

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS– UFSCAR  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA– CCET  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA– DEE  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA– PPGEE

**Danilo Souza Lima**

**Classificação de Visada e Mitigação de  
Erros de Estimativa de Distância em  
Sistemas UWB**

São Carlos  
2024



**Danilo Souza Lima**

**Classificação de Visada e Mitigação de  
Erros de Estimativa de Distância em  
Sistemas UWB**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia da Universidade Federal de São Carlos, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Sistemas Elétricos e Eletrônicos

Orientador: André Carmona Hernandez

São Carlos

2024





**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS**

Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

---

**Folha de Aprovação**

---

Defesa de Dissertação de Mestrado do candidato Danilo Souza Lima, realizada em 24/05/2024.

**Comissão Julgadora:**

Prof. Dr. Andre Carmona Hernandez (UFSCar)

Prof. Dr. Daniel Varela Magalhães (USP)

Prof. Dr. Roberto Santos Inoue (UFSCar)

O Relatório de Defesa assinado pelos membros da Comissão Julgadora encontra-se arquivado junto ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.



---

# Resumo

Este trabalho de mestrado aborda a classificação das condições de visada direta (LOS) e não visada (NLOS) e seu impacto na precisão das medições de distância em sistemas de posicionamento Ultra-Wideband (UWB), propondo também um modelo de mitigação dos erros advindos dessas diferentes condições. A pesquisa focou no desenvolvimento e validação de um modelo de aprendizado de máquina capaz de classificar dinamicamente as condições de LOS e NLOS para ajustar os parâmetros do sistema na mitigação de erros. Isso envolveu a concepção de hardware e software personalizados para realizar testes abrangentes sob várias condições, buscando refletir complexidades do mundo real. Os resultados demonstraram que o modelo de aprendizado de máquina melhorou significativamente a precisão das medições, reduzindo o erro médio de distância de mais de 10 centímetros em condições de base para menos de 3 centímetros em configurações otimizadas. Os modelos de classificação de visada atingiram exatidão de 99%. As implicações desses resultados destacam o potencial dos modelos de aprendizado de máquina para melhorar a confiabilidade e a eficiência operacional dos sistemas UWB, especialmente em ambientes internos e complexos, onde há o deslocamento de pessoas, podendo obstruir os sinais. A capacidade do modelo de se adaptar a condições variáveis e classificar com precisão as interrupções de sinal devido a obstruções físicas oferece uma melhoria crítica em relação às abordagens de modelagem estática tradicionais. Esta pesquisa estabelece as bases para futuros avanços na tecnologia UWB, sugerindo que a integração do aprendizado de máquina em sistemas UWB pode levar a soluções de posicionamento interno mais robustas e precisas, cruciais para indústrias como logística, navegação autônoma e gestão de edifícios inteligentes.

**Palavras-chave:** Sistemas de posicionamento, UWB, Aprendizado de máquina, TWR.





---

# Abstract

This master's thesis investigates the classification of line-of-sight (LOS) and non-line-of-sight (NLOS) conditions and their impact on distance measurement accuracy in Ultra-Wideband (UWB) positioning systems. The focus of the research was to develop and validate a machine learning model capable of dynamically classifying LOS and NLOS conditions to adjust the system's parameters for error mitigation. This involved the design of custom hardware and software to conduct extensive tests under various simulated environmental conditions, mirroring real-world complexities. The results demonstrated that the machine learning model significantly enhanced measurement accuracy, reducing average distance errors from over 10 centimeters in baseline conditions to under 3 centimeters in optimized setups. The implications of these findings underscores the potential of adaptive learning models to improve the reliability and operational efficiency of UWB systems, particularly in complex indoor environments. The model's ability to adapt to changing conditions and accurately classify signal disruptions due to physical obstructions provides a critical improvement over traditional static modeling approaches. This research lays the groundwork for future advancements in UWB technology, suggesting that integrating machine learning into UWB systems can lead to more robust and accurate indoor positioning solutions that are crucial for industries like logistics, autonomous navigation, and smart building management.

**Keywords:** Positioning systems, UWB, Machine learning, TWR.



---

## Lista de ilustrações

Figura 1 – Diagrama de um sistema de posicionamento genérico . . . . .	27
Figura 2 – Processo de posicionamento em duas etapas . . . . .	28
Figura 3 – Exemplo de trilateração . . . . .	29
Figura 4 – Exemplo de sistema com funcionamento pelo tempo de voo do sinal . .	30
Figura 5 – Sinal com frequência bem definida e mal definido no tempo . . . . .	31
Figura 6 – Sinal com frequência mal definida e bem definido no tempo . . . . .	32
Figura 7 – Espectro de frequência do UWB comparado com outras tecnologias . .	32
Figura 8 – Diagrama representativo da propagação de um sinal em múltiplos ca- minhos . . . . .	33
Figura 9 – Representação do recebimento de um sinal ‘longo’ e suas reflexões . . .	34
Figura 10 – Representação do recebimento de um sinal ‘curto’ e suas reflexões . . .	34
Figura 11 – Protocolo de comunicação TWR . . . . .	36
Figura 12 – Protocolo de comunicação TWR em um sistema de posicionamento . .	38
Figura 13 – Diagrama demonstrando atraso de hardware em uma comunicação UWB	41
Figura 14 – Diagrama demonstrando offset de <i>clock</i> com o tempo . . . . .	42
Figura 15 – Diagrama de demonstração do DSTWR . . . . .	43
Figura 16 – RSSI em condições LOS e NLOS . . . . .	45
Figura 17 – Placa de desenvolvimento UWB fabricada pela Quorvo . . . . .	49
Figura 18 – Módulo de gravação de firmware J-LINK . . . . .	50
Figura 19 – DWM1001 . . . . .	51
Figura 20 – Diagrama de blocos do DWM1001 . . . . .	51
Figura 21 – Diagrama de blocos do DW1000 . . . . .	52
Figura 22 – Placa utilizada para carregamento da bateria . . . . .	53
Figura 23 – Software utilizado para projeto de hardware . . . . .	54
Figura 24 – Representação 3d da placa projetada . . . . .	54
Figura 25 – Placa fabricada em uma empresa terceirizada . . . . .	55
Figura 26 – Hardware montado utilizado para emular uma âncora . . . . .	56

Figura 27 – Janela do VSCode, utilizado como ferramenta para desenvolvimento do código . . . . .	57
Figura 28 – Diagrama de blocos do software desenvolvido para a a âncora . . . . .	58
Figura 29 – Hardware montado utilizado para emular uma TAG . . . . .	58
Figura 30 – Diagrama de blocos do software desenvolvido para a tag . . . . .	59
Figura 31 – Âncora conectada ao <i>gateway</i> através de um conversor UART-USB . . . . .	59
Figura 32 – Diagrama da campanha experimental realizada para análise multifatorial	63
Figura 33 – Realização do experimento . . . . .	64
Figura 34 – Visualização inicial dos dados . . . . .	64
Figura 35 – Boxplot para os fatores individuais . . . . .	65
Figura 36 – Teste realizado com objetos entre os dois rádios . . . . .	70
Figura 37 – Diagrama de caixa dos erros para cada objeto testado . . . . .	71
Figura 38 – Diagrama de caixa dos erros para cada objeto testado . . . . .	71
Figura 39 – Diagrama de caixa dos erros para cada objeto testado . . . . .	72
Figura 40 – Mapa de pontos da campanha estática (fora de escala) . . . . .	72
Figura 41 – Local onde a campanha foi realizada . . . . .	73
Figura 42 – Distância estimada x Condição de Visada . . . . .	75
Figura 43 – Boxplot do erro de medida por condição . . . . .	76
Figura 44 – Histogramas do erro de medida . . . . .	76
Figura 45 – Boxplot do erro de medida pela distância e condição de visada . . . . .	77
Figura 46 – RSSI total de acordo com a distância e condição de visada . . . . .	77
Figura 47 – Estimativa do RSSI do primeiro caminho de acordo com a distância e condição de visada . . . . .	78
Figura 48 – Relação sinal/ruído de acordo com a distância e condição de visada . . . . .	78
Figura 49 – Sinal obtido durante as campanhas dinâmicas: à esquerda o sinal com obstrução e à direita o sinal sem obstrução . . . . .	79
Figura 50 – RSSI em condições LOS e NLOS . . . . .	83
Figura 51 – Exatidão do modelo proposto em (DECAWAVE, 2016) em relação ao limiar escolhido . . . . .	84
Figura 52 – Diagrama do modelo proposto para classificação de condição de visada	85
Figura 53 – Diagrama do modelo proposto para modelagem de erros . . . . .	91
Figura 54 – Diagrama do modelo proposto para modelagem de erros utilizando classificação de visada . . . . .	92
Figura 55 – Boxplot e erro para o modelo 1 . . . . .	95
Figura 56 – Boxplot e erro para o modelo 5 . . . . .	95

---

## Lista de tabelas

Tabela 1 – Características das tecnologias utilizadas em sistemas de posicionamento locais . . . . .	18
Tabela 2 – Tabela de canais do UWB (IEEE 802.15.4). . . . .	35
Tabela 3 – Tabela de precisões de sistemas UWB conhecidos. . . . .	39
Tabela 4 – Referência para o viés de distância . . . . .	43
Tabela 5 – Distância horizontal e altura . . . . .	66
Tabela 6 – Distância horizontal e ângulo da antena . . . . .	66
Tabela 7 – Ângulo da antena e altura . . . . .	66
Tabela 8 – Tabela ANOVA . . . . .	66
Tabela 9 – F-Test ANOVA Table . . . . .	67
Tabela 10 – Exemplo de matriz de confusão . . . . .	82
Tabela 11 – Matriz de confusão do modelo proposto em DECAWAVE (2016) . . . .	84
Tabela 12 – Modelos treinados . . . . .	86
Tabela 13 – Comparação entre as entradas dos modelos treinados . . . . .	87
Tabela 14 – Comparação entre as entradas dos modelos treinados . . . . .	87
Tabela 15 – Comparação entre a precisão dos modelos utilizando a condição dinâmica. . . . .	88
Tabela 16 – Modelos treinados . . . . .	93
Tabela 17 – Comparação das métricas dos modelos que não envolvem classificação prévia . . . . .	93
Tabela 18 – Comparação das métricas das redes internas dos modelos com classificação prévia . . . . .	94
Tabela 19 – Comparação das métricas dos modelos que envolvem classificação prévia . . . . .	94
Tabela 20 – Comparação do MAE dos modelos através do método k-fold . . . . .	96



---

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO . . . . .</b>	<b>17</b>
<b>1.1</b>	<b>Motivação: Sistemas de Posicionamento . . . . .</b>	<b>19</b>
1.1.1	Indústria 4.0 e IoT . . . . .	19
1.1.2	Segurança do trabalho . . . . .	19
1.1.3	Pecuária e criação de animais . . . . .	20
<b>1.2</b>	<b>Justificativa . . . . .</b>	<b>20</b>
1.2.1	Classificação de condição de visada . . . . .	21
1.2.2	Modelagem da medida de distância . . . . .	22
<b>1.3</b>	<b>Objetivos . . . . .</b>	<b>22</b>
<b>1.4</b>	<b>Impacto potencial desta pesquisa . . . . .</b>	<b>23</b>
<b>1.5</b>	<b>Organização deste trabalho . . . . .</b>	<b>23</b>
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO . . . . .</b>	<b>25</b>
<b>2.1</b>	<b>Sistemas de posicionamento local . . . . .</b>	<b>25</b>
2.1.1	Estrutura de um RTLS . . . . .	26
2.1.2	Processo de posicionamento . . . . .	28
<b>2.2</b>	<b>A tecnologia UWB . . . . .</b>	<b>30</b>
2.2.1	Funcionamento e principais características . . . . .	31
2.2.2	Canais e frequências utilizadas . . . . .	33
<b>2.3</b>	<b><i>Two Way Ranging</i> com UWB . . . . .</b>	<b>35</b>
2.3.1	Utilização do TWR em um sistema de posicionamento . . . . .	37
<b>3</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA . . . . .</b>	<b>39</b>
<b>3.1</b>	<b>Sistemas que utilizam UWB . . . . .</b>	<b>39</b>
<b>3.2</b>	<b>Erros envolvidos na medição de distância . . . . .</b>	<b>40</b>
3.2.1	Atraso via hardware . . . . .	40
3.2.2	Erros relacionados a <i>clock</i> . . . . .	41
3.2.3	Erros relacionados à potência do sinal . . . . .	43

<b>3.3</b>	<b>Classificação de condições de Visada</b>	<b>44</b>
3.3.1	Métodos convencionais de classificação de visada	44
3.3.2	Métodos de classificação de visada baseados em Aprendizado de Máquina	46
<b>3.4</b>	<b>Mitigação de erros</b>	<b>47</b>
<b>4</b>	<b>MATERIAIS UTILIZADOS</b>	<b>49</b>
<b>4.1</b>	<b>Definições iniciais de hardware</b>	<b>49</b>
<b>4.2</b>	<b>Componentes utilizados</b>	<b>51</b>
4.2.1	DWM1001	51
4.2.2	Módulo de carregamento de bateria	53
<b>4.3</b>	<b>Elaboração do hardware</b>	<b>53</b>
<b>4.4</b>	<b>Âncora</b>	<b>54</b>
4.4.1	Hardware	55
4.4.2	Software	55
<b>4.5</b>	<b>Tag</b>	<b>56</b>
4.5.1	Hardware	57
4.5.2	Software	57
<b>4.6</b>	<b>Gateway</b>	<b>57</b>
<b>5</b>	<b>ANÁLISE MULTIFATORIAL</b>	<b>61</b>
<b>5.1</b>	<b>Formulação do problema</b>	<b>61</b>
5.1.1	Distância	61
5.1.2	Orientação da Antena	62
5.1.3	Diferença de altura entre as antenas	62
<b>5.2</b>	<b>Procedimento experimental</b>	<b>62</b>
<b>5.3</b>	<b>Resultados e análise</b>	<b>63</b>
5.3.1	Teste F	65
<b>6</b>	<b>CAMPANHAS PARA AQUISIÇÃO DE DADOS</b>	<b>69</b>
<b>6.1</b>	<b>Análise exploratória preliminar</b>	<b>69</b>
<b>6.2</b>	<b>Campanha estática</b>	<b>72</b>
6.2.1	Realização do experimento para aquisição de dados	72
6.2.2	Análise Preliminar	74
<b>6.3</b>	<b>Campanha dinâmica</b>	<b>75</b>
<b>7</b>	<b>CLASSIFICAÇÃO DE CONDIÇÃO DE VISADA</b>	<b>81</b>
<b>7.1</b>	<b>Critério de avaliação dos classificadores</b>	<b>81</b>
<b>7.2</b>	<b>Avaliação do modelo de classificação DECAWAVE</b>	<b>83</b>
<b>7.3</b>	<b>Modelo proposto com redes neurais</b>	<b>84</b>
7.3.1	Treinamento dos modelos	85
7.3.2	Verificação de vies do modelo através de k-fold	87



7.3.3	Teste do modelo em condições dinâmicas . . . . .	88
<b>8</b>	<b>MITIGAÇÃO DE ERROS . . . . .</b>	<b>89</b>
<b>8.1</b>	<b>Critério de avaliação dos regressores . . . . .</b>	<b>89</b>
8.1.1	$R^2$ ajustado . . . . .	89
8.1.2	Erro Quadrático Médio (MSE) . . . . .	90
8.1.3	Erro Absoluto Médio (MAE) . . . . .	90
<b>8.2</b>	<b>Modelo proposto com redes neurais . . . . .</b>	<b>91</b>
8.2.1	Treinamento dos modelos . . . . .	92
8.2.2	Resultados dos modelos . . . . .	93
8.2.3	Verificação de viés do modelo através de k-fold . . . . .	95
<b>9</b>	<b>CONCLUSÃO . . . . .</b>	<b>97</b>
	<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>99</b>
<b>APÊNDICE A</b>	<b>DIAGRAMA ESQUEMÁTICO DA PLACA PRO- JETADA . . . . .</b>	<b>103</b>



---

## Introdução

A difusão do primeiro dos Sistemas Globais de Navegação Satelitais (GNSS) de forma comercial em meados dos anos 90, o GPS, revolucionou o mercado e a indústria. Qualquer leitor deste trabalho, independentemente de sua área de atuação ou especialidade, muito provavelmente já o utilizou inúmeras vezes e, mesmo que não entenda a amplitude de aplicações desses tipos de sistema, consegue compreender como ele foi e é importante para o desenvolvimento tecnológico da sociedade.

Concebido primeiramente para suprir demandas militares, hoje, o GPS é largamente utilizado na sociedade civil pelos mais diversos setores. Além de sua conhecida utilidade de auxiliar na navegação terrestre em um automóvel, suas áreas de atuação incluem, mas não se limitam, a construção civil, transmissão de energia elétrica, previsão atmosférica e agricultura de precisão (KUMAR; MOORE, 2002). Além disso, tais sistemas são utilizados como a fonte principal de localização em inúmeras aplicações na navegação de veículos autônomos, sejam marítimos, terrestres ou aéreos (LU et al., 2022).

Apesar de ser notório que esses sistemas cumprem sua função de forma extremamente efetiva nessas aplicações, quando empregados em locais confinados eles apresentam uma clara fragilidade. Por funcionarem utilizando sinais de satélite com ondas UHF, sua capacidade de penetrar barreiras é limitada e, mesmo quando possível, devido a efeitos de propagações desses sinais em múltiplos caminhos na falta de uma linha de visão clara até o satélite, eles não apresentam confiabilidade suficiente para utilização nesse tipo de ambiente (XU et al., 2020). Dessa forma, a procura por métodos de posicionamento que possam ser utilizados em locais fechados é um tópico de interesse em pesquisas na área de localização e posicionamento (ALI; HUR; PARK, 2019).

No trabalho de Ozaslan et al. (2016), um método de navegação de um veículo autônomo aéreo foi testado utilizando apenas sensores internos, como LiDAR, câmeras e IMU. Porém, a utilização de sensores visuais são altamente dependentes do ambiente, necessitando de uma calibração complexa. Além disso, a localização estimada através de sensores inerciais possui um erro de integração cumulativo, comprometendo a precisão, de forma a impossibilitar sua utilização depois de alguns minutos sem auxílio de outros sensores.

Para evitar esse tipo de erro, sistemas de posicionamento local, como são conhecidos, costumam fazer uso de rádios em locais pré-estabelecidos, denominados âncoras. Assim foi proposto no trabalho de Mendes e Aroca (2018), os quais utilizam uma rede Wi-Fi e o método de medida do nível de potência do sinal recebido para estimar a posição de um objeto. Esse mesmo método pode ser utilizado com o auxílio de outras tecnologias a rádio, como *Bluetooth* e RFID (THIEDE et al., 2021).

Em Thiede et al. (2021), é feita uma comparação entre vários métodos e tecnologias que podem ser utilizados em sistemas de posicionamento. A Tabela 1 mostra algumas características de cada uma dessas tecnologias quando utilizadas nesse contexto.

Tabela 1 – Características das tecnologias utilizadas em sistemas de posicionamento locais

	Distância	Precisão	Utiliza infraestrutura existente?	Permite dispositivos pessoais	Usabilidade indoor
UWB	Média	Alta	Não	Limitado	Alta
Wi-Fi	Média	Média	Sim	Sim	Alta
BLE	Média	Média	Não	Sim	Alta
RFID	Baixa	Média	Não	Limitado	Alta
GPS	Alta	Baixa	Sim	Sim	Baixa
5G	Alta	Média	Sim	Limitado	Alta

Fonte: Adaptado de Thiede et al. (2021)

Dessa forma, é possível perceber que uma dessas tecnologias se sobressai no quesito precisão, o UWB, que, assim como o GPS, foi uma tecnologia de monopólio militar por muitos anos antes de estar disponível para a sociedade civil. Utilizado desde os anos 70 em imageamento por radar, o UWB só começou a ser aplicado comercialmente em meados dos anos 2000, primariamente para transferência de dados, porém, ele mostra seu verdadeiro potencial quando utilizado em sistemas de posicionamento.

Este trabalho foca em contribuir para o desenvolvimento da área de sistemas de posicionamento em ambientes confinados, que utilizam o UWB, ao analisar os principais problemas que são encontrados ao utilizar esse tipo de sistema em condições práticas. Dessa forma, pretende-se colaborar para formação de uma base de conhecimento para desenvolvimento de ferramentas que tornem esses sistemas mais precisos e confiáveis.

Na próxima seção, serão demonstrados alguns usos de um sistema de localização que motivam esta pesquisa. Depois disso, a seção seguinte expõe os principais elementos que justificam este trabalho. Na sequência, encontra-se uma formalização dos objetivos que se almeja alcançar até o fim deste estudo. Finalmente, a última seção apresenta um mapa organizacional deste trabalho, auxiliando o leitor a se localizar durante a leitura.

## 1.1 Motivação: Sistemas de Posicionamento

### 1.1.1 Indústria 4.0 e IoT

A Indústria 4.0 é um termo utilizado na literatura desde 2015 para simbolizar o conceito da quarta revolução industrial. Esse conceito engloba a utilização de inúmeras tecnologias, como IoT (Internet das Coisas, na sigla em inglês) e computação em nuvem, com objetivo principal de melhoria da produtividade dos processos (BAI et al., 2020). Assim, a Indústria 4.0 preza pela visão de '*Smart Factories*', que almeja o monitoramento dos processos físicos, possibilitando a cooperação entre eles e a tomada de decisão de forma descentralizada.

O já mencionado trabalho de Thiede et al. (2021) faz uma análise das principais aplicações de sistemas de posicionamento em fábricas. Ao realizar uma pesquisa com participantes advindos dos mais diversos setores industriais, com objetivo de identificar suas opiniões sobre a relevância dessas aplicações em suas respectivas áreas de trabalho, as principais aplicações obtidas são:

- ❑ Rastreamento de ordens e produtos semi-finalizados;
- ❑ Rastreamento de ferramentas e itens;
- ❑ Monitoramento do fluxo de materiais e pessoas;
- ❑ Inventariamento automatizado.

Dessa forma, pode-se observar uma tendência da aplicação de sistemas desse tipo para automatização e auxílio de várias tarefas comuns no contexto industrial.

### 1.1.2 Segurança do trabalho

Outra aplicação importante dos sistemas de posicionamento locais que motiva esta pesquisa é sua possibilidade de utilização para busca e salvamento, principalmente em locais com baixa recepção satelital. Nesse contexto, é possível citar os trabalhos de Chehri, Fortier e Tardif (2006) e de Cheng (2012), nos quais um sistema de posicionamento UWB é utilizado em minas subterrâneas de forma a rastrear pessoas e objetos. Esse tipo de ferramenta pode ser essencial para auxiliar uma equipe de resgate em caso de colapso.

Além dessa, pode-se mencionar a aplicação desses sistemas na área da construção civil, em que um grande número de acidentes é frequentemente relatado envolvendo colisões entre máquinas e pessoas (ZHANG; HAMMAD, 2012). Acidentes como esses poderiam ser evitados com um melhor controle de acesso e mapeamento local em tempo real.

### 1.1.3 Pecuária e criação de animais

O rastreio de animais pode ser de grande importância para a pecuária. O estudo do comportamento e necessidades básicas de animais pode ser um fator de auxílio na detecção de doenças e condições ou até identificar possíveis alterações no ambiente, como a disponibilidade do alimento. Isso pode ser verificado no estudo de Li et al. (2021), em que um sistema de posicionamento UWB é utilizado em animais no pasto com essa finalidade.

Nesse contexto, também é relevante o trabalho de Ren et al. (2020), em que os dados de sistema de posicionamento UWB são utilizados em fusão com outros sensores, como câmeras infravermelhas, em um celeiro, para detectar não só sua localização mas também sua posição (deitado, sentado ou em pé), gerando relatórios individuais de cada animal e possibilitando conclusões sobre o seu estado de saúde.

## 1.2 Justificativa

A seção anterior apresentou alguns casos em que a utilização um sistema de posicionamento pode ser vantajosa e agregar valor a inúmeros processos. Porém, a adoção em massa desse tipo de sistema ainda enfrenta alguns obstáculos. Em Li et al. (2016), é feita uma análise da viabilidade da utilização desses sistemas em construções de prédios, mas muitas de suas conclusões podem ser estendidas a outras aplicações. Um dos entraves que foram citados é a confiabilidade desses sistemas. Segundo esse estudo, essa pode ser uma grande barreira de utilização para garantir segurança do trabalho devido ao grande número de falsos positivos que são gerados.

Dessa forma, este trabalho faz utilização do UWB para estimar o posicionamento relativo entre dois objetos. Quando se trata de sistemas confiáveis de alta precisão, o UWB possui uma vantagem notável, podendo atingir uma precisão decimétrica (BOTTIGLIERO et al., 2021). Essa característica do UWB se deve a sua capacidade de utilizar sinais com pulso curto, permitindo a aplicação de um método de posicionamento baseado na temporização das ondas de rádio, ao invés de confiar nos dados de potência que podem ser afetados pelo ambiente e reflexões.

Apesar de sua alta precisão em relação aos outros sistemas, muitos estudos recentes ainda analisam a melhor maneira de mitigar os erros advindos da utilização dessa tecnologia. Nos trabalhos de Bottigliero et al. (2021) e Li et al. (2021), a precisão de posicionamento é tratada em nível de sistema, utilizando-se métodos mais genéricos, técnicas de filtragem moderna e aumentando o número de sensores de referência disponíveis.

Além disso, esses trabalhos e muitos dos sistemas comerciais avaliados atingem uma precisão alta em ambientes específicos, em condições estáticas, e, em seus testes, não levam em conta a condição de visada do sinal, que pode ser obstruído por equipamentos,

móveis ou pessoas caminhando pelo ambiente, faltando assim, uma análise mais completa de como a precisão dos sistemas pode ser afetada pelo ambiente.

Em contrapartida, no trabalho realizado por Cano et al. (2022), o problema já é tratado de forma mais específica, analisando os erros intrínsecos ao UWB e fazendo uma modelagem do erro de temporização da comunicação entre dois rádios. Em Krapež, Vidmar e Munih (2021), essa modelagem já é feita através de técnicas de aprendizado de máquina.

Assim, com a análise desses trabalhos, pôde-se perceber que, devido à grande quantidade de parâmetros e variáveis que impactam na precisão e confiabilidade desses sistemas, os melhores modelos a serem utilizados em situações reais ainda é um tópico discutido frequentemente na literatura.

### 1.2.1 Classificação de condição de visada

A qualidade do canal de comunicação entre dois dispositivos UWB é intrinsecamente influenciada pela condição de visada, que é caracterizada pela presença ou ausência de obstáculos físicos ao longo da trajetória de propagação. Essa classificação é essencial uma vez que a condição de visada afeta diretamente a propagação dos sinais e impacta significativamente a precisão das estimativas de distância baseadas no tempo de voo (Time-of-Flight) ou em técnicas de multilateração (LIU et al., 2022).

Em um ambiente com visada direta, onde não há obstruções significativas, espera-se uma propagação direta sem grandes atenuações ou atraso do sinal UWB, resultando em medições de distância mais precisas. Por outro lado, em ambientes não lineares ou obstruídos, como salas cercadas de objetos e móveis, corredores estreitos ou áreas urbanas densamente construídas, a presença de percursos múltiplos e reflexões pode distorcer os sinais UWB, levando a erros de medição e redução na precisão do posicionamento. Em Zhang et al. (2023), estuda-se a propagação de erros em um sistema UWB e demonstram que a principal fonte de erros se refere à propagação em condições onde não há linha de visada, essa condição também é conhecida na literatura pela sigla NLOS (non-line-of-sight).

Portanto, a classificação da condição de visada permite aos sistemas de posicionamento UWB adaptarem suas estratégias de medição e correção de erros com base nas características do ambiente, otimizando assim a precisão e confiabilidade das estimativas de localização. Em Pu et al. (2023), um sistema de posicionamento UWB é proposto utilizando um filtro de kalman em que uma classificação prévia do sinal em LOS (*line-of-sight*) ou NLOS é levada em conta no modelo da medida, mostrando a importância dessa classificação.

### 1.2.2 Modelagem da medida de distância

A maior parte dos sistemas de posicionamento UWB utilizados hoje adotam uma estratégia de mitigação de erros em nível de sistema por meio da utilização de múltiplas medidas. Nesse paradigma, observações provenientes de condições de propagação em NLOS são incorporadas, aumentando, conseqüentemente, a incerteza nas estimativas ou sendo descartadas, demandando, assim, um maior número de dispositivos para alcançar uma precisão aceitável nas estimativas de posicionamento (PU et al., 2023).

Esse incremento na complexidade e na dependência de um grande conjunto de estações base, impactando diretamente no custo do sistema, é destacado por Qu (2023) como uma das principais razões que limitam a adoção em larga escala dos sistemas de posicionamento UWB. Dessa maneira, a melhoria na precisão das medições de distância, mesmo em condições de NLOS, pode se configurar como um fator preponderante na otimização e redução de custos dessa classe de sistemas. Nos últimos anos, o processamento de sinais UWB em condições de não visada tem se tornado um tema recorrente em sistemas de posicionamento baseados em UWB.

## 1.3 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo fazer um estudo analítico dos erros relativos a estimativa de distância entre dois rádios UWB. Através desse tipo de análise, busca-se entender os principais fatores que influenciam na precisão e confiabilidade de um sistema UWB, de forma a encontrar melhores formas de mitigar os erros inerentes a esse tipo de medida, propondo uma modelagem e estimativa de erros baseadas em técnicas de aprendizado de máquina, em uma abordagem similar às realizadas por Krapež, Vidmar e Munih (2021) e por Angarano et al. (2021).

Além disso, este trabalho propõe abordar e testar técnicas para a classificação da condição de visada e identificar como ela afeta a precisão da medida em ambientes confinados. O trabalho oferece também uma solução baseada em aprendizado de máquina para abordar esse problema de classificação.

Para possibilitar esta pesquisa, inclui-se no escopo deste trabalho a implementação dos elementos essenciais de um sistema de posicionamento UWB. Isso abrange tanto o projeto e elaboração de uma placa de circuito impresso com capacidade UWB, como o desenvolvimento do software que faz aplicação dos protocolos necessários para comunicação e medição da distância entre as placas utilizando essa tecnologia.

Neste trabalho de mestrado, não se propõe a montagem de um sistema de posicionamento completo em três dimensões. O objetivo é determinar formas de aprimorar a estimativa de distância entre dois rádios, isto é, posicionamento em uma dimensão, de forma que possa ser estendido a sistemas que trabalham em três dimensões em trabalhos futuros.



## 1.4 Impacto potencial desta pesquisa

A pesquisa proposta neste trabalho tem foco na classificação de condições de visada e mitigação de erros em sistemas de localização baseados em UWB e possui um potencial de impacto em diversos aspectos societários e no desenvolvimento sustentável. A precisão aprimorada dos sistemas de localização baseados em UWB pode atingir uma ampla gama de aplicações, desde a navegação em ambientes confinados até a gestão de logística em ambientes fechados. A capacidade de localização precisa e confiável é crucial para a eficiência operacional e a segurança em ambientes complexos e dinâmicos.

Sendo assim, a pesquisa contribui para o desenvolvimento sustentável ao otimizar o uso de recursos, potencialmente reduzindo o consumo de energia associado à movimentação desnecessária de pessoas, veículos e mercadorias. Por exemplo, uma melhor localização de ativos em um ambiente industrial pode reduzir os tempos de busca, otimizar rotas e minimizar o desperdício de recursos, resultando em benefícios ambientais.

Em contexto local e nacional, a aplicação de sistemas de localização aprimorados pode melhorar a eficiência operacional de empresas e instituições, promovendo o crescimento econômico e a competitividade. Como um centro de excelência em pesquisa e inovação tecnológica, a cidade de São Carlos é lar de diversas indústrias, instituições acadêmicas e *startups* que podem se beneficiar diretamente dos avanços na área de sistemas de posicionamento. A adoção generalizada dessas tecnologias de indústria 4.0 podem impulsionar a inovação e potencialmente posicionar empresas locais e nacionais na vanguarda da economia digital.

Internacionalmente, a pesquisa busca contribuir para a formação de uma base de conhecimento empírico no campo da localização em ambientes confinados e sistemas de posicionamento de alta precisão.

Em última análise, esta pesquisa, buscando aprimorar a eficiência e a precisão de sistemas de localização utilizados em uma variedade de aplicações práticas, acaba desempenhando seu papel no avanço da sociedade em direção a um futuro mais sustentável e tecnologicamente avançado.

## 1.5 Organização deste trabalho

No Capítulo 2, nomeado Referencial Teórico, será feito um apanhado da teoria já consolidada sobre sistemas de posicionamento, sobre o UWB e sobre seus métodos de utilização em um sistema de posicionamento. A finalidade é familiarizar o leitor com os jargões e com os principais conceitos que serão utilizados no decorrer do trabalho.

No Capítulo 3, designado Revisão Bibliográfica, é feita uma análise do estado da arte, incluindo as formas como a literatura atual trata os problemas de classificação de linha de visada e mitigação de erros nas medidas de distância proveniente de sinais UWB.

O Capítulo 4, Materiais Utilizados, define todos os equipamentos que foram montados para possibilitar a pesquisa realizada e os softwares que foram elaborados.

O Capítulo 5 apresenta uma primeira análise dos dispositivos UWB confeccionados através de uma análise multifatorial de variáveis que possam causar erros nas medições UWB sem levar em consideração as condições de visada.

No Capítulo 6, Campanhas para aquisição de dados, o leitor pode entender como foram feitos os experimentos de coleta de dados utilizados para as modelagens nos capítulos subsequentes.

O Capítulo 7, Classificação de condições de visada, apresenta os métodos utilizados e resultados encontrados nos modelos propostos para classificar sinais UWB como proveniente de situações LOS ou NLOS.

O Capítulo 8 apresenta os métodos e resultados encontrados nos modelos propostos para mitigação de erros.

Por último apresenta-se a conclusão dos resultados obtidos e propõe-se como esta pesquisa pode ser estendida em trabalhos futuros.

---

## Referencial Teórico

Neste capítulo serão abordados os principais conceitos referentes às tecnologias e métodos utilizados neste trabalho.

Como visto no primeiro capítulo deste trabalho, a concepção de sistema de posicionamento local e seus conceitos tem grande importância na realização desta pesquisa. Até aqui, falou-se brevemente sobre como esses sistemas funcionam, focando nas suas utilidades e aplicações. Na primeira seção deste capítulo, o enfoque será em formalizar o conceito e definir a terminologia utilizada daqui em diante.

Em seguida, as próximas seções serão mais específicas sobre a tecnologia UWB e os métodos utilizados para posicionamento.

### 2.1 Sistemas de posicionamento local

Sistemas de posicionamento locais, que também podem ser nomeados pela sigla em inglês *LPS*, são aqueles utilizados com objetivo de determinar a localização de um ou mais objetos contidos em uma área de interesse (HASAN et al., 2018). Como visto anteriormente, eles são normalmente utilizados em locais onde os sistemas satelitais não possuem cobertura ou possuem de forma limitada. Também é comum sua utilização em aplicações em que eles possam oferecer alguma outra vantagem em relação aos sistemas de navegação global, como menor preço, maior precisão ou ainda melhor autonomia de bateria (BOTTIGLIERO et al., 2021).

Na literatura são encontrados dois termos para se referir a LPS, o primeiro é conhecido pelo acrônimo IPS, significando *Indoor Positioning System* e o segundo, RTLS, que, por sua vez, é a sigla em inglês para *Real Time Location System*. É importante mencionar que alguns trabalhos não utilizam esses termos como sinônimos e os diferenciam pelo objetivo de localização do sistema a que eles se referem. Sendo assim, IPS é utilizado para sistemas que fornecem ao dispositivo a capacidade de se localizar em um ambiente (ALI; HUR; PARK, 2019). Já RTLS é utilizado em sistemas que provêm a localização de um objeto

para um operador. Normalmente o objeto em questão não tem ciência de sua localização (MALIK, 2009).

Dessa forma, como exemplo de IPS, pode-se citar os trabalhos de Chehri, Fortier e Tardif (2006) e Cheng (2012), em que um robô autônomo, através de comunicações frequentes com outras partes do sistema, pode calcular sua posição e navegar dentro do ambiente de interesse. Pode-se observar que esse tipo de sistema é intrinsecamente elaborado para que objetos possam utilizá-los de forma a se localizar e navegar dentro de uma área de interesse, de maneira que sua localização não é divulgada a outros elementos do sistema.

Já como exemplo de RTLS, pode-se citar o trabalho de Bottigliero et al. (2021), em que um sistema desse tipo é utilizado para que um operador tenha acesso à localização de objetos de interesse em uma fábrica. Ou ainda o de Li et al. (2021), que busca rastrear comportamento de animais na pecuária extensiva. Nos dois casos é possível perceber que a atenção do sistema se volta a localizar objetos em uma área de interesse com objetivo de informar um operador. Desse modo, os objetos a serem localizados, normalmente, não possuem dados suficientes para determinar sua própria localização.

Apesar dessa diferenciação, em uma literatura mais moderna, é comum a utilização desses dois termos intercambiavelmente, e a tendência, como pode ser visto nos trabalhos de Thiede et al. (2021), parece ser utilizar o termo RTLS abrangendo tanto esses dois tipos de sistemas quanto sistemas híbridos, que englobam as características dos dois tipos.

Neste trabalho, essa distinção não é de suma importância. O foco é fazer uso de métodos que podem ser utilizados em sistemas dos dois tipos. Assim, sempre que possível será empregado o termo LPS de forma mais abrangente.

### 2.1.1 Estrutura de um RTLS

Neste texto, adotou-se a nomenclatura e definição de LPS sugerida por Malik (2009), uma vez que ela é largamente utilizada em vários dos trabalhos analisados durante a elaboração deste trabalho e adotada também pela maioria dos fabricantes de equipamentos para LPS. Apesar de ser uma definição focada em sistemas utilizados para rastreamento de objetos (RTLS), pode ser facilmente adaptada para um sistema de navegação (IPS). Ela decompõe o sistema em três partes principais: *tag*, *âncora* e *gateway*.

A primeira delas, conhecida pelo termo TAG, se refere aos componentes que serão localizados. Para que isso possa ser possível, ela realiza comunicações constantes com o resto do sistema de forma que informações suficientes sejam adquiridas e sua posição possa ser estimada.

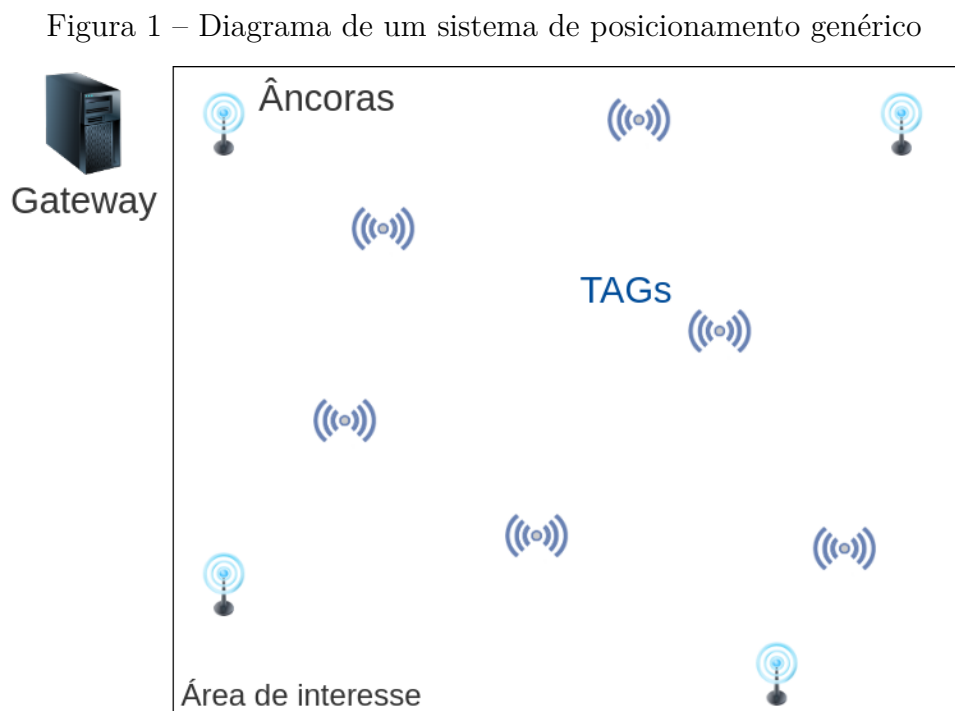
Normalmente, o número de *tags* não é uma variável de valor significativo para o sistema. A adição ou subtração de *tags*, em geral, não altera o funcionamento do sistema nem prejudica a precisão de nenhuma forma, mas dependendo das tecnologias utilizadas, pode ser que exista um limite superior para esse valor.

A segunda parte de um LPS definido aqui são as âncoras. Esses são dispositivos posicionados em locais bem definidos por toda área de interesse do sistema e são utilizados como referências no cálculo do posicionamento das *tags*. É parte dos requisitos de um LPS que sua localização é conhecida *a priori*. As âncoras se comunicam com as *tags* de forma a obter ou transmitir os dados necessários para que o sistema, ou a própria tag, possa estimar sua posição. O conjunto de âncoras de um sistema pode ser chamado de constelação. Normalmente cada sistema possui um número mínimo de âncoras para seu correto funcionamento e esse valor também está relacionado à precisão do sistema. É esperado que um sistema com mais âncoras e mesma área de interesse, possua uma precisão melhor.

As âncoras podem fazer comunicações entre si, com intuito de compartilhar os parâmetros que possibilitam a localização das *tags*, contudo, é comum em LPS uma terceira parte, nomeada *gateway*.

O *gateway* é uma estação centralizadora que se comunica com toda a constelação do sistema a fim de agregar os dados coletados, processá-los e calcular o posicionamento de cada uma das *tags* em relação à constelação do sistema. Vale lembrar que os sistemas com foco em navegação, IPS, não costumam utilizar *gateways*, uma vez que toda a lógica de comunicação se encontra no dispositivo que está navegando no ambiente.

A Figura 1 mostra o diagrama de um sistema de posicionamento genérico com todas as partes mencionadas acima.



Fonte: Autor

Com as partes bem definidas, ainda falta discutir os métodos e tipos de tecnologias utilizadas para determinar o posicionamento da *tag* em relação às âncoras. A subseção se-

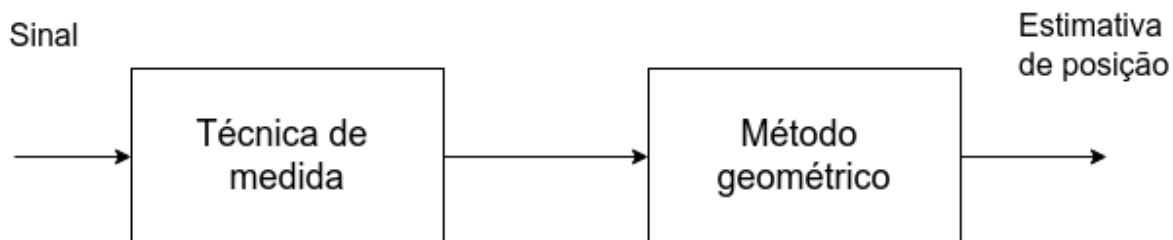
guinte discute os principais métodos de posicionamento largamente utilizados em sistemas de posicionamento.

### 2.1.2 Processo de posicionamento

O processo de posicionamento em um LPS é aquele que estima a localização de uma *tag* no sistema. De acordo com os requisitos do sistema, várias técnicas podem ser utilizadas. Alguns sistemas mais simples utilizam apenas a detecção ou não de uma *tag* por uma âncora para inferir informações relevantes sobre sua localização. Isso é comum quando o objetivo é apenas identificar se um alvo está próximo de um ponto de interesse, ou acessou um cômodo em uma casa, por exemplo. Essa técnica é chamada de localização por proximidade e muito comum em sistemas que utilizam RFID (THIEDE et al., 2021).

Porém, em sistemas que envolvem uma melhor precisão, o mais comum é a utilização de um processo de posicionamento em duas etapas, como ilustrado na Figura 2. A primeira etapa é a técnica de medida, em que se obtém os dados que serão utilizados na próxima, que utiliza um método geométrico para cálculo da localização. Esses métodos devem ser escolhidos de acordo com os requisitos de cada sistema e as tecnologias utilizadas.

Figura 2 – Processo de posicionamento em duas etapas



Fonte: Autor

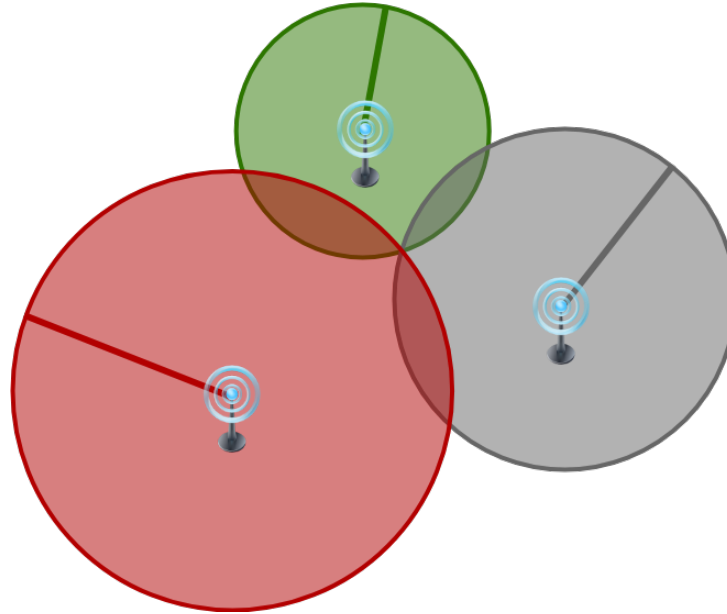
Um dos métodos geométricos que podem ser utilizados em LPS é a trilateração, que utiliza a medida de distância da *tag* até pelo menos três âncoras em posições conhecidas. Com essas medidas, é possível o cálculo da posição utilizando apenas relações trigonométricas de triângulos (LIU et al., 2007). A Figura 3 ilustra o processo de localização de uma *tag* em um LPS através desse método.

Além desse, outros métodos comuns são a multilateração, que utiliza a diferença de tempos em que o mesmo sinal é detectado em âncoras diferentes para cálculo do posicionamento, e a triangulação, que utiliza os ângulos dos sinais em relação às âncoras.

Retomando o método de triangulação, para que seja possível utilizá-lo, é necessária a obtenção da medida de distância relativa entre a *tag* e âncoras. Normalmente essa técnica é conhecida pela palavra em inglês: *ranging*.

Nas próximas seções, serão discutidos dois métodos de *ranging* muito comuns em sistemas de posicionamento.

Figura 3 – Exemplo de trilateração



Fonte: Autor

#### 2.1.2.1 *Ranging* através potência do sinal recebido

Um método de *ranging* bastante utilizado em sistemas de posicionamento, talvez o mais versátil deles pela possibilidade de ser utilizado com inúmeras tecnologias, incluindo wifi, bluetooth e RFID (ALI; HUR; PARK, 2019; THIEDE et al., 2021), é conhecido como RSSI, na sigla em inglês significa *Received Signal Strength Indication*, ou indicação de força do sinal recebido.

Ele se baseia em estimar a distância entre dois rádios através da potência do sinal recebido por um deles, assumindo que existe uma relação direta entre esses valores. Porém, é trivial perceber como a potência recebida em um rádio é dada pela soma de todas as reflexões do sinal, causando interferências destrutivas. Dessa forma, é perceptível a dependência desse método ao ambiente em que ele está sendo aplicado, de forma que sua precisão é prejudicada pela presença de objetos nas proximidades dos sensores (HASAN et al., 2018).

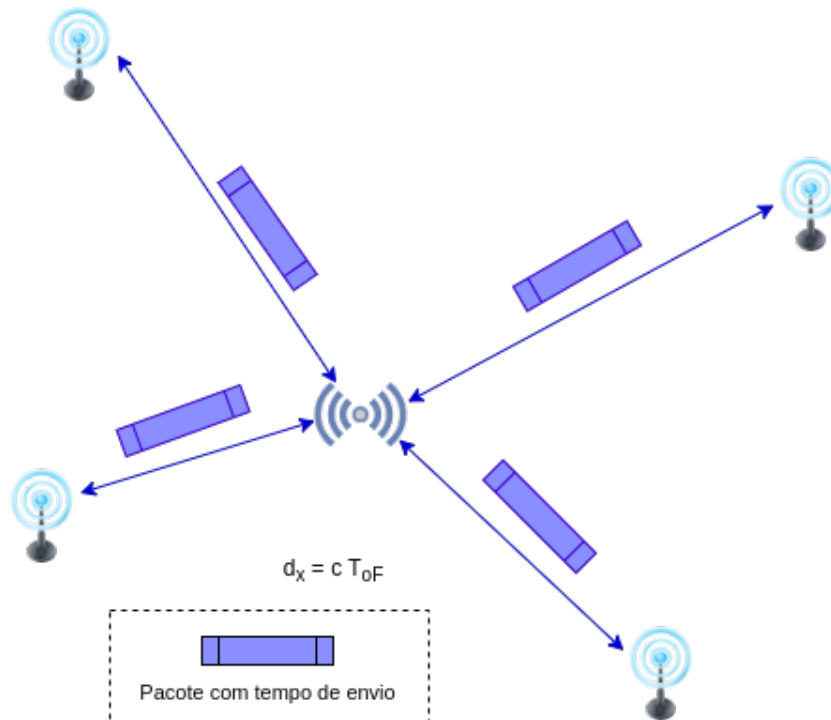
#### 2.1.2.2 *Ranging* através do tempo de voo do sinal

Uma outra maneira de estimar a distância entre dois rádios é através da medição do tempo que o sinal demora para percorrer o espaço entre os dois. A Figura 4 mostra uma *tag* enviando sinais para uma âncora, de forma que o tempo de voo do sinal possa ser calculado.

Uma vez de posse dessa medida, a distância pode ser calculada por:

$$d = ct$$

Figura 4 – Exemplo de sistema com funcionamento pelo tempo de voo do sinal



Fonte: Autor

em que  $d$  é a distância a ser obtida,  $t$  é o tempo medido e  $c$  a velocidade da luz (velocidade de uma onda eletromagnética).

Para que seja possível a utilização desse método, é necessário que seja utilizado um protocolo de comunicação que suporte essa temporização de forma precisa, apresentando um sinal com tempo de transmissão muito curto (MAZHAR; KHAN; SÄLLBERG, 2017). Na próxima seção será apresentado o UWB e como as características dessa tecnologia podem permitir uma utilização adequada desse método.

## 2.2 A tecnologia UWB

O UWB, do acrônimo em inglês *Ultra Wideband*, é uma tecnologia de comunicação de rádio que utiliza baixa densidade de potência em uma vasta porção do espectro de frequência, possuindo grande largura de banda (MAZHAR; KHAN; SÄLLBERG, 2017).

Essa tecnologia foi criada na década de 1970 para fins militares e foi utilizada primariamente em dispositivos de radares. No entanto, sua utilização pela população civil começou a se dar apenas na década de 1990 e se expandiu em meados dos anos 2000, muito devido à certificação por parte do FCC em 2002 (MAZHAR; KHAN; SÄLLBERG, 2017).

Em 2020, grandes fabricantes de celulares anunciaram a introdução dessa tecnologia em seus smartphones *high-end*, já prevendo a utilização futura dessa tecnologia para facilitar navegação em ambientes fechados (THIEDE et al., 2021).



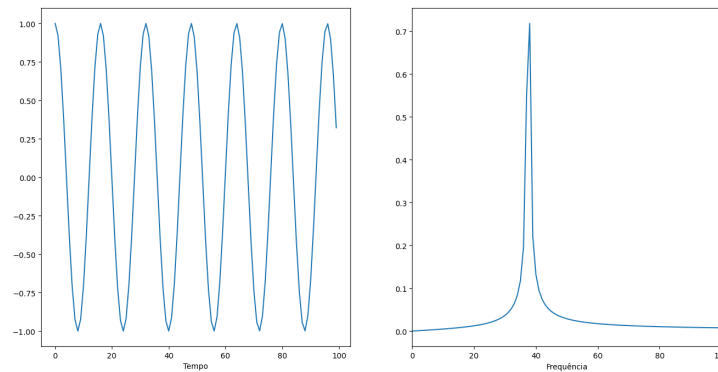
O nome UWB, notoriamente, é dado em razão da utilização de uma grande faixa do espectro de frequências e, em virtude disso, é natural pensar que esta seria uma tecnologia empregada primariamente para transmissão de dados. No entanto, sua principal utilização é em sistemas de posicionamento devido a sua capacidade de utilizar pulsos curtos e de fácil temporização. Na subseção seguinte busca-se explicar o funcionamento dessa tecnologia quando aplicada as sistemas de posicionamento, bem como relacionar suas principais características.

### 2.2.1 Funcionamento e principais características

A capacidade de utilização do UWB para temporização do sinal se deve a sua capacidade de transmitir sinais em larguras de banda muito maiores do que as técnicas de comunicação convencionais. Sua operação se baseia na emissão de pulsos de curta duração e alta frequência, geralmente na faixa de gigahertz (GHz). Um sinal com frequência muito bem definida deve gerar uma incerteza no tempo, o que equivale a uma duração mínima. (FRANCO, 2019).

Um exemplo fácil de visualizar é analisar a transformada de fourier de um sinal senoidal, com frequência bem definida mas mal definido no tempo, como pode ser visto na Figura 5, e um sinal com frequência mal definida (sobreposição de senoides) e bem definido no tempo, como pode ser visto na Figura 6.

Figura 5 – Sinal com frequência bem definida e mal definido no tempo



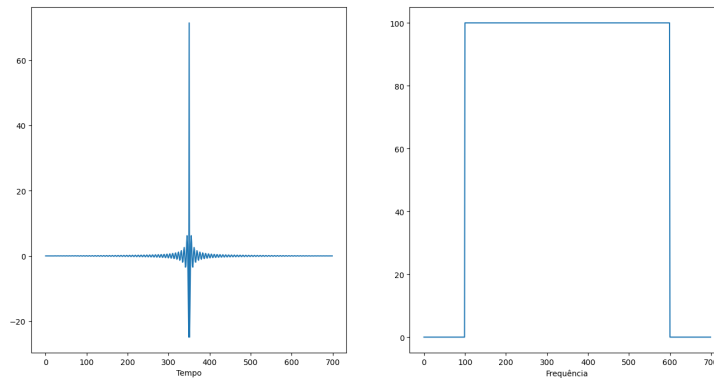
Fonte: Autor

Em virtude disso, é notório que para alcançar uma boa precisão temporal, é necessária uma grande sobreposição de frequências, em outras palavras, uma banda "ultra"larga.

De fato, comparando o UWB com outras tecnologias, é perceptível como ele se destaca em função de sua largura de banda. A Figura 7 mostra uma comparação deste com outras tecnologias de rádio largamente difundidas em um gráfico destacando as frequências utilizadas e a densidade de potência de cada uma delas.

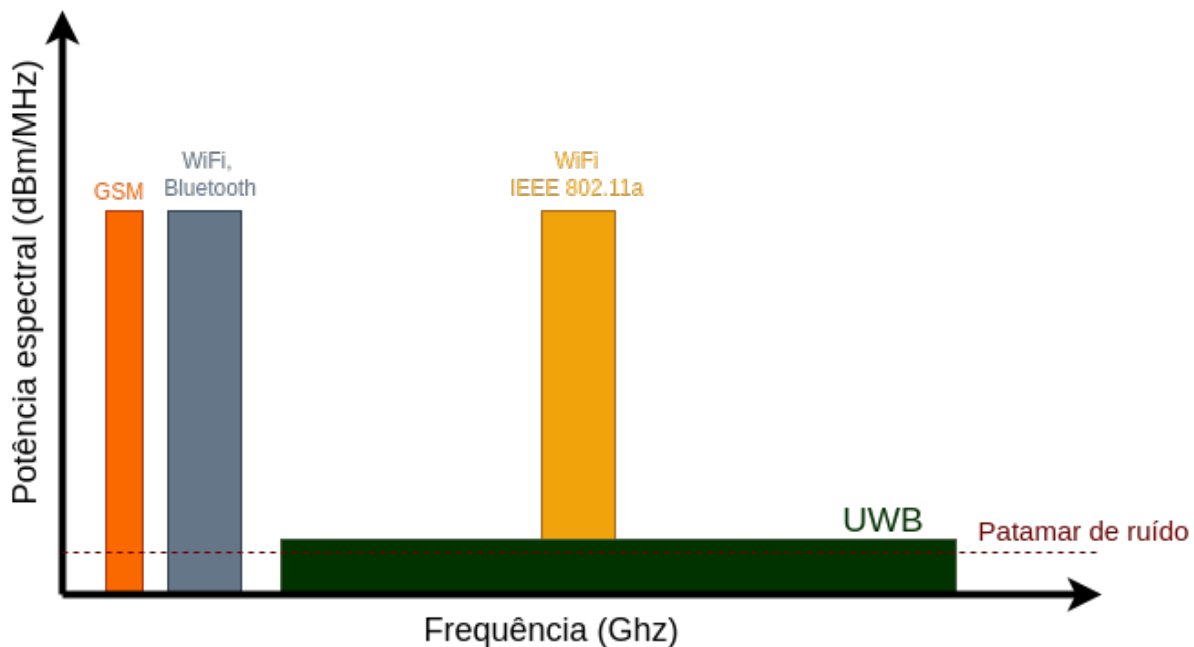
A Figura 7 também evidencia a baixa densidade de potência no espectro de frequência utilizada pelo UWB. Portanto, um rádio fazendo uso dessa tecnologia dificilmente

Figura 6 – Sinal com frequência mal definida e bem definido no tempo



Fonte: Autor

Figura 7 – Espectro de frequência do UWB comparado com outras tecnologias



Fonte: Autor

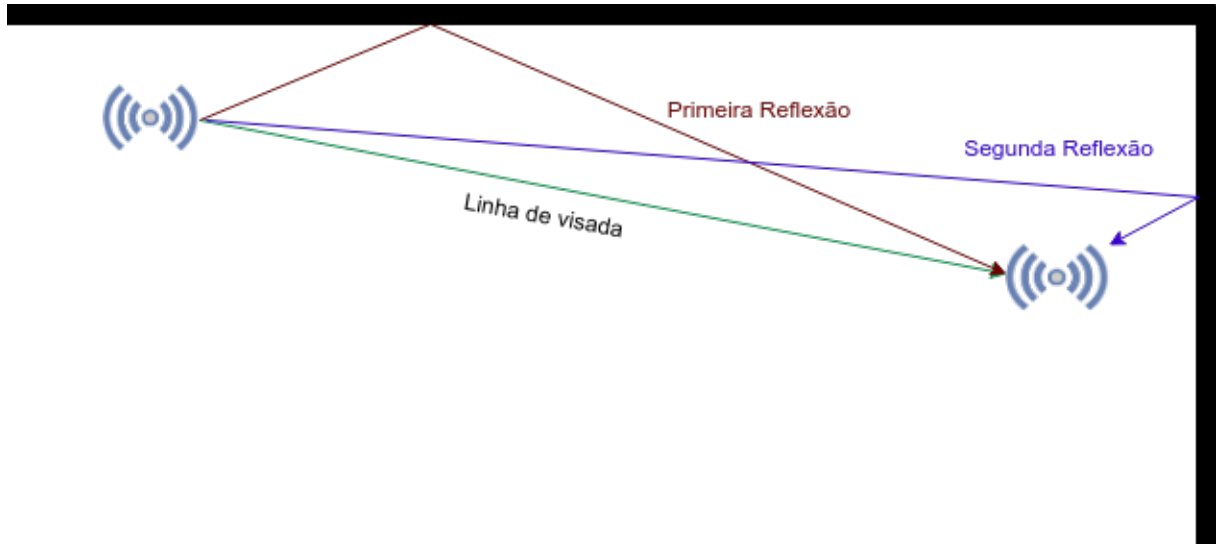
interfere na comunicação de outros protocolos que compartilham uma parte do espectro de frequência, como Bluetooth e Wifi. Vale ressaltar que esse limite de potência é uma imposição normativa tratada segundo as regras do FCC (BREED, 2005). Mais detalhes sobre o aspecto regulatório serão tratados na seção 2.2.2.

Retornando a falar sobre a capacidade do UWB de emitir pulsos extremamente curtos no tempo, uma consequência notável e de importância fundamental em sistemas de posicionamento que deve ser apontada é a possibilidade de identificação dos sinais refletidos oriundos da propagação por múltiplos caminhos (MAZHAR; KHAN; SÄLLBERG, 2017).

Como é mostrado na Figura 8, um sinal de rádio, devido à capacidade de alguns materiais de refletir ondas eletromagnéticas, pode percorrer múltiplos caminhos desde sua saída do transmissor até a chegada no receptor. Esse fenômeno faz com que o sinal

lido no receptor seja uma interpolação da onda propagada pelo meio direto com suas reflexões.

Figura 8 – Diagrama representativo da propagação de um sinal em múltiplos caminhos



Fonte: Autor

Na Figura 9 é possível ver como seria, de forma simulada, um sinal lido pelo receptor da Figura 8 considerando um sinal longo no tempo. Como pode-se perceber, o receptor fica impossibilitado de distinguir os sinais recebidos e identificar de forma precisa o primeiro sinal. Vale ainda notar que devido à soma dos sinais refletidos, o pico em potência acontece depois do pico do sinal advindo do caminho mais curto, o que pode causar erros ao estimar o ponto central do sinal.

Já no sinal apresentado pela Figura 10, que simboliza uma simulação nos mesmos parâmetros da 8, mas, dessa vez, utilizando um sinal de pulso mais curto, pode-se perceber como a distinção da componente direta da forma de onda e de suas reflexões é facilitada.

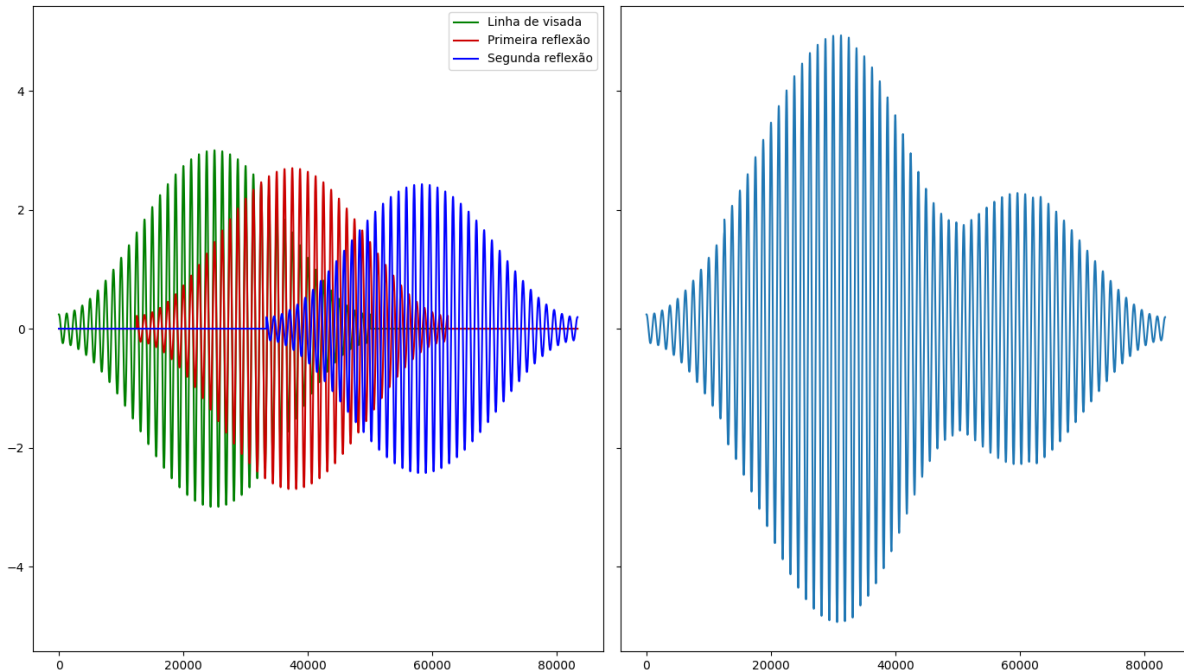
É importante dizer que essas imagens geradas têm proposta apenas didática de demonstrar como as características do UWB influenciam na capacidade de temporizar um sinal de rádio com precisão. Eles não são retirados de situações reais.

Em suma, nesta sessão foi explicado como o UWB funciona e suas principais características. Nas próximas sessões serão discutidos alguns detalhes mais técnicos sobre ele.

### 2.2.2 Canais e frequências utilizadas

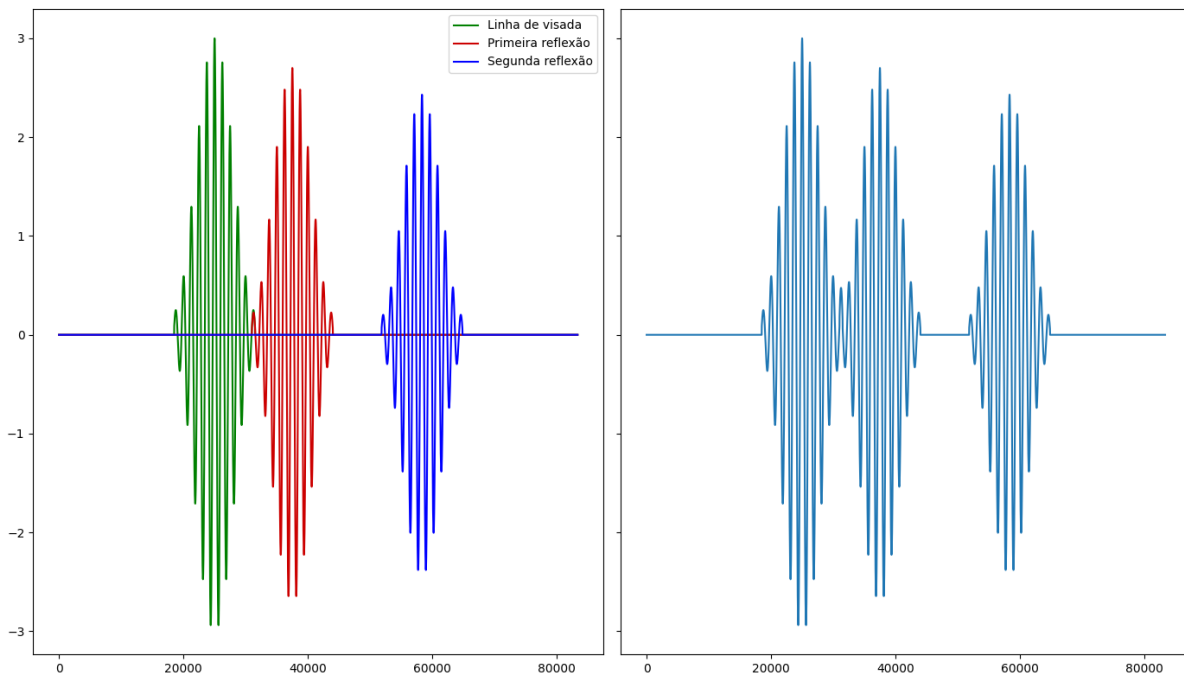
Como foi reiteradamente mencionado nas seções anteriores, o grande diferencial do UWB em relação a outras tecnologias é a sua largura de banda de frequências. Nesta seção, o objetivo é expor de forma um pouco mais técnica como essa banda é organizada de forma a ser utilizada por dispositivos UWB.

Figura 9 – Representação do recebimento de um sinal ‘longo’ e suas reflexões



Fonte: Autor

Figura 10 – Representação do recebimento de um sinal ‘curto’ e suas reflexões



Fonte: Autor

Toda a banda do UWB está organizada em divisões chamadas de canais, como é comum em protocolos de rádio. Cada um desses canais pode ser caracterizado pela sua

frequência central e banda utilizada, seguindo a especificação do padrão IEEE 802.15.4. A Tabela 2 mostra a definição de alguns desse canais. Ao todo, o UWB é dividido em 16 canais, mas aqui resolvemos destacar os mais utilizados.

Tabela 2 – Tabela de canais do UWB (IEEE 802.15.4).

Canal	Frequência central (MHz)	Banda (MHz)	Largura de Banda (Mhz)
1	3494,4	3244,8 - 3744	499,2
2	3993,6	3774 - 4243,2	499,2
3	4492,8	4243,2 - 4742,4	499,2
4	3993,6	3328 - 4659,2	1331,2
5	6489,6	6240 - 6739,2	499,2
6	6988,8	6739,2 - 6739,2	499,2

Fonte: IEEE 802.15.4

Percebe-se pela Tabela 2 que todos os canais utilizam bandas de frequência em torno de 500 MHz ou superior, para comparação, quando se fala de wifi, os canais têm em torno de 20 ou 40 MHz de banda.

Como lembrete, por questões físicas, os canais com frequências centrais menores são capazes de um maior alcance enquanto os de maior frequência possuem menor efeito devido à reflexão de objetos próximos. Também é importante mencionar que a grande maioria dos dispositivos UWB comerciais utilizam o canal 5 com frequência central em 6489.9 MHz.

## 2.3 Two Way Ranging com UWB

Como foi discutido em seções anteriores, existem várias maneiras de como o UWB pode ser utilizado para localização. Nesta seção será relatado o funcionamento de um desses métodos, o *TWR*, da sigla em inglês *Two Way Ranging*.

O TWR é um método de estimação da distância entre dois rádios com capacidade UWB através da medição do  $t_{of}$ , que já foi explicado anteriormente. Sua principal característica é permitir essa medição sem assumir que os rádios possuam uma base de tempo comum como referência, isto é, não é necessário que os dos rádios tenham sido sincronizados anteriormente (WU; CHAUDHARI; SERPEDIN, 2011; DOTLIC; CONNELL; MCLAUGHLIN, 2018).

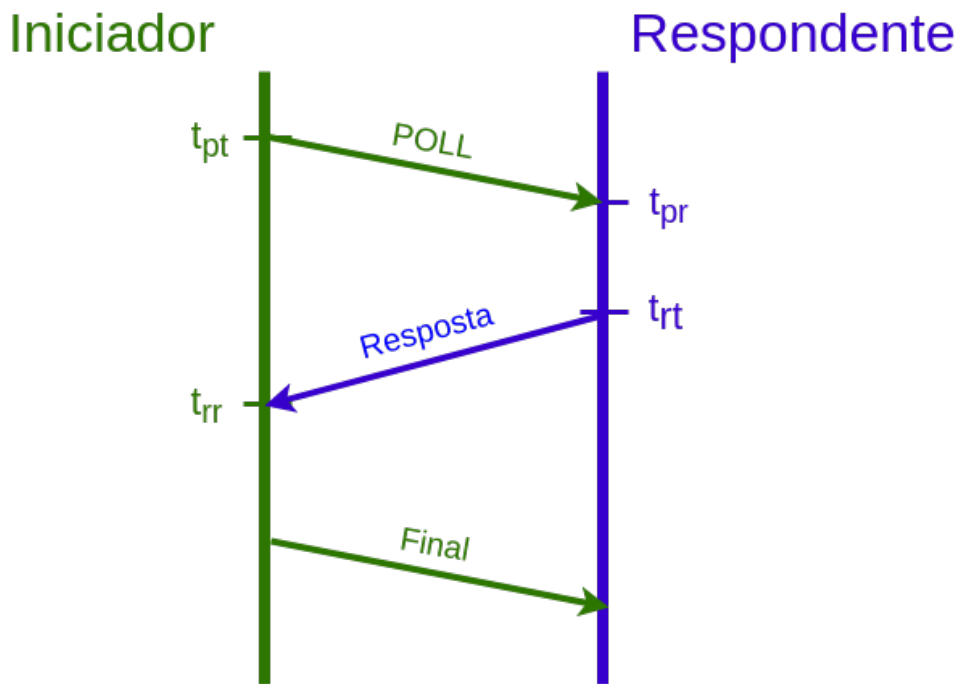
Para explicação desse protocolo utilizaremos os nomes "iniciador" e "respondente" para os dois rádios envolvidos na comunicação. O iniciador, como o nome sugere, inicia o processo, e o respondente, por sua vez, responde ao sinal recebido do iniciador.

Assim, o iniciador envia um primeiro sinal ao respondente (sinal que costuma ser chamado de *poll*). Ao enviar, ele grava em sua memória interna o valor do *timestamp* de seu relógio interno no momento do envio. O respondente, quando recebe o sinal, grava em sua memória o *timestamp* da recepção do sinal. Mais uma vez, ele utiliza o *timestamp*

gerado pelo seu oscilador interno, sem necessidade de sincronia com o relógio do iniciador. Com a recepção do sinal no respondente, este faz o processamento do sinal e envia uma resposta ao iniciador. Ao conteúdo dessa mensagem, são adicionados os *timestamps* de recebimento do *poll* e de envio dessa mesma resposta (IEEE, 2016).

Nesse protocolo, caso necessário, pode-se incluir uma última comunicação, chamada de 'final', para que sejam enviados ao respondente os dados necessários para calcular sua posição. Na Figura 11, pode ser visto um diagrama dessa comunicação.

Figura 11 – Protocolo de comunicação TWR



Fonte: Autor

Como pode ser visto na Figura 11, pode-se calcular o tempo de voo do sinal baseado no tempo total, entre o envio do *poll* e recebimento da resposta, contado pelo iniciador, e no tempo de processamento no respondente, que é calculado pelo próprio respondente, permitindo a montagem da equação 1

$$t_{of} = (t_{rr} - t_{pt}) - (t_{rt} - t_{pr}) \quad (1)$$

Então, de posse do  $t_{of}$ , a distância pode ser calculada pela equação 2

$$d_m = ct_{of} \quad (2)$$

sendo:

$d_m$  Distância medida.

$c$  Velocidade da luz no meio.

$t_{of}$  Medida do *time-of-flight* pelo TWR.

Ademais, tomando o diagrama da Figura 11, percebe-se como o iniciador tem posse de todos os dados para cálculo da distância. Caso seja necessário que o respondente tenha posse desses dados, pode-se adicionar uma comunicação a mais entre os dois rádios com os dados necessários, essa comunicação é chamada final.

Em princípio, o resultado obtido pela equação retorna diretamente a distância medida, porém alguns erros dessa medida devem ser levados em consideração. A mitigação e estudo desses erros serão feitos no próximo capítulo.

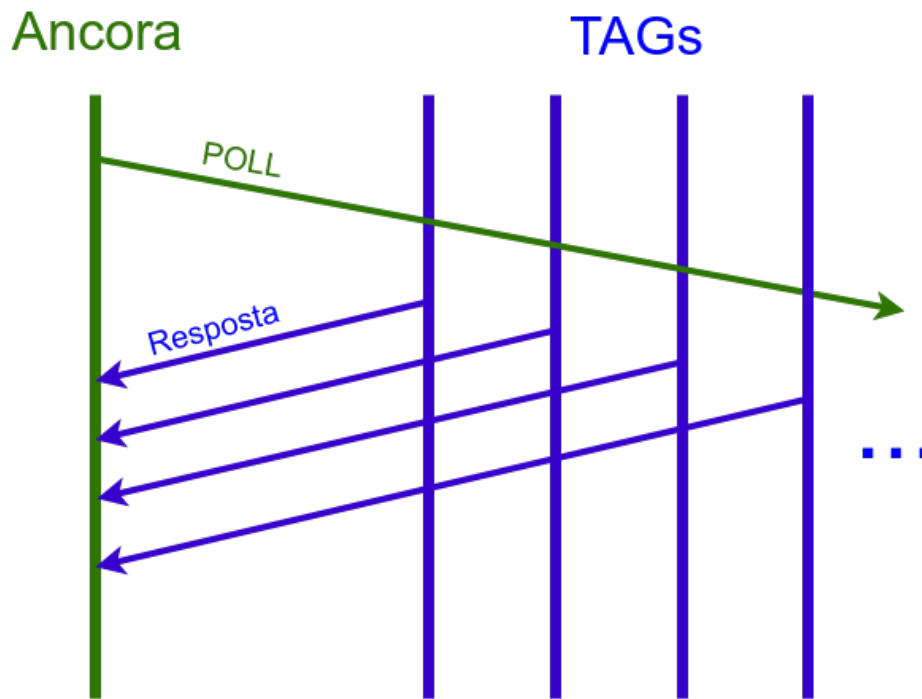
Na próxima subseção será mostrado de forma resumida como o TWR é utilizado em sistemas de localização.

### 2.3.1 Utilização do TWR em um sistema de posicionamento

Ao utilizar o TWR em um sistema de posicionamento, é necessário relacionar os papéis de iniciador e respondente a âncoras e *tags*. Uma constatação importante é que não existe correspondência direta entre esses papéis, como pode-se pensar a primeira vista. O comportamento de âncoras e *tags* devem ser avaliados de acordo com a especificação do sistema.

Além disso, para utilizar o TWR em um sistema de posicionamento, algumas otimizações podem ser feitas, um exemplo delas é o iniciador enviar o *poll* como um *broadcast*, ou seja, sem endereço específico para recebimento, assim vários respondentes podem enviar a resposta ao mesmo *poll*. A Figura 12 mostra um sistema em que as âncoras funcionam como iniciadores e as *tags* como respondentes utilizando essa otimização do *poll*.

Figura 12 – Protocolo de comunicação TWR em um sistema de posicionamento



Fonte: Autor



---

## Revisão bibliográfica

### 3.1 Sistemas que utilizam UWB

Sistemas de posicionamento UWB foram testados em vários trabalhos e para as mais diversas finalidades. Em Bottigliero et al. (2021), é proposto um sistema com baixo consumo de bateria e alta precisão utilizando multilateração para locais internos em que a posição é calculada por uma estação central que avalia os dados de todas as âncoras, esse artigo também faz uma avaliação da precisão de outros sistemas comerciais que utilizam UWB, esses dados podem ser vistos na Tabela 3.

Tabela 3 – Tabela de precisões de sistemas UWB conhecidos.

Pulson	TDOA, TWR	10 cm
Ubisence	TDOA, AOA	15 - 20 cm
Zebra	TDOA	30 cm
Sewio	TDOA	30-50 cm
OpenRTLS	TDOA, TWR	30 cm
(Bottigliero, 2021)	TDOA	10 cm

Fonte: (BOTTIGLIERO et al., 2021)

Vale citar que os valores encontrados para comparação não foram obtidos utilizando a mesma metodologia, esses testes são feitos em ambientes controlados e a precisão em situações reais pode variar bastante. Além disso, esses sistemas focam em encontrar alta precisão nessas condições mas sem entender como os métodos utilizados afetam a escalabilidade do sistema, de forma a considerar o efeito dos fatores ambientais na medida.

Em todos os trabalhos citados, é proposto um sistema de posicionamento utilizando UWB em que o esforço foi abordar o problema de precisão em nível de sistema, utilizando os dados de várias âncoras e aplicando técnicas de filtragem e fusão de sensores. Assim, não foi feita uma avaliação da técnica de distanciamento, avaliando o erro na comunicação entre duas âncoras e na efetividade de cálculo da distância entre elas para utilizar esse dado posteriormente na triangulação.

Também é importante destacar que esses trabalhos também se limitam a ambientes em condição de visada não obstruída, chamado na literatura de LOS (*Line of Sight*), neste trabalho também serão discutidos os erros causados em uma propagação com obstrução parcial do sinal, chamado NLOS (*Non Line Of Sight*).

Na próxima seção, esses erros serão classificados e discutidos e será feita uma análise de alguns trabalhos que possuem abordagens similares a este com objetivo de modelar e mitigar tais erros.

## 3.2 Erros envolvidos na medição de distância

Como este trabalho foca no estudo e na mitigação dos erros envolvidos em sistemas de posicionamento utilizando UWB, essa seção tem objetivo de fazer um apanhado desses erros e de demonstrar como eles são tratados atualmente pela literatura. Ela estará limitada a abordar erros relacionados à medida da distância através do tempo de voo de um sinal entre dois rádios, não necessariamente engajados em um sistema de localização.

É notório que a precisão da medida de distância é extremamente sensível a falhas de temporização, uma vez que a cada 1 nano segundo, uma onda eletromagnética é capaz de viajar cerca de 30 cm. Sendo assim, um erro de temporização de poucos nano segundos, pode resultar num erro acima de um metro.

As subseções seguintes buscam elencar os principais erros e os métodos utilizados pela literatura para mitigá-los.

### 3.2.1 Atraso via hardware

O primeiro erro que será abordado é o atraso de hardware, também conhecido em inglês como *antenna delay*.

Esse erro é causado principalmente pela impedância dos componentes elétricos envolvidos no hardware que fazem a comunicação, incluindo a antena. Esses componentes causam um atraso no sinal que serão contabilizados no momento do cálculo do tempo de voo, causando uma superestimação do valor calculado.

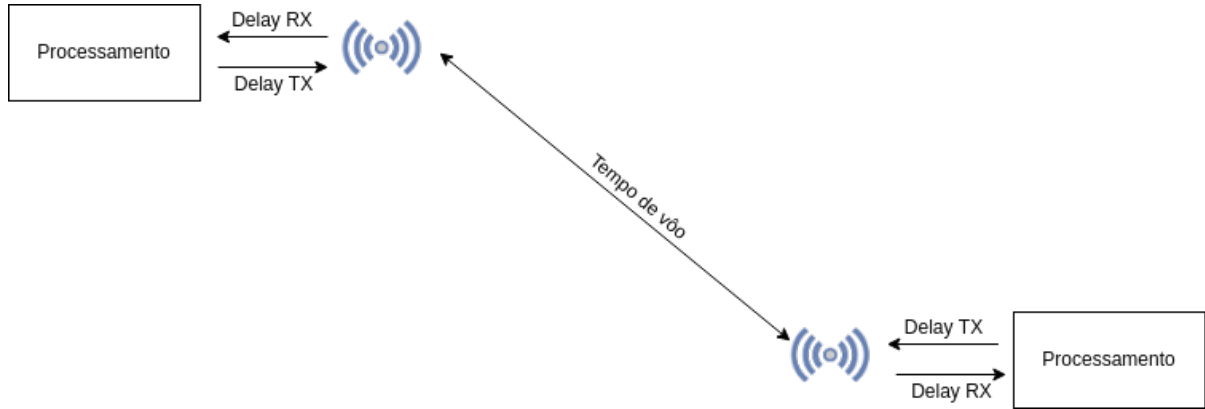
A Figura 13 mostra como esses atrasos afetam a leitura do sinal pela unidade de processamento.

Em Shaker et al. (2011) esse atraso é modelado para alguns tipos de antenas e fica fácil perceber como ele apenas é dependente da frequência utilizada para a comunicação (canal) e de fatores internos ao hardware.

Sendo assim, como o canal utilizado não é modificado, o valor de atraso pode ser calibrado com uma leitura inicial para cada hardware que participará do sistema.

Vale lembrar que em uma comunicação TWR simples, cada comunicação envolve dois hardwares e dois sinais, fazendo com que o erro tenha que ser retirado duas vezes para cada hardware (CANO et al., 2022).

Figura 13 – Diagrama demonstrando atraso de hardware em uma comunicação UWB



Fonte: Autor

Assim, pode-se modificar a equação 1 para incluir esse ajuste:

$$t_{of} = (t_{rr} - t_{pt}) - (t_{rt}t_{pr}) - \tau_{rx1} - \tau_{tx1} - \tau_{rx2} - \tau_{tx2} \quad (3)$$

sendo  $\tau_{rx1}$ ,  $\tau_{tx1}$ ,  $\tau_{rx2}$ ,  $\tau_{tx2}$  os valores de atraso na transmissão e recepção para os hardwares 1 e 2.

Como esses valores são constantes para um mesmo par de rádios, podemos ainda fazer:

$$t_{of} = (t_{rr} - t_{pt}) - (t_{rt}t_{pr}) - \tau \quad (4)$$

Sendo  $\tau$  um valor calibrado para cada par de rádios.

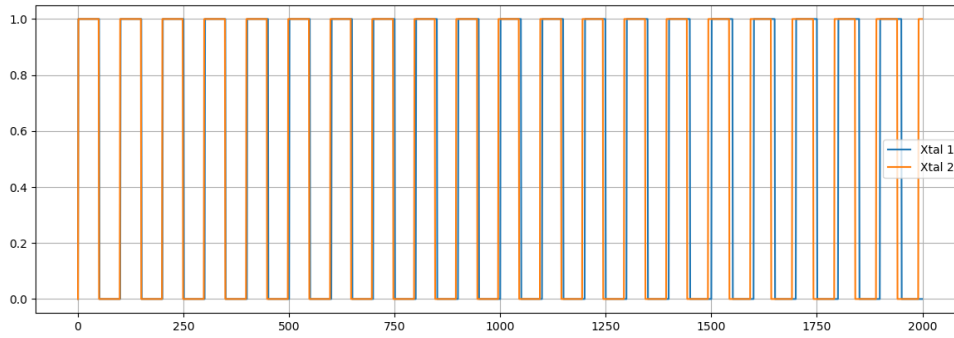
### 3.2.2 Erros relacionados a *clock*

Uma outra fonte de erro no cálculo do tempo de voo do sinal é a diferença entre os *clocks* dos processadores envolvidos.

Como mencionado anteriormente, não é necessário que os rádios envolvidos estejam sincronizados, isto é, concordem em uma base de tempo comum, porém, é necessário que a contagem de tempo transcorra da mesma forma nos dois rádios.

O TWR exige que tanto o iniciador quanto o respondente calculem, com precisão, o tempo passado entre sinais. O iniciador calcula o tempo decorrido desde o envio do *poll* ao recebimento da resposta, e o respondente entre o recebimento do *poll* e o envio da resposta. Dessa forma, uma das fontes de erro é dada pela diferença do *clock* entre os dois rádios, causada por diferenças entre os cristais dos dois hardwares (WU; CHAUDHARI; SERPEDIN, 2011). A Figura 14 mostra como uma pequena diferença entre dois cristais pode se acumular com a continuidade dos ciclos de *clock*.

Em Dotlic, Connell e McLaughlin (2018) foi apresentado um método para correção da diferença de temporização utilizando o chamado CFO, *carrier frequency offset*. Esse método utiliza o integrador do PLL do receptor de sinal para calcular a diferença entres os

Figura 14 – Diagrama demonstrando offset de *clock* com o tempo

Fonte: Autor

*clocks*. Em outras palavras, uma estimativa da diferença no cálculo de tempo é feita baseada na frequência da portadora do sinal recebido. Esse método é facilmente implementado através da leitura de registradores de PLL presentes no DWM1001 (DECAWAVE, 2014b).

No decorrer deste trabalho o termo OCTWR (*Offset Corrected Two Way Ranging*) será empregado para se referir ao TWR com correção de variação de *clock*.

Além desse, a medida de tempo também pode ser afetada por desvios de *clock* Wu, Chaudhari e Serpedin (2011), tanto no iniciador quanto no respondente. Esse erro é proporcional à diferença de tempo medida no respondente e pode ser dado por Decawave (2014a):

$$E = \frac{1}{2} \Delta t_r (e_i - e_r) \quad (5)$$

Sendo:

$E$  Erro causado pelo *drift* de *clock*.

$\Delta t_r$  Diferença de tempo calculado no respondente.

$e_i$  Drift de *clock* no iniciador.

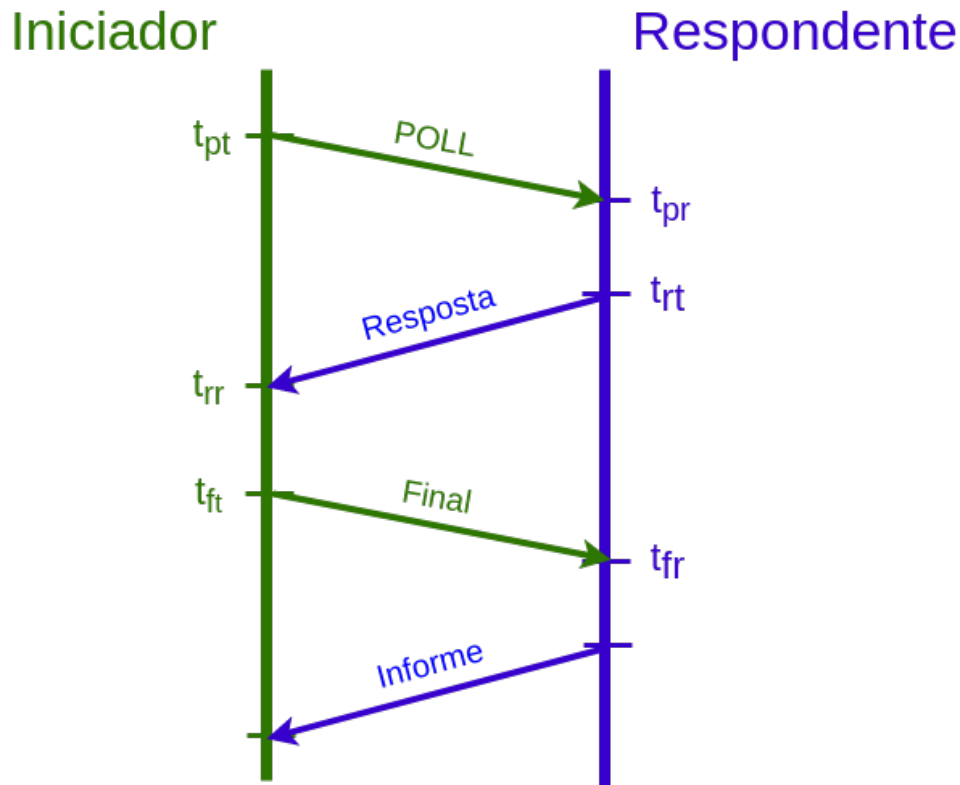
$e_r$  Drift de *clock* no respondente.

Em Preter (2021), para minimizar o erro de *clock*, foi utilizado uma versão modificada do TWR, além da correção do offset. Essa técnica é conhecida como *double sided two way ranging*, ou pela sigla DSTWR. A abordagem aqui é utilizar duplamente sinais de ida e volta, essa redundância permite eliminação de erros de drift de *clock*. A Figura 15 ilustra o funcionamento do DSTWR.

Utilizando esse método, o tempo de propagação do sinal pode ser calculado por (ANGARANO et al., 2021):

$$t_{of} = \frac{(t_{pt} - t_{rr})(t_{rt} - t_{fr}) - (t_{pr} - t_{rt})(t_{rr} - t_{ft})}{(t_{pt} - t_{ft}) + (t_{pr} - t_{fr})}$$

Figura 15 – Diagrama de demonstração do DSTWR



Fonte: Autor

Tabela 4 – Referência para o viés de distância

Measured TWR distance(m)	Range Bias Correction Factor Applied	
	PRF 16 MHz	PRF 64 MHz
1,00	-21	-13
1,25	-20	-11
1,50	-19	-11
1,75	-19	-10
2,00	-18	-10

### 3.2.3 Erros relacionados à potência do sinal

Quando um sinal atravessa um meio entre dois rádios, sua potência tende a diminuir em função da distância. Em condições ideais, não deve haver nenhuma relação entre a potência do sinal e o momento de marcação do *timestamp* no processador. Porém, na realidade, a potência do sinal lido no acumulador do chip UWB pode causar um viés na marcação do tempo.

É comum, como recomendado em DECAWAVE (2014), utilizar uma tabela pré-calibrada através da distância estimada pelo TWR para encontrar um valor de correção, porém esse método não é muito efetivo, uma vez que o erro depende da potência do sinal recebido pelo TWR. A Tabela 4 mostra um exemplo dos valores utilizados para referência.

Em Cano et al. (2022), um método para atenuação desse erro é apresentado através

de um modelo empírico utilizando uma regressão para aproximar uma curva aos dados coletados por *tags* e âncoras. Para isso, ele assume que:

- ❑ Os rádios estão em condição de visada;
- ❑ A potência do sinal recebido é igual nos dois rádios envolvidos na comunicação.

O primeiro requisito é impraticável em uma situação real, o que torna o modelo incompleto. O segundo pressuposto é bem razoável em condições de visada com antenas omnidirecionais, porém não é claro que essa premissa se mantém verdadeira em condições em que não há visada entre as duas antenas.

Em Krapež, Vidmar e Munih (2021), foi proposta uma modelagem desse erro baseado em aprendizado de máquina. Nesse trabalho, o autor se preocupou em utilizar condições diferentes de linha de visada, de modo que o algoritmo pudesse corrigir o erro causado por essas condições de forma automática. Todo o erro do cálculo de distância foi tratado como uma caixa preta, de forma que não foram utilizados outros processos para diminuição dos erros causados por temporização.

### 3.3 Classificação de condições de Visada

Muitos métodos para classificação de condições de visadas foram propostos na literatura, neste trabalho, eles serão divididos em métodos convencionais e métodos baseados em IA. Esses métodos serão discutidos nas próximas sessões.

#### 3.3.1 Métodos convencionais de classificação de visada

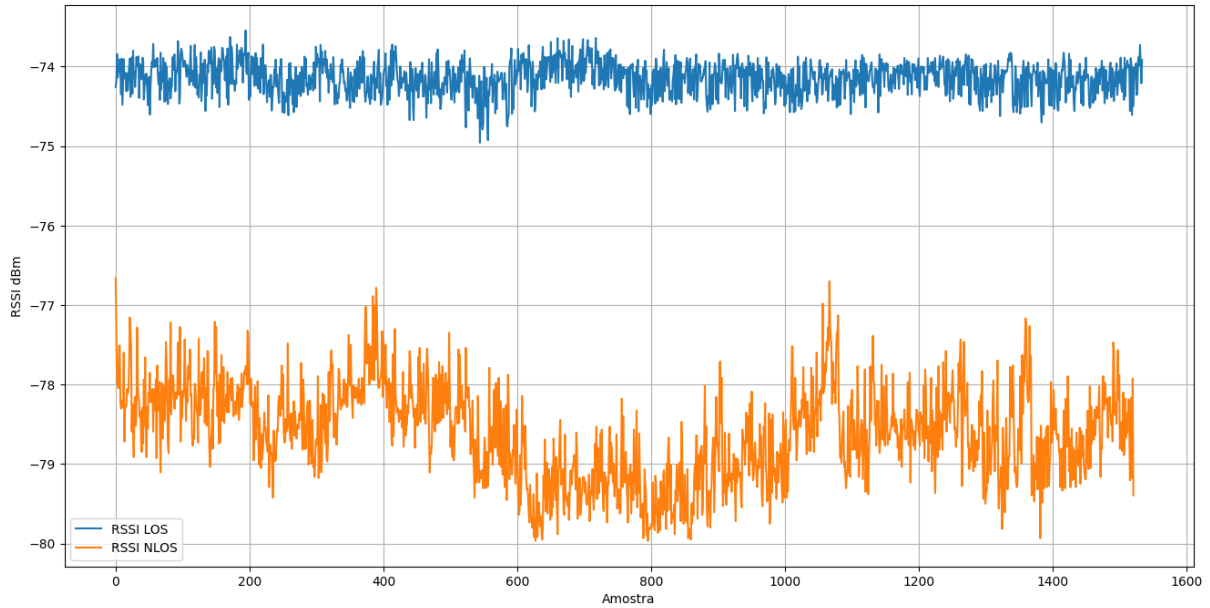
Os métodos convencionais para classificação de visadas são aqui definidos como aqueles que se baseiam em relações entre características bem definidas e parâmetros estatísticos do sinal sem a utilização de métodos de aprendizado de máquina.

Um exemplo de classificação pode ser baseada na característica de que a potência do sinal recebido tende a ser mais ruidosa em condições NLOS do que em condições LOS, como proposto no trabalho de Cai et al. (2015). De fato, essa característica pode ser percebida na Figura 16, elaborada utilizando dados de um procedimento experimental realizado neste trabalho e que será aprofundado em capítulos posteriores.

Como é possível perceber, esse método exige que múltiplas amostras seja, utilizadas para que uma classificação seja feita de forma confiável, dificultando a utilização desse método em condições dinâmicas e limitando a taxa de amostragem da medida.

Dentre outros métodos de detecção de NLOS que podem ser mencionados, a abordagem do limiar apresentada pela Decawave em DECAWAVE (2016) tem sido amplamente utilizada em diferentes aplicações e implementações de sistemas UWB (WANG; TANG;

Figura 16 – RSSI em condições LOS e NLOS



Fonte: Autor

CHEN, 2023). Isso é alcançado ao calcular a diferença entre a potência total recebida estimada (RX) e a potência do primeiro caminho (FP) usando as seguintes equações:

$$P_{firstpath} = 10 \log_{10} \left( \frac{F_1^2 + F_2^2 + F_3^2}{N^2} \right) - A \quad (6)$$

onde  $F_1$ ,  $F_2$  e  $F_3$  são os primeiros, segundos e terceiros harmônicos das amplitudes de sinal do primeiro caminho.  $N$  é o valor do contador de acumulação de preâmbulo relatado no chip DW1000 da Decawave.  $A$  é um valor constante predefinido, que é 133,77 para uma frequência de repetição de pulso (PRF) de 16 MHz e 121,74 para uma PRF de 64 MHz.

O nível estimado de potência total recebida (RX) pode ser definido como:

$$P_{total} = 10 \log_{10} \left( \frac{C2^{17}}{N^2} \right) - A \quad (7)$$

em que  $C$  é o valor da potência de resposta do impulso do canal relatada no chip DW1000.

Portanto, a métrica utilizada para classificar as condições de LOS e NLOS nesse método pode ser alcançada calculando a diferença entre a potência recebida e a do primeiro caminho como:

$$\Delta P = P_{total} - P_{firstpath} \quad (8)$$

Na abordagem convencional proposta, a distância medida é classificada como LOS quando a diferença das potência usando 8 é inferior a 6 dBm e definida como NLOS

quando é superior a 10 dBm (DECAWAVE, 2016). Apesar desse método se mostrar sub-ótimo na maioria dos casos, como mostrado por Wang, Tang e Chen (2023), alguns testes serão feitos para validar o método e comparar com o classificador proposto por este trabalho.

### 3.3.2 Métodos de classificação de visada baseados em Aprendizado de Máquina

Os métodos de aprendizado de máquinas têm sido amplamente empregados em diversas áreas do conhecimento, principalmente nas últimas décadas, desempenhando um papel significativo no avanço científico e tecnológico. De fato, a aplicação de técnicas de IA tem se mostrado fundamental em campos como medicina, finanças, ciências sociais, engenharia e muitos outros. A capacidade dos algoritmos de IA de analisar grandes volumes de dados e identificar padrões complexos relevantes tem proporcionado uma gama diversificada de aplicações práticas.

Muitos estudos abordam o problema de detecção de linha de visada utilizando classificadores binários baseados em técnicas de aprendizado de máquinas. A detecção normalmente apenas determina a condição de visada como LOS ou NLOS, como no estudo de Guo et al. (2020) ou Tabaa et al. (2014). Outros trabalhos classificam os dados em outras categorias, por exemplo, fazendo uma distinção entre *Soft NLOS* e *Hard NLOS*, essa última também pode ser chamada de *Multipath Condition*, uma vez que as reflexões do sinal têm maior potência que o sinal propagado em linha reta, como é proposto em Sang et al. (2020).

Muitas técnicas de aprendizado de máquinas, já foram empregadas para essa tarefa, em geral SVM e redes neurais são os mais utilizados e com maior efetividade Sang et al. (2020). O trabalho de Wang, Tang e Chen (2023) faz uma avaliação de vários estudos relacionados à classificação de condições de visada utilizando técnicas de aprendizado de máquinas. A precisão de classificação pode variar de 60% a 99% em diferentes estudos, sendo que os que utilizam redes neurais, em geral, apresentam melhor precisão. Vale lembrar que os estudos verificados neste trabalho fazem a classificação utilizando apenas dados estáticos, já o trabalho de Olejniczak et al. (2023) utiliza uma rede neural treinada para classificação mesmo em condições dinâmicas, atingindo precisão de 95%.

Além das técnicas, também é importante detalhar que diferentes métodos podem usar uma relação de parâmetros diferentes como entradas para esses sistemas.

Muitos estudos se baseiam em características do sinal recebido extraído por CIR (*Channel Impulse Information*) ou CSI (*Channel State Information*). Em Cai et al. (2015) é proposto um sistema que utiliza múltiplos fatores retirados do CSI para detecção de condições de visada para sinais WiFi. Os principais parâmetros utilizados como entradas em alguns estudos são:



- ❑ A distancia medida.
- ❑ Estimativa da potência do primeiro sinal.
- ❑ Estimativa de potência total do sinal.
- ❑ A diferença de energia entre o sinal total e do primeiro.
- ❑ O ruído médio do sinal.
- ❑ O ruído total do sinal.

Para facilitar a utilização técnicas como redes neurais para classificação de visada em diferentes sistemas, é necessário determinar como as entradas do sistema podem afetar a precisão da classificação. É importante lembrar que algumas variáveis podem não estar disponíveis dependendo do Hardware ou dos algoritmos utilizados.

### 3.4 Mitigação de erros

A mitigação de erros em sistemas UWB (Ultra-Wideband) é uma área de pesquisa crucial para melhorar a precisão do posicionamento. Como já mencionado, essa mitigação pode ser realizada em diferentes níveis, desde o nível do sistema, visando corrigir diretamente o erro de posicionamento, até técnicas específicas de correção de erros, com o objetivo de corrigir o erro da medida de distância, antes da aplicação das técnicas de posicionamento, como proposto por Preter et al. (2019).

Uma abordagem comum é a utilização de técnicas de filtragem, como filtros de Kalman, partículas ou Bayesianos, para realizar a fusão de informações de múltiplos sensores e corrigir erros de posicionamento. Além disso, alguns estudos exploram a aplicação de técnicas de classificação de visada para identificar e remover *outliers* ou corrigir erros de propagação do sinal, contribuindo para uma estimativa mais precisa da posição, como no trabalho de Pu et al. (2023).

Neste trabalho, Pu et al. (2023) ainda propõem a utilização de sensores auxiliares, como IMU para corrigir erros e obter um sistema com precisão subdecimétrica mesmo em condições de visada obstruída.

Apesar de obter boas precisões, essa abordagem pode encarecer muito os projetos e se tornar impraticáveis.

Um método que vem sendo abordado na literatura para considerar esse problema, é a modelagem do erro através de técnicas de aprendizado de máquinas. Um dos primeiros estudos a aplicar esse método com sucesso foi Wymeersch et al. (2012) utilizando um regressor baseado em SVM, mostrando que esse tipo de técnica pode obter excelentes resultados.

Essas técnicas vêm sendo empregadas com sucesso na literatura, como mostrado em Preter (2021). Para isso, esses estudos normalmente utilizam o sinal recebido por CIR (*Channel Impulse Information*) como entrada e aplicam técnicas de aprendizado profundo, como também é mostrado em Angarano et al. (2021).

Apesar de obterem ótimos resultados em termos de precisão, abordagens com aprendizado profundo podem ser computacionalmente ineficientes, de forma que extrair características dos sinais através do CIR ao invés de usar o sinal completo pode ser mais apropriado em alguns sistemas.

## Materiais utilizados

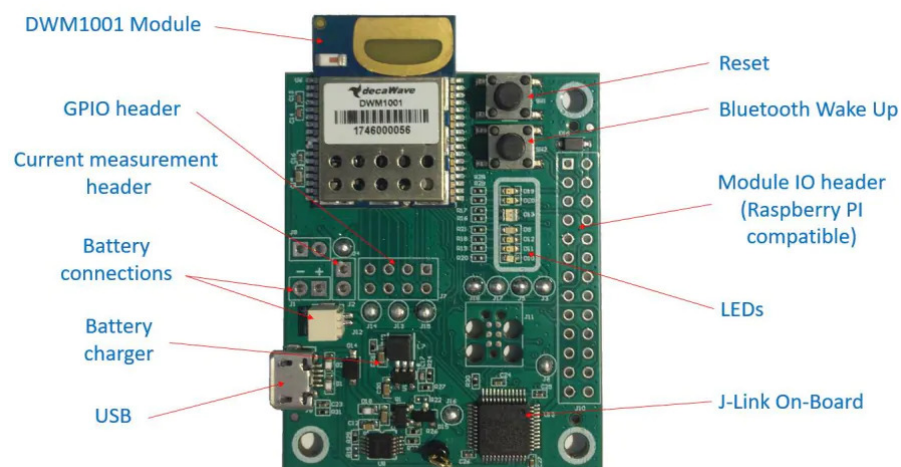
### 4.1 Definições iniciais de hardware

Para elaboração dos dispositivos necessários na realização deste trabalho, foram definidos alguns requisitos a serem seguidos de forma a facilitar a escolha dos materiais para elaboração dos dispositivos utilizados no projeto.

Um dos principais fatores levados em consideração para escolha dos componentes foi o custo. O projeto poderia ter sido realizado com placas de prototipação UWB, como a MDEK1001 fabricada originalmente pela Decawave, uma das pioneiras em módulos UWB e que foi adquirida nos idos de 2020 pela Quorvo.

A Figura 17 mostra essa placa de desenvolvimento e suas principais características.

Figura 17 – Placa de desenvolvimento UWB fabricada pela Quorvo



Fonte: Decawave

Como pode-se perceber, além do componente UWB, esse kit possui inúmeras interfaces de comunicação disponíveis, unidade de gravação do firmware, reguladores de alimentação

e possibilidade de uso com baterias recarregáveis, podendo ser utilizado em um projeto com poucas modificações.

Porém, no intuito de baratear o projeto, foi decidido que seria feita a implementação de uma placa de circuito impresso utilizando apenas o módulo UWB DWM1001, mesmo chip UWB presente na MDEK1001.

Ainda no intuito de redução de custos do sistema, decidiu-se que a placa elaborada deveria permitir múltiplas configurações de montagem, permitindo que seja utilizada com fonte USB, baterias recarregáveis de lítio (tendo assim um módulo de carregamento da bateria) ou baterias descartáveis do tipo moeda (CR2032).

Dessa forma, uma mesma placa pode ser montada para ser utilizada como tag ou âncora em inúmeros tipos de sistemas de posicionamento.

Ademais, outros requisitos adicionados foram a inclusão de uma unidade de memória não volátil independente, para gravação de dados de configuração e calibração, e a disponibilidade em hardware de interfaces de comunicação como UART e SPI.

Para finalizar, foi decidido que a placa não possuiria um módulo de gravação de firmware interno, como a MDEK1001, nesse sentido pode-se utilizar um gravador de firmware externo fabricado pela SEGGER já disponível, mostrado na Figura 18.

Figura 18 – Módulo de gravação de firmware J-LINK



Fonte: SEGGER

Em suma, nesta seção foram feitas as definições que guiam as escolhas de componentes e de métodos de implementação utilizados durante este projeto que serão apresentadas nas próximas seções deste capítulo.

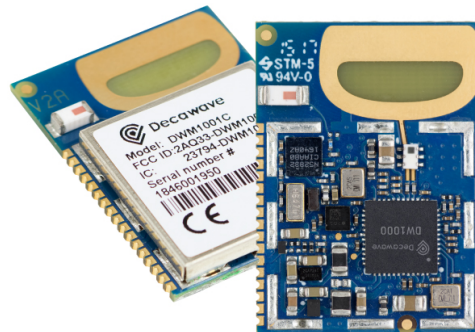
## 4.2 Componentes utilizados

Como explicado na seção anterior, esse projeto envolve a construção de uma placa de circuito impresso, nesta seção serão elencados os principais componentes utilizados para sua elaboração.

### 4.2.1 DWM1001

Como também já mencionado, o primeiro componente a ser utilizado é o DWM1001, da fabricante *Quorvo*, mostrado na Figura 19.

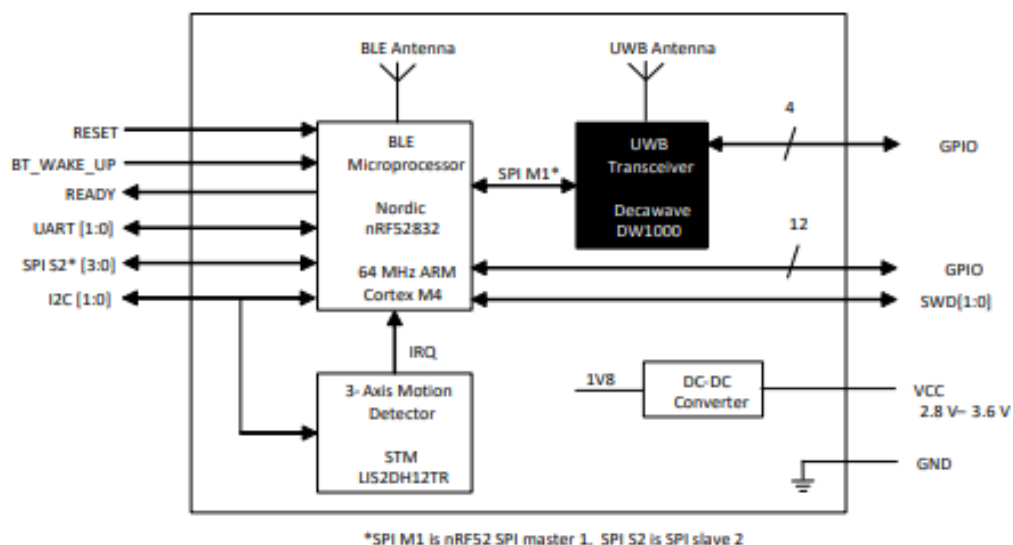
Figura 19 – DWM1001



Fonte: Decawave

Esse módulo já combina uma unidade de processamento programável, o nRF52832, e o DW1000, um CI com capacidade UWB. Além disso, permite modos de operação de baixo consumo de bateria (DECAWAVE, 2014b).

Figura 20 – Diagrama de blocos do DWM1001



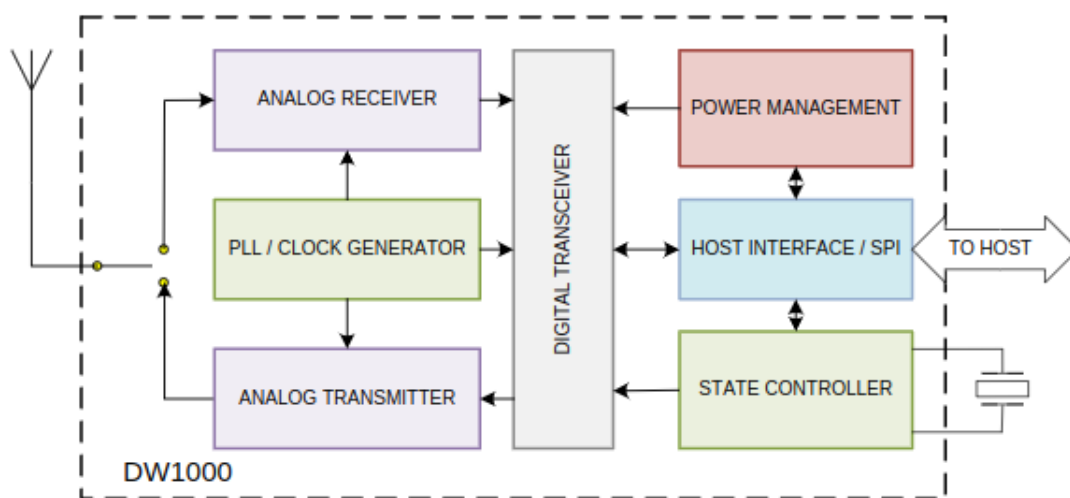
Fonte: Decawave

A Figura 20 mostra o diagrama de blocos do DWM1001 utilizado. Como pode ser visto no diagrama, esse módulo inclui um acelerômetro de 3 eixos e Bluetooth, para melhorar sua capacidade de conectividade, Oo que permite ampliar a gama de trabalhos futuros, possibilitando mais facilmente a integração em outros sistemas (DECAWAVE, 2014b).

O DWM1001 facilita a utilização do UWB através da integração do DW1000 em um módulo já contendo uma antena, cristal e unidade de processamento. Toda a comunicação UWB é gerenciada via SPI pelo processador NRF52.

Na Figura 21, pode ser visto o diagrama de blocos do DW1000.

Figura 21 – Diagrama de blocos do DW1000



Fonte: Decawave

Esse módulo possui capacidade de processar dados UWB utilizando o protocolo IEEE 802.15.4-2011 com implementação da anticolisão, que permite múltiplos componentes funcionando numa rede. Ele também permite a utilização dos canais UWB com frequência central entre 3,5 e 6,5 GHz. Além disso, possui uma limitação na banda máxima de recepção em 900 MHz, porém, isso é suficiente para utilização da grande maioria dos canais, como visto na Tabela 2.

Outra função deste é a gravação dos *timestamps* de sinais recebidos. Esse módulo possui uma resolução de 64 GHz, ou seja, aproximadamente 15 ps de precisão temporal. Considerando a velocidade da luz no vácuo, a resolução espacial é de aproximadamente 0,005 m.

Outra função interessante desse módulo é a presença de dois buffers, permitindo a recepção de uma segunda mensagem enquanto o módulo de processamento ainda não acessou a primeira.

Mais uma característica importante de salientar é a antena interna do módulo. Ela possui polarização vertical e um padrão omnidirecional no eixo XY de forma que duas antenas posicionadas verticalmente possuem pouca variação da potência recebida em relação ao ângulo entre elas.

## 4.2.2 Módulo de carregamento de bateria

Para o hardware utilizado na tag, é imperativo que este seja provido de uma bateria, de preferência carregável. Assim foi escolhido um circuito de carregamento comercial para facilitar a elaboração do hardware.

Figura 22 – Placa utilizada para carregamento da bateria



Fonte: Amazon

O carregador escolhido, mostrado na Figura 22, é feito para carregamento de uma célula de lítio, que será fundamental para o hardware projetado.

## 4.3 Elaboração do hardware

Esta seção mostra o desenvolvimento da placa customizada utilizando os componentes das seções anteriores.

Para que o projeto da placa pudesse ser feito, todos esses componentes foram desenhados no programa Kicad. Esse programa foi utilizado por ser um software *open-source* e bem familiar a desenvolvedores que trabalham com esse tipo de projeto.

A Figura 23 mostra as principais janelas desse programa em que a placa foi projetada.

Durante o projeto, tentou-se elaborar uma placa pequena, de forma a reduzir os custos de fabricação, mas que contivesse pelo menos os componentes mais importantes na camada frontal, com o objetivo de facilitar a manutenção e a verificação de possíveis problemas.

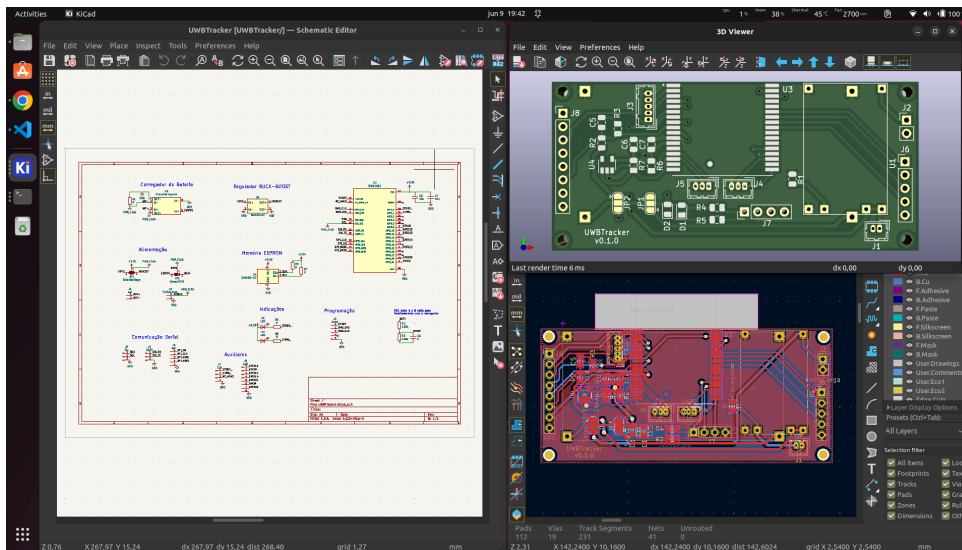
A placa projetada pode ser vista em um modelo 3D na Figura 24.

Como pode ser visto nessa figura, a placa possui dois *jumper*s de seleção JP1 e JP2. Através deles é possível selecionar como a placa vai ser alimentada. As opções são:

- Bateria recarregável com carregador.
- Bateria não recarregável.
- Fonte externa

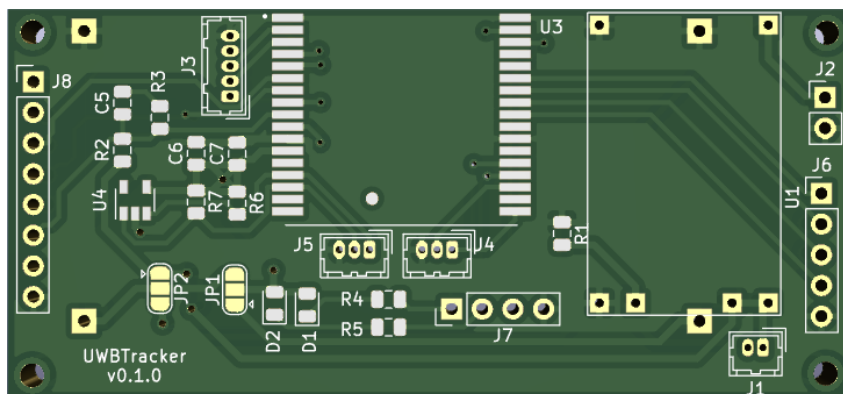
É possível ver também alguns terminais de comunicação nas extremidades da placa para possibilitar sua conexão a módulos externos caso seja necessário. As interfaces disponíveis são:

Figura 23 – Software utilizado para projeto de hardware



Fonte: Autor

Figura 24 – Representação 3d da placa projetada



Fonte: Autor

- SPI
- UART
- I2C

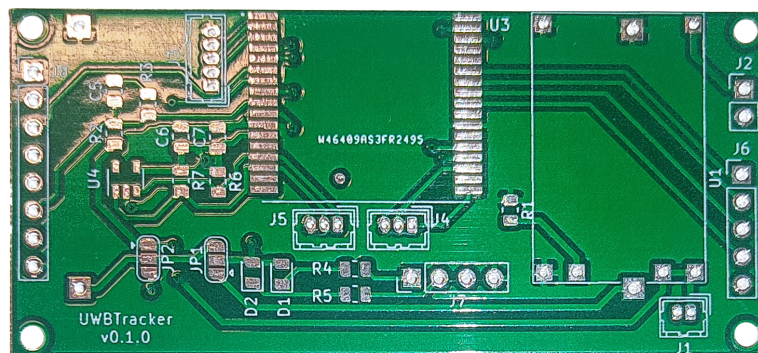
A placa foi fabricada através de uma empresa terceirizada e uma imagem da PCB após o processo de fabricação pode ser visto na Figura 25.

## 4.4 Âncora

Neste projeto, a âncora é considerada o iniciador da comunicação de OCTWR, como visto na sessão anterior, dessa forma não é necessária a última mensagem do protocolo mostrado na Figura 12.



Figura 25 – Placa fabricada em uma empresa terceirizada



Fonte: Autor

Apesar deste trabalho não ter um objetivo de criar um sistema de posicionamento completo, por simplicidade de termos, utilizaremos o termo âncora para descrever o equipamento com hardware e software nas condições em que ele seria utilizado como âncora em um sistema de posicionamento.

#### 4.4.1 Hardware

O hardware para a âncora foi montado a partir da placa fabricada em sua configuração sem bateria, utilizando apenas a alimentação com uma fonte USB. Como o objetivo principal deste trabalho é a modelagem do erro no cálculo de distância, apenas uma âncora e uma *tag* são necessárias.

A Figura 26 mostra o hardware montado dessa forma.

#### 4.4.2 Software

O software foi elaborado em linguagem C para o nrf52 utilizando o VSCode como IDE e cross compilado utilizando a Toolchain GNU para arm disponível em [developer.arm.com](http://developer.arm.com). A Figura 27 mostra a tela do VSCode

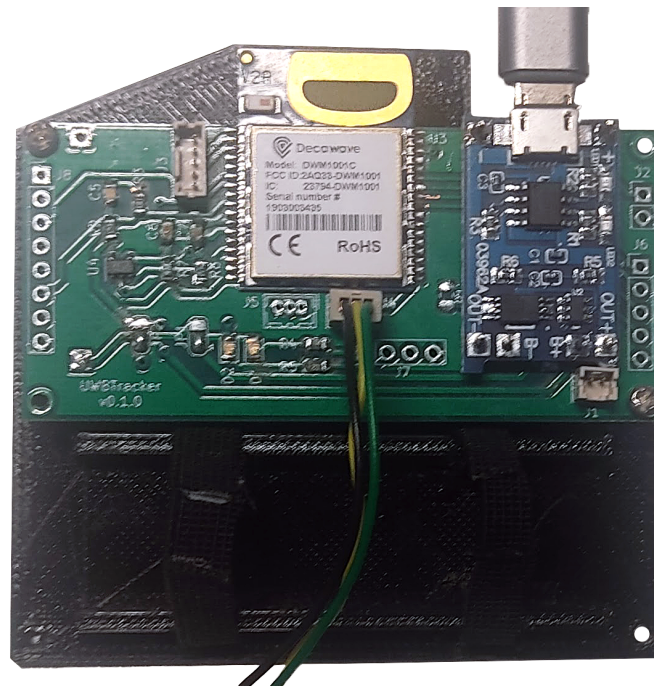
O software da âncora tem função de executar as tarefas do iniciador na comunicação TWR. Depois de obter os dados de temporização, ele deve fazer um leve processamento destes e enviar os dados em sua interface UART, de forma que o *gateway* possa obtê-los.

Na Figura 28 pode-se ver o diagrama de blocos do código desenvolvido para a âncora.

Como pode-se perceber nessa imagem, a âncora tem a função de criar os pacotes de *poll* e esperar pela resposta. Depois disso, ele deve processar os dados obtidos, organizar em um pacote e enviar através da *uart*, disponibilizando os dados para o *gateway*.

É importante mencionar que esse software deve coletar e organizar também alguns dados de diagnóstico do sinal, que pode ser utilizado para modelagem do erro.

Figura 26 – Hardware montado utilizado para emular uma âncora



Fonte: Autor

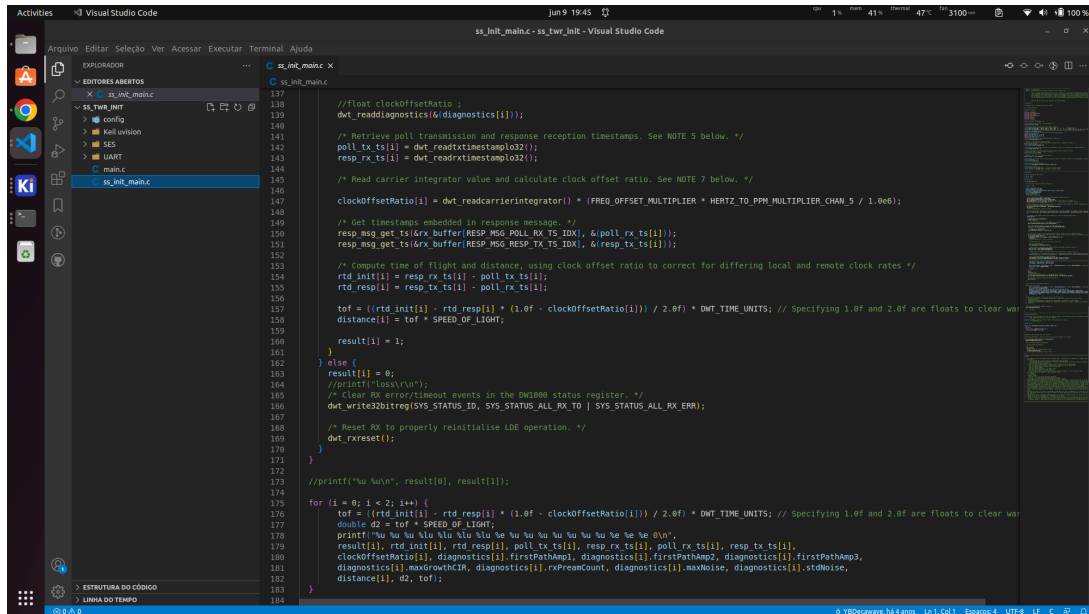
Os dados coletados e disponibilizados na UART são:

- Timestamp* do *poll* enviado;
- Timestamp* do recebimento do *poll* pelo respondente;
- Timestamp* do envio da resposta;
- Timestamp* do recebimento da resposta;
- Offset* de correção calculado pelo CFO;
- Potência total do sinal recebido;
- Potência do primeiro caminho do sinal;

## 4.5 Tag

O que foi chamado de tag, no contexto deste trabalho, se refere ao respondente do *OCTWR*. Apesar de não ser um sistema de posicionamento completo, hardware e software foram projetados para apresentar todas as funcionalidade necessárias para uma *tag* em um sistema de posicionamento.

Figura 27 – Janela do VSCode, utilizado como ferramenta para desenvolvimento do código



Fonte: Autor

### 4.5.1 Hardware

Para montagem do hardware foi utilizada a placa desenvolvida, mas, dessa vez, em sua configuração com carregador e bateria recarregável. Essa montagem facilita a mobilidade da *tag* no sistema simplificando a dinâmica de testes.

Como o objetivo principal deste trabalho é a modelagem do erro no cálculo de distância, apenas uma *tags*. A Figura 29 mostra o hardware utilizado como *tags*.

### 4.5.2 Software

O software utilizado para a *tag* é uma simplificação daquele utilizado pela âncora. Como diferença fundamental pode-se destacar a ordem dos módulos principais da execução, uma vez que o respondente tem como função primeiramente receber o sinal do *poll* para então enviar uma resposta.

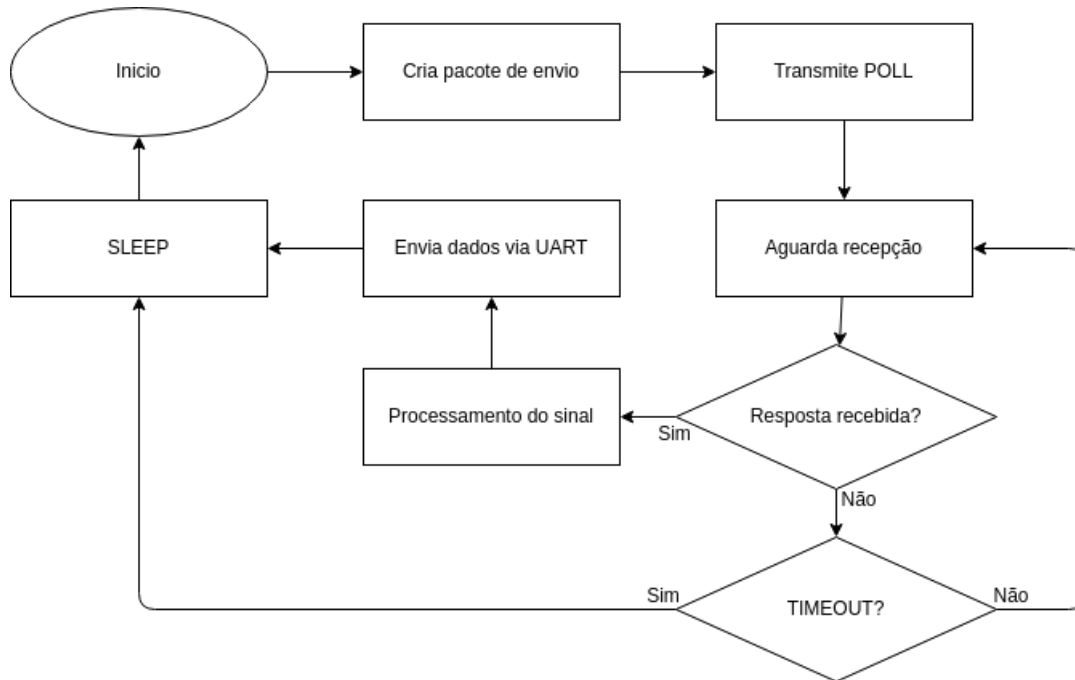
A Figura 30 mostra o diagrama de blocos do respondente.

## 4.6 Gateway

O Gateway, no sistema desenvolvido neste projeto, tem função de centralizar as informações adquiridas pela *tag* e âncora.

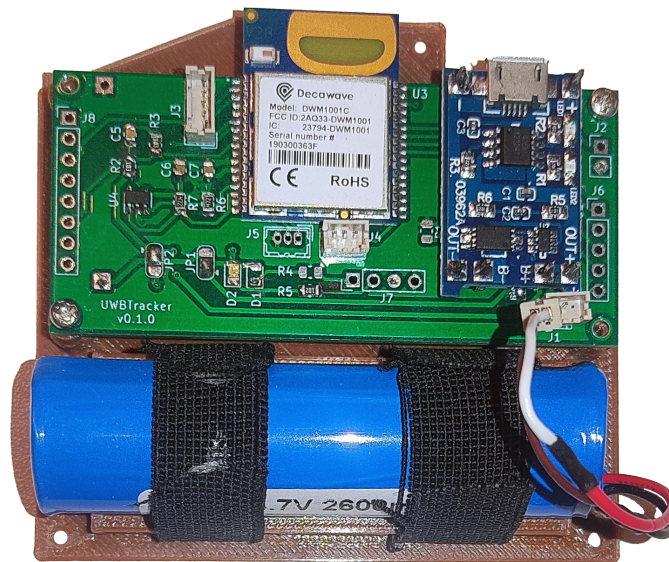
No sistema proposto, um computador é utilizado como gateway. Uma aplicação foi feita em linguagem python e em javascript para obter os dados da âncora através da inter-

Figura 28 – Diagrama de blocos do software desenvolvido para a a âncora



Fonte: Autor

Figura 29 – Hardware montado utilizado para emular uma TAG



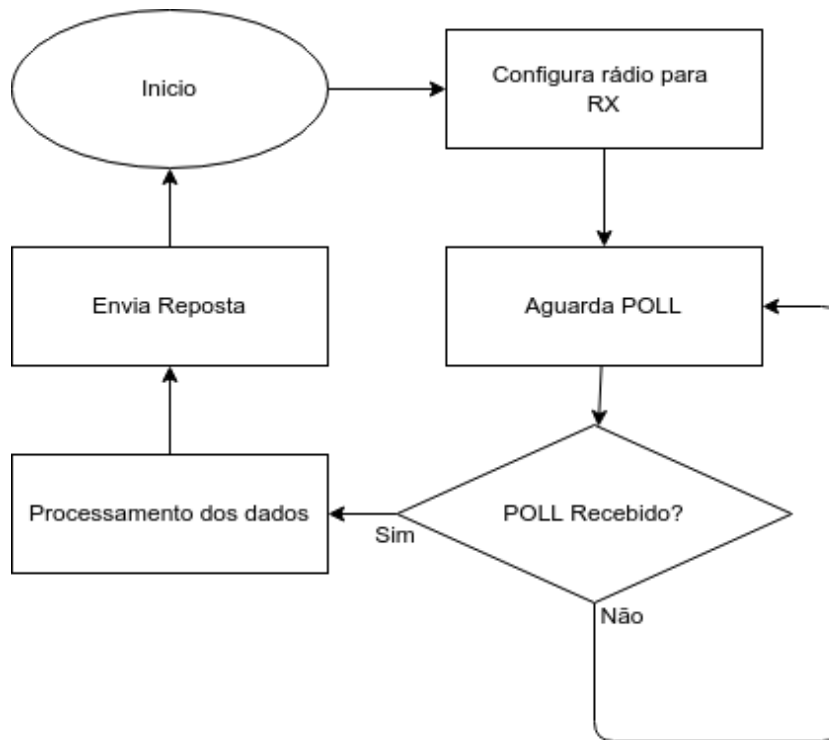
Fonte: Autor

face UART e apresentar em uma tela em tempo real. O Gateway também foi projetado para organizar os dados recebidos e salvar para uma análise posterior.

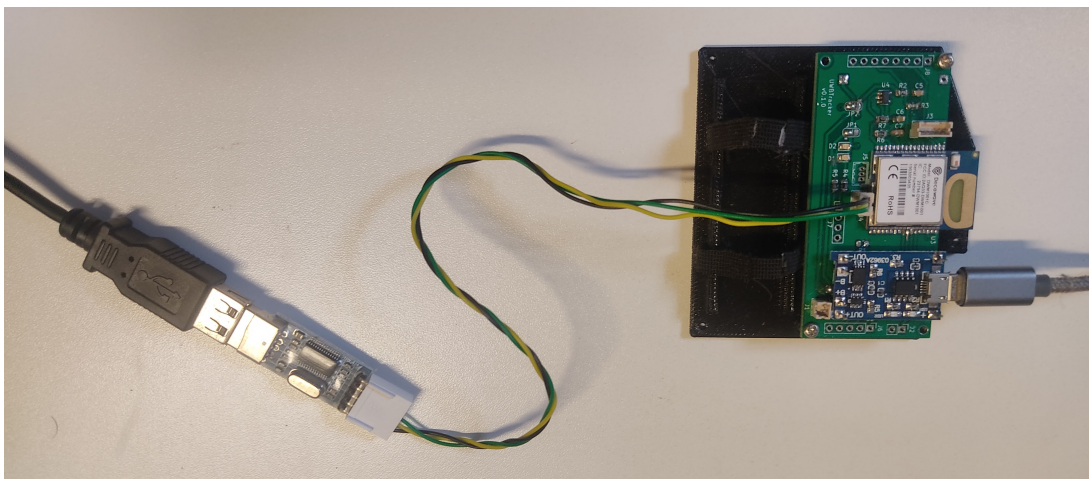
A Figura 31 mostra como a âncora foi conectada ao computador através de um conversor USB-UART.

A utilização de um PC e uma linguagem de alto nível facilita a integração dos dados e a análise posterior, uma vez que muitos dos métodos utilizados para análise de sinais já

Figura 30 – Diagrama de blocos do software desenvolvido para a tag



Fonte: Autor

Figura 31 – Âncora conectada ao *gateway* através de um conversor UART-USB

Fonte: Autor

estão desenvolvidos em implementações conhecidas e bem documentadas.



---

## Análise multifatorial

Este capítulo descreve uma análise fatorial do erro de medida. O escopo do problema investigado está limitado à avaliação dos fatores relevantes que afetam o erro no cálculo da distância usando o método OCTWR em condição de visada direta. Portanto, ele se restringe a dois dispositivos UWB, em que um dispositivo atua como iniciador e também é responsável pelo processamento de sinal e estimativa de distância, e outro como um respondente no método OCTWR. Os fatores considerados neste estudo incluem distância, ângulo da antena e altura da âncora em relação à tag.

A avaliação da influência da condição de visada no sinal não foi considerada nesse primeiro procedimento experimental e será investigada em outros capítulos. O objetivo é verificar que outros fatores podem influenciar na medida e validar a consistência dos resultados, uma vez que os experimentos foram realizados com um software e hardware customizados.

### 5.1 Formulação do problema

Nesta seção serão determinadas as principais variáveis a serem estudadas e como elas podem influenciar na medida.

#### 5.1.1 Distância

A medição da distância é o objetivo primário do OCTWR, e é por meio desse parâmetro que a precisão do modelo desenvolvido será calculada. Portanto, a distância real deve ser controlada durante todo o experimento. Nesse sentido, a precisão da medição é considerada um fator crucial para validar o modelo implementado.

Como referência, em Preter et al. (2019), foi conduzido um experimento usando dois rádios UWB em robôs móveis equipados com dispositivos GPS-RTK para medir distâncias com precisão sub-decimétrica. No entanto, neste trabalho, que é limitado a ambientes

internos, a decisão foi determinar posições estáticas predefinidas em linha reta e limitar a faixa a cerca de 12 m devido a limitação do espaço físico do laboratório utilizado.

### 5.1.2 Orientação da Antena

A orientação da antena é considerada um fator significativo no erro de medição, de acordo com a literatura analisada neste trabalho. Estudos como Shi et al. (2019) utilizam sensores inerciais e magnetômetros para medir o ângulo relativo entre as antenas dos dois sensores envolvidos.

No entanto, o uso de tais sensores em um sistema implica em um aumento considerável nos custos e dificuldades de calibração. Como consequência, o sistema proposto neste trabalho não envolve nenhum método de medição do ângulo da antena.

O objetivo do controle desse parâmetro é determinar o grau de influência desse fator no erro de cálculo da distância. Uma questão a ser abordada aqui é o quanto esse fator realmente afeta o erro e quanto dessa influência é um resultado indireto de mudanças na potência do sinal.

Vale ressaltar que a justificativa para o uso de um baixo número de posições angulares se deve ao fato de que o hardware utilizado possui uma antena omnidirecional nesse eixo.

### 5.1.3 Diferença de altura entre as antenas

Em condições do mundo real, a altura da âncora em relação à *tag* pode variar, mesmo em ambientes internos. Essa variação afeta indiretamente o ângulo de polarização vertical entre as duas antenas e a distância linear entre elas. Portanto, esse fator será levado em consideração e controlado durante todo o experimento.

## 5.2 Procedimento experimental

A intenção do experimento foi realizar uma análise multifatorial de três variáveis consideradas relevantes, sem considerar ainda a obstrução do sinal. Para esse fim, dois dispositivos foram utilizados, um simulando uma âncora e outro atuando como uma *tag*. A âncora foi conectada a um computador (gateway), com o propósito de coletar todos os dados necessários para realizar um algoritmo OCTWR e estimar a distância entre os dispositivos.

O experimento foi conduzido com os dispositivos posicionados de diferentes maneiras entre si, sendo cada uma dessas maneiras chamada de pose. A pose pode ser descrita pelo conjunto das três variáveis controladas selecionadas:

- *Distância*: Três posições foram medidas na área de interesse. As distâncias usadas neste experimento foram: 0,84 m, 5,96 m e 11,06 m.

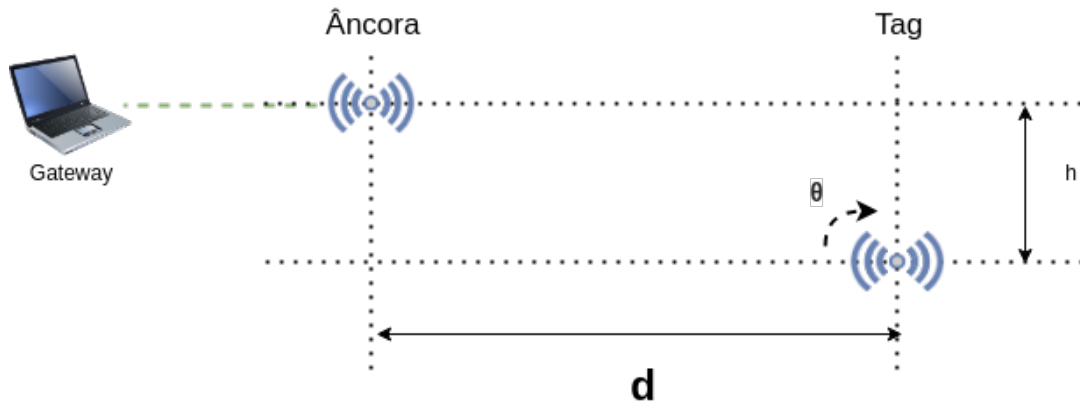


- *Ângulo da Antena:* O ângulo da antena será testado em 2 posições. Com 0 e 90 graus entre eles.
- *Altura da Âncora:* A altura da âncora será configurada em 2 posições: nível do solo (altura relativa à etiqueta igual a 0) e altura de 0,6 m em relação à etiqueta.

Cada execução coleta 2 minutos de dados em uma frequência de 16,6  $Hz$ , consistindo em 2000 pontos de dados. Além disso, para considerar erros aleatórios, cada pose foi repetida, totalizando 24 execuções. Após o uso dos dados coletados, para cada ponto, o erro pôde ser calculado entre a estimativa e a distância real (calculada considerando a distância horizontal e a altura da âncora).

A Figura 32 ilustra um diagrama da configuração do experimento.

Figura 32 – Diagrama da campanha experimental realizada para análise multifatorial



Fonte: Autor

Considerando essas variáveis, o experimento teve como objetivo avaliar o desempenho do sistema sob diferentes distâncias, ângulos de antena e alturas de âncora e facilitar o uso de um F-Test (NIST/SEMATECH... , 2020) para determinar os principais fatores que afetam o erro de medição de distância. O F-Test foi conduzido para a média do erro e o desvio padrão, com o objetivo de obter uma análise da qualidade da medição.

A Figura 33 mostra o experimento sendo realizado em duas poses diferentes. A Figura 33(a) mostra a pose: ângulo = 0 graus, distância = 0,84 m, altura = 0,0 m. A Figura 33(b) mostra a pose: ângulo = 90 graus, distância = 0,84 m, altura = 0,60 m.

## 5.3 Resultados e análise

Conforme discutido anteriormente, esta análise tem como objetivo investigar os principais fatores relevantes para o erro de medição UWB em condição de visada. A Figura 34 mostra a visualização do erro bruto do experimento por meio de um histograma e um boxplot.

Figura 33 – Realização do experimento

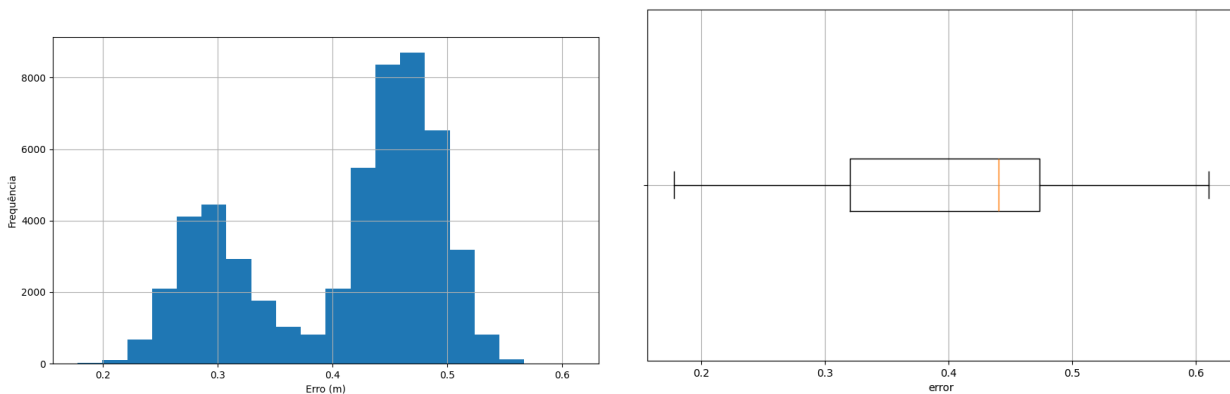


(a)

(b)

Fonte: Autor

Figura 34 – Visualização inicial dos dados



(a) Histograma

(b) *Boxplot*

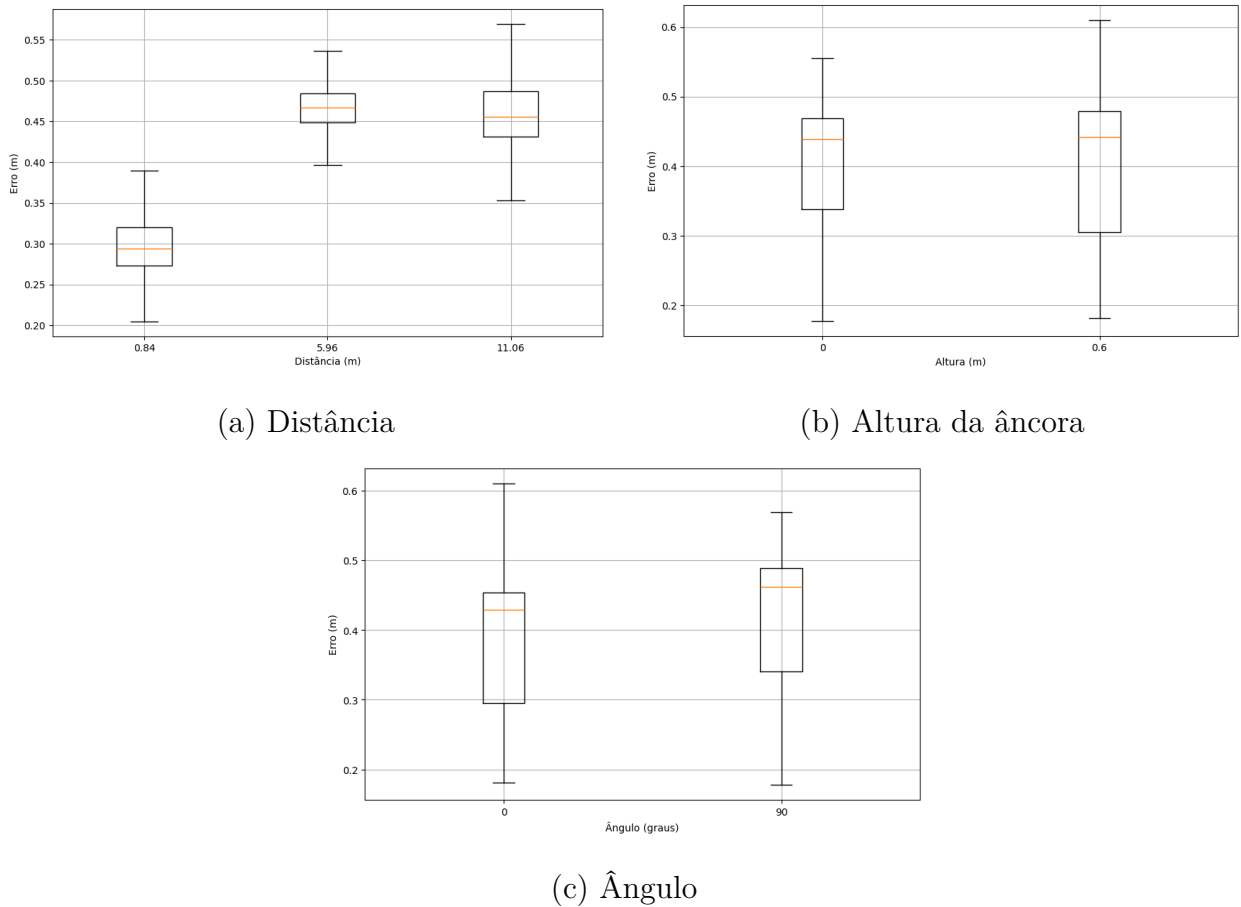
Fonte: Autor

Conforme mostrado na Figura 34 (a), o histograma de erro se afasta de uma distribuição gaussiana, sugerindo um viés resultante dos fatores analisados no experimento. O erro médio foi calculado como 0,408 m, conforme mostrado na Figura 34 (b). Além disso, vale ressaltar que o erro mínimo foi medido em 0,17 m, o que indica uma contribuição consistente do atraso de hardware discutido anteriormente em seções anteriores.

As Figuras 35 (a), 35 (b) e 35 (c) ilustram o efeito de cada fator individualmente no erro de medição. Conforme observado, o fator com maior contribuição para o erro de distância é a própria distância. Além disso, pode-se concluir que a altura da âncora é o fator menos influente no erro de cálculo da distância.

As Tabelas 5, 6 e 7 apresentam os fatores utilizados no experimento agrupados em pares, com o objetivo de identificar qualquer relação entre eles e sua contribuição para o erro de medição.

Figura 35 – Boxplot para os fatores individuais



Fonte: Autor

Na Tabela 5, que relaciona a distância horizontal com a altura da âncora, pode-se observar que a altura contribui muito pouco para o erro do sinal. A maior variação é encontrada na menor distância, mas isso pode ser atribuído à mudança na distância linear entre as etiquetas, que é maior quando a distância horizontal é menor. Analisando a Tabela 7, que relaciona o ângulo da antena com a altura, também é possível notar a baixa influência da altura da âncora no erro do sinal.

Para analisar o efeito do ângulo da antena, podemos usar as Tabelas 6 e 7. Em ambas as tabelas, é perceptível que variar o ângulo de 0 a 90 graus afeta a medição ao aumentar a distância medida. Também pode-se inferir que não há interferência entre o ângulo e os outros fatores.

### 5.3.1 Teste F

Um Teste F foi conduzido de forma a verificar relevância de cada um desses fatores.

A Tabela 8 sugere que a altura da âncora pode não ser uma variável significativa na modelagem, conforme indicado pelo valor p maior que o limiar de 0,01. Com base unicamente nos valores de p, as variáveis consideradas relevantes para o erro da medição

Tabela 5 – Distância horizontal e altura

Distância horizontal	altura	Erro médio
0,84	0,00	0,309733
	0,60	0,286872
5,96	0,00	0,467674
	0,60	0,465726
11,06	0,00	0,450364
	0,60	0,468423

Tabela 6 – Distância horizontal e angulo da antena

Distância horizontal	Ângulo da Antena	Erro médio
0,84	0	0,278752
	90	0,317853
5,96	0	0,458141
	90	0,475259
11,06	0	0,435072
	90	0,483715

Tabela 7 – Angulo da antena e altura

Ângulo da Antena	Altura	Erro médio
0	0,00	0,390268
	0,60	0,391041
90	0,00	0,428246
	0,60	0,422973

Tabela 8 – Tabela ANOVA

	sumsq	df	F	PR(>F)
d	0,144963	2,000000	514,719365	0,000000
$\theta$	0,007331	1,000000	52,059671	0,000011
h	0,000030	1,000000	0,215675	0,650668
$\theta$ , d	0,001045	2,000000	3,711868	0,055602
h, d	0,001675	2,000000	5,946276	0,016051
$\theta$ , h	0,000055	1,000000	0,389295	0,544349
$\theta$ , d, h	0,001559	2,000000	5,534743	0,019809
Residual	0,001690	12,000000	-	-

nesta análise são a distância e o ângulo entre as antenas. No entanto, é digno de nota que o valor F para a distância é substancialmente maior do que o valor F para  $\theta$ . Considerando que estimar o ângulo  $\theta$  com precisão em condições do mundo real pode ser desafiador, ainda pode valer a pena testar um modelo que considere apenas a medição da distância.

Adicionalmente, um Teste F foi conduzido considerando o desvio padrão do erro em vez da média. Os resultados estão apresentados na Tabela 9. Essa análise fornece novas percepções sobre a variabilidade do erro entre diferentes fatores, o que pode informar ainda mais o processo de modelagem e ajudar a identificar os fatores que contribuem para

a variabilidade das medições.

Tabela 9 – F-Test ANOVA Table

	sumsq	df	F	PR(>F)
d	0,000003	2,000000	1,174727	0,342039
$\theta$	0,000001	1,000000	0,474316	0,504106
h	0,000005	1,000000	4,893328	0,047104
$\theta$ , d	0,000022	2,000000	10,422635	0,002378
h, d	0,000068	2,000000	31,938707	0,000016
$\theta$ , h	0,000038	1,000000	35,820590	0,000064
$\theta$ , d, h	0,000004	2,000000	2,102354	0,164907
Residual	0,000013	12,000000	-	-

Ao observar a Tabela 9 e compará-la com a Tabela 8, é possível perceber que o fator h, apesar de não contribuir para o valor médio do erro, é relevante para o desvio padrão do erro. O mesmo raciocínio se aplica a todos os fatores conjuntos de duas variáveis. Isso possibilita concluir que o fator de altura é relevante para a qualidade do sinal, mas seus efeitos provavelmente são irrelevantes se for possível utilizar múltiplos pontos e uma técnica de filtragem para estimar a distância, uma vez que não afeta a média.

Em suma, nesse experimento foi conduzida uma análise dos erros provenientes de fatores relacionados apenas ao posicionamento das antenas entre si, dentre eles, percebe-se que a distância é o mais relevante, com maior efeito no erro da medida. Nos próximos capítulos, testes são conduzidos para entender o efeito da condição de linha de visada no erro de medição. Devido aos resultados encontrados até o momento, desconsiderou-se neles o ângulo ou altura da antena como fatores relevantes.



---

## Campanhas para aquisição de dados

Neste capítulo, será feita uma descrição dos experimento realizados no intuito de adquirir os dados para a elaboração e teste dos modelos. Como foi percebido pelas análise anteriores, os erros de medida da distância são pouco afetados pela altura relativa entre as antenas e pelo ângulo entre elas. Dessa forma, nessas campanhas, o foco será em modelar o impacto da condição de visada no erro do sinal.

A próxima sessão foca em um primeiro experimento realizado para definir como o experimento será conduzido.

### 6.1 Análise exploratória preliminar

Para uma primeira análise exploratória dos dados, testou-se a resposta do sistema a 3 objetos diferentes posicionados no meio do caminho do sinal. Os objetos escolhidos foram:

- Uma chapa de compensado de 20 mm
- Uma pessoa
- Um recipiente com água

A utilização de um recipiente contendo água clorada foi adotada com a finalidade de emular as propriedades do corpo humano, considerando que uma grande proporção da composição corporal humana consiste em água. A presença de pessoas atravessando um sinal pode representar um dos obstáculos mais desafiadores de prever, devido à sua mobilidade no ambiente. Portanto, utilizar um objeto que emule de forma adequada as características do corpo humano, mas de maneira que facilite a reproducibilidade do experimento, pode ser útil para o propósito deste estudo.

Os rádios foram colocados a uma distância fixa de 3,5 m e os objetos foram colocados entre os dois a uma distância de 1,5 m, como mostrado na Figura 36.

Figura 36 – Teste realizado com objetos entre os dois rádios



Fonte: Autor

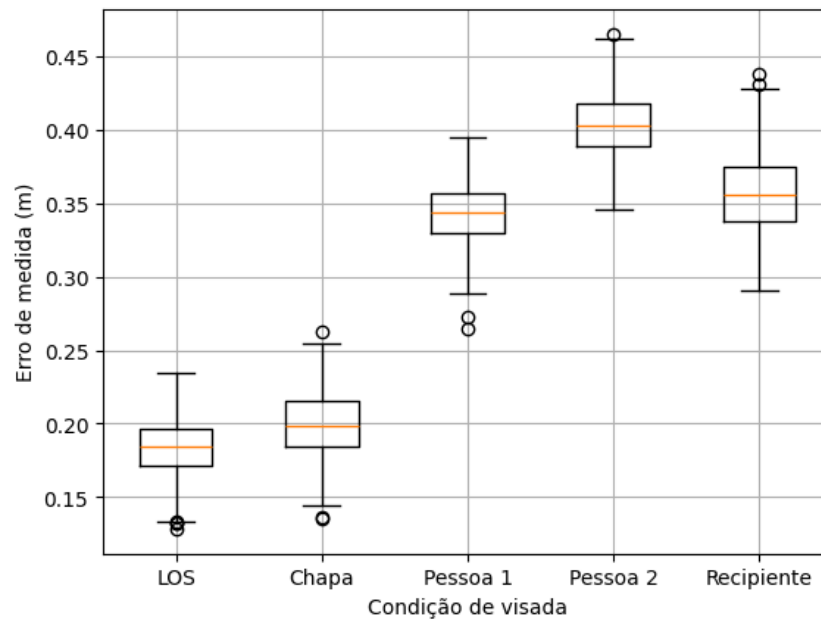
Após realização dos testes os dados foram comparados para cada um dos objetos, a Figura 37 mostra um diagrama de caixas dos erros de medida para cada um dos objetos testados.

Pela análise da imagem, percebemos que a chapa de compensado utilizada é a que menos afeta o sinal e sua interferência é estatisticamente irrelevante. Já os testes utilizando uma pessoa e um balde com água, demonstram um efeito muito maior. A utilização de materiais líquidos para emular a influencia do corpo humano é conhecida na literatura (TSOLIS et al., 2013) e uma diferença já era esperada.

A Figura 37 também nos permite concluir que um balde pode causar um impacto no erro do sinal similar ao de um corpo humano, considerando que o erro obtido foi muito próximo daqueles obtidos ao colocar um corpo humano na frente do sinal.



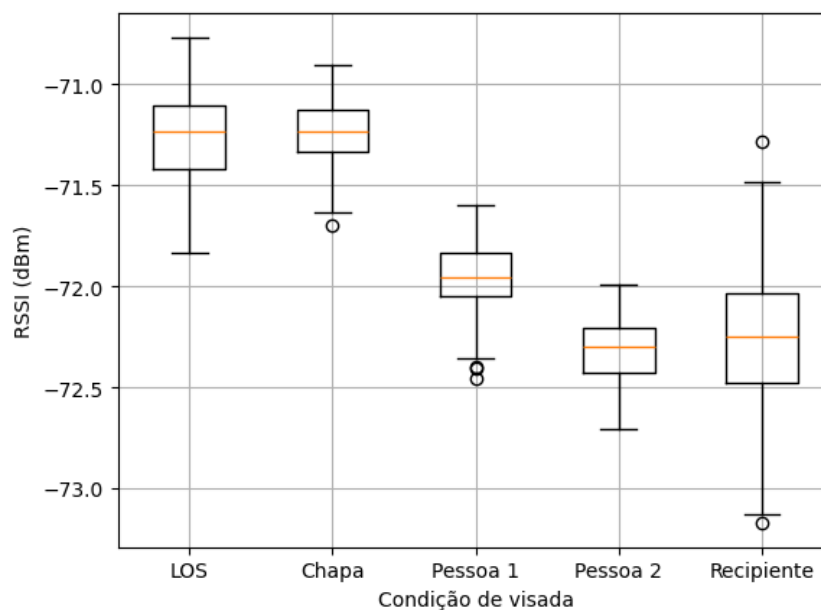
Figura 37 – Diagrama de caixa dos erros para cada objeto testado



Fonte: Autor

Além do erro do sinal, é importante verificar se os valores de potência do sinal são similares daqueles obtidos com uma pessoa. As figuras 38 e 39 mostram um diagrama de caixas dos valores de potência para cada um dos objetos utilizados.

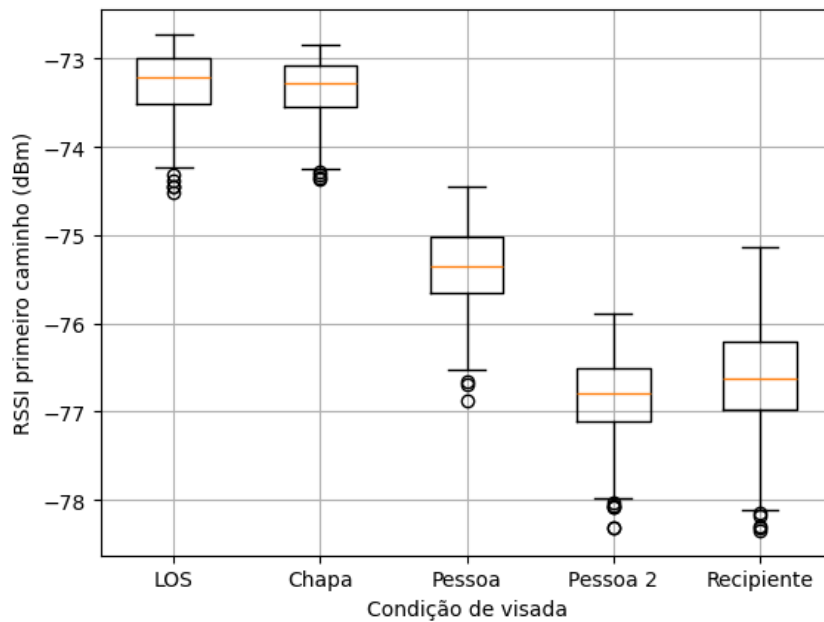
Figura 38 – Diagrama de caixa dos erros para cada objeto testado



Fonte: Autor

Após análise desses dados, por similaridade e praticidade, os testes de aquisição de

Figura 39 – Diagrama de caixa dos erros para cada objeto testado



Fonte: Autor

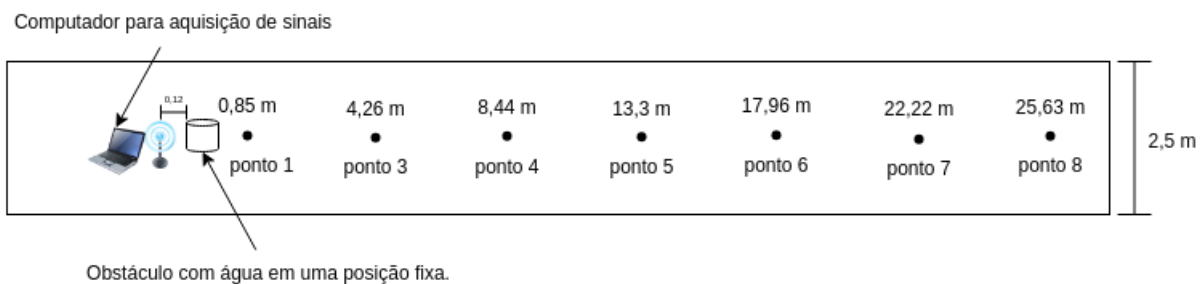
dados para elaboração e validação do modelo foram feitos utilizando um recipiente com água para representar obstáculos que podem obstruir o sinal.

## 6.2 Campanha estática

### 6.2.1 Realização do experimento para aquisição de dados

Para a campanha estática, foi selecionado um corredor onde era possível alcançar uma distância próxima de 20 m. Foram marcados 8 pontos no chão e suas distâncias medidas, um mapa ilustrativo do corredor pode ser visto na Figura 40.

Figura 40 – Mapa de pontos da campanha estática (fora de escala)



Fonte: Autor

A Figura 41 mostra o local onde o experimento foi realizado.

Figura 41 – Local onde a campanha foi realizada



Fonte: Autor

Em cada posição os dados foram coletados por 1 minuto a uma frequência de 8 Hz. Cada ponto foi medido 3 vezes para cada condição (LOS e NLOS) em ordem aleatória para evitar qualquer viés que a ordem de medição possa inserir aos dados.

O obstáculo utilizado, como discutido na seção anterior, foi um balde plástico cilíndrico, de 25 cm de diâmetro com água até 30 cm de altura. O obstáculo foi posicionado a 12 cm do iniciador de forma a obstruir completamente a passagem do sinal.

Para análise dos dados, os seguintes parâmetros foram coletados:

- ❑ *Timestamps*: O gateway deve coletar todos os valores de timestamp obtidos na comunicação, dessa forma é possível utilizar apenas os valores do primeiro 'lado' do DSTWR tanto quanto os valores completos, possibilitando uma comparação entre os métodos, além disso, esses dados permitem o cálculo de tempo de processamento;
- ❑ *Acumulador CIR*: Esse valor é utilizado para o cálculo da potência total do sinal recebido.
- ❑ *Acumulador FP*: Esse registrador guarda a amplitude dos primeiros sinais recebidos, possibilitando o cálculo da potência do sinal emitido pelo caminho mais curto (Primeiro Caminho)
- ❑ *Correção do Offset*: Esse é o valor medido da diferença da amplitude da portadora, que indica o offset de clock que pode ser utilizado para correção.

- ❑ *Ruído máximo do sinal*: Amplitude máxima do ruído do sinal recebido calculado pelo DW1000 presente no hardware.
- ❑ *Média de ruído do sinal*: Média de ruído do sinal recebido calculado pelo DW1000 presente no hardware.

Através desses dados, foram possíveis calcular os seguintes parâmetros:

- ❑ *Distância estimada*: Calculada através das diferenças entre os timestamps coletados e utilizando a correção do erro de drift.
- ❑ *Potência total do sinal*: Calculado através do acumulador CIR.
- ❑ *Potência do primeiro sinal recebido*: Calculado através dos parâmetros do acumulador de FP e suas harmônicas.
- ❑ *Tempo de processamento*: O tempo que o respondente demora para detectar que um sinal foi recebido e preparar um pacote para retornar.

### 6.2.2 Análise Preliminar

Uma análise preliminar foi feita para validação dos dados coletados. A Figura 42 mostra a distância estimada x Condição de Visada para cada um dos pontos do experimento.

Como é possível perceber, há uma sobrestimação da distância bem relevante com a alteração da condição de visada. De fato o erro médio para LOS foi de 0,451 m com desvio padrão de 0,073 m e para condição de NLOS 0,743 m com desvio padrão de 0,067 m. A Figura 43 mostra o erro geral para ambas as condições.

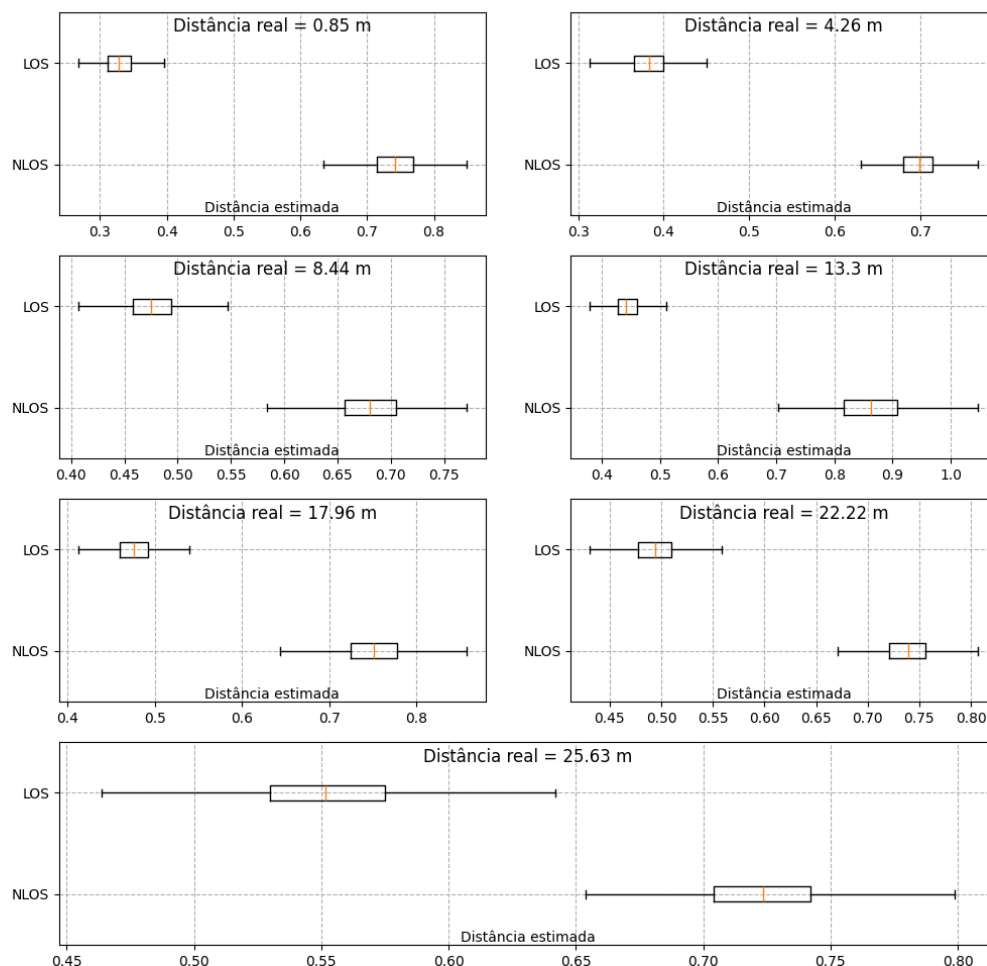
A Figura 44 mostra o histograma dos erros de medida para as duas condições. Como pode ser visto, a condição de visada influencia não apenas o erro absoluto mas também a sua distribuição.

Para uma visão mais geral dos dados, a Figura 45 mostra o erro de medida pela distância e a condição de visada. A partir dessa figura, é notável que o erro de medida em relação à distância é menos previsível. Com exceção do ponto de 8,44 m, para a condição de visada direta, o erro parece seguir uma progressão linear, enquanto em NLOS, o erro não pode ser facilmente modelado por uma reta.

Também foram analisados os parâmetros obtidos através dos registradores do DW1000, na Figura 46 é possível ver a potência total do sinal, e em 47 a potência do primeiro sinal recebido. É perceptível que a condição de visada pode afetar significativamente a potência do sinal. Também pode-se perceber alguns efeitos de reflexões do sinal.

A Figura 48 mostra o ruído do sinal e também é perceptível que ele é afetado com as condições de visada. Como esperado, a relação sinal ruído aumenta à medida que a potência total do sinal diminui e o caso crítico acontece em condição NLOS.

Figura 42 – Distância estimada x Condição de Visada



Fonte: Autor

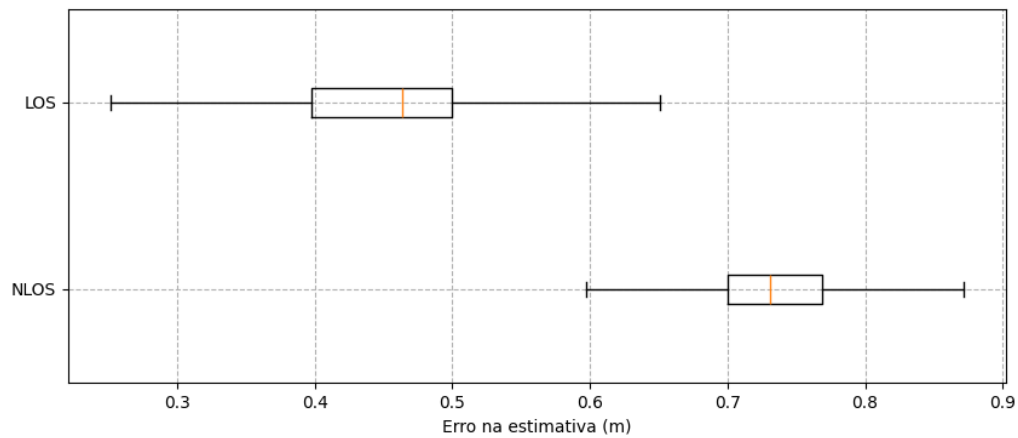
### 6.3 Campanha dinâmica

Ainda foi feita uma campanha para coletar dados em condições dinâmicas, nessa condição os dados são adquiridos enquanto os rádios estão em movimento em relação um ao outro.

O objetivo dessa campanha foi avaliar o desempenho do sistema em uma condição comum, uma pessoa utilizando o rádio junto ao seu corpo.

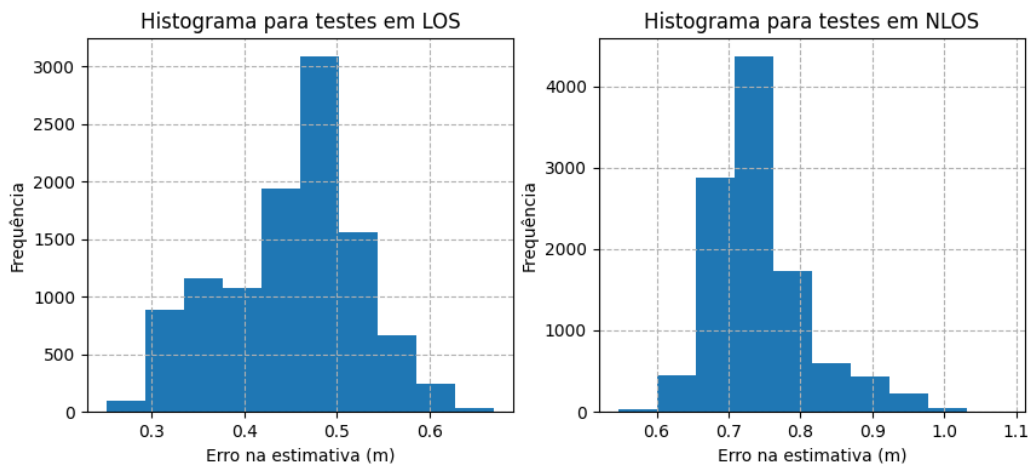
Para fazer o teste, a comunicação foi iniciada entre a âncora e a *tag* na mesma frequência que a campanha anterior, 8 Hz. Então, uma pessoa caminhou pelo corredor carregando a *tag* junto ao seu corpo. Os dois dispositivos foram mantidos a mesma altura do chão. No

Figura 43 – Boxplot do erro de medida por condição



Fonte: Autor

Figura 44 – Histogramas do erro de medida



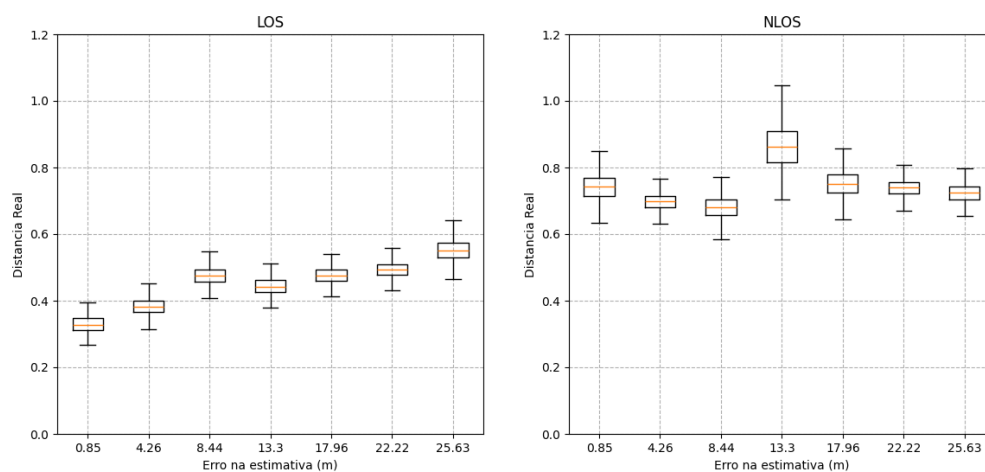
Fonte: Autor

primeiro teste, os rádios foram mantidos em condição de visada, sem nenhuma obstrução do sinal. No segundo, um dos rádios foi mantido à frente da pessoa, de forma que seu próprio corpo obstruísse a passagem do sinal.

Nesse teste, não foi possível fazer um controle de posição ou velocidade para avaliar o erro da medida, impossibilitando o seu uso para testes de um regressor, mas foi mantido o controle de quando o sinal estava obstruído ou não, permitindo o uso em uma classificação.

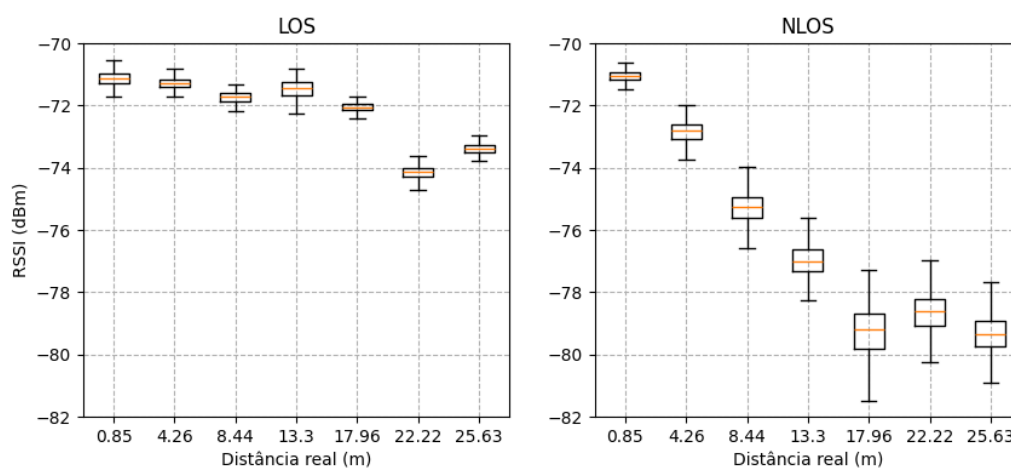
A Figura 49 mostra a medida obtida na campanha dinâmica. Como pode ser observado, em condições dinâmicas o sinal de medida é muito mais ruidoso, principalmente com o aumento da distância, provavelmente um efeito da diminuição da potência do sinal.

Figura 45 – Boxplot do erro de medida pela distância e condição de visada



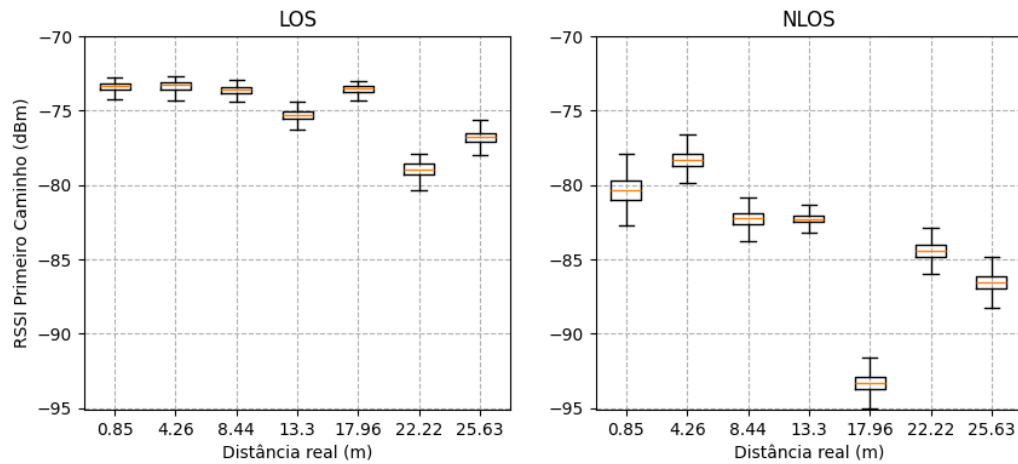
Fonte: Autor

Figura 46 – RSSI total de acordo com a distância e condição de visada



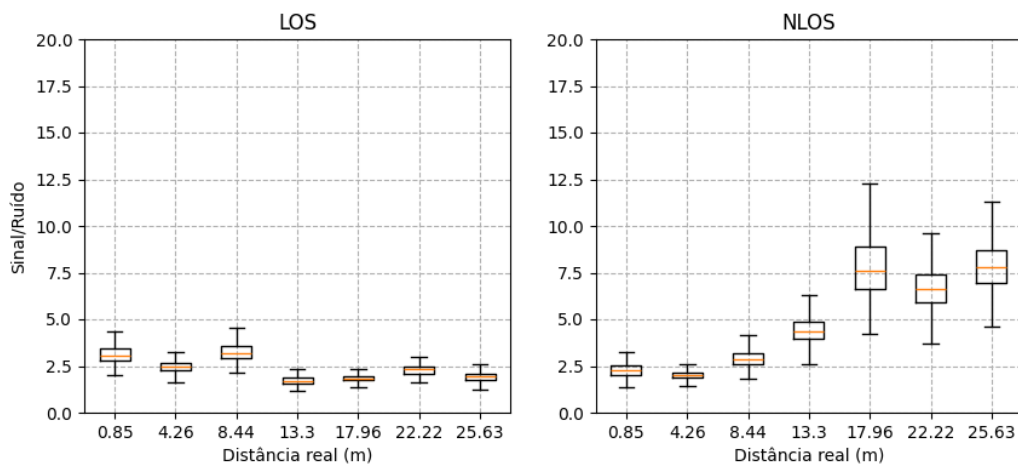
Fonte: Autor

Figura 47 – Estimativa do RSSI do primeiro caminho de acordo com a distância e condição de visada



Fonte: Autor

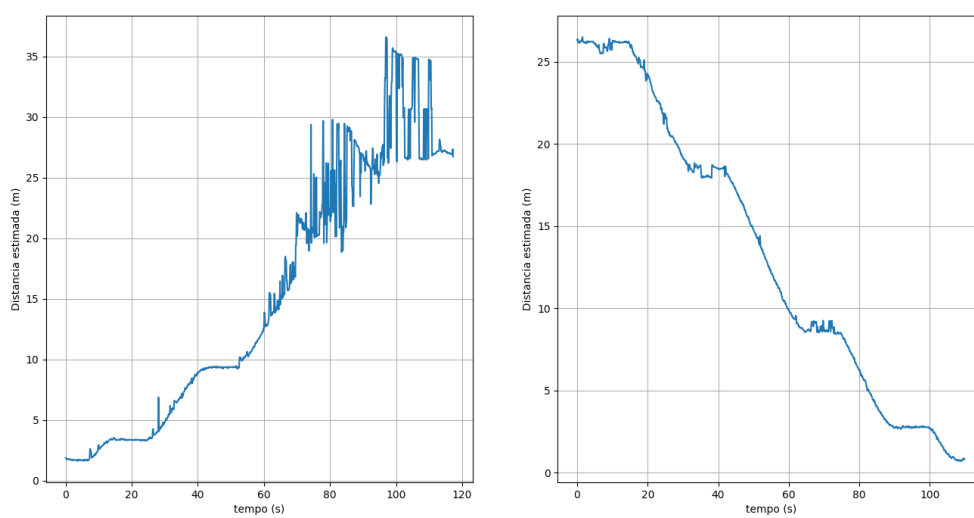
Figura 48 – Relação sinal/ruído de acordo com a distância e condição de visada



Fonte: Autor



Figura 49 – Sinal obtido durante as campanhas dinâmicas: à esquerda o sinal com obstrução e à direita o sinal sem obstrução



Fonte: Autor



---

## Classificação de condição de visada

Neste capítulo, serão delineados tanto o processo de elaboração quanto os resultados derivados do modelo proposto para a classificação de visadas. A estrutura do classificador foi delineada com base em uma revisão da literatura e posteriormente testada utilizando os dados adquiridos no experimento previamente conduzido, conforme detalhado no capítulo precedente.

Na Seção 7.1, serão apresentadas as principais métricas empregadas na avaliação dos modelos de classificação. Posteriormente, na Seção 7.2, será realizada uma avaliação do modelo proposto por DECAWAVE (2016). Em seguida, a seção subsequente, 7.3 será destinada à caracterização dos modelos propostos neste estudo, bem como à avaliação de seu desempenho no contexto do ambiente em que os dados foram coletados.

### 7.1 Critério de avaliação dos classificadores

Algumas métricas são pertinentes para a avaliação de modelos de classificação. Nesta seção, será oferecido um breve resumo dessas métricas e seus significados, a fim de proporcionar uma compreensão mais profunda dos resultados dos modelos expostos nas seções subsequentes.

A matriz de confusão, também referida como matriz de erro, constitui a primeira ferramenta de avaliação do modelo. Através dela, é possível visualizar a eficácia do classificador. Essa matriz compara as classes previstas pelo modelo com as classes reais dos dados. Em geral, é representada como uma tabela, em que as linhas indicam as classes reais e as colunas representam as classes previstas. Cada célula na matriz denota o número de instâncias em que uma classe real foi classificada corretamente ou incorretamente.

A ilustração na Tabela 10 exemplifica uma matriz de confusão. Nota-se que, para este classificador de linha de visada, cujo objetivo é detectar condições NLOS, uma classificação de NLOS é considerada uma classificação positiva.

		Predição	
		NLOS	LOS
Real	NLOS	TP	FN
	LOS	FP	TN

Tabela 10 – Exemplo de matriz de confusão

Sendo assim, a matriz em questão representa as seguintes informações:

- ❑ **TP** - Verdadeiro Positivo: Frequência em que o modelo classificou como NLOS corretamente.
- ❑ **FN** - Falso Negativo: Frequência em que o modelo classificou como NLOS incorretamente.
- ❑ **FP** - Falso Positivo: Frequência em que o modelo classificou como LOS incorretamente.
- ❑ **TN** - Verdadeiro Negativo: Frequência em que o modelo classificou como LOS corretamente.

A partir da matriz de confusão, podemos obter algumas outras métricas cruciais para avaliar a eficácia do classificador: precisão, o recall, o F1-score e a exatidão.

A precisão representa a proporção de amostras corretamente classificadas como positivas em relação ao total de amostras previstas como positivas pelo modelo. Por outro lado, o recall, também conhecido como sensibilidade, expressa a proporção de instâncias positivas corretamente identificadas pelo modelo em relação ao total de instâncias positivas reais. O F1-score, uma medida harmônica entre precisão e recall, oferece uma média ponderada dessas métricas, fornecendo uma visão equilibrada do desempenho do classificador. Por fim, a exatidão é a proporção de instâncias classificadas corretamente em relação ao total de instâncias avaliadas.

As fórmulas para cada uma dessas métricas são:

$$\text{precisão} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{exatidão} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

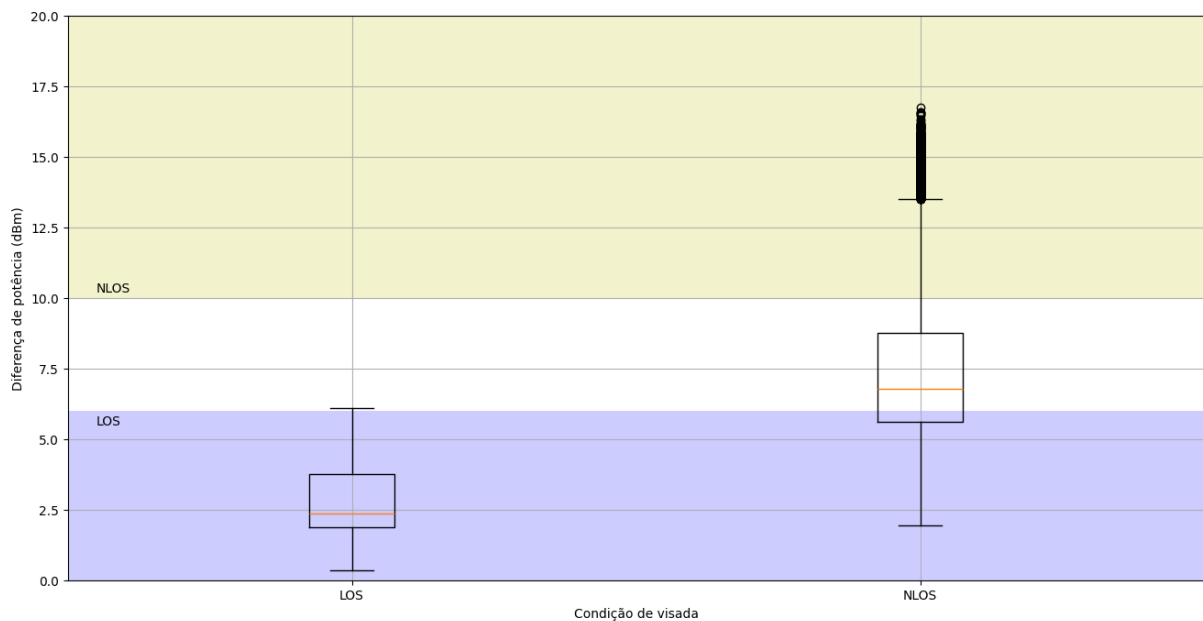
$$\text{F1-score} = \frac{2\text{precisão} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

## 7.2 Avaliação do modelo de classificação DECAWAVE

Para fazer uma primeira avaliação, testou-se o modelo proposto em DECAWAVE (2016) utilizando os dados obtidos no experimento apresentado no Capítulo 6. Nesse modelo, já explicado na seção 3.3, a classificação é feita a partir de um limiar de potência baseado na diferença entre a potência total e a potência do primeiro sinal. Nesse modelo, qualquer limiar acima de 10 dBm é considerado um sinal NLOS e abaixo de 6 dBm é considerado um sinal LOS.

Porém, essa solução se mostrou sub-ótima em uma análise preliminar feita a partir do conjunto de dados obtidos, o valor de limiar médio para condição LOS foi de  $2,82 \pm 1,20$  dBm enquanto para condições NLOS foi  $7,73 \pm 3,01$  dBm. Como pode ser visto na Figura 50, existe uma grande região onde essa classificação apresentaria falsos negativos e muitas amostras apresentariam classificação indeterminada, visto que estão entre os valores de 6 e 10 dBm. Além disso, segundo o trabalho de Sang et al. (2020), esse valor de limiar pode não ser ideal dependendo do ambiente.

Figura 50 – RSSI em condições LOS e NLOS

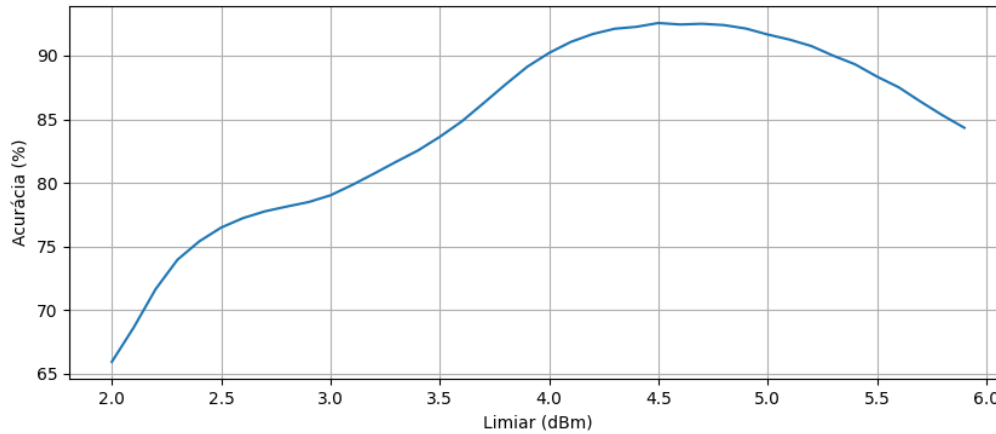


Fonte: Autor

Sendo assim, para utilizar a solução de limiar proposta, utilizou-se os dados para investigar um valor de limiar de forma a maximizar a exatidão do modelo.

A Figura 51 mostra um gráfico relacionando o limiar escolhido com a exatidão do sistema. Através dele percebe-se que a exatidão máxima é obtida em 4,5 dBm de limiar.

Figura 51 – Exatidão do modelo proposto em (DECAWAVE, 2016) em relação ao limiar escolhido



Fonte: Autor

Considerando esse limiar, pode-se montar a matriz de confusão da Tabela 11:

		Predição	
		NLOS	LOS
Real	NLOS	10320	432
	LOS	1167	9585

Tabela 11 – Matriz de confusão do modelo proposto em DECAWAVE (2016)

Também pode-se calcular:

- ❑ *Precisão*: 89 %
- ❑ *Exatidão*: 91 %
- ❑ *Recall*: 95 %
- ❑ *F1-score*: 92 %

### 7.3 Modelo proposto com redes neurais

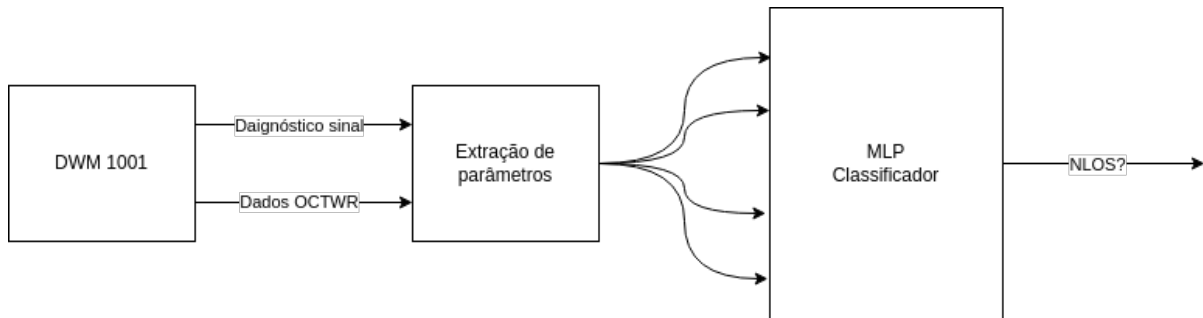
Nesta seção é proposto um modelo de classificador utilizando aprendizado de máquinas. Devido à utilização com sucesso nos trabalhos de Zhao e Wang (2022) e Sang et al. (2020), foi escolhido utilizar como algoritmo para o modelo o *Multilayer Perceptron* ou Perceptron multi-camadas. A Vantagem do uso desse tipo de ferramenta reside na sua capacidade de aprender e representar relações complexas entre variáveis de entrada e saída.

Um dos propósitos desse trabalho é determinar quais variáveis podem ser utilizadas como parâmetros de entrada do modelo de forma a obter um resultado satisfatório. Devido

à possibilidade de utilização de outros hardwares, algumas variáveis podem não estar disponíveis e avaliar quais variáveis podem ser afetadas pelo resultado de classificação pode ser uma ferramenta importante para definições iniciais de um projeto.

Um diagrama do modelo proposto pode ser visto na Figura 52. Como parâmetros de entrada, podem ser utilizados aqueles relacionados ao diagnóstico do sinal recebido pelo DWM1001 e dos dados de temporização do sinal, obtidos através do método OCTWR.

Figura 52 – Diagrama do modelo proposto para classificação de condição de visada



Fonte: Autor

Uma série de testes foram realizados e vários modelos foram treinados e avaliados para determinar como os parâmetros de entrada afetam o resultado da classificação. As subseções seguintes descrevem como foi feito o treinamento de cada um desses modelos e os resultados obtidos.

### 7.3.1 Treinamento dos modelos

Para treinamento inicial dos modelos, os dados foram divididos em duas partes. A primeira com 17203 amostras, representando 80 % do total de dados, e a segunda com 4301 amostras, representando 20 % do total. A maior parte foi utilizada para treinamento dos modelos enquanto a segunda para o teste destes. Utilizar conjuntos de dados separados para treinamento e teste ajuda a evitar o overfitting, um fenômeno cujo modelo se adapta demais aos dados de treinamento e não consegue generalizar bem para novos dados. Além disso, testar o modelo com conjuntos de dados diferentes dos utilizados no treinamento permite avaliar sua capacidade de lidar com variações e características não presentes no conjunto de treinamento.

Para todos os modelos avaliados, utilizou-se uma rede com 1 camada de entrada e 1 camada oculta, com 16 neurônios. Para as camadas de entrada e a oculta utilizou-se uma função de ativação *relu*, para a saída, um sigmoide, uma vez que buscamos uma classificação entre 0 e 1. A métrica utilizada no treinamento foi a exatidão.

As parâmetros utilizados no modelo 1 foram:

□ *Distância estimada*: Distância estimada através do OCTWR

- ❑ *Ruído Máximo do sinal*: Ruído absoluto do sinal calculado através dos registradores de diagnóstico do DWM1001
- ❑ *Ruído Médio do sinal*: Ruído médio do sinal calculado através dos registradores de diagnóstico do DWM1001
- ❑ *RSSI*: Total de potência do sinal
- ❑ *RSSIFP*: Total de potência do primeiro sinal
- ❑ *Tempo de processamento*: Tempo de processamento no respondente

Para esse primeiro modelo, o treinamento convergiu em uma exatidão de 99%, foram usadas 500 épocas e taxa de aprendizado de 0,001.

A matriz de confusão para esse modelo foi a seguinte:

		Predição	
		NLOS	LOS
Real	NLOS	4211	43
	LOS	10	4338

Matriz de confusão do modelo proposto

Nesse modelo, foi obtido:

- ❑ *Precisão*: 99 %
- ❑ *Exatidão*: 99 %
- ❑ *Recall*: 98 %
- ❑ *F1-score*: 99 %

Percebe-se que a utilização de um modelo com todas as características de entrada converge como esperado e possui uma alta exatidão e precisão.

Para buscar o entendimento de quais variáveis realmente afetam o sinal e sua acurácia, alguns testes foram feitos utilizando conjuntos de entradas diferentes. A Tabela 12 mostra uma relação entre os parâmetros de entrada utilizados em cada modelo treinado.

Modelos	Distância	Ruído Máx	Ruído Médio	RSSI	RSSIFP	Tempo Proc.
Modelo 1	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Modelo 2		✓	✓	✓	✓	
Modelo 3	✓			✓		✓
Modelo 4	✓					✓

Tabela 12 – Modelos treinados

Como apresentado na tabela, o Modelo 2 não considera dados obtidos através do OCTWR e apenas os dados de diagnóstico do sinal. Esse modelo foi testado uma vez que



a utilização apenas de dados de diagnósticos podem melhorar a generalização do modelo. O Modelo 3, ao contrário do Modelo 2, apresenta apenas os dados de distância e RSSI, uma vez que esses são dados disponíveis em uma grande quantidade de hardwares disponíveis no mercado. O Modelo 4 utiliza apenas os dados obtidos pelo OCTWR, desconsiderando os dados de diagnóstico do sinal, permitindo que sejam utilizados por aplicações que não possuem acesso aos dados de CIR disponíveis em hardware.

Um resumo das métricas de cada um desses classificadores pode ser visto na Tabela 13:

	Precisão	Exatidão	Recall	F1-score
Modelo 1	99%	99%	98%	99%
Modelo 2	99%	98%	98%	99%
Modelo 3	97%	98%	97%	97%
Modelo 4	57%	54%	86%	66%

Tabela 13 – Comparação entre as entradas dos modelos treinados

Como é possível perceber, é possível obter um modelo de classificação acurado utilizando apenas os dados de diagnóstico do sinal. Também é possível com a utilização dos dados do OCTWR e RSSI, porém esse modelo pode não ser tão fácil de generalizar, uma vez que depende da relação entre distância e potência total do sinal.

### 7.3.2 Verificação de viés do modelo através de k-fold

Uma verificação importante para se fazer em modelos de aprendizado de máquinas, como o proposto nesse trabalho, é tentar reduzir o viés da escolha de um dataset para treinamento e avaliação.

Para isso será utilizado o k-fold, uma técnica de validação cruzada utilizada para avaliar o desempenho de modelos de aprendizado de máquina. Ele divide o conjunto de dados em k subconjuntos de tamanho aproximadamente igual. Em seguida, o modelo é treinado k vezes, cada vez utilizando k subconjuntos como dados de treinamento e o subconjunto restante como dados de teste. O desempenho do modelo é então avaliado calculando-se uma métrica de desempenho em cada uma das k iterações e, por fim, computando-se a média dessas métricas.

O k-fold foi realizado em todos os modelos treinados e os resultados podem ser vistos na Tabela 14. Para tanto, foi escolhido  $k = 6$ .

	Iteração 1	Iteração 2	Iteração 3	Iteração 4	Iteração 5	Iteração 6
Modelo 1	100%	100%	99%	99%	100%	100%
Modelo 2	99%	99%	99%	99%	100%	100%
Modelo 3	96%	98%	97%	96%	95%	96%
Modelo 4	66%	59%	64%	72%	63%	64%

Tabela 14 – Comparação entre as entradas dos modelos treinados

Através da Tabela 14, pôde-se perceber que os modelos 1, 2 e 3 provavelmente apresentam um baixo viés.

### 7.3.3 Teste do modelo em condições dinâmicas

Para validar o modelo e a sua capacidade de generalização, todos os modelos foram utilizados para classificar os sinais obtidos na campanha dinâmica, a Tabela 15 mostra as métricas para cada um dos modelos.

Entradas	Precisão	Exatidão	Recall	F1-score
Modelo 1	90%	89%	91%	89%
Modelo 2	94%	92%	97%	94%
Modelo 3	53%	53%	100%	69%
Modelo 4	51%	51%	100%	68%

Tabela 15 – Comparação entre a precisão dos modelos utilizando a condição dinâmica.

É possível perceber, comparando a Tabela 15 com a Tabela 13, que a classificação em condições dinâmicas impõe um desafio muito maior que em condições estáticas. Ainda assim os modelos 1 e 2 apresentaram uma ótima precisão e exatidão mesmo que os dados de treinamento tenham utilizado apenas condições estáticas de visada.

A baixa exatidão do modelo 3 pode indicar que a utilização do RSSIFP é um indicativo forte da condição de visada sinal em condições dinâmicas.

---

## Mitigação de erros

Neste capítulo serão abordados os procedimentos e resultados encontrados para os modelos criados para a mitigação de erros. O objetivo desses modelos é utilizar uma técnica de IA para prever o erro do sinal baseado nos dados de qualidade do sinal já mencionados nos capítulos anteriores.

Os dados utilizados foram os mesmos da campanha estática também utilizados no classificador e detalhados na seção 6.2. Os dados coletados na campanha dinâmica, que foram feitos sem controle de posição, não puderam ser utilizados nesses modelos.

A seção seguinte apresenta uma delineação das métricas utilizadas para avaliar os regressores criados e posteriormente uma próxima seção apresenta os modelos e os resultados encontrados.

### 8.1 Critério de avaliação dos regressores

Na avaliação de regressores, várias métricas são comumente utilizadas para determinar o desempenho do modelo. Nesta seção, discutiremos três delas que serão utilizadas neste trabalho: o coeficiente de determinação ajustado ( $R^2$  ajustado), o Erro Quadrático Médio (MSE) e o Erro Absoluto Médio (MAE).

#### 8.1.1 $R^2$ ajustado

O  $R^2$  ajustado se baseia na métrica do  $R^2$ , mas leva em conta um coeficiente de ajuste baseado na quantidade de amostra e de entradas do modelo, buscando avaliar também o viés, ou seja, a capacidade de generalização do modelo.

O  $R^2$  é calculado pela seguinte fórmula:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (9)$$

Onde:

- $y_i$  são os valores observados;
- $\hat{y}_i$  são os valores preditos pelo modelo para a  $i$ -ésima observação;
- $\bar{y}$  é a média dos valores observados;
- $n$  é o número total de observações.

Já o  $R^2_{\text{ajustado}}$  é calculado utilizando o valor de  $R^2$  da equação 9 na equação 10

$$R^2_{\text{ajustado}} = 1 - \frac{(1 - R^2) \cdot (n - 1)}{n - p - 1} \quad (10)$$

Em suma, o  $R^2$  ajustado é uma medida estatística que indica a proporção da variabilidade dos dados que é explicada pelo modelo de regressão. Enquanto o  $R^2$  comum tende a aumentar à medida que mais variáveis são adicionadas ao modelo, o  $R^2$  ajustado leva em consideração o número de preditores, penalizando a inclusão de variáveis desnecessárias. Isso o torna uma métrica útil para comparar modelos com diferentes números de variáveis independentes.

Como, neste trabalho, um dos objetivos é avaliar que variáveis devem ser utilizadas no modelo, essa métrica será utilizada.

### 8.1.2 Erro Quadrático Médio (MSE)

O Erro Quadrático Médio (MSE) é uma medida da média dos quadrados dos erros entre os valores observados e os valores preditos pelo modelo. Ele fornece uma indicação da qualidade da previsão do modelo, sendo que valores menores de MSE indicam um melhor ajuste do modelo aos dados. O MSE é calculado pela seguinte fórmula:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

onde  $y_i$  são os valores observados e  $\hat{y}_i$  são os valores preditos pelo modelo para a  $i$ -ésima observação.

### 8.1.3 Erro Absoluto Médio (MAE)

O Erro Absoluto Médio (MAE) é uma medida da média das diferenças absolutas entre os valores observados e os valores preditos pelo modelo. Assim como o MSE, o MAE fornece uma indicação da precisão do modelo, mas é menos sensível a *outliers*, uma vez que não envolve a elevação ao quadrado dos erros. O MAE é calculado pela seguinte fórmula:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

onde  $y_i$  são os valores observados e  $\hat{y}_i$  são os valores preditos pelo modelo para a  $i$ -ésima observação.

## 8.2 Modelo proposto com redes neurais

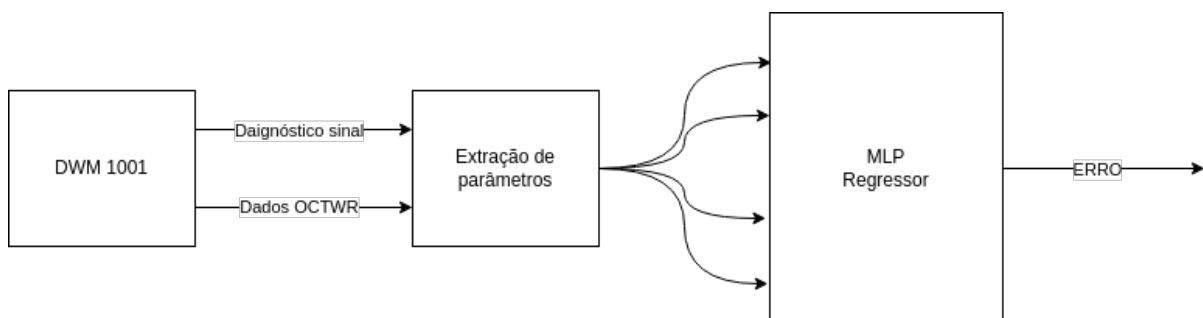
Nesta seção será proposto um modelo de classificador utilizando aprendizado de máquina. Em contraste com trabalhos como o de Angarano et al. (2021), que utilizam técnicas de Deep Learning com alta necessidade de poder computacional, foi escolhido utilizar como algoritmo para o modelo o *Multilayer Perceptron* ou Perceptron multi-camadas.

A abordagem é parecida com a proposta no modelo de classificação, propondo possíveis parâmetros de entrada e avaliando a qualidade do modelo obtido. Apesar de o objetivo ser avaliar o erro da medida de distância utilizando OCTWR, métodos parecidos podem ser utilizados em sistemas que fazem uso do TDOA, por exemplo, com objetivos de calcular atrasos induzidos pelo viés de potência do sinal, que podem ser causados por efeito de obstáculos no caminho. Por isso ainda são propostos testes para avaliar a eficiência do modelo sem tomar como entrada os dados de temporização obtidos pelo OCTWR.

Além desses modelos, uma segunda abordagem tratada foi a utilização da condição de visada como uma entrada. Internamente esse modelo utiliza duas redes, uma treinada apenas com amostras em condição NLOS e outra apenas com amostras em condição LOS. Assim, de acordo com a classificação, o modelo pode decidir que rede utilizar.

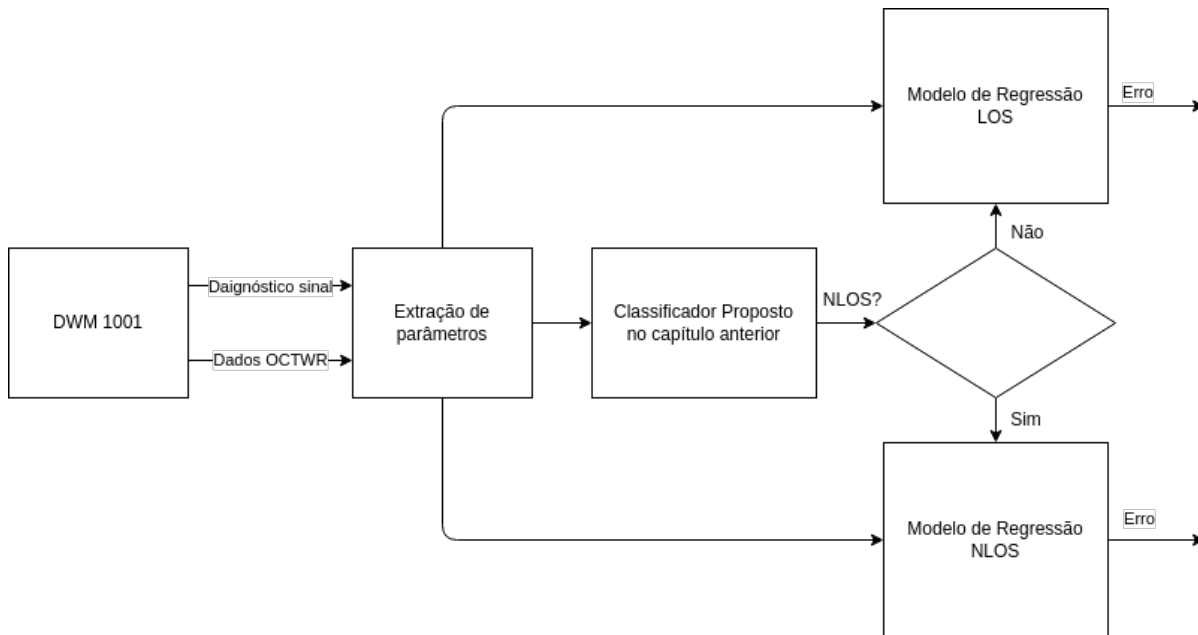
Na Figura 53 pode ser visto um diagrama do modelo proposto utilizando como parâmetros apenas os dados obtidos relacionados ao diagnóstico do sinal recebido pelo DWM1001 e dos dados de temporização do sinal obtidos através do método OCTWR. O diagrama da Figura 54 mostra o modelo que utiliza uma classificação prévia da condição de visada do sinal.

Figura 53 – Diagrama do modelo proposto para modelagem de erros



Fonte: Autor

Figura 54 – Diagrama do modelo proposto para modelagem de erros utilizando classificação de visada



Fonte: Autor

### 8.2.1 Treinamento dos modelos

Similarmente à metodologia utilizada para classificação, para treinamento dos modelos regressores que não dependem da classificação de visada, os dados foram divididos em duas partes. A primeira com 17203 amostras, representando 80% do total de dados, e a segunda com 4301 amostras, representando 20% do total. A maior parte foi utilizada para treinamento dos modelos, enquanto a segunda para o teste destes. Para treinamento dos modelos baseados na classificação, primeiramente se dividiu o dataset em 2, ambos com 10752 amostras que também foram divididas aleatoriamente em duas partes, uma com 80% dos dados, para treinamento, e outra com 20%, para testes dos modelos.

Para todos os modelos de rede neural avaliados, utilizou-se uma rede com 1 camada de entrada e 1 camada oculta, com 32 neurônios. Para as camadas de entrada, oculta e de saída, utilizou-se uma função de ativação *relu*. A métrica utilizada no treinamento foi erro médio absoluto (MAE).

A Tabela 16 mostra as entradas para cada modelo treinado. Vale lembrar que os modelos 5, 6, 7 e 8 utilizam duas redes neurais treinadas utilizando as mesmas entradas, mas com dados de treinamento separados. Dessa forma, a elaboração dos 8 modelos envolveu o treinamento de 12 redes.

Modelos	Dist.	Ruído Máx	Ruído Méd.	RSSI	RSSIFP	T. Proc.	NLOS
Modelo 1	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
Modelo 2		✓	✓	✓	✓		
Modelo 3	✓			✓		✓	
Modelo 4	✓					✓	
Modelo 5	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Modelo 6		✓	✓	✓	✓		✓
Modelo 7	✓			✓		✓	✓
Modelo 8	✓					✓	✓

Tabela 16 – Modelos treinados

Pode-se observar que foi seguida, para a decisão das entradas dos modelos, a mesma lógica utilizada para os modelos de classificação, porém, com adição dos modelos que envolvem uma pré classificação da condição de visada.

Na próxima seção são apresentados os resultados dos testes dos modelos.

### 8.2.2 Resultados dos modelos

Primeiramente, são analisados os resultado dos 4 primeiros modelos, que foram treinados independentemente da condição de visada.

A Tabela 17 mostra os resultado das métricas de cada um desses modelos.

	MAE	MSE	$R^2_{\text{ajustado}}$
Modelo 1	0,0308	0,0018	0,9315
Modelo 2	0,0708	0,0085	0,6700
Modelo 3	0,0731	0,0087	0,6610
Modelo 4	0,1071	0,0155	0,4011

Tabela 17 – Comparação das métricas dos modelos que não envolvem classificação prévia

Em uma análise preliminar, percebe-se que o modelo 1, que possui o maior número de entradas, apresentou o menor erro, médio ou quadrático, além de um valor alto de  $R^2$ . Apesar disso, o pior modelo (modelo 5) é capaz de diminuir o erro de medida de distância para 10 cm, sendo que o erro médio das amostras era de aproximadamente 60 cm. Na prática, para grande parte dos sistemas, um erro máximo de 10 cm, mesmo em condições NLOS, é bem aceitável.

Para os modelos que foram treinados dependendo da condição de visada, a Tabela 18 mostra os resultados de cada um dos treinamentos, isto é, as métricas de MAE e MSE das duas redes treinadas.

Modelo		MAE	MSE
Modelo 5	LOS	0,0303	0,0014
	NLOS	0,0395	0,0024
Modelo 6	LOS	0,0442	0,0029
	NLOS	0,0590	0,0051
Modelo 7	LOS	0,0254	0,0011
	NLOS	0,0328	0,0017
Modelo 8	LOS	0,0227	0,0009
	NLOS	0,0363	0,0021

Tabela 18 – Comparação das métricas das redes internas dos modelos com classificação prévia

Analisando a Tabela 18, pode-se notar erros bem menores que os modelos anteriores, o que significa que a adição da condição de visada no treinamento faz grande diferença no modelo. Porém, esses números mostram apenas a avaliação da rede interna e não levam em conta os erros de classificação.

Outro fato notável é que as redes utilizadas no modelo 8, que possui as mesmas entradas do modelo 4 da Tabela 17, possuem erros bem mais baixos que o modelo 4, mostrando que o modelo utilizando apenas os dados de temporização é o mais afetado pela condição de visada.

Na Tabela 19 os modelos e suas métricas são mostrados já incluindo os classificadores que utilizam as mesmas entradas.

	MAE	MSE	$R^2_{\text{ajustado}}$
Modelo 5	0,0275	0,0012	0,9506
Modelo 6	0,0444	0,0036	0,8574
Modelo 7	0,0477	0,0042	0,8111
Modelo 8	0,1088	0,0111	0,5571

Tabela 19 – Comparação das métricas dos modelos que envolvem classificação prévia

O primeiro fato a ser observado nessa tabela é que, em geral, os modelos foram otimizados ao utilizar um classificador em conjunto. Todas as métricas mostram um melhor desempenho em comparação com os modelos de 1 a 4. O modelo 5 apresentou uma pequena melhora em relação ao modelo 1, e o modelo 8, apesar de suas redes internas apresentarem as melhores métricas, é fortemente penalizado pela baixa exatidão do modelo de classificação.

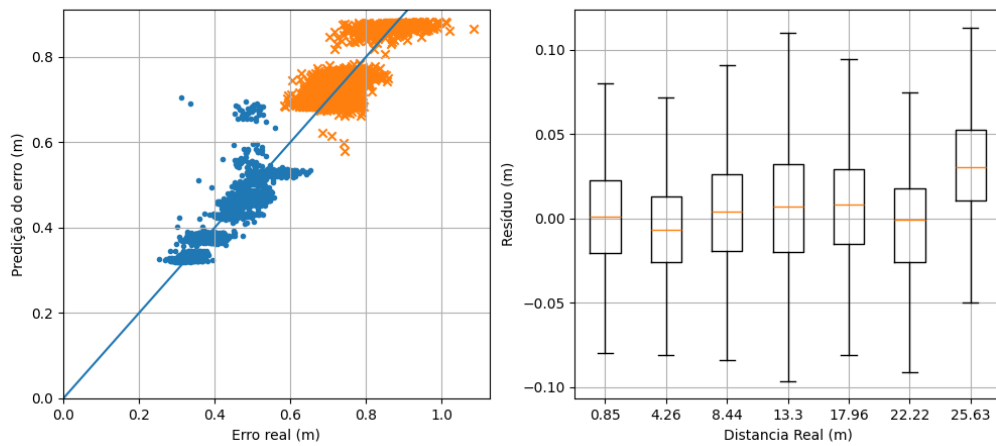
Para comparar as duas abordagens, serão utilizados os modelos 1 e 5, que apresentaram melhores métricas em geral.

As figuras 55 e 56 mostram os boxplots e erros dos modelos 1 e 5. Comparativamente, as duas abordagem demonstram resultados similares mas o modelo 5 apresenta resultados



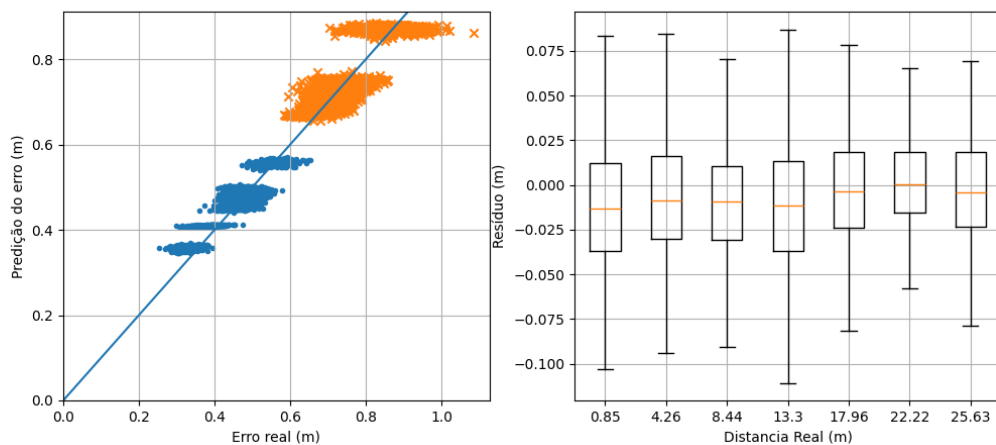
marginalmente melhores em distâncias maiores. O resíduo médio do modelo 1 foi de  $0,0033 \pm 0,0419 m$  e do modelo 5 foi de  $-0,0055 \pm 0,0352 m$ .

Figura 55 – Boxplot e erro para o modelo 1



Fonte: Autor

Figura 56 – Boxplot e erro para o modelo 5



Fonte: Autor

### 8.2.3 Verificação de viés do modelo através de k-fold

Como para os classificadores, também foi feita uma validação cruzada dos modelos de regressão através do método k-fold.

O teste foi aplicado em todos os 8 modelos propostos com valor  $k = 6$ .

A tabela 20 mostra o resultado médio do MAE e o desvio padrão para cada um dos modelos .

---

	Média	Desvio padrão
modelo 1	0,0346	0,0023
modelo 2	0,0614	0,0068
modelo 3	0,0595	0,0076
modelo 4	0,0955	0,0104
modelo 5	0,0265	0,0009
modelo 6	0,0468	0,0041
modelo 7	0,0373	0,0049
modelo 8	0,1088	0,0012

Tabela 20 – Comparação do MAE dos modelos através do método k-fold

---

## Conclusão

Este estudo de mestrado investigou os desafios associados à estimativa de distâncias em sistemas de posicionamento que empregam a tecnologia Ultra-Wideband (UWB). A pesquisa contemplou uma análise da literatura existente, identificando as variáveis críticas e examinando as principais dificuldades enfrentadas pelos sistemas atuais.

A análise revelou que a principal barreira para a adoção generalizada desses sistemas reside na falta de confiabilidade em ambientes complexos, especialmente devido à presença de obstáculos físicos que interferem nos sinais, aumentando os erros nas estimativas de distância.

Para uma avaliação empírica desses desafios, desenvolveu-se um hardware e software customizados para medir a distância entre dois dispositivos UWB utilizando o método de Two-Way Ranging (TWR). Os resultados preliminares corroboram os achados da literatura, evidenciando que obstruções na linha de visada dos sinais impactam significativamente as medições de distância. A presença de pessoas movendo-se no ambiente foi identificada como o obstáculo mais significativo, devido a sua mobilidade e consequente dificuldade de serem considerados em uma calibração prévia através do mapeamento do ambiente.

Buscando contribuir para o desenvolvimento e utilização da tecnologia UWB, este trabalho buscou o desenvolvimento de um modelo de classificação de visada que incorpora técnicas de aprendizado de máquina e pode auxiliar um sistema a modificar seus parâmetros internos para evitar a utilização de medições feitas em condições onde o sinal se encontra obstruído. Os resultados experimentais demonstraram que o modelo proposto é capaz de detectar essas condições com boas precisões, mesmo quando utilizado em testes dinâmicos, com um dos dispositivos em movimento, oferecendo um caminho promissor para futuras pesquisas e aplicações práticas.

Além disso, o estudo comparou modelos utilizando diferentes sinais de entrada e suas precisões, prevendo que algumas implementações de hardware e software podem não permitir que todos os parâmetros sejam utilizados.

Foi proposto também um modelo regressivo implementado com redes neurais para

estimar os erros de medição a partir dos parâmetros associados à qualidade do sinal recebido e das medições realizadas com o protocolo TWR. A comparação entre os modelos mostrou que vários deles alcançaram resultados satisfatórios, equiparando sua precisão, nas condições de visada testadas, à precisão avaliada em modelos comerciais em cenários estáticos sem obstrução.

O estudo também enfrentou algumas limitações, como a complexidade dos testes dinâmicos que não permitiram que fosse feito controle preciso de distância e velocidade, além das inúmeras variáveis que podem afetar o sinal em ambientes complexos e não puderam ser apropriadamente avaliadas. Isso pode impedir a generalização dos modelos para todos os cenários internos sem ajustes específicos.

Para futuras investigações, sugere-se aprofundar o estudo sobre a influência das condições de visada em cenários dinâmicos e com controle de distância. Recomenda-se também a integração dessa técnica em sistemas de posicionamento completos para avaliar sua eficácia e o custo computacional envolvido.

---

## Referências

- ALI, M.; HUR, S.; PARK, Y. Wi-Fi-Based Effortless Indoor Positioning System Using IoT Sensors. **Sensors**, v. 19, n. 7, p. 1496, mar. 2019. ISSN 1424-8220.
- ANGARANO, S. et al. Robust Ultra-wideband Range Error Mitigation with Deep Learning at the Edge. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 102, p. 104278, jun. 2021. ISSN 09521976.
- BAI, C. et al. Industry 4.0 technologies assessment: A sustainability perspective. **International Journal of Production Economics**, v. 229, p. 107776, nov. 2020. ISSN 09255273.
- BOTTIGLIERO, S. et al. A Low-Cost Indoor Real-Time Locating System Based on TDOA Estimation of UWB Pulse Sequences. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 70, p. 1–11, 2021. ISSN 0018-9456, 1557-9662.
- BREED, G. A Summary of FCC Rules for Ultra Wideband Communications. p. 2, 2005.
- CAI, X. et al. Identification and mitigation of NLOS based on channel state information for indoor WiFi localization. In: **2015 International Conference on Wireless Communications & Signal Processing (WCSP)**. Nanjing, China: IEEE, 2015. p. 1–5. ISBN 978-1-4673-7687-7.
- CANO, J. et al. Clock and Power-Induced Bias Correction for UWB Time-of-Flight Measurements. **IEEE Robotics and Automation Letters**, v. 7, n. 2, p. 2431–2438, abr. 2022. ISSN 2377-3766, 2377-3774.
- CHEHRI, A.; FORTIER, P.; TARDIF, P.-M. Geolocation for UWB Networks in underground mines. **2006 IEEE Annual Wireless and Microwave Technology Conference**, p. 4, 2006.
- CHENG, G. Accurate TOA-Based UWB Localization System in Coal Mine Based on WSN. **Physics Procedia**, v. 24, p. 534–540, 2012. ISSN 18753892.
- DECAWAVE. **APS011 APPLICATION NOTE SOURCES OF ERROR IN DW1000 BASED TWO-WAY RANGING (TWR) SCHEMES**. 2014.
- \_\_\_\_\_. **DWM1001 Datasheet**. 2014.
- \_\_\_\_\_. **SOURCES OF ERROR IN DW1000 BASED TWO-WAY RANGING (TWR) SCHEMES**. p. 22, 2014.

- \_\_\_\_\_. DW1000 Metrics for Estimation of Non Line Of Sight Operating Conditions. p. 21, 2016.
- DOTLIC, I.; CONNELL, A.; MCLAUGHLIN, M. Ranging Methods Utilizing Carrier Frequency Offset Estimation. In: **2018 15th Workshop on Positioning, Navigation and Communications (WPNC)**. Bremen, Germany: IEEE, 2018. p. 1–6. ISBN 978-1-5386-6436-0.
- FRANCO, F. J. Á. Fundamentals of Airborne Acoustic Positioning Systems. In: **Geographical and Fingerprinting Data to Create Systems for Indoor Positioning and Indoor/Outdoor Navigation**. [S.l.]: Elsevier, 2019. p. 335–351. ISBN 978-0-12-813189-3.
- GUO, J. et al. Hyperbolic Localization Algorithm in Mixed LOS- NLOS Environments. In: **2020 IEEE International Conference on Power, Intelligent Computing and Systems (ICPICS)**. Shenyang, China: IEEE, 2020. p. 847–850. ISBN 978-1-72819-874-3.
- HASAN, H. S. et al. An Overview of Local Positioning System: Technologies, Techniques and Applications. **International Journal of Engineering & Technology**, v. 7, n. 3.25, p. 1, ago. 2018. ISSN 2227-524X.
- IEEE. **IEEE Standard for Low-Rate Wireless Networks**. [S.l.], 2016.
- KRAPEŽ, P.; VIDMAR, M.; MUNIH, M. Distance Measurements in UWB-Radio Localization Systems Corrected with a Feedforward Neural Network Model. **Sensors**, v. 21, n. 7, p. 2294, mar. 2021. ISSN 1424-8220.
- KUMAR, S.; MOORE, K. B. The Evolution of Global Positioning System (GPS) Technology. **Journal of Science Education and Technology**, v. 11, n. 1, p. 59–80, 2002.
- LI, H. et al. Real-time locating systems applications in construction. **Automation in Construction**, v. 63, p. 37–47, mar. 2016. ISSN 09265805.
- LI, W. et al. Applying a high-precision tracking system to distinguish the spatiotemporal patterns of animal movement in grassland ecology. **Biological Conservation**, v. 255, p. 109016, mar. 2021. ISSN 00063207.
- LIU, H. et al. Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)**, v. 37, n. 6, p. 1067–1080, nov. 2007. ISSN 1094-6977.
- LIU, Q. et al. UWB LOS/NLOS identification in multiple indoor environments using deep learning methods. **Physical Communication**, v. 52, p. 101695, jun. 2022. ISSN 18744907.
- LU, H. et al. Flight in GPS-denied environment: Autonomous navigation system for micro-aerial vehicle. **Aerospace Science and Technology**, v. 124, p. 107521, 2022. ISSN 1270-9638.
- MALIK, A. **RTLS for Dummies**. Hoboken, N.J.: Wiley, 2009. ISBN 978-0-470-52406-0.

- MAZHAR, F.; KHAN, M. G.; SÄLLBERG, B. Precise Indoor Positioning Using UWB: A Review of Methods, Algorithms and Implementations. **Wireless Personal Communications**, v. 97, n. 3, p. 4467–4491, dez. 2017. ISSN 0929-6212, 1572-834X.
- MENDES, R. Q.; AROCA, R. V. Cloud Based Hybrid Location System For Indoor And Outdoor Environments. p. 8, 2018.
- NIST/SEMATECH e-Handbook of Statistical Methods. 2020. <<http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/>>. Acessado em: 20/06/2022. Disponível em: <<http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/>>.
- OLEJNICZAK, A. et al. LOS and NLOS identification in real indoor environment using deep learning approach. **Digital Communications and Networks**, p. S2352864823000913, maio 2023. ISSN 23528648.
- OZASLAN, T. et al. Towards fully autonomous visual inspection of dark featureless dam penstocks using MAVs. In: **2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)**. Daejeon, South Korea: IEEE, 2016. p. 4998–5005. ISBN 978-1-5090-3762-9.
- PRETER, A. D. Autonomous Navigation for Park Maintenance and Greenhouse Horticulture. p. 202, 2021.
- PRETER, A. D. et al. Range Bias Modeling and Autocalibration of an UWB Positioning System. In: **2019 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)**. Pisa, Italy: IEEE, 2019. p. 1–8. ISBN 978-1-72811-788-1.
- PU, Y. et al. Improved Strong Tracking Cubature Kalman Filter for UWB Positioning. **Sensors**, v. 23, n. 17, p. 7463, ago. 2023. ISSN 1424-8220.
- QU, J. A review of UWB indoor positioning. **Journal of Physics: Conference Series**, v. 2669, n. 1, p. 012003, dez. 2023. ISSN 1742-6588, 1742-6596.
- REN, K. et al. A sensor-fusion-system for tracking sheep location and behaviour. **International Journal of Distributed Sensor Networks**, v. 16, n. 5, p. 155014772092177, maio 2020. ISSN 1550-1477, 1550-1477.
- SANG, C. L. et al. Identification of NLOS and Multi-Path Conditions in UWB Localization Using Machine Learning Methods. **Applied Sciences**, v. 10, n. 11, p. 3980, jun. 2020. ISSN 2076-3417.
- SHAKER, G. et al. Inkjet Printing of Ultrawideband (UWB) Antennas on Paper-Based Substrates. **IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters**, v. 10, p. 111–114, 2011. ISSN 1536-1225, 1548-5757.
- SHI, Q. et al. Anchor self-localization algorithm based on UWB ranging and inertial measurements. **Tsinghua Science and Technology**, v. 24, n. 6, p. 728–737, dez. 2019. ISSN 1007-0214.
- TABAA, M. et al. LOS/NLOS Identification based on Stable Distribution Feature Extraction and SVM Classifier for UWB On-body Communications. **Procedia Computer Science**, v. 32, p. 882–887, 2014. ISSN 18770509.

- THIEDE, S. et al. Real-time locating systems (RTLS) in future factories: Technology review, morphology and application potentials. **Procedia CIRP**, v. 104, p. 671–676, 2021. ISSN 22128271.
- TSOLIS, A. et al. Evaluation of a human body phantom for wearable antenna measurements at the 5.8 ghz band. In: IEEE. **2013 Loughborough Antennas & Propagation Conference (LAPC)**. [S.l.], 2013. p. 414–419.
- WANG, F.; TANG, H.; CHEN, J. Survey on NLOS Identification and Error Mitigation for UWB Indoor Positioning. **Electronics**, v. 12, n. 7, p. 1678, abr. 2023. ISSN 2079-9292.
- WU, Y.-C.; CHAUDHARI, Q.; SERPEDIN, E. Clock Synchronization of Wireless Sensor Networks. **IEEE Signal Processing Magazine**, v. 28, n. 1, p. 124–138, jan. 2011. ISSN 1053-5888.
- WYMEERSCH, H. et al. A Machine Learning Approach to Ranging Error Mitigation for UWB Localization. **IEEE Transactions on Communications**, v. 60, n. 6, p. 1719–1728, jun. 2012. ISSN 0090-6778.
- XU, Y. et al. Robust inertial navigation system/ultra wide band integrated indoor quadrotor localization employing adaptive interacting multiple model-unbiased finite impulse response/Kalman filter estimator. **Aerospace Science and Technology**, v. 98, p. 105683, mar. 2020. ISSN 12709638.
- ZHANG, C.; HAMMAD, A. Improving lifting motion planning and re-planning of cranes with consideration for safety and efficiency. **Advanced Engineering Informatics**, v. 26, n. 2, p. 396–410, abr. 2012. ISSN 14740346.
- ZHANG, Z. et al. Variable-Weighted Error Propagation Model of a Ultra-Wide-Band Indoor Positioning System in an Intelligent Manufacturing Lab. **Applied Sciences**, v. 13, n. 14, p. 8400, jul. 2023. ISSN 2076-3417.
- ZHAO, Y.; WANG, M. The LOS/NLOS Classification Method Based on Deep Learning for the UWB Localization System in Coal Mines. **Applied Sciences**, v. 12, n. 13, p. 6484, jun. 2022. ISSN 2076-3417.

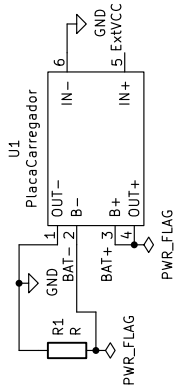


APÊNDICE **A**

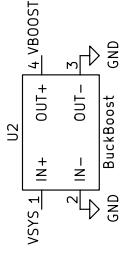
---

**Diagrama esquemático da placa  
projetada**

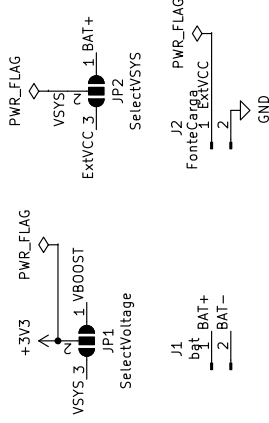
### Carregador da Bateria



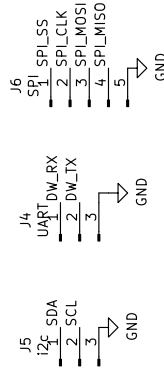
### Regulador BUCK-BOOST



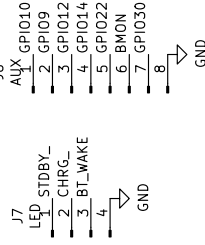
### Alimentação



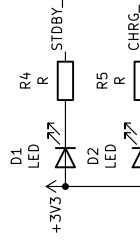
### Comunicação Serial



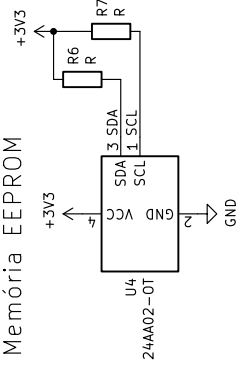
### Auxiliares



### Indicações



### Memória EEPROM



### Programação



VCC entre 4 e 8 volts para funcionamento com o carregador

