,12
Localização por informação visual	0,17
Localização híbrida	0,07

O ganho de tempo no processo de localização híbrida foi obtido pela percepção do desvio padrão, que mostrou qual subsistema se distanciou do padrão. Assim, o pior indicador de localização é usado apenas no primeiro momento para auxiliar na identificação do local e desprezado em seguida, para não contaminar o processamento.

Para avaliar o desempenho do algoritmo de navegação híbrida, foram realizados experimentos sobre o processo de elaboração de rotas e sobre o processo de percepção de obstáculos separadamente. Estes experimentos utilizam um conjunto de três métricas que são:

- Usuários entregues na posição final: razão entre o número de usuários que saíram da posição inicial e a quantidade de usuários que foram guiados até a posição final;
- Economia da elaboração da rota: razão entre o número de vinculações definidas na solução ótima e o número de vinculações utilizadas nas navegações;

- Acertos na escolha do próximo salto: um acerto ocorre quando um usuário sai de um nó em direção ao seu vizinho, geograficamente mais próximo, enquanto que um erro se dá quando o usuário é enviado a um nó que não é o mais próximo.

Inicialmente o algoritmo de navegação aciona a função de auto localização (para identificar a posição inicial) e a função de reconhecimento da fala (para receber a identificação da posição final). O algoritmo de rotas conhece apenas os dois pontos (inicial e final), identificados na Figura 7.10 como *S* e *G*. Utilizando estes dois pontos, o algoritmo consulta o mapa para identificar os vizinhos mais próximos e calcular os registros intermediários entre eles (virtualização de marcadores) para ampliar o conhecimento do cenário.

A representação em um grafo do ambiente mais complexo (laboratório) possibilita a verificação da cobertura de registros e as possíveis complicações para guiar o usuário entre o ponto de início e o final com segurança. O nó *S* e *G* correspondem aos pontos inicial e final da rota, os pontos alfabéticos correspondem aos registros obtidos do mapa, contendo 15 pontos e os pontos numéricos, contendo 24 registros correspondem aos endereços virtuais intermediários.

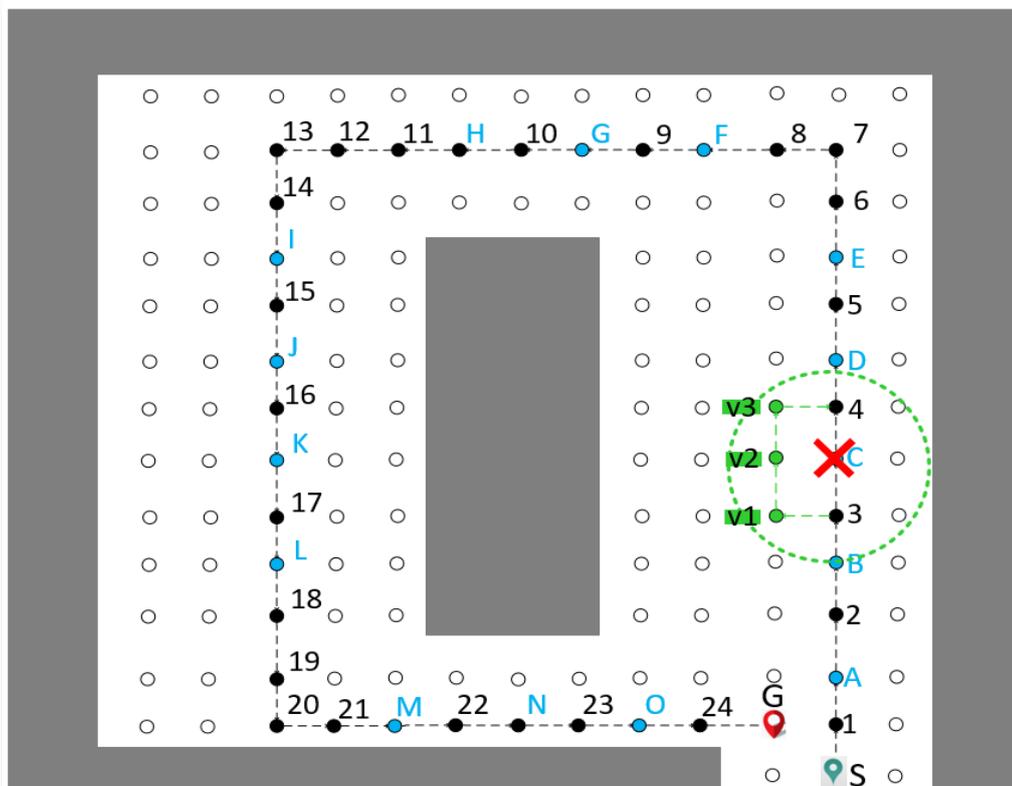


Figura 7.10 Mapa onde *S* é a posição inicial e *G* é a posição final.

Em uma navegação executada por um pedestre, dificilmente o usuário estará exatamente sobre a coordenada de um nó do mapa, mas estará muito próximo a um dos nós se a densidade

umentar. A baixa densidade de nós mapeados (dados numéricos pintados de preto) deixa mais evidente esta falta de informação mais precisa para o usuário, principalmente nos locais que possuem curvas, onde a ação é feita bruscamente. Por isso, a intervenção no algoritmo de roteamento foi para inserir nós intermediários (nós virtuais), que aumentam o conhecimento sobre o ambiente e melhoram a navegação aproximando o usuário de uma coordenada da rota.

Esta intervenção se mostra útil até em ambientes mais regulares, como um corredor, onde um único registro e uma instrução seriam suficientes para orientar um robô, como por exemplo: sair do nó *S* em direção ao nó 7 (linha reta) com a ação Seguir em frente. Mas, por se tratar de um ser humano com deficiência visual, é necessário aumentar o controle sobre o deslocamento, inserindo mais marcações para inspeção de corretude do uso da rota.

Mesmo com a adição dos nós virtuais, que totaliza um total de 40 endereços a serem visitados durante a navegação no AmILab, o sistema de guia mantém um conjunto de 7 ações apenas (seguir em frente, girar a esquerda, seguir em frente, girar a esquerda, seguir em frente, girar a esquerda, seguir em frente).

Devido a urgência da entrega dos dados, o aumento de registros na rota não pode representar um aumento de consumo de processador e principalmente de tempo. Assim, o algoritmo de navegação está associado a um processo de redução amostral a cada registro alcançado. Os valores de tamanho da população de dados avaliados são 25, 50, 100, 150, 200, 250, 300, 500, 1000. Pode-se notar na Tabela 7.8 que a aptidão do modelo já alcança a melhor solução com 300, e é novamente alcançado com 500 e com 1000 dados. O tamanho de população de 300 dados apresenta o melhor compromisso entre o valor da solução e o tempo computacional. Por isso, esse valor foi definido como padrão para avaliar a taxa de representatividade de um local.

Tabela 7.8. Análise do tamanho da população de dados.

Tamanho da população	Melhor aptidão	Tempo (milissegundos)
25	53,83	370
50	50,20	780
100	49,10	1520
150	48,63	2240
200	48,52	2720
250	48,50	377
300	48,48	321
500	48,48	581
1000	48,48	1125

mais robotizado ao algoritmo de navegação i-PDR, e o aumento de densidade suavizou este comportamento.

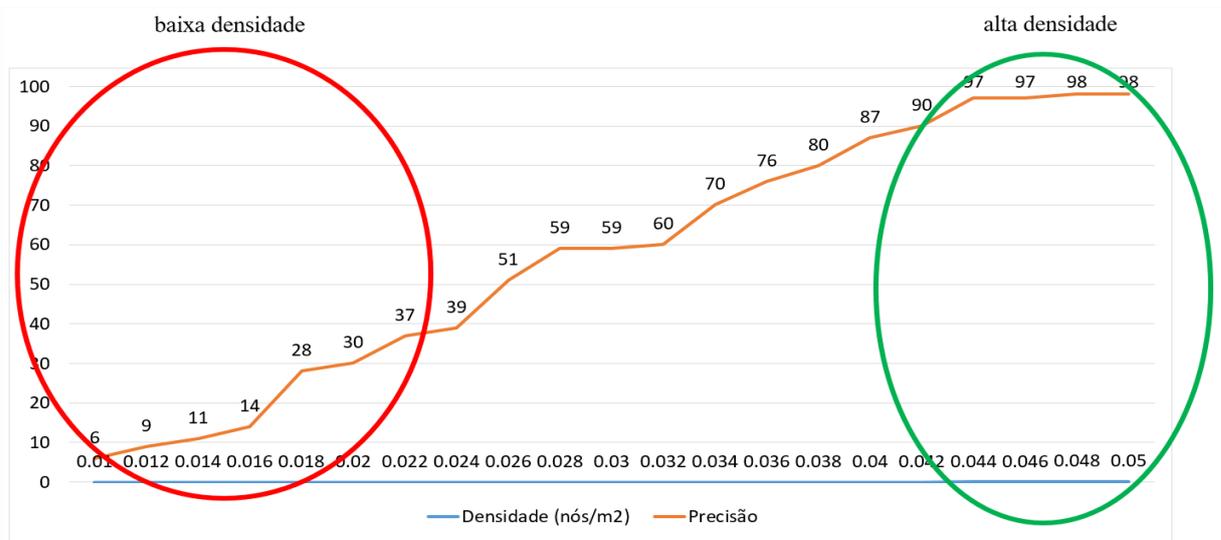


Figura 7.12 Avaliação da capacidade de superar falhas da rota por densidade de cobertura.

O algoritmo de navegação baseado em mapa topológico assume que após o algoritmo de elaboração de rotas definir as vinculações dos nós mapeados, o usuário deve executar a série de ações repassadas por áudio. O algoritmo de guia de navegação possui oito estados possíveis: Seguir no corredor, cruzamento, curva à esquerda, curva à direita, bifurcação à esquerda, bifurcação à direita, bifurcação em forma de *T*, pare. O conjunto de instruções e seus códigos é apresentado na Tabela 7.9.

Tabela 7.9. Instruções de orientação das ações da navegação.

Código	Instrução
1	Seguir em frente
2	Cruzamento
3	Curva à direita
4	Curva à esquerda
5	Bifurcação à direita
6	Bifurcação à esquerda
7	Bifurcação em forma de <i>T</i>
8	Pare

Usando o tamanho de população 300 e a taxa de atualização de 0,05, a última análise dos parâmetros do algoritmo de navegação é a proporção de dados mantidos para a próxima geração de conjunto que identifica uma localização durante o processo iterativo. As estratégias elitistas avaliadas foram denominadas como E_0 , E_1 , $E_{1/3}$ e $E_{1/2}$. A estratégia E_0 significa atualizar

toda a população de dados com novos dados, enquanto E_1 mantém apenas o melhor dado da população anterior. As estratégias $E_{1/3}$ e $E_{1/2}$ mantêm, respectivamente, um terço e metade dos melhores dados da população anterior. A Tabela 7.10 mostra os resultados alcançados.

Tabela 7.10. Análise da taxa proporcional elitista.

Taxa de proporção elitista	Melhor aptidão	Tempo (milissegundos)
E_0	55,67	247
E_1	48,48	371
$E_{1/3}$	48,48	475
$E_{1/2}$	48,48	623

Quando a melhor solução foi descartada de uma iteração para a outra (E_0), a convergência foi mais lenta e o número máximo de iterações quase foi atingido. Quando o elitismo foi introduzido, a melhor solução foi encontrada em todos os testes sem diferença relevante entre as estratégias E_1 , $E_{1/3}$ e $E_{1/2}$. Neste caso, a estratégia E_1 retorna a melhor solução mais rápida que as outras, o que é importante em uma navegação de deficientes visuais.

Para avaliar o impacto do operador de reparo proposto, o algoritmo foi executado sem este recurso. Neste experimento, o tamanho do conjunto de dados foi definido com 300 pontos, taxa de atualização de 0,05 e estratégia elitista E_1 . Os resultados são apresentados na Tabela 7.11. O método retornou o mesmo valor em todas as execuções, consumindo mais tempo do que quando o operador é aplicado. Além disso, o método com operador de reparo retornou um valor de solução melhor.

Tabela 7.11. Análise da taxa de impacto do uso do operador de reparo de rota.

Status do operador de reparo	Taxa de mutação	Melhor aptidão	Tempo (milissegundos)
Desativado	0,2	63,64	382
Ativado	0,05	48,48	371

Pode-se observar que a taxa de mutação da rota foi menor com o fator de correção ativado (0,05%) e gerou melhores resultados, indicados na taxa de melhor aptidão.

Nos experimentos ficou evidente que o RSSI é impreciso a curta distância (distância inferior a 1,5 m) mas permite registrar áreas maiores e fornece uma identificação física no local. Os sensores inerciais possuem a capacidade de fornecer localização com uma margem pequena de erro (entre 0,10 m e 1,00 m). As marcações visuais possuem a capacidade de indicar uma localização com pequena margem de erro, variando entre 0,10 m e 1,50 m.

O algoritmo i-PDR apresentou um erro médio de localização de 0,11 m e um erro de direção de 1,8 graus, mantendo o sistema estável em ambos os modos de posicionamento (estático e dinâmico). O modelo híbrido ainda apresentou uma margem de erro 93,23% menor do que o sistema baseado em Wi-Fi, que teve o pior resultado entre os subsistemas.

O algoritmo i-PDR supera o algoritmo PDR. Isso faz sentido, considerando a exploração da disponibilidade da rota a cada nó alcançado. O sistema apresentou uma taxa de erro de 11,30% para a percepção do nível do solo causada por interferências de luz no sistema de visão computacional e de 3,60% quando utilizado o eixo z no sistema de localização inercial. Os resultados mostram a eficiência alcançada pelo modelo de navegação mesmo em cenários com falhas na rota ou baixa densidade de registros, evitando que o usuário seja conduzido a uma área que represente riscos.

Algumas vezes o usuário tenta executar a ação definida pelo algoritmo de rotas na navegação baseada no mapa topológico, mas é impedido pela presença de algum obstáculo. Diferente das soluções baseadas em mapa, o algoritmo de navegação não precisa criar subtabelas de roteamento para fazer cálculos dispendiosos com o objetivo de detectar ou circundar obstáculos. Nesta situação, o algoritmo utiliza o mapa de profundidade gerado pela visão estéreo para contornar os obstáculos, sem que seja necessária nenhuma intervenção na navegação já estabelecida.

O teste aplicado à percepção visual de obstáculos teve como critério a geração de alertas sobre a localização e distância do obstáculo mais próximo ao usuário, indicado pela imagem de disparidade. Na imagem gerada pela visão estéreo, os objetos mais claros estão mais próximos da câmera, enquanto que os objetos mais escuros estão mais distantes (Figura 7.13).



Figura 7.13 Imagem de disparidade obtida da visão estéreo.

A imagem estéreo é submetida a um processo de detecção de borda pelo filtro de Canny, transformação morfológica pela combinação de erosão e dilatação e finalmente a sobreposição na imagem original para indicar o objeto mais próximo, indicado na grade horizontal e vertical. Este processo faz parte da identificação visual, utilizado no reconhecimento dos marcadores visuais aproveitando as câmeras. Uma imagem resultante deste processo pode ser vista na Figura 7.14, acompanhada do fatiamento em 9 seções da grade vertical.

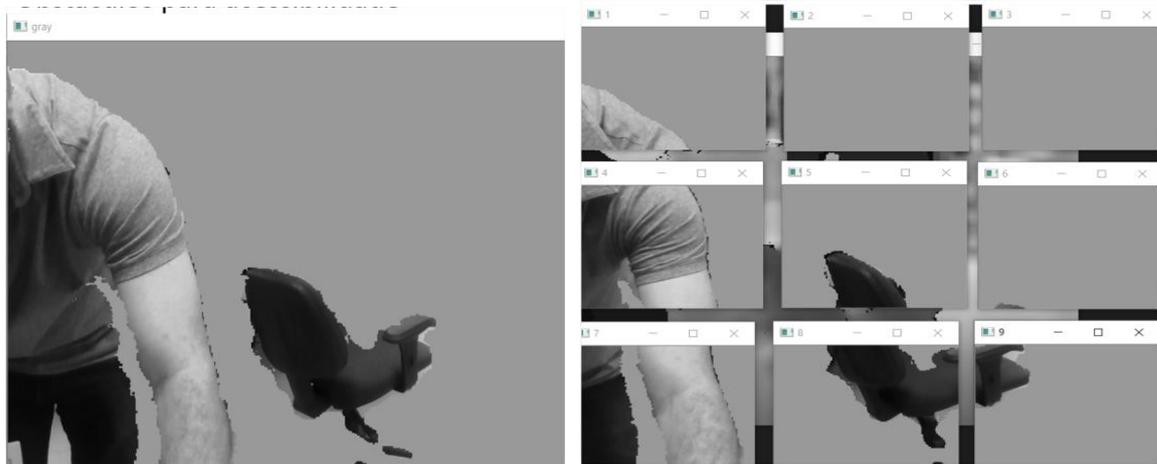


Figura 7.14 Imagem resultante da sobreposição do processamento de imagens estéreo a imagem da câmera direita do arranjo estéreo.

O ambiente utilizado para este teste foi o Laboratório Ambiental Inteligente (AmILab), que teve a área dividida em quatro regiões, com a presença de obstáculos dispostos ao longo do percurso, como mostra a Figura 7.15.



Figura 7.15 Identificação das regiões no cenário contendo curvas e obstáculos.

O laboratório oferece duas principais características de incidência de luz, que foram aproveitadas para o teste: regiões 1 e 4 possuem apenas a incidência de luz artificial branca, e

as regiões 2 e 3 possuem uma combinação de incidência de luz interna, fornecida por lâmpadas brancas e iluminação externa, devido a presença de janelas com vidros transparentes.

Além das questões relacionadas a iluminação, foram inseridos objetos em cada região para avaliar o nível de percepção dos obstáculos. Na Região 1, foi inserida uma cadeira de rodas para reduzir o espaço lateral da rota. Na região 2, um tijolo com altura de 0,20 m foi utilizado como obstáculo para verificar a percepção de pequenos objetos. Na região 3, um balão de ar foi pendurado na altura de 1,50 m para verificar a presença de objetos dispostos acima da altura da cintura do usuário. Na região 4, foi utilizada uma mesa com altura de 0,75 m para verificar a percepção de objetos completos dispostos em frente ao usuário. A Tabela 7.12 mostra o erro médio das percepções dos usuários sobre os obstáculos nos planos horizontal e vertical.

Tabela 7.12. Resultado da detecção dos obstáculos.

Região	Erro médio (m)	
	Vertical	Horizontal
Região 1	0,101	0,212
Região 2	0,205	0,647
Região 3	0,942	0,303
Região 4	0,942	0,129

Como pode ser observado, os erros médios são maiores nas regiões 3 e 4, principalmente no eixo vertical, mostrando que em ambientes com incidência de iluminação externa os sensores das câmeras RGB perdem parte de sua capacidade de interpretar as informações visuais, fazendo em alguns momentos com que o sistema interpretasse um feixe de luz ou um reflexo como um obstáculo. As câmeras RGB foram substituídas pelo modelo que possui sensor infravermelho, produzindo os resultados indicados na Tabela 7.14.

Tabela 7.13. Resultado da detecção dos obstáculos.

Região	Erro médio (m)	
	Vertical	Horizontal
Região 1	0,096	0,178
Região 2	0,169	0,324
Região 3	0,247	0,276
Região 4	0,302	0,103

As câmeras com sensores infravermelho reduziram os impactos das incidências da luz do sol nas regiões 3 e 4, nivelando seus resultados aos percebidos nas regiões 1 e 2.

A combinação do algoritmo i-PDR ao algoritmo de percepção de obstáculos supera as abordagens quando observadas individualmente. O algoritmo híbrido também é melhor para em áreas de curvas e cruzamentos, pois há uma colaboração entre as abordagens para suavizar a ação do usuário, ao mesmo tempo que é feito um direcionamento para um alinhamento em central do caminho.

O uso do algoritmo de percepção de obstáculos também levou ao usuário a capacidade de se alinhar ao centro da rota, em um comportamento reativo semelhante ao de seguir parede. Quando o usuário executa curvas, estas são feitas em velocidades linear e angular bem definidas.

O processo de avaliação é complexo e, para ser justo com os trabalhos utilizados, é crucial usar a mesma configuração (equipamento, *software* e banco de dados). Apesar disso, ainda foi possível avaliar com um conjunto de trabalhos que trouxeram em suas publicações as informações relacionadas aos algoritmos, *hardware* e bases de dados, bem como os resultados obtidos em relação às margens de erro e o tempo de entrega das informações. Nesta avaliação foram mantidos os 05 autores que apresentaram as menores margens de erro em seus processos de avaliação. A Figura 7.16 mostra graficamente uma avaliação comparativa desses trabalhos relacionados e deste estudo em questão.

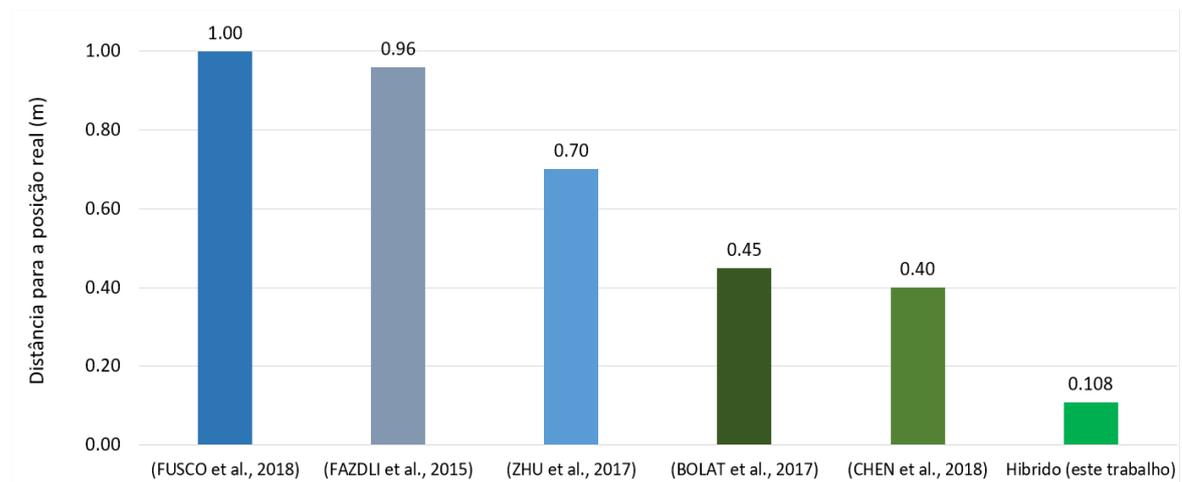


Figura 7.16 Comparação da precisão do modelo híbrido e os trabalhos relacionados.

Comparado com o trabalho de Fusco *et al.*, o modelo proposto observou que, apesar das fragilidades do uso do RSSI para identificar uma localização rapidamente e com baixa margem de erro, seu uso permitiu criar zonas (macro áreas) de referência, onde as informações inerciais e visuais agiam de forma combinada para permitir a identificação mais precisa e rápida (FUSCO *et al.*, 2018).

Fadzli *et al.* utilizaram uma implementação do algoritmo de Dijkstra para manipular registros salvos em uma matriz de adjacência, elaborando uma cobertura de registros de referência com baixa cobertura (FADZLI *et al.*, 2015).

A ideia base de mapeamento do cenário com baixa densidade de cobertura foi mantida e ampliada, inserindo registros virtuais entre os registros mapeados para ampliar a virtualmente a densidade durante a elaboração de rotas. Esta modificação no modelo trouxe como resultados uma redução das margens de erro e suavização do comportamento robótico dos usuários ao seguir as orientações do guia de navegação. Zhu *et al.* adotaram um modelo de mapeamento e navegação utilizando o processo de reforço de informações baseado em um *Weighted Policy Learner* (WPL) (ZHU *et al.*, 2017). O modelo proposto linearizou a abordagem algorítmica do WPL, em um algoritmo denominado *Linear Weighted Policy Learner* (WPL) para tornar o processo de relacionamento dos registros no mapa mais rápido.

Bolat *et al.* propuseram uma navegação *indoor* híbrida que reforça a informação sobre os endereços mapeados (BOLAT *et al.*, 2017). O algoritmo proposto utilizou uma combinação híbrida com o mesmo objetivo (reforçar a localização) mas inseriu uma operação de *Context-Ware*, onde é avaliado grau de importância do uso de um determinado tipo de informação, mantendo ou eliminando conforme sua nota, reduzindo a possibilidade de um dado divergente contaminar os demais.

Chen estabeleceu um modelo de navegação que consome dados de um mapa visual 3D, construído por um conjunto de três câmeras RGBD. O modelo definido nesta tese manteve um mapa 2D para redução de custo, e uma navegação chamada i-PDR que combina a rota gerada pelos dados 2D e uma percepção ambiental em duas matrizes 2D, uma para a horizontal e outra para a vertical, gerando uma percepção 3D (CHEN *et al.*, 2018).

Os testes sobre os classificadores de fala, construídos através dos algoritmos *Maximum Likelihood Linear Regression* (MLLR) e *Vocal Tract Length Normalization* (VTLN), consistem em calcular a taxa de acerto de uma instrução de voz dada. Os testes foram realizados por diversos locutores (independência de locutor). Os resultados são apresentados na Tabela 7.14.

Tabela 7.14. Precisão das taxas de reconhecimento de fala.

Ação	Taxa de acerto% (sem ruído)	Taxa de acerto% (ruidosa)
Ativar sistema	98,00	84,00
Definir endereço de destino	92,98	76,00
Auto localização	99,20	81,00

O algoritmo híbrido apresenta os melhores resultados para o ambiente dinâmico, mesmo quando foram inseridas zonas de ruído e obstáculos. Em todas as execuções, a melhor solução foi alcançada imediatamente. As falhas identificadas na rota impediram o acesso ao próximo salto no algoritmo de roteamento, fazendo que o salto utilizado fosse maior (consultando o vizinho mapeado mais próximo), e exigindo o uso combinado de virtualização de registros e a percepção de obstáculos. Mesmo assim, o algoritmo pode encontrar a nova solução ótima na primeira iteração. Esse resultado mostra a adaptabilidade do algoritmo de lidar com ambientes dinâmicos, devido à sua capacidade de explorar o espaço em busca da reconstrução da rota e da percepção de obstáculos.

Além disso, o algoritmo trabalha em uma representação aproximada do ambiente, considerando mapas pouco definidos e localização imprecisa do usuário, o que é suficiente para encontrar um caminho navegável a um custo de processamento menor. Embora os algoritmos propostos pelos autores Wu, Li e Yu não tenham sido aplicados na mesma representação do ambiente, eles dependem completamente de mapas exatos, e se algo se apresentar diferente da representação do mapa, os algoritmos podem falhar (WU *et al.*, 2018), (LI *et al.*, 2019), (YU *et al.*, 2019).

7.4 Considerações Finais

Este capítulo apresentou os testes e avaliações executados sobre os algoritmos propostos nesta tese de doutorado para o problema de navegação híbrida *indoor* para deficientes visuais. É importante destacar que o usuário obtém conhecimento sobre o caminho a ser seguido e é orientado pelo guia, que controla as ações a cada passo (cada nó alcançado). Esta é uma melhoria em relação aos trabalhos de Zhou e Fadzli (ZHOU *et al.*, 2018), (FADZLI *et al.*, 2015). O modelo proposto também oferece ao usuário um comportamento reativo de desvio de obstáculos pelo uso da visão estéreo, elevando o nível de confiança de que o usuário é guiado de sua posição inicial até a final sem o risco de colisões.

Cada técnica mostrou seus potenciais e limitações. A fusão das técnicas mostra ser uma oportunidade de pesquisa que pode permitir uma melhor certeza sobre a localização e com uma margem de erro aceitável para ser utilizada por uma pessoa deficiente visual.

Para as avaliações, cada marcador foi trabalhado isoladamente e em conjunto. Os resultados indicam uma melhora na percepção dos locais mapeados pela fusão, mas ainda exige

uma continuidade no estudo pois a distância obtida ainda está superior ao valor pretendido (0,15 metros). A inclusão de marcadores virtuais obtidos por cálculos matemáticos aumenta a cobertura da área por pontos de referência. Um outro fator observado além da acurácia foi a de que, a fusão conseguiu oferecer uma rota mais completa, pois em certos trechos ofereciam fatores de dificuldade na percepção como interferências, ruídos, mudanças bruscas de luminosidade.

Selecionar o que melhor cumpre a especificação não é uma tarefa trivial, e, portanto, as decisões adotadas em relação aos modelos e ferramentas devem ser analisadas com maior detalhamento para que a etapa de engenharia seja um reflexo das definições da arquitetura.

Os resultados obtidos parecem promissores, visto que a combinação dos sensores e das técnicas permitiu levar o usuário de seu local de origem ao local escolhido como destino, mesmo em situações de intensa presença de ruídos. Os valores percebidos nos testes e a percepção destes resultados em relação a outros trabalhos apontou que seria um bom momento para aplica-lo em testes com os usuários deficientes visuais, apontado como público alvo dos estudos.

Capítulo 8- Primeiros Testes com Usuários Deficientes Visuais

Os resultados obtidos pelos algoritmos de mapeamento e navegação estimularam o avanço do estudo para a percepção de aderência de uma solução de navegação diretamente com o seu público alvo, os deficientes visuais.

Estes testes não fazem parte da discussão central da tese, mas foi aproveitada a oportunidade de experimentar os algoritmos desenvolvidos com usuários em ambiente preparado para esta finalidade, e por este motivo documentado como informação adicional.

Os experimentos realizados foram centrados no usuário (*user-centered*), registrando suas respostas aos comandos emitidos pelo sistema composto de *hardware* (protótipo utilizado para a navegação) e os *softwares*, além de informações relacionadas as suas impressões sobre a usabilidade da solução.

Por se tratar de uma pesquisa que envolve humanos, foi solicitada uma liberação do estudo para o comitê de ética da UFAM (Anexo A), e a elaboração de um Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) solicitando o consentimento e esclarecimento sobre as responsabilidades legais sobre a participação do experimento (Anexo B).

O protótipo foi definido como um dispositivo vestível que respeitasse a condição de mãos livres, tida como essencial para que o usuário utilize as mãos como recurso tátil ou para utilizar outros recursos que lhe confirmam a capacidade de percepção do cenário, como as bengalas. Outra questão observada na construção do protótipo é manter os ouvidos com sua capacidade de percepção do som externo.

Devido as características heterogêneas dos usuários que se candidataram a realizar os testes, e também para padronizar os resultados e reduzir possíveis divergências por variáveis que fogem ao controle, foi estabelecido um protocolo de teste.

8.1 Protocolo de Teste com Usuário Deficiente Visual

Para tornar os testes homogêneos quanto ao grau de dificuldade, os usuários foram vendidos para combinar com os classificados como cego total. Cada usuário realizou o teste

cinco vezes e ao final de cada teste, o usuário era submetido a uma entrevista para registrar as suas percepções a respeito do dispositivo físico e do comportamento do sistema (Apêndice C e Apêndice D). Os procedimentos foram os seguintes:

- Os usuários foram vendados para remover o fator de diferença de visão (cego parcial e totalmente cego);
- Para evitar a contaminação das informações, os usuários do teste foram entrevistados e separados do grupo.

Todos os usuários foram convidados a percorrer o caminho traçado na rota experimental sem a ajuda do dispositivo eletrônico na primeira vez, pois o definiram como um critério para estabelecer um vínculo de segurança com o ambiente. Os usuários refazem a rota usando o dispositivo.

O teste do sistema de navegação termina com a aplicação de um questionário, em que o usuário descreve seus comentários sobre a parte física (dispositivo vestível) e a parte lógica (o tipo de informação sonora, velocidade, acertos, erros e assim por diante). Um conjunto de seis perguntas foi avaliado de acordo com a escala Likert, seguindo o relacionamento: 1 - excelente, 2 - muito bom, 3 - bom, 4 - satisfatório e 5 - ruim. Nesta entrevista, a Pergunta 1 era sobre a qualidade da orientação obtida pelo sistema. A Pergunta 2 era sobre a capacidade do sistema para proporcionar liberdade ou independência para os usuários na navegação ao longo do caminho. A Pergunta 3 era sobre a importância do sistema para a identificação de informações sobre a posição e/ou localização atual. A Pergunta 4 foi sobre o quanto o sistema era confiável para o usuário. A Pergunta 5 foi sobre o tempo de resposta do sistema e a Questão 6 sobre a usabilidade geral do sistema.

8.2 Protótipos de Mapeamento e Navegação

Dois dispositivos foram construídos para realizar os testes e avaliações: um fixo, com a função de emitir sinais Wi-Fi, e um móvel, contendo Wi-Fi, sensores inerciais e câmeras RGB, capazes de processar os dados localmente.

O dispositivo fixo foi construído em formato de caixa em resina *Acrylic-Styrene-Acrylonitriles* (ASA), pesando 100 g, com tamanho de 8,0 cm × 2,5 cm, capaz de comportar o sensor ESP8266 Wi-Fi e uma bateria de 9 V (Volts). O dispositivo utiliza como tecnologia Wi-Fi a *shield* ESP8266, que é compatível com os padrões IEEE 802.11 *b*, *g* e *n*, e que podem ser

percebidos a uma distância de 100,00 metros. Este dispositivo foi escolhido por permitir a leitura da força de sinal (RSSI) e o embarque de *software* de forma direta sem o uso de controladora (Figura 8.1).



Figura 8.1 Implementação do dispositivo de marcação por rádio frequência.

O dispositivo móvel considera a condição mãos livres e a leveza, que são requisitos essenciais em experimentos com pessoas, principalmente as deficientes visuais, mas garantindo espaço suficiente para acomodar seus recursos eletrônicos (LI *et al.*, 2019). A escolha do formato de óculos foi decidida após os experimentos que utilizaram os sensores afixados aos pés, e, devido ao excesso de vibração foi alterado para a altura da cintura. Embora o nível de vibração tenha diminuído, a posição do dispositivo não foi adequada para perceber obstáculos dispostos na altura da cabeça. A estratégia adotada para elaborar a sua construção foi ouvir o público-alvo, os deficientes visuais. Assim, foram realizadas duas reuniões em formato de *brainstorming* com um grupo de 10 pessoas deficientes visuais, chegando ao resultado indicado na Figura 8.2.

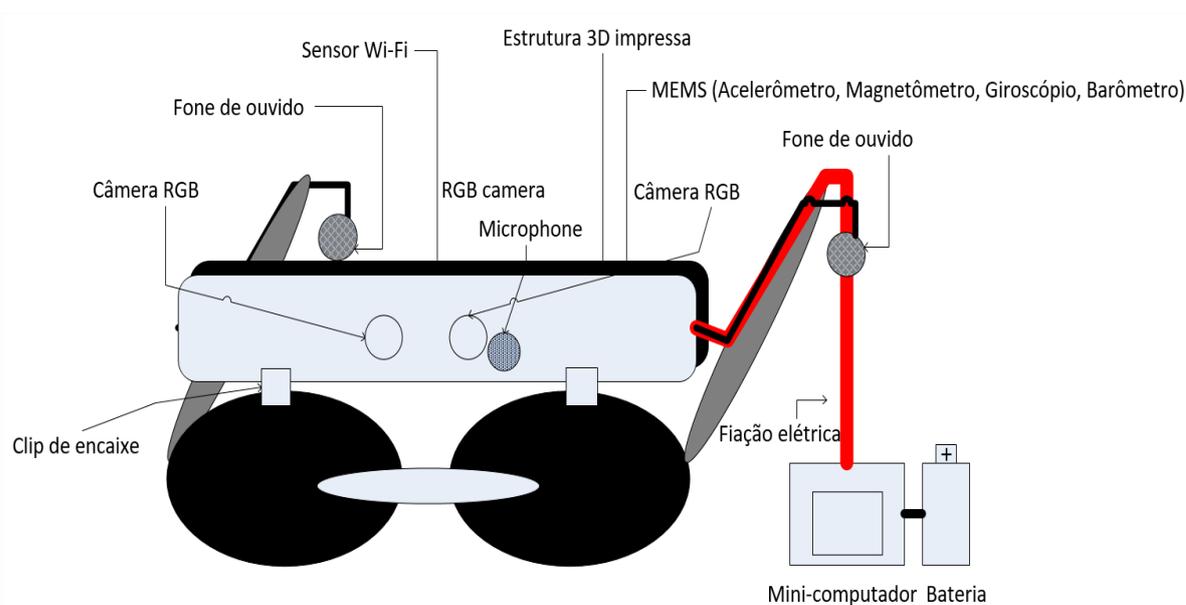


Figura 8.2 Modelo proposto para o dispositivo vestível de navegação *indoor*.

O protótipo em formato de óculos é construído em resina *Acrylic-Styrene-Acrylonitriles* (ASA), pesa 220 g e tem um tamanho de 0,30 m. Os óculos têm uma base de apoio sobre as hastes do nariz e da orelha. Os óculos estão equipados com duas câmeras RGB da plataforma *Raspberry* com resolução de cinco megapixels e um campo de visão de 60 graus, um mini display transparente de 128×64 pixels e fone de ouvido do tipo condução óssea (que mantém os ouvidos livres para a percepção dos sons externos). Um mini PC *Raspberry Pi 3* processa localmente os dados e envia os resultados de uma unidade externa para desenhar o deslocamento do usuário em uma representação gráfica. Uma caixa impressa em resina ASA contém a unidade de processamento e a bateria de 10.000 mAh (miliampères/hora) e 37 Wh (Watt/hora).

O dispositivo é utilizado para as funções de mapeamento e de navegação. Quando utilizado na função de mapeamento, outro usuário que tenha a capacidade de visão gera os registros do ambiente e o próprio mapa (relação de vizinhança dos registros). Quando utilizado na função navegação, o dispositivo oferece os recursos necessários para a interação por voz e a devolução de respostas por áudio e indicação tátil através de motores de vibração (Figura 8.3).



Figura 8.3 Implementação do dispositivo de navegação.

A Tabela 8.1 relaciona todos os recursos físicos comuns e específicos previstos para a construção dos dispositivos de mapeamento e navegação *indoor*.

Tabela 8.1. Componentes dos dispositivos móveis de mapeamento e navegação.

Quantidade	Componente	Dispositivo
02	Câmera RGB <i>night vision 8 Mpixels</i>	Mapeamento, navegação
02	Módulo de rede ESP8266	Mapeamento, navegação
02	Placa IMU (<i>Inertial Measurement Unit</i>)	Mapeamento, navegação
02	Placa <i>EasyVR Shield 3.0 – Voice Recognition</i>	Mapeamento, navegação
02	Microfone	Mapeamento, navegação
02	Fone de ouvido de condução óssea	Mapeamento, navegação

02	Micro controladora <i>Arduino nano</i>	Mapeamento, navegação
02	Computador <i>Raspberry Pi 3</i> , 1.2 GHz, 32 Gb de memória	Mapeamento, navegação
02	Baterias 2600 mAh, 5V	Mapeamento, navegação
01	<i>Display touch screen</i>	Mapeamento
01	<i>Mouse</i>	Mapeamento
01	Teclado	Mapeamento
02	Motor de Vibração 1027 <i>Arduino</i>	Navegação
01	<i>Mini display</i>	Navegação
02	Sensor ultrassônico	Navegação
01	Lente convexa de 1 mm	Navegação

8.3 Experimento com Usuários Deficientes Visuais

O sistema foi submetido a um grupo de 20 usuários deficientes visuais (14 homens e 6 mulheres), que avaliaram o comportamento do sistema (algoritmos e *hardware*). A idade variou de 26 a 72 anos. As pessoas tinham níveis variados de visão, variando de 10% da perda visual a totalmente cegos. Também foi identificado na entrevista que 16 pessoas usam uma bengala, enquanto 4 não a usam para se locomover (Apêndice C).

Esses 20 usuários foram identificados inicialmente com base no seu grau de deficiência visual foram divididos em cinco grupos: grupo 1 - visão parcial, grupo 2 - perda total da visão, grupo 3 - perda total da visão associada a algum problema cognitivo/comprometimento motor, grupo 4 - perda total da visão associada a alguma incapacidade física e grupo 5 – outros (Figura 8.4).

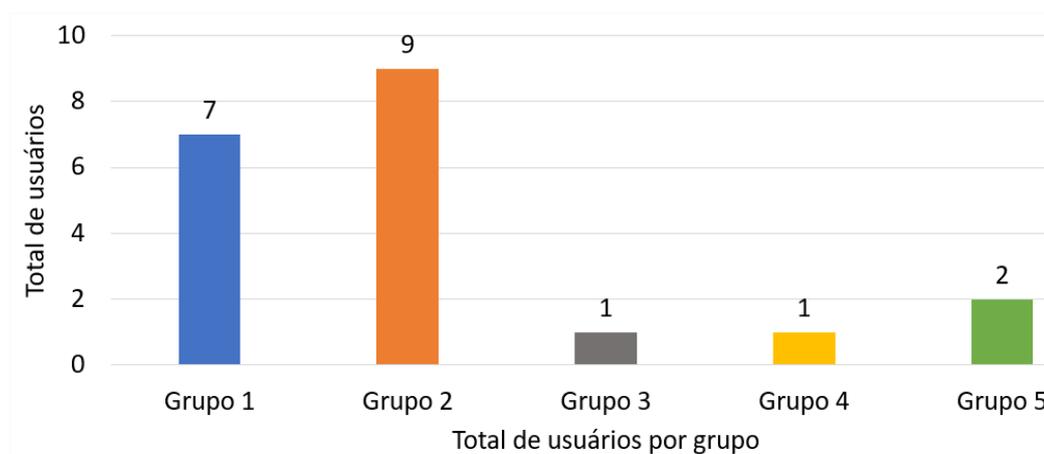


Figura 8.4 Catalogação das colisões dos usuários do grupo de referência.

Os usuários percorreram o caminho traçado na rota experimental, inicialmente sem o uso do sistema de navegação, e em segunda refaziam o trajeto utilizando o dispositivo. O resultado mostrou que o número de colisões com os obstáculos é menor quando os óculos inteligentes foram usados, como mostra a Figura 8.5.

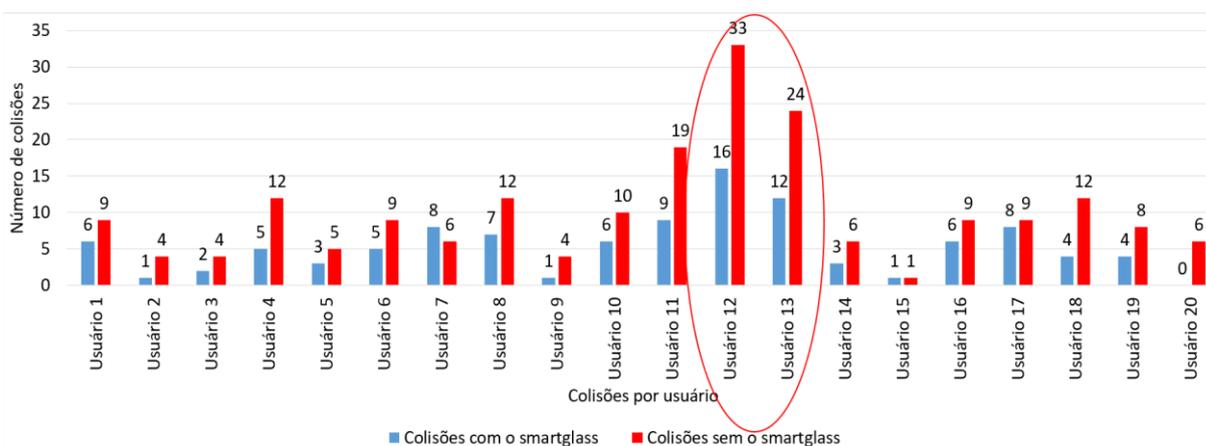


Figura 8.5 Catalogação das colisões dos usuários.

Dois usuários (usuário 12 e usuário 13) apresentaram grande dificuldade em executar a rota sem o dispositivo e com o dispositivo. Os usuários descreveram em suas entrevistas que a perda de suas habilidades visuais foi acompanhada pela perda de outros sentidos, como audição (usuário 12) e algumas habilidades motoras (usuário 13).

O questionário aplicado ao final do percurso, estabelecido de acordo com a escala de Likert (Apêndice F) apresenta como resultados os valores indicados na Tabela 8.2.

Tabela 8.2. Resultado das perguntas após os experimentos.

	Pergunta	Nível de Desempenho				
		Excelente	Muito Bom	Bom	Satisfatório	Ruim
1	Qualidade da orientação	55%	30%	5%	5%	5%
2	Independência	35%	35%	25%	5%	0%
3	Localização	35%	35%	25%	5%	0%
4	Confiabilidade	55%	20%	10%	15%	0%
5	Tempo de resposta	35%	35%	20%	10%	0%
6	Usabilidade	5%	65%	20%	10%	0%

Observando os resultados da avaliação, os dois fatores com as melhores pontuações são o tempo de resposta em 85% e a localização em 80%. A classificação indicada como excelente (cor verde) é destacada no gráfico na Figura 8.6.

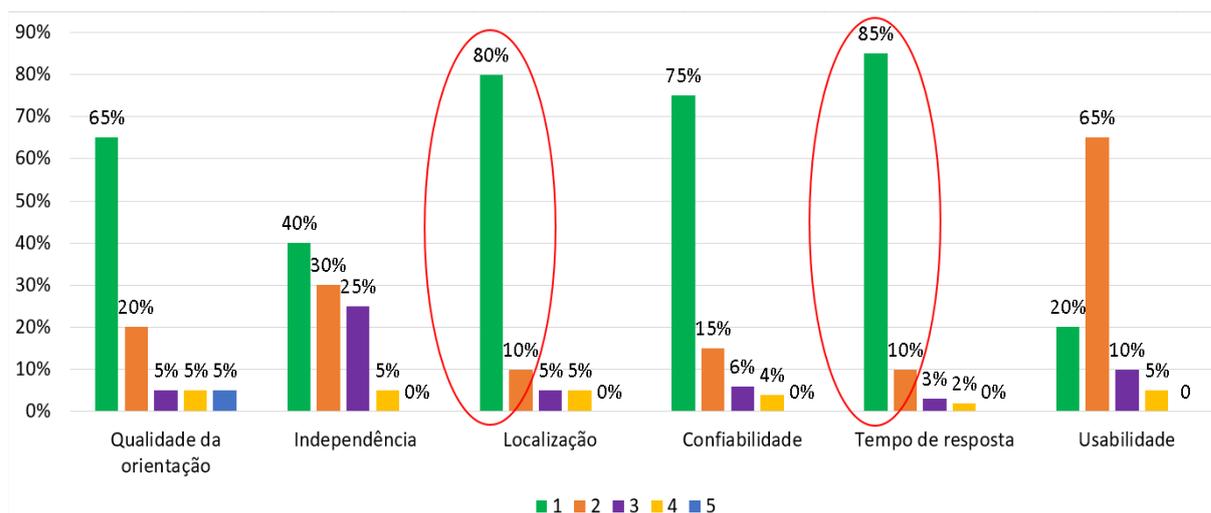


Figura 8.6 Pontuação detalhada dos itens avaliados pelos usuários.

O fator que obteve a pior avaliação foi a Independência, que indicou apenas 40% dos usuários com avaliação do tipo Excelente. Este fator indica a necessidade do usuário em requerer ajuda ou apoio de outras pessoas para continuar seu deslocamento. Este fator indica a quantidade catalogada de solicitação de ajuda para se reposicionar no cenário e independe da avaliação do usuário. Para compreender melhor este fator, foram avaliados os dados, organizados em dois grupos: os dados pertencentes aos usuários habituados com a utilização de bengalas, representados pela cor azul, e os dados pertencentes aos usuários que não utilizam bengalas, representados pela cor vermelha. Os resultados estão representados no gráfico da Figura 8.7.

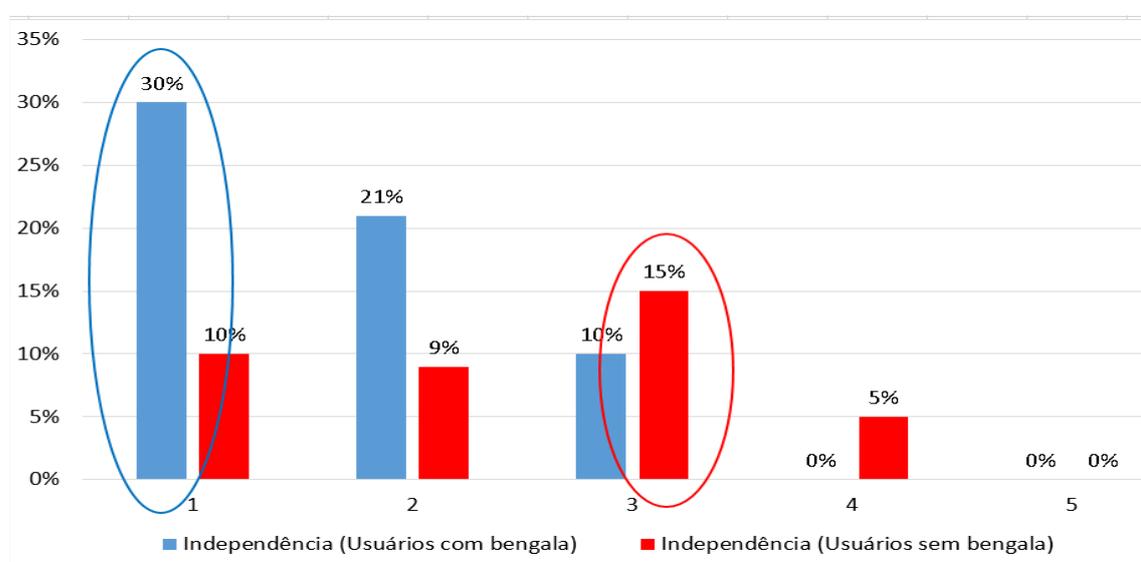


Figura 8.7 Avaliação detalhada dos dois piores itens avaliados pelos usuários.

Os resultados apontam que 30% dos usuários que utilizam bengala tiveram menor dificuldade no uso do *smartglass*, classificadas como Excelente, enquanto que apenas 10% dos

usuários que não utilizam bengala puderam ser classificadas como Excelente, tendo seu maior efetivo indicando a nota Bom (15%) e um pequeno grupo (5%) indicando uma grande dificuldade, sendo classificados como Satisfatório.

Outro teste realizado junto aos usuários deficientes visuais foi a de percepção dos obstáculos por região das matrizes horizontal e vertical (perímetro de segurança estabelecido pela visão estéreo), contabilizando o total de obstáculos desviados pela quantidade de obstáculos percebidos em cada área da grade, percebidos pela geração dos alertas sonoros (Tabela 8.3).

Tabela 8.3. Resultado da detecção dos obstáculos.

Ângulo de observação (Graus)	Grave (m)		Médio (m)		Agudo (m)	
	Dh	Dv	Dh	Dv	Dh	Dv
	2,66 – 4,00	1,66 – 2,50	1,33 – 2,66	0,83 – 1,66	0,00 - 1,33	0,00 – 0,83
[-60, -30]	25,3%	38,2%	26,1%	18,6%	5,8%	5,9%
[-30, 0]	28,4%	44,10%	26,5%	32,5%	5,4%	5,1%
[0, 30]	32,7%	46,6%	24,8%	38,3%	7,1%	9,1%
[30, 60]	30,9%	42,1%	28,1%	33,4%	5,2%	6,2%

Como pode ser visto nos resultados, os usuários estão mais atentos e preparados para buscar os obstáculos da horizontal pois já possuem o costume de fazer esta operação de forma tátil com as bengalas e/ou com os pés. A percepção de obstáculos na vertical se mostrou uma novidade sensorial, exigindo um maior tempo de treinamento e assimilação.

8.4 Considerações Finais

O processo de navegação foi centrado em oportunidades para os participantes utilizarem suas habilidades de orientação de uma maneira funcional e contextualizada, envolvendo as atividades de cumprir uma rota pré-determinada em um ambiente complexo (contendo curvas, obstáculos).

O cenário foi preparado para apresentar elementos encontrados em ambientes indoor, aproximando o ensaio de situações reais, porém, garantindo a segurança do usuário participante. Os testes realizados neste cenário permitiram perceber o comportamento dos algoritmos e dos *hardwares* escolhidos para a prototipação do dispositivo vestível e o comportamento do usuário ao utilizar um guia digital de navegação.

O esquema de construção do *smartglass* deve buscar ser o mais discreto possível para atender as questões de usabilidade e aumentar o interesse de seu uso pelo público alvo e principalmente ser funcional, mantendo o tato e a audição livres para ampliar as capacidades de percepção do ambiente. As avaliações sobre a usabilidade permitiram conhecer as percepções dos usuários e criar planos de ação para reduzir estas taxas apontadas como ruins.

Os resultados apontam que os usuários com deficiência visual podem evoluir após um treinamento com a navegação independente. As tarefas de orientação (alcançar locais previamente mapeados) e a percepção de distância para objetos inseridos no cenário tiveram redução após a rodada de pré-teste.

Capítulo 9- Conclusão e Próximas Etapas

Neste capítulo são tratadas as conclusões sobre os algoritmos propostos, além das próximas etapas da pesquisa previstas para um momento posterior ao trabalho de doutorado.

O algoritmo de navegação *indoor* híbrido para deficientes visuais oferece uma solução robusta para as heurísticas admissíveis. Diferente de outras abordagens, que requerem uma representação precisa do ambiente ou necessitam de um tempo para realizar uma exploração das possibilidades de rotas, o modelo construído é aplicável ao problema proposto nesta tese.

Embora os novos dispositivos móveis tenham mostrado maior poder de processamento e memória, os algoritmos de posicionamento *indoor* híbrido ainda exigem recursos, que podem exceder os limites físicos disponíveis. Uma das preocupações tratadas na elaboração do sistema híbrido foi entender e dominar as limitações dos elementos físicos e lógicos utilizados para que a falha de um dos componentes não contamine o resultado. Assim, a arquitetura do sistema de navegação *indoor* foi planejada para que sua precisão e tempo de resposta se aproximem dos modelos já consolidados para ambientes externos, tornando-se um recurso útil para vários públicos e classes de problemas.

Nas próximas seções são apresentadas as considerações finais sobre as soluções propostas, construídas e avaliadas, além dos direcionamentos futuros pretendidos para esta pesquisa.

9.1 Considerações Finais

A navegação *indoor* tem recebido muitas abordagens que aproveitam os recursos dos novos *hardwares*, aplicando algoritmos que permitem uma melhor abordagem aos problemas de identificação dos locais e das características que dificultam a entrega segura do usuário no endereço final de uma rota. Nestas diversas abordagens, a ocorrência de falhas na rota é apontada como uma das principais causas do insucesso, ficando ainda em aberto o problema da navegação confiável.

Para lidar com as falhas na rota, se faz necessária a utilização de mecanismos que exploram a disponibilidade da rota continuamente para que seja decidido pelo uso da rota,

mesmo que com baixa representação, ou ignorar a rota momentaneamente utilizando um esquema de guia que garanta a segurança do usuário para evitar colisão com obstáculos.

Nesta tese, foi apresentada uma abordagem de navegação *indoor* para pessoas com deficiência visual que associa o sistema de coordenadas mapeadas a um esquema livre de coordenadas e capaz de evitar as falhas de rota e evitar colisões com obstáculos. O algoritmo considera a densidade de nós regulares (mapeados) disponíveis para a escolha da rota e executa cálculos para virtualizar coordenadas intermediárias para tornar a solução mais confiável. A cada registro de coordenada, é verificada a disponibilidade da rota ou se há um indicativo de falha. Em paralelo, outro algoritmo inspeciona o ambiente em busca de obstáculos para auxiliar na decisão de desvio ou contorno dos mesmos.

Este estudo lançou um novo olhar sobre o problema descrito em vários projetos de localização e navegação em um ambiente *indoor*: ***“Como estabelecer uma arquitetura de controle para a navegação segura entre uma posição inicial e uma posição final de um agente humano com deficiência visual em um ambiente indoor heterogêneo?”***

Resumidamente, as respostas obtidas foram:

(1) O esquema linearizado de construção de mapa, associado a uma baixa densidade de registros por metro quadrado agiliza o processo de representação do cenário.

(2) O modelo de elaboração de rotas apresenta um caminho mais suave e com menos saltos de um registro a outro com a inclusão de registros virtuais.

(3) Um guia de navegação que confirma a rota a cada registro alcançado associado a um algoritmo de percepção de perímetro de segurança ao redor do usuário garante a entrega segura do usuário no destino final.

(4) A combinação de bipes musicais e instruções de voz permite ao usuário evitar obstáculos com mais precisão e fornecer um guia mais eficiente para rotas mais seguras.

Outras respostas obtidas foram:

(1) Uma solução intermediária, utilizando algoritmos linearizados, permite estabelecer níveis toleráveis de precisão e tempo de processamento no desenvolvimento de IPS para pessoas com deficiência visual.

(2) O tempo de coleta de dados para a construção de registros deve ser maior que o tempo utilizado para coletar dados para a geração de rota e de navegação.

(3) A precisão do sistema de localização e navegação ainda depende dos tipos de sensores e abordagens matemáticas utilizadas, pois, devido às diferentes características dos

ambientes *indoor*, cada estratégia apresenta suas limitações e pode até inviabilizá-lo em alguns ambientes.

A originalidade do trabalho está na definição de um método de localização de marcadores, a partir da fusão de informações recebidas de múltiplos sensores, para permitir o mapeamento, a navegação e a percepção de obstáculos em ambientes *indoor*, com o foco no uso por pessoas deficientes visuais. O trabalho explora lacunas existentes nos modelos de posicionamento *indoor* para indicar onde ocorrem as novas definições de processo e as intervenções nos modelos de referência. Assim, este trabalho também traz suas contribuições.

9.2 Principais Contribuições

A principal contribuição dessa tese é a obtenção de um método de navegação que possui planejamento de trajetória associado a um conjunto de ações (comportamentos reativos) que levam o usuário deficiente visual da posição inicial a uma posição final em uma rota, de forma segura, desviando de eventuais falhas na rota e obstáculos físicos.

As abordagens dadas para o mapeamento se baseiam em algoritmos e técnicas de percepção de marcadores Wi-Fi, inercial e visual, dentro das estratégias de proximidade e reconhecimento de padrões. As abordagens de navegação se baseiam em algoritmos e técnicas de construção de menor rota e manipulação de grafos direcionados e ponderados, algoritmos de *machine learning* com árvores de decisão, base de regras e estatísticas. Os protótipos construídos buscaram seguir as características dos usuários em relação a usabilidade.

Os algoritmos exploram as seguintes estratégias para fornecer a navegação *indoor*:

- (a) A construção de um mapa robusto, composto por registros de endereços formados por fusão de dados redundantes e complementares;
- (b) A elaboração de rotas simples, que escolhem candidatos para o próximo salto a partir de verificações contínuas baseadas nos registros obtidos do mapa e registros virtualizados;
- (c) Navegação contínua capaz de contornar falhas da rota e manter um perímetro de segurança ao redor do usuário para desvio de obstáculos.

Quatro principais abordagens são consideradas como as principais contribuições deste trabalho: o algoritmo *Linear Weighted Policy Learner* (LWPL), o algoritmo de roteamento com virtualização de registros intermediários, o algoritmo *iterative Pedestrian Dead Reckoning* (i-PDR) e o algoritmo *Obstacle detection in 3D Sound*.

O LWPL simplificou o processo de mapeamento para diminuir o tempo de coleta de dados e manter uma alta qualidade de informações. O algoritmo LWPL relacionou os registros resultantes das fusões redundantes e complementar em um esquema que permitiu adicionar e remover marcadores sem a necessidade de reconstrução integral do mapa. O LWPL é capaz de lidar com a relação de macro e microrregiões em um mapa, utilizando a informação dos vizinhos com saltos baseados nas distâncias estabelecidas pelos sensores Wi-Fi, inercial e pela informação visual. A combinação de dados de sensores inerciais para dados visuais nos permitiu melhorar a percepção do nível do solo, permitindo-nos relatar mudanças de elevação, como rampas e escadas, bem como identificar curvas e linhas.

O roteamento construído pelo algoritmo de Dijkstra e Floyd-Warshall também tira proveito das coordenadas virtuais para manter a navegação sob um maior controle e para eliminar a necessidade de se utilizar sensores mais robustos, com grandes capacidades de processamento e de armazenamento. Esta característica torna o modelo escalável e aplicável a ambientes mais complexos, onde é necessária uma densa cobertura de registros.

O algoritmo i-PDR, utilizado na navegação, é o resultado da combinação do algoritmo PDR ao filtro linear de Kalman para consumir uma rota recebida pelo algoritmo Dijkstra e de forma iterativa diminuir as margens de erro a medida em que o sistema é utilizado. O PDR já é um algoritmo bastante experimentado em problemas de navegação mas possui uma deficiência de acumular erros em rotas longas. A combinação do PDR a uma implementação do Filtro de Kalman e a virtualização de registros intermediários entre os registros mapeados apresentou resultados satisfatórios quando comparado a outras estratégias, principalmente quando utilizados em situações reais.

No esquema de identificação das falhas ao longo da rota, as coordenadas virtuais construídas diminuem as distâncias entre os marcadores mapeados e torna a operação de navegação mais controlada. O algoritmo compara as localizações geográficas atuais e cria pontos médios em relação aos vizinhos diretos, para criar registros virtuais, sendo que cada registro virtual conhece seus vizinhos virtuais. É importante frisar que não é criado uma quantidade excessiva de registros virtuais ao longo da falha da rota para não aumentar o consumo de processador e memória.

O algoritmo *Obstacle detection in 3D Sound* é um mecanismo de detecção de obstáculos que combina a visão estéreo a um esquema sonoro musical que emite alertas em tons musicais nas notas A+ e C+ para indicar a posição horizontal ou vertical do obstáculo em dois planos 2D. O seu uso permitiu ao algoritmo de navegação contornar obstáculos que surgiam ao longo

do caminho sem a necessidade de se reconstruir a rota, o que causaria um aumento do consumo de processamento e memória, além de utilizar mais tempo para entregar uma nova rota ao usuário.

Outras contribuições marginais foram:

Modificação do algoritmo *RANdom SAmples Consensus* (RANSAC) que recebeu um reforço de um algoritmo de ordenação baseado no *BubbleSort* para selecionar uma amostra de dados ordenada para reduzir o tempo de pré-processamento.

Implementação do algoritmo de reconhecimento de fala utilizando um esquema de amostragem quantificada de dados em um algoritmo baseado em *Linear Maximum Likelihood Regression* (MLLR) e no *Vocal Tract Length Normalization* (VTLN) para generalizar o trato vocálico do usuário (RAJASEKHAR *et al.*, 2018), (SARFJOO *et al.*, 2017), (MADHAVI *et al.*, 2019).

Considerando os resultados obtidos com a implementação dos algoritmos LWPL, o algoritmo i-PDR e o algoritmo *Obstacle detection in 3D Sound*, observa-se que a combinação dos mecanismos de detecção dos registros do mapa, aliada a identificação dos obstáculos aperfeiçoou a navegação *indoor*, representando um importante avanço referente as abordagens híbridas de navegação para ambientes *indoor*. Os resultados evidenciam que a solução de navegação *indoor* se mostrou ser uma solução eficaz em todas as etapas de, desde a definição dos registros mapeados até os registros virtuais, a construção do mapa com redução de custo computacional, o roteamento que mantém níveis elevados de taxa de sucesso na operação de entrega do usuário deficiente visual na posição final, enquanto diminui o risco de colisão com obstáculos presentes ao longo da rota.

Os algoritmos propostos demonstraram sua eficiência na tarefa de navegar um deficiente visual em um ambiente *indoor*. As abordagens foram todas idealizadas de modo a garantir não somente a obtenção de um plano de navegação, mas também permitir que esse plano seja cumprido de forma adequada e quando impedido por falhas na rota ou pela presença de obstáculos, readequar a rota ou fornecer outra que permita ao usuário alcançar o destino final.

Os algoritmos construídos estão organizados cronologicamente em uma linha temporal indicada na Figura 9.1, deixando visível a evolução dos estudos até o modelo final apresentado nesta tese. Cada algoritmo, individualmente ou combinado a outros elaborados para esta tese foram submetidos a publicações para percepção da comunidade científica afim de obter feedbacks de um número maior de avaliadores e aprimorar os modelos propostos (Apêndice A).

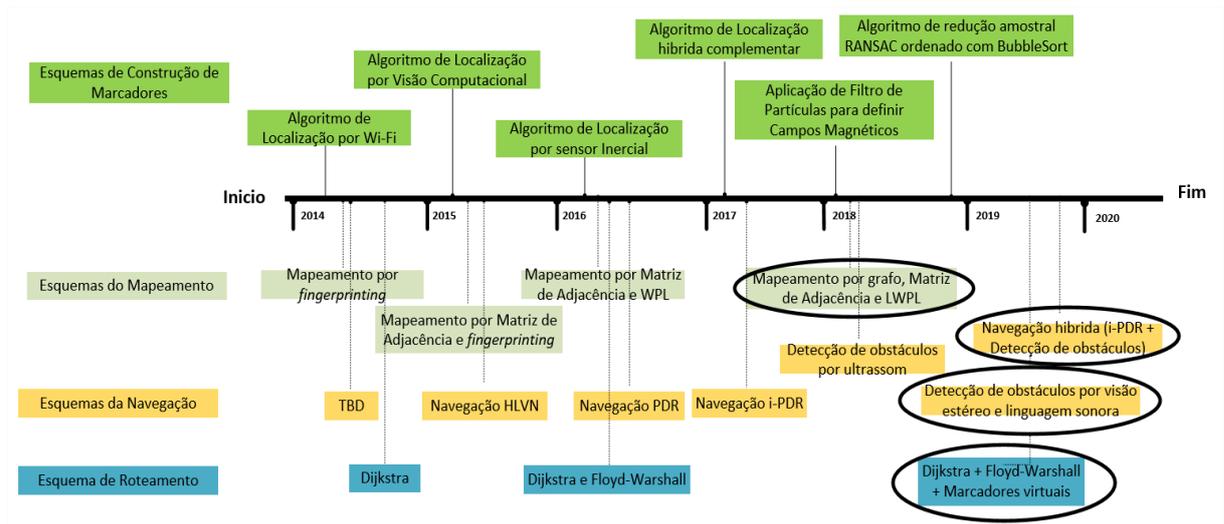


Figura 9.1 Algoritmos construídos para a tese.

9.3 Trabalhos Futuros

A fusão dos dados de sensores com características distintas entre si e a combinação das diversas técnicas mostra ser uma oportunidade de pesquisa que permite uma melhor certeza sobre a localização *indoor*, com margem de erro aceitável para ser utilizada em soluções de navegação para pessoa deficiente visual. No caso específico desta tese, estas combinações foram estabelecidas para agirem de forma colaborativa e complementar, explorando os seus potenciais e reduzindo ou controlando as suas limitações.

A partir dos resultados obtidos, outras demandas surgem para aprimorar os mecanismos de mapeamento e de navegação *indoor* em suas diversas etapas, como por exemplo:

- É necessário estabelecer um processo de navegação colaborativa, onde o caminho utilizado pela maioria dos usuários se torna a referência para os demais, melhorando a experiência de ser guiado por um sistema de navegação;
- É importante aprofundar a exploração sobre os modelos de elaboração de rotas, pois apesar dos algoritmos de elaboração de rotas Dijkstra e Floyd-Warshall apresentarem bons resultados, os mesmos acessam dados de uma matriz de adjacência, que fornece uma visão em 2D. Uma linha a ser experimentada é a de aplicação de redes neurais que podem tornar a representação dos cenários mais robusta, mas que exige diversas intervenções sobre os algoritmos para tornar o processo mais ágil e com menor consumo de recursos computacionais;

- A percepção dos obstáculos utilizou apenas sensores visuais, que possuem suas limitações em cenários com variações de intensidades e de tipo de incidência de luz.
- Outro item que merece ser mais explorado é o de definição de linguagem sonora para as operações de guia e de alerta sobre a presença de obstáculos ou de inviabilidade de caminho. As pesquisas devem ter como objetivo a diminuição ou até mesmo a eliminação do tempo de aprendizado, tornando a aceitação das soluções mais natural;
- Além das demandas técnicas e de pesquisa, a engenharia de *design* de produto deve aproximar as propostas de suas estruturas as demandas do público alvo para ser o mais discreto possível e atender as questões de usabilidade;

9.4 Agradecimentos

Esta tese de doutorado foi desenvolvida parcialmente no Instituto de Automação Industrial e Sistemas de *Software* de Stuttgart, Alemanha, Centro de P&D em Tecnologia Eletrônica da Informação (CETELI) em Manaus, e Instituto de Computação (ICOMP), também em Manaus, Brasil. Também se faz necessário agradecer a Associação dos Deficientes Visuais do Amazonas (ADVAM) pelo aceite ao convite na fase de experimentação com usuários deficientes visuais.

Este trabalho foi apoiado em parte pela CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) no âmbito do Bolsa 001, em parte pelo CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico), em parte pela Fundação de Pesquisa do Estado do Amazonas - FAPEAM no âmbito do PAPAC programa EDITAL N ° 005/2019, e por meio de bolsas para os programas de pós-graduação da Universidade Federal do Amazonas (UFAM), Brasil.

Capítulo 10- Referências

ALATISE, M.; HANCKE, G. Pose Estimation of a Mobile Robot Based on Fusion of IMU Data and Vision Data Using an Extended Kalman Filter. *Sensors* 2017, 2164, pp. 1-22, doi: 10.3390/s17102164.

ALBRECHT, A.; HEIDE, N. Improving feature-based visual SLAM in Person Indoor Navigation with HDR Imaging. *IEEE 2nd International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP)*, China, 2019, pp. 369-373, doi: 10.1109/ICICSP48821.2019.8958583.

ANTIL, P.; MALIK, A.; KUMAR, S. Neighbor Adjacency based Hole Detection Protocol for Wireless Sensor Networks. *7th International Conference on Communication, Computing and Virtualization*, Elsevier, 2016, pp. 866-874, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.03.089>.

BEHAM, A.; AFFENZELLER, M.; WAGNER, S. Instance-based algorithm selection on quadratic assignment problem landscapes. *GECCO '17: Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*, 2017, pp. 1471–1478, doi: <https://doi.org/10.1145/3067695.3082513>.

BEJURI, W.; MOHAMAD, M.; ZAHILAH, R. Optimisation of Emergency Rescue Location (ERL) using KLD Resampling: An Initial Proposal. *International Journal of u- and e-Service, Science, and Technology*. Vol 9: No.2, 2015, pp. 249-262, doi: <http://dx.doi.org/10.14257/ijunesst.2016.9.2.25>.

BENGTSSON, M. How to plan and perform a qualitative study using content analysis. *Elsevier NursingPlus Open*, Volume 2, 2016, pp. 8-14, doi: <https://doi.org/10.1016/j.npls.2016.01.001>.

BOLAT, U.; AKCAKOCA, M. A hybrid indoor positioning solution based on Wi-Fi, magnetic field, and inertial navigation. *14th Workshop on Positioning, Navigation and Communications (WPNC)*, 2017, pp. 16-22, doi: 10.1109/WPNC.2017.8250048.

BRENA, R.; GARCÍA-VÁZQUEZ, J.; GALVÁN-TEJADA, C.; MUÑOZ-RODRIGUEZ, D.; VARGAS-ROSALES, C.; FANGMEYER, J. Evolution of Indoor Positioning Technologies: A Survey. *Hindawi Journal of Sensors*, Volume 2017, Article ID 2630413, pp. 1-21, doi: <https://doi.org/10.1155/2017/2630413>.

- CARAIMAN, S.; ZVORISTEANU, O.; BURLACU, A.; HERGHELEGIU, P. Stereo Vision Based Sensory Substitution for the Visually Impaired. *Sensors* 2019, pp. 1-30, doi: <https://doi.org/10.3390/s19122771>.
- CHANAMA, L.; WONGWITAT, O. A comparison of decision tree based techniques for indoor positioning system. In *IEEE International Conference Information Networking (ICOIN)*. pp. 732-737, 2018, doi: 10.1109/ICOIN.2018.8343215.
- CHEN, C.; YANG, B.; SONG, S.; TIAN, M.; LI, J.; DAI, W.; FANG, L. Calibrate Multiple Consumer RGB-D Cameras for Low-Cost and Efficient 3D Indoor Mapping. *Remote Sens.* 2018, 10, 328, pp. 1-28, doi: 10.3390/rs10020328.
- CHOW, J. C. K.; PETER, M.; SCAIONI, M.; AL-DURGHAM, M. Indoor tracking, mapping, and navigation: algorithms, technologies, and applications, *Journal of Sensors*, vol. 2018, Article ID 5971752, 2018, pp. 1-4, doi: <https://doi.org/10.1155/2018/5971752>.
- CIOBANU, A.; MORAR, A.; MOLDOVEANU, F.; PETRESCU, L.; FERCHE, O.; MOLDOVEANU, A. Real-Time Indoor Staircase Detection on Mobile Devices. *21st International Conference on Control Systems and Computer Science (CSCS)*, Bucharest, 2017, pp. 287-293, doi: <https://doi.org/10.1109/CSCS.2017.46>.
- DUBEY, R.; SOHN, S.; THRASH, T.; HOELSCHER, C.; KAPADIA, M. Identifying Indoor Navigation Landmarks Using a Hierarchical Multi-Criteria Decision Framework. *ACM MIG '19: Motion, Interaction and Games*, 2019, Article No.: 15, pp. 1–11, doi: <https://doi.org/10.1145/3359566.3360066>.
- FADZLI, S.; ABDULKADIR, S.; MAKHTAR, M.; JAMAL, A. Robotic Indoor Path Planning Using Dijkstra's Algorithm with Multi-Layer Dictionaries. *2nd International Conference on Information Science and Security (ICISS)*, Seoul, 2015, pp. 1-4, doi: 10.1109/ICISSEC.2015.7371031.
- FARSI, M.; ELHOSSEINI, M.; BADAWY, M. ARAFAT-ALI, H.; ELDIN, Z. Deployment Techniques in Wireless Sensor Networks, Coverage and Connectivity: A Survey. *IEEE Access*, vol. 7, 2019, pp. 28940-28954, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2902072>.
- FUSCO, G.; COUGHLAN, J. Indoor Localization Using Computer Vision and Visual-Inertial Odometry. In: Miesenberger K., Kouroupetroglou G. *Computers Helping People with Special Needs. ICCHP 2018. Lecture Notes in Computer Science*, vol. 10897. Springer, 2018, pp. 86-93, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-94274-2_13.

- GABER, H.; MAREY, M.; AMIN, S.; SHEDEED, H.; Tolba, M. Content Based Image Retrieval Using Local Feature Descriptors on Hadoop for Indoor Navigation. International Conference on Advanced Intelligent Systems and Informatics, AISI 2018: Proceedings of the International Conference on Advanced Intelligent Systems and Informatics, 2018, pp. 614-623, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-99010-1_56.
- GAO, C.; HARLE, R. Easing the Survey Burden: Quantitative Assessment of Low-Cost Signal Surveys for Indoor Positioning, Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN) 2016, International Conference on, 2016, pp. 1-8, doi: <https://doi.org/10.1109/IPIN.2016.7743662>.
- GARUD, S.; KARIMI, I.; KRAFT, M. Design of computer experiments: A review. Elsevier Computers & Chemical Engineering, Volume 106, 2017, pp. 71-95, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2017.05.010>.
- GUAPACHA, J. B.; MANTOVANNI, S. C. A. Real time object detection and tracking using the Kalman Filter embedded in single board in a robot. in: 2017 CHILEAN Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON), 2017, pp. 1-6, 2017, doi: [10.1109/CHILECON.2017.8229695](https://doi.org/10.1109/CHILECON.2017.8229695).
- GUO, L.; LI, L.; ZHAO, Y.; ZHAO, Z. Pedestrian Tracking Based on CamShift with Kalman Prediction for Autonomous Vehicles. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2016, pp. 1-9, doi: <https://doi.org/10.5772/62758>.
- HANCHUAN, L.; ZHANG, P.; MOUBAYED, S.; PATEL, S.; SAMPLE, A. ID-Match: A Hybrid Computer Vision and RFID System for Recognizing Individuals in Groups. Proceeding CHI '16 Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 2016, pp. 4933-4944, doi: [10.1145/2858036.2858209](https://doi.org/10.1145/2858036.2858209).
- HEYA, T.; AREFIN, S.; CHAKRABARTY, A.; ALAM, M. Image Processing Based Indoor Localization System for Assisting Visually Impaired People. Ubiquitous Positioning, Indoor Navigation and Location-Based Services (UPINLBS), 2018, pp. 1-7, doi: [10.1109/UPINLBS.2018.8559936](https://doi.org/10.1109/UPINLBS.2018.8559936).
- HUANG, H.; YIN, H.; LUO, Y.; ZHANG, X.; MIN, G.; FAN, Q. Three-dimensional geographic routing in wireless mobile ad hoc and sensor networks. in *IEEE Network*, vol. 30, no. 2, 2016, pp. 82-90, doi: [10.1109/MNET.2016.7437029](https://doi.org/10.1109/MNET.2016.7437029).

- JAYAKANTH, K.; ABDELGHANI, K.; SOMAYA, A.; ABDULLA, A. Indoor positioning and wayfinding systems: a survey. *Human-centric Computing and Information Sciences, Heidelberg* Vol. 10, Ed. 1, 2020, pp. 1-42, doi: <https://10.1186/s13673-020-00222-0>.
- JIN, S.; AHMED, M.; KIM, J.; KIM, Y.; RHEE, P. Combining Obstacle Avoidance and Visual Simultaneous Localization and Mapping for Indoor Navigation. *MDPI Symmetry* 2020, 12(1), 119, 2020, pp. 1-13, doi: <https://doi.org/10.3390/sym12010119>.
- KALRA, A.; CHHOKAR, R. L. A Hybrid Approach Using Sobel and Canny Operator for Digital Image Edge Detection. *2016 International Conference on Micro-Electronics and Telecommunication Engineering (ICMETE)*, 2016, pp. 305-310, doi: [10.1109/ICMETE.2016.49](https://doi.org/10.1109/ICMETE.2016.49).
- KARCIARZ, J.; SWIATEK, J.; WILK, P. Using path-matching filter for lightweight indoor location determination. *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, Alcalá de Henares, 2016, pp. 1-5, doi: <https://doi.org/10.1109/IPIN.2016.7743647>.
- KAUR, B.; BHATTACHARYA, J. Scene perception system for visually impaired based on object detection and classification using multimodal deep convolutional neural network. *Journal of Electronic Imaging* 28(1), 2019, pp. 1-20, doi: <https://doi.org/10.1117/1.JEI.28.1.013031>.
- KEYES, A.; D'SOUZA, M.; POSTULA, A. Navigation for the blind using a wireless sensor haptic glove, *4th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO)*, Budva, 2015, pp. 361-364, doi: <https://doi.org/10.1109/MECO.2015.7181944>.
- KRISHNA, B.; APARNA, K. IoT-Based Indoor Navigation Wearable System for Blind People. *Artificial Intelligence and Evolutionary Computations in Engineering Systems*, 2018, pp. 413-421, doi: https://doi.org/10.1007/978-981-10-7868-2_40.
- KUMAR, S.; KUMAR, P.; PANDEY, S. Fast integral image computing scheme for vision based applications. *4th IEEE Uttar Pradesh Section International Conference on Electrical, Computer and Electronics (UPCON)*, 2017, pp. 491-493, doi: [10.1109/UPCON.2017.8251098](https://doi.org/10.1109/UPCON.2017.8251098).
- KURPUKDEE, N.; KASURIYA, S.; CHUNWIJITRA, V.; WUTIWIWATCHAI, C.; LAMSRICHAN, P. A study of support vector machines for emotional speech recognition. *8th International Conference of Information and Communication Technology for Embedded Systems (IC-ICTES)*, Chonburi, 2017, pp. 1-6, doi: [10.1109/ICTEmSys.2017.7958773](https://doi.org/10.1109/ICTEmSys.2017.7958773).

- LEO, M.; MEDIONI, G.; TRIVEDI, M.; KANADE, T.; FARINELLA, G. Computer vision for assistive technologies. *Computer Vision and Image Understanding*, Volume 154, 2017, pp. 1-15, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2016.09.001>.
- LI, B.; MUÑOZ, J.; RONG, X.; CHEN, Q.; XIAO, J.; TIAN, Y.; ARDITI, A.; YOUSUF, M. Vision-Based Mobile Indoor Assistive Navigation Aid for Blind People. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 18, no. 3, 2018, pp. 702-714, doi: <https://doi.org/10.1109/TMC.2018.2842751>.
- LI, B.; ZHANG, X.; MUNOZ, J.; XIAO, J.; RONG, X.; TIAN, Y. Assisting blind people to avoid obstacles: An wearable obstacle stereo feedback system based on 3D detection. *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, Zhuhai, 2015, pp. 2307-2311, doi: [10.1109/ROBIO.2015.7419118](https://doi.org/10.1109/ROBIO.2015.7419118).
- LI, J.; ZHANG, L.; ZHAO, Q.; WANG, H.; LV, H.; FENG, G. A Heuristic Indoor Path Planning Method Based on Hierarchical Indoor Modelling. *International Conference of Pioneering Computer Scientists, Engineers and Educators ICPCSEE 2018: Data Science*, pp. 467-476, 2018, doi: https://doi.org/10.1007/978-981-13-2206-8_38.
- LI, Z.; SHEN, X.; FAN, J. Prediction based indoor fire escaping routing with wireless sensor network. *Peer-to-Peer Networking and Applications* volume 10, pp. 697–707, 2017, doi: <https://doi.org/10.1007/s12083-016-0520-x>.
- LING, X.; YONGJUN, Z.; QIAN, W.; YUEWEI, L. Improved Local Texture Features for Pedestrian Detection. *IEEE 3rd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC)*, Chongqing, 2018, pp. 60-65, doi: <https://doi.org/10.1109/ICIVC.2018.8492888>.
- LIU, G.; GENG, Y.; PAHLAVAN, K. Direction Estimation Error Model of Embedded Magnetometer in Indoor Navigation Environment. *IEEE 12th Intl Conf. on Ubiquitous Intelligence and Computing*, 2015, pp. 1842–1846, doi: [10.1109/UIC-ATC-ScalCom-CBDCCom-IoP.2015.334](https://doi.org/10.1109/UIC-ATC-ScalCom-CBDCCom-IoP.2015.334).
- LU, Y., SONG, D. Visual Navigation Using Heterogeneous Landmarks and Unsupervised Geometric Constraints. in *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 31, no. 3, 2015, pp. 736-749, doi: [10.1109/TRO.2015.2424032](https://doi.org/10.1109/TRO.2015.2424032), 2015.
- LÜ, Y.; ZHOU, L. Log-Spectral Linear Regression Based on Voicing Cut-Off Frequency for Robust Speech Recognition. *8th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID)*, Hangzhou, 2015, pp. 542-545, doi: [10.1109/ISCID.2015.152](https://doi.org/10.1109/ISCID.2015.152).

- MADHAVI, M.; PATIL, H. Vocal Tract Length Normalization using a Gaussian mixture model framework for query-by-example spoken term detection. *Elsevier Computer Speech & Language* Volume 58, 2019, pp. 175-202, doi: <https://doi.org/10.1016/j.csl.2019.03.005>.
- MASHUK, M. S.; PINCHIN, J.; SIEBERS, P. O.; MOORE, T. A smartphone based multi-floor indoor positioning system for occupancy detection. in: 2018 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS). 2018, pp. 216-227, doi: 10.1109/PLANS.2018.8373384.
- MASSICETI, D.; HICKS, S.; RHEEDE, J. Stereosonic vision: Exploring visual-to-auditory sensory substitution mappings in an immersive virtual reality navigation paradigm. *PLoS ONE* 2018, 13, pp. 1-32, doi:10.1371/journal.pone.0199389.
- MEHRDAD, A.; ALI, J. Population, Intervention, Comparison, Outcomes and Study (PICOS) design as a framework to formulate eligibility criteria in systematic reviews. *Emerg. Med. J.*, 2020, doi: <https://doi.org/10.1136/emermed-2020-209567>.
- MORAR, A.; MOLDOVEANU, A.; Mocanu, I.; MOLDOVEANU, F.; RADOI, I.; ASAVEI, V.; GRADINARU, A.; BUTEAN, A. A Comprehensive Survey of Indoor Localization Methods Based on Computer Vision. *Sensors* 2020, 20(9), 2641, pp. 1-36, doi: <https://doi.org/10.3390/s20092641>.
- OLIVEIRA, H. A.; BOUKERCHE, A.; GUIDONI, D. L.; NAKAMURA, E. F.; MINI, R. A.; LOUREIRO, A. A. An enhanced location-free greedy forward algorithm with hole bypass capability in wireless sensor networks. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, Volume 77, 2015, pp. 1-10, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jpdc.2014.10.007>.
- PAUL, A.; SATO, T. Localization in Wireless Sensor Networks: A Survey on Algorithms, Measurement Techniques, Applications, and Challenges. *J. Sens. Actuator Netw.* 2017, 6(4), 24, 2017, pp. 1-23, doi: <https://doi.org/10.3390/jsan6040024>.
- PELTOLA, P.; XIAO, J.; HILL, C.; MOORE, T.; SECO, F.; JIMÉNEZ, A. R. A tripartite filter design for seamless pedestrian navigation using recursive 2-means clustering and Tukey update. *IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)*, pp. 739-748, 2018, doi: 10.1109/PLANS.2018.8373449.
- PLIKYNAS, D.; ŽVIRONAS, A.; BUDRIONIS, A.; GUDAUSKIS, M. Indoor Navigation Systems for Visually Impaired Persons: Mapping the Features of Existing Technologies to User Needs. *MDPI Sensors* 2020, 20(3), 636, pp. 1-20, doi: <https://doi.org/10.3390/s20030636>.

- POULOSE, A.; KIM, J.; HAN, D. A Sensor Fusion Framework for Indoor Localization Using Smartphone Sensors and Wi-Fi RSSI Measurements. *MDPI Sensors*, 2019, pp. 1-20, doi: <https://doi.org/10.3390/app9204379>.
- PRESTI, G.; AHMETOVIC, D.; DUCCI, M.; BERNAREGGI, C.; LUDOVICO, L.; BARATÈ, AVANZINI, A.; MASCETTI, F. WatchOut: Obstacle Sonification for People with Visual Impairment or Blindness. In *Proceedings of the ASSETS '19 The 21st International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility*, Pittsburgh, PA, USA, 2019, pp. 402–413, doi:10.1145/3308561.3353779.
- RAJASEKHAR, A.; HOTA, M. A Study of Speech, Speaker and Emotion Recognition Using Mel Frequency Cepstrum Coefficients and Support Vector Machines. *International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*, Chennai, 2018, pp. 0114-0118, doi: 10.1109/ICCSP.2018.8524451.
- ROJAS-PEREZ, L.; MARTINEZ-CARRANZA, J. Metric monocular SLAM and colour segmentation for multiple obstacle avoidance in autonomous flight. *Workshop on Research, Education and Development of Unmanned Aerial Systems (RED-UAS)*, Linköping, 2017, pp. 234-239, doi: 10.1109/RED-UAS.2017.8101672.
- SARFJOO, S.; DEMIROĞLU, C.; KING, S. Using Eigenvoices and Nearest-Neighbors in HMM-Based Cross-Lingual Speaker Adaptation With Limited Data. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 25, no. 4, 2017, pp. 839-851, doi: <https://doi.org/10.1109/TASLP.2017.2667880>.
- SAWAS, A.; ABUOLAIM, A.; AFIFI, M.; PAPAGELIS, M. Tensor Methods for Group Pattern Discovery of Pedestrian Trajectories. *19th IEEE International Conference on Mobile Data Management (MDM)*, Aalborg, 2018, pp. 76-85, doi: <https://doi.org/10.1109/MDM.2018.00024>.
- SHAHJALAL, M.; HOSSAN, T.; HASAN, K.; CHOWDHURY, M.; LE, N.; JANG, Y. An Implementation Approach and Performance Analysis of Image Sensor Based Multilateral Indoor Localization and Navigation System. *Wireless Communications and Mobile Computing*, Volume 2018, pp. 1-13, doi: <https://doi.org/10.1155/2018/7680780>.
- SKULIMOWSKI, P.; OWCZAREK, M.; RADECKI, A.; BUJACZ, M.; RZESZOTARSKI, D.; STRUMILLO, P. Interactive sonification of U-depth images in a navigation aid for the visually impaired. *J. Multimodal User Interfaces* 2018, pp. 219–230. doi: 10.1007/s12193-018-0281-3.

- SRIDHARAN, M.; BIGHAM, J.; CAMPBELL, P.; PHILLIPS, C.; BODANESE, E. Inferring Micro-Activities Using Wearable Sensing for ADL Recognition of Home-Care Patients. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics* (Volume: 24, Issue: 3, March 2020), 2020, pp. 747-759, doi: <https://doi.org/10.1109/JBHI.2019.2918718>.
- TEBES, G.; PEPPINO, D.; BECKER, P.; MATTURRO, G.; SOLARI, M.; OLSINA, L. A Systematic Review on Software Testing Ontologies. In: Piattini M., Rupino da Cunha P., García Rodríguez de Guzmán I., Pérez-Castillo R. (eds) *Quality of Information and Communications Technology. QUATIC 2019. Communications in Computer and Information Science*, vol 1010. Springer, Cham, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-29238-6_11.
- TIAN, Q.; SALCIC, Z.; WANG, K.; PAN, Y. A Hybrid Indoor Localization and Navigation System with Map Matching for Pedestrians Using Smartphones. *Sensors* 2015, 15(12), pp. 30759-30783, doi: <https://doi.org/10.3390/s151229827>.
- VERDOJA, F.; LUNDELL, J.; KYRKI, V. Deep Network Uncertainty Maps for Indoor Navigation. 2019 IEEE-RAS 19th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids), Toronto, ON, Canada, 2019, pp. 112-119, doi: [10.1109/Humanoids43949.2019.9035016](https://doi.org/10.1109/Humanoids43949.2019.9035016).
- WAN, K.; MA, L.; TAN, X. An improvement algorithm on RANSAC for image-based indoor localization. 2016 International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC), Paphos, 2016, pp. 842-845, doi: <https://doi.org/10.1109/IWCMC.2016.7577167>.
- WANG, F.; JIA, K.; FENG, J. The Real-Time Depth Map Obtainment Based on Stereo Matching. In: Pan JS., Snášel V., Sung TW., Wang X. (eds) *Intelligent Data Analysis and Applications. The Euro-China Conference on Intelligent Data Analysis and Applications - ECC 2016: Intelligent Data Analysis and Applications*, vol. 535. Springer, Cham, 2017, pp. 138-144, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-48499-0_17.
- WANG, H.; KATZSCHMANN, R.; TENG, S.; ARAKI, B.; GIARRÉ, L.; RUS, D. Enabling independent navigation for visually impaired people through a wearable vision-based feedback system. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Singapore, 2017, pp. 6533-6540, doi: [10.1109/ICRA.2017.7989772](https://doi.org/10.1109/ICRA.2017.7989772).
- WANG, H.; ZHANG, P.; LU, T.; GU, H.; GU, N. Hybrid recommendation model based on incremental collaborative filtering and content-based algorithms. *IEEE 21st International*

- Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD), Wellington, 2017, pp. 337-342, doi: 10.1109/CSCWD.2017.8066717.
- WU, J.; HUANG, C.; HUANG, Z.; CHEN, Y.; CHEN, S. A Rapid Deployment Indoor Positioning Architecture based on Image Recognition. IEEE 7th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA), Bangkok, Thailand, 2020, pp. 784-789, doi: 10.1109/ICIEA49774.2020.9102083.
- WU, Y.; ZHU, H.; DU, Q.; TANG, S. A Survey of the Research Status of Pedestrian Dead Reckoning Systems Based on Inertial Sensors. International Journal of Automation and Computing volume 16, 2018, pp. 65–83, doi: <https://doi.org/10.1007/s11633-018-1150-y>.
- XIAO, H.; ZHANG, H.; WANG, Z.; GULLIVER, T. An RSSI based DV-hop algorithm for wireless sensor networks. IEEE Pacific Rim Conference on Communications, Computers and Signal Processing (PACRIM), Victoria, BC, 2017, pp. 1-6, doi: <https://doi.org/10.1109/PACRIM.2017.8121929>.
- XUE, H.; MA, L.; TAN, X. A fast visual map building method using video stream for visual-based indoor localization. International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC), 2016, pp. 650-654, doi: 10.1109/IWCMC.2016.7577133.
- YE, G.; ALTEROVITZ, R. Demonstration-Guided Motion Planning. Robotics Research, Springer Tracts in Advanced Robotics, vol. 100, 2016, pp. 291-307, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-29363-9_17.
- YU, N.; LI, Y.; MA, X.; WU, Y.; FENG, R. Comparison of Pedestrian Tracking Methods Based on Foot- and Waist-Mounted Inertial Sensors and Handheld Smartphones. in IEEE Sensors Journal, vol. 19, no. 18, 2019, pp. 8160-8173, doi: 10.1109/JSEN.2019.2919721.
- YULONG, H.; YONGGANG, Z.; NING, L.; LIN, Z. Particle filter for nonlinear systems with multiple steps randomly delayed measurements, Electronics Letters, 2015, vol. 51, no. 23, pp. 1859-1861, doi: 10.1049/el.2015.1899.
- ZENGKE, L.; WANG, R.; GAO, J.; WANG, J. An Approach to Improve the Positioning Performance of GPS/INS/UWB Integrated System with Two-Step Filter. Remote Sens., 2018, pp. 1 -14, 10, 19. doi: 10.3390/rs10010019.
- ZHENG, Y.; SHEN, G.; LI, L.; ZHAO, C.; LI, M.; ZHAO, F. Travi-Navi: Self-Deployable Indoor Navigation System. IEEE/ACM Trans. Netw. 2017, 25, 2655–2669. doi:10.1109/TNET.2017.2707101.

ZHOU, Y.; CHEN, H.; HUANG, Y.; LUO, Y.; ZHANG, Y.; XIE, X. An Indoor Route Planning Method with Environment Awareness. IGARSS - IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2018, pp. 2906-2909, doi: 10.1109/IGARSS.2018.8518507.

ZHU, Y.; MOTTAGHI, R.; KOLVE, E.; LIM, J. J.; GUPTA, A.; FEI-FEI, L.; FARHADI, A. Target-driven visual navigation in indoor scenes using deep reinforcement learning. Published in: IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2017, pp. 3357-3364, doi: 10.1109/ICRA.2017.7989381.

Apêndice A- Publicações do Período do Doutorado

Nesta tese, são apresentadas as soluções de mapeamento, navegação e detecção de obstáculos, que compõem o sistema de posicionamento *indoor* proposto.

O processo iniciou com uma busca pelos problemas em aberto através de uma extensa pesquisa utilizando um protocolo baseado em revisão sistemática. Esta pesquisa foi recebendo atualizações e refinamentos até o momento final da escrita da tese. O resultado deste processo de revisão e atualização dos trabalhos relacionados foi um survey intitulado “*A Review of Technologies and Techniques for Indoor Navigation Systems for the Visually Impaired*”, submetido ao *Multidisciplinary Digital Publishing Institute* (MDPI) em 2020, classificado como A1. Os outros trabalhos mais relevantes, também classificados como A1, produzidos em 2020 foram dois *journals*, onde os objetivos eram descrever a navegação baseada em mapa métrico, que cria um perímetro de segurança ao redor do usuário e não requer a elaboração de locais de referência ou mapa do cenário e apresentar o modelo híbrido, que combina o uso de mapa, planejamento de rota com a detecção de obstáculos. O trabalho de detecção de obstáculos é intitulado “*Audio Guide for Visually Impaired People Based on Combination of Stereo Vision and Musical Tones*”, e foi publicado no MDPI *Sensors*. O trabalho que trata da navegação híbrida tem como título “*A Hybrid Indoor Positioning System Using a Linear Weighted Policy Learner and Iterative PDR*”, publicado no *IEEE Access Journal*.

Todas as demais publicações tiveram como foco validar a pesquisa e obter as revisões de revistas e eventos conceituados na área. Os assuntos tratados iam desde o processo inicial de elaboração dos registros de endereços utilizando tecnologias Wi-Fi, inercial e visão computacional, até um conjunto de abordagens matemáticas para definir os marcadores virtuais necessários para definição de rotas, o mapeamento *indoor* e a navegação híbrida. Para atender as demandas do usuário (deficiente visual), foi elaborado um guia de navegação que permitia a interação por voz e todas as instruções fornecidas sendo sonoras ou faladas. Assim, foi criado um modelo de reconhecimento de fala e uma linguagem sonora que se relaciona com os algoritmos de identificação de obstáculos e de registros ao longo de uma rota.

A *timeline* das fases do doutorado, incluindo as produções científicas e a construção dos dispositivos está representada na Figura 8.1.

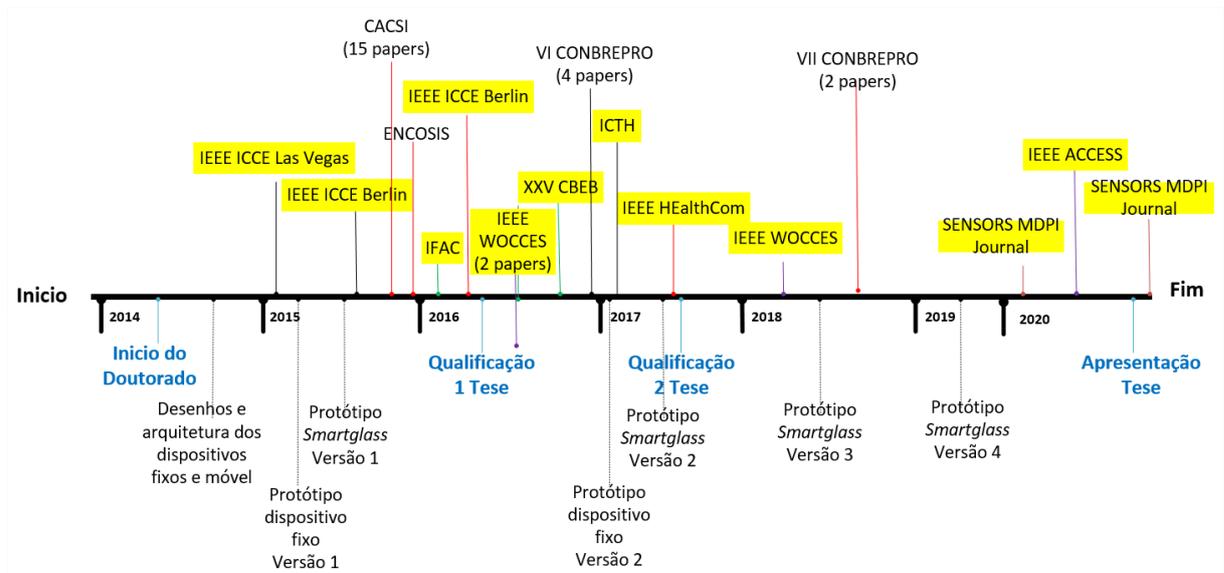


Figura 10.1 *Timeline* das atividades desenvolvidas durante o doutorado.

Todos os trabalhos produzidos estão disponíveis nas plataformas IEEEExplore, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)* e *Elsevier Procedia Computer Science*, conforme listados na Tabela 7.1. As produções destacadas em amarelo compõem o acervo produzido para a construção desta tese, enquanto que os demais trabalhos são oriundos de orientação de trabalhos de conclusão de curso (TCC) e produção em coautoria com outros pesquisadores, com temas ligados a esta tese ou envolvendo reconhecimento de padrões, IOT (*Internet of Things*), pesquisa operacional e processos de decisão, processamento de imagens e IA (Inteligência Artificial).

As publicações ligadas ao tema da tese são:

SIMOES, WALTER, MACHADO, GUIDO, SALES, A.; LUCENA, MATEUS; JAZDI, NASSER, LUCENA JUNIOR, VICENTE F. DE. *A Review of Technologies and Techniques for Indoor Navigation Systems for the Visually Impaired*. MDPI Sensors, 2020.

SIMOES, W.; SILVA, W.; LUCENA, M.; JAZDI, N.; LUCENA JUNIOR, V. *A Hybrid Indoor Positioning System Using a Linear Weighted Policy Learner and Iterative PDR*. IEEE Access Journal, 2020.

SIMOES, WALTER C. S. S., SILVA, YURI M. L. R., PIO, JOSÉ LUIZ DE S., JAZDI, NASSER, LUCENA JUNIOR, VICENTE F. DE. *Audio Guide for Visually Impaired People Based on Combination of Stereo Vision and Musical Tones*. MDPI Sensors, 2020.

SIMOES, W. C. S. S., SILVA, Y. L. R., JAZDI, N., LUCENA JR., V. F. *A Hybrid Data Fusion System to Increase the Indoor Positioning Accuracy for Visually Impaired People*. IEEE HealthCom, 2018.

SIMOES, W. C. S. S., SILVA, Y.M. L. R., LUCENA JR., V. L. *A Location Techniques Based on Hybrid Data Fusion used to Increase the Indoor Location Accuracy. The 7th International Conference on Current and Future Trends of Information and Communication Technologies in HealthCare - ICTH*, 2017.

SIMOES, W. C. S. S., SILVA, Y. L. R., LUCENA JR., V. F. *Visually Impaired People Location in Indoor Environments Based on Visual and Inertial Data Fusion. IEEE HealthCom*, 2017.

SIMOES, W.C.S.S.; LUCENA JR., Vicente. *Blind User Wearable Audio Assistance for Indoor Navigation Based on Visual Markers and Ultrasonic Obstacle Detection. CES ICCE – Consumer Electronics. Las Vegas, USA, 2016.*

SIMOES, W.C.S.S.; LUCENA JR., Vicente. *Hybrid Indoor Navigation Assistant for Visually Impaired People Based on Fusion of Proximity Method and Pattern Recognition Algorithm. CES ICCE – Consumer Electronics. Berlin, Germany, 2016.*

SIMOES, W.C.S.S.; LUCENA JR., Vicente. *Assistente de navegação indoor para deficientes visuais através de Pedestrian Dead Reckoning e correção de estimativa de posição por reconhecimento de padrões. XXV CBEB – Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica. Foz de Iguaçu, Brasil, 2016.*

SIMOES, W.C.S.S.; LUCENA JR., Vicente. *Indoor Navigation Assistant for Visually Impaired by Pedestrian Dead Reckoning and Position Estimative of Correction for Patterns Recognition. IV IFAC – International Federation of Automatic Control. Porto Alegre, Brasil, 2016.*

SIMOES, W.C.S.S.; OLIVEIRA, A. dos S. *Desenvolvimento de dispositivo vestível utilizando rede zigbee para monitoramento da frequência cardíaca e sinal de ECG. XXV CBEB – Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica. Foz de Iguaçu, Brasil, 2016.*

SIMOES, W.C.S.S.; LUCENA JR., Vicente. *Indoor Navigation Assistant for Visually Impaired by Pedestrian Dead Reckoning and Position Estimative of Correction for Patterns Recognition. IV IFAC – International Federation of Automatic Control. Porto Alegre, Brasil, 2016.*

As publicações diversas, produzidas durante o período de doutorado, mas sem um vínculo com o tema da tese são:

SILVA, Y. M. L., SIMOES, W. C. S. S., NAVES, E. L. M., BASTOS, T. F., LUCENA JR, V. F. *Teleoperation Training Environment for New Users of Electric Powered Wheelchair based on Multiple Driving Methods. IEEE Access Journal*, 2018.

TEIXEIRA, I. L., SILVA, H. A. C., TEIXEIRA, L. H. O. L., SIMOES, W. C. S. S., AFONSO, V. G. *Simulação de Controle de Rota de Ônibus pelo Método Analítico para Otimização de Percurso. VII CONBREPRO - Congresso Brasileiro de Engenharia de Produção, 2017.*

SILVA, G. G., MORAIS, A. C. S., SIMOES, W. C. S. S. *Análise sobre Implantação do Sistema de Mobilidade na Gestão das Operações de Controle da Manutenção em Usinas Termoelétricas. VII CONBREPRO - Congresso Brasileiro de Engenharia de Produção, 2017.*

SIMOES, W. C. S. S.; OLIVEIRA, A. dos S. Desenvolvimento de dispositivo vestível utilizando rede *zigbee* para monitoramento da frequência cardíaca e sinal de ECG. XXV CBEB – Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica. Foz de Iguaçu, Brasil, 2016.

OLIVEIRA, R. F., SIMOES, W. C. S. S. Método Simplex Aplicado na Redução de Custos da Produção de Massa para Pizza. Encontro Regional de Pesquisa Operacional do Norte - ERPO, 2016.

ANJOS, J. M. A., SIMOES, W. C. S. S. Utilização da Programação Linear e do Método Simplex para a Otimização da Produção em uma Pizzaria de Pequeno Porte. Encontro Regional de Pesquisa Operacional do Norte - ERPO, 2016.

CRUZ, L. F.; BERNARDON, C.; SANTOS, E.; SIMOES, W.C.S.S.; SILVA, V. J. Um sistema para monitoramento de sinais fisiológicos baseado em hardware de baixo custo com acesso via WEB. XXXIV SBRC – Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos. Salvador, Bahia, Brasil, 2016.

ALENCAR, M. A.; SIMOES, W.C.S.S.; SILVA, V. J.; LUCENA JR., VICENTE. *Architecture for smarthomes based on distributed webservices integrated through triggers associated with managed resource states*. IJERT – *International Journal of Engineering Research and Technology*. ISSN: 2278-0181, 2015.

ALENCAR, M. A., SIMOES, W. C. S. S. Interface de Gerenciamento Interoperável através de Requisições HTTP para Integração de Sistemas de Automação Independentes. ENCOSIS - Encontro Regional de Computação e Sistemas de Informação, 2015.

SIMOES, W. C. S. S., LUCENA JR., V. F. *Tv Interaction System using Hand Gesture Recognition*. CES ICCE – *Consumer Electronics*. Berlin, Germany, 2015.

VALCARIO, L. S., SIMOES, W. C. S. S., JUNIOR, N. A., ARAUJO, A. T., MELO, D. S. Dispositivo de Tecnologia Assistiva *Wearable* para Catar a Atenção de Deficientes Auditivos e Surdos. CACSI - Congresso Amazônico de Computação e Sistemas Inteligentes, Manaus, Brasil, 2015.

LIMA, A., BISPO, D., BRILHANTE, E., SERRA, L., SIMOES, W. C. S. S. Identificação Visual de Objetos Através de Segmentação de Cores e Bordas para Rastreamento de Trajetória. CACSI - Congresso Amazônico de Computação e Sistemas Inteligentes, Manaus, Brasil, 2015.

LIMA, A., BASTOS, A., ARAUJO, N., SIMOES, W. C. S. S., FARIA, M. Identificação de Cores Através de Visão Computacional Aplicada ao Robô Humanoide NAO. CACSI - Congresso Amazônico de Computação e Sistemas Inteligentes, Manaus, Brasil, 2015.

ROSA, C. M. S., SIMOES, W. C. S. S. Sistema Web de Recomendação de Profissionais Autônomos Baseado em Filtragem Colaborativa. CACSI - Congresso Amazônico de Computação e Sistemas Inteligentes, Manaus, Brasil, 2015.

NETO, M. F. A., SIMOES, W. C. S. S. Monitoramento de Ativos de CPD Através de Sensores de Temperatura. CACSI - Congresso Amazônico de Computação e Sistemas Inteligentes, Manaus, Brasil, 2015.

OLIVEIRA, R. P., SIMOES, W. C. S. S. Construção de Nó Flutuante de Rede para Medição de Temperatura da Água dos Rio através de Sensores Aquáticos e Rede DTN. CACSI - Congresso Amazônico de Computação e Sistemas Inteligentes, Manaus, Brasil, 2015.

ALENCAR, M. A., SIMOES, W. C. S. S., SILVA, V. J., LUNECA JR., V. F. Arquitetura para Integração de Sistemas Independentes de Automação Residencial através de Webservices Embarcados. CACSI - Congresso Amazônico de Computação e Sistemas Inteligentes, Manaus, Brasil, 2015.

RIBEIRO, N., SIMOES, W. C. S. S. Aplicação da Metodologia Ágil Scrum para Elaboração do Projeto do Aplicativo Tô de Bike! Para Incentivar a Prática de Uso de Bicicletas. CACSI - Congresso Amazônico de Computação e Sistemas Inteligentes, Manaus, Brasil, 2015.

SOARES, R. R. S., SIMOES, W. C. S. S. Desenvolvimento de Sistema de CMS em PHP Utilizando o Framework CodeIgniter. CACSI - Congresso Amazônico de Computação e Sistemas Inteligentes, Manaus, Brasil, 2015.

LIMA, A. G., SIMOES, W. C. S. S. Monitoramento de Temperatura em Salas CPD Utilizando Sensor de Temperatura, Sistema de Log e Alerta via E-mail. CACSI - Congresso Amazônico de Computação e Sistemas Inteligentes, Manaus, Brasil, 2015.

MELO, D. S., SIMOES, W. C. S. S., VALCACIO, L. S. Sensor *Wearable* de Baixo Custo para Monitoramento dos Níveis de Monóxido de Carbono em Ambientes Urbanos. CACSI - Congresso Amazônico de Computação e Sistemas Inteligentes, Manaus, Brasil, 2015.

ARAUJO, A. T., SIMOES, W. C. S. S., VALCACIO, L. S., JUNIOR, N. A. Carrinhos Inteligentes – Otimização de Compras em Estabelecimentos Comerciais via RFID. CACSI - Congresso Amazônico de Computação e Sistemas Inteligentes, Manaus, Brasil, 2015.

SOBRINHO, R. R., SIMOES, W. C. S. S. Uso do Sistema de Gestão Escolar I-Educar para Atender a Necessidade das Escolas Rurais do Interior do Amazonas. CACSI - Congresso Amazônico de Computação e Sistemas Inteligentes, Manaus, Brasil, 2015.

Apêndice B- Ficha de catalogação dos Trabalhos do Estado da Arte

ID	
Título	
Autores	
Palavras chave	
Fonte da publicação	
Editora	
Ano de Publicação	
Resumo da publicação	
Método (s) utilizados	
Ferramenta (s)	
Impacto (positivo x negativo)	
Limitação do Método	
Integração de Métodos	
Modo de aplicação	
Perspectivas futuras	

Apêndice C- Questionário de Entrevista Individual para Definição de Perfil de Usuário

Questionário – Identificação do Usuário	
Preencha os campos abaixo com os seus dados:	
Nome:	
Idade:	
Sexo:	
Possui experiência com computadores?	
Possui experiência com sistemas de navegação?	
Possui experiência em uso de dispositivos computacionais?	
Você nasceu com a deficiência visual? Senão, com quantos anos perdeu a visão? Tem visão parcial?	
Você utiliza bengala?	
Quais dificuldades de locomoção você encontra no seu dia-a-dia?	

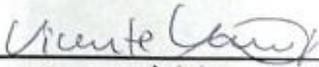
Apêndice D- Questionário de Definição de Interação com o Sistema de Navegação *Indoor*

Questionário – Definição de Interação com o Sistema de Navegação <i>Indoor</i>	
Preencha os campos abaixo com os seus dados com um texto ou desenhos se preferir	
Como você descreveria a interação inicial para o sistema de navegação?	
Como você descreveria a interação com o sistema para indicar o local de destino na navegação?	
Como você descreveria a interação com o sistema para conhecer o local de posicionamento atual na navegação?	
Qual mensagem você escolheria para ser utilizada como instrução de direção a ser tomada na navegação?	
Qual mensagem você escolheria para ser utilizada como instrução de correção de rota a ser tomada na navegação?	
Qual mensagem você escolheria para ser utilizada como instrução de desvio de obstáculo disposto na rota?	
Qual mensagem você escolheria para ser utilizada como instrução de finalização/ chegada ao ponto de destino na navegação?	

Apêndice E- Questionário de Percepção Individual sobre o Sistema

Questionário de Likert	1	2	3	4	5
Usuário:					
Qualidade de Orientação					
Independência					
Localização					
Confiabilidade					
Tempo de Resposta					
Usabilidade					

Anexo A – Folha de Rosto para Pesquisa Envolvendo Seres Humanos

 MINISTÉRIO DA SAÚDE - Conselho Nacional de Saúde - Comissão Nacional de Ética em Pesquisa - CONEP FOLHA DE ROSTO PARA PESQUISA ENVOLVENDO SERES HUMANOS			
1. Projeto de Pesquisa ASSISTENTE DE NAVEGAÇÃO INDOOR COM MELHOR ROTA ATRAVÉS DE ALGORITMO DIJKSTRA, PEDESTRIAN DEAD RECKONING E AUTO-CORREÇÃO DE ESTIMATIVA DE POSIÇÃO POR RECONHECIMENTO DE PADRÕES PARA PESSOAS DEFICIENTES VISUAIS			
2. Número de Participantes da Pesquisa: 20			
3. Área Temática:			
4. Área do Conhecimento: Grande Área 1, Ciências Exatas e da Terra			
PESQUISADOR RESPONSÁVEL			
5. Nome: Walter Charles Sousa Seiffert Simões			
6. CPF: 571.983.732-91		7. Endereço (Rua, n.º): MARIO ASSAYAG, 43 COMPENSA COND. SHALOM, APTO 304, TORRE MANAUS AMAZONAS 69036495	
8. Nacionalidade: BRASILEIRO	9. Telefone: 92991211496	10. Outro Telefone:	11. Email: waltersimoes@gmail.com
Termo de Compromisso: Declaro que conheço e cumprirei os requisitos da Resolução CNS 466/12 e suas complementares. Comprometo-me a utilizar os materiais e dados coletados exclusivamente para os fins previstos no protocolo e a publicar os resultados sejam eles favoráveis ou não. Aceito as responsabilidades pela condução científica do projeto acima. Tenho ciência que essa folha será anexada ao projeto devidamente assinada por todos os responsáveis e fará parte integrante da documentação do mesmo.			
Data: 19, 07, 2016		 Assinatura	
INSTITUIÇÃO PROPONENTE			
12. Nome: Universidade Federal do Amazonas - UFAM		13. CNPJ:	14. Unidade/Orgão: Universidade Federal do Amazonas
15. Telefone: (92) 3305-4721	16. Outro Telefone:		
Termo de Compromisso (do responsável pela instituição): Declaro que conheço e cumprirei os requisitos da Resolução CNS 466/12 e suas Complementares e como esta instituição tem condições para o desenvolvimento deste projeto, autorizo sua execução.			
Responsável: VICENTE FERREIRA DE LUCENA JR		CPF: 224.642.472-00	
Cargo/Função: PROFESSOR ORIENTADOR			
Data: 19, 07, 2016		 Assinatura	
PATROCINADOR PRINCIPAL			
Não se aplica.			

Anexo B - Termo de Consentimento Livre e Esclarecido - TCLE



Universidade Federal do Amazonas
 FACULDADE DE TECNOLOGIA
 COORDENAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO
 PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

Convidamos o(a) Sr(a) para participar da Pesquisa "ASSISTENTE DE NAVEGAÇÃO INDOOR COM MELHOR ROTA ATRAVÉS DE ALGORITMO DIJKSTRA, PEDESTRIAN DEAD RECKONING E AUTO-CORREÇÃO DE ESTIMATIVA DE POSIÇÃO POR RECONHECIMENTO DE PADRÕES PARA PESSOAS DEFICIENTES VISUAIS", sob a responsabilidade do pesquisador Walter Charles Sousa Seiffert Simões, Campus Universitário-UFAM, Bloco Villar Câmara (Pós-Graduação da Faculdade de Tecnologia), Setor Norte, Av. Rodrigo Otávio Jordão Ramos 3000, Manaus, Amazonas, CEP 69077-000, telefone: (92) 3305-4632, e-mail: waltersimoes@gmail.com, sob a orientação do Prof. Dr. Vicente Ferreira de Lucena Júnior, Av. General Rodrigo Octávio, 6200, Coroado I, ICHL - FES, telefone: (92) 3305-4636, e-mail: vicente@ufam.edu.br, a qual pretende avaliar a eficiência e eficácia de um assistente de navegação *indoor* voltado ao público deficiente visual.

Sua participação é voluntária e se dará por meio de experimento de protótipo de navegação e resposta a um questionário sobre questões relacionadas as funcionalidades e de usabilidade, sendo aplicado pelo pesquisador. Os riscos decorrentes de sua participação na pesquisa são de que os dados referentes às suas respostas sejam de conhecimento público e o constrangimento de responder o questionário na presença de um terceiro. O pesquisador assegura que sua identidade será tratada com padrões profissionais e éticos de sigilo, a entrevista será realizada em local apropriado garantindo o sigilo e o conforto necessários. Caso ocorram danos não previsíveis, os mesmos serão de responsabilidade do pesquisador responsável pela pesquisa. O pesquisador garante assistência integral e gratuita, indenização, ressarcimento e acompanhamento necessário, conforme resolução Nº 466, de 12 de dezembro de 2012, garante ainda cuidados com equipe médica e de psicologia, caso necessário. Este termo será emitido em duas vias assinadas pelo pesquisador e outra por você, ficando uma via com você e outra com o pesquisador.

Se você aceitar participar, estará contribuindo com a sociedade para a linha de pesquisa sobre navegação em ambientes indoor por pessoas com deficiência visual e para a academia na geração de conhecimentos embasados em teoria científica.

Se depois de consentir em sua participação o Sr (a) desistir de continuar participando, tem o direito e a liberdade de retirar seu consentimento em qualquer fase da pesquisa, seja antes ou depois da coleta dos dados, independente do motivo e sem nenhum prejuízo a sua pessoa. O(A) Sr (a) não terá nenhuma despesa e também não receberá nenhuma remuneração. Os resultados da pesquisa serão analisados e publicados, mas sua identidade não será divulgada, sendo guardada em sigilo. Para qualquer outra informação, o (a) Sr (a) poderá entrar em contato com a Coordenação de Pós-Graduação da Faculdade de Tecnologia no Campus Universitário - UFAM, Bloco Villar Câmara, Setor Norte, Av. Rodrigo Otávio Jordão Ramos, 3000, Manaus, Amazonas, telefone (92) 3305-2808 / 2809 ou com o Comitê de Ética em Pesquisa - CEP/UFAM, na Rua Teresina, 495, Adrianópolis, Manaus-AM, telefone (92) 3305-1181, ramal 2004, e-mail: cep.ufam@gmail.com

Consentimento Pós-Informação

Eu, _____, fui informado sobre o que o pesquisador quer fazer e porque precisa da minha colaboração, e entendi a explicação. Por isso, eu concordo em participar do projeto, sabendo que não vou ganhar nada e que posso sair quando quiser. Este documento é emitido em duas vias que serão ambas assinadas por mim e pelo pesquisador, ficando uma via com cada um de nós.

 Assinatura do participante

Data: ___/___/___



 Assinatura do Pesquisador Responsável

Impressão dactiloscópica