

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

ANDRÉ BADENAS DOS SANTOS

**COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE LOCALIZAÇÃO DE DISPOSITIVOS EM
AMBIENTE FECHADO CONECTADOS EM UMA REDE BLUETOOTH MESH**

CURITIBA

2025

ANDRÉ BADENAS DOS SANTOS

**COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE LOCALIZAÇÃO DE DISPOSITIVOS EM
AMBIENTE FECHADO CONECTADOS EM UMA REDE BLUETOOTH MESH**

**Comparison of Indoor Localization Methods for Devices Connected to a
Bluetooth Mesh Network**

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação apresentado como requisito para obtenção do título de Bacharel em Engenharia da Computação do Curso de Bacharelado em Engenharia da Computação da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Marcos Eduardo Pivaro Monteiro

Coorientador: Prof. Dr. Guilherme de Santi Peron

CURITIBA

2025



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Esta licença permite compartilhamento, remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es). Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.

ANDRÉ BADENAS DOS SANTOS

**COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE LOCALIZAÇÃO DE DISPOSITIVOS EM
AMBIENTE FECHADO CONECTADOS EM UMA REDE BLUETOOTH MESH**

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação
apresentado como requisito para obtenção
do título de Bacharel em Engenharia da
Computação do Curso de Bacharelado em
Engenharia da Computação da Universidade
Tecnológica Federal do Paraná.

Data de aprovação: 11/Março/2025

Marcos Eduardo Pivaro Monteiro
Professor Doutor
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Joao Luiz Rebelatto
Professor Doutor
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Eduardo Nunes Dos Santos
Professor Doutor
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

**CURITIBA
2025**

AGRADECIMENTOS

É evidente que a realização deste trabalho não seria possível sem o apoio e incentivo de diversas pessoas, que me motivaram a chegar a sua conclusão. Primeiramente, agradeço ao meu orientador Prof. Dr. Marcos Eduardo Pivaro Monteiro, pela sabedoria, preocupação e paciência ilimitada com que me guiou nesta trajetória. Gostaria de deixar registrado também o meu reconhecimento à minha família, pois sem o apoio e insistência deles, seria muito difícil concluir esse desafio. Finalmente, agradeço a todos que de alguma forma contribuíram para a realização desta pesquisa.

RESUMO

A localização de dispositivos em ambientes fechados é um tema de grande relevância no contexto da Internet das Coisas (IoT, do inglês *Internet of Things*), especialmente diante do crescimento do mercado e da demanda por soluções precisas e escaláveis. Este trabalho compara métodos variados de posicionamento, empregando redes *Bluetooth Mesh* e examinando a influência de parâmetros como a disposição dos dispositivos, os filtros aplicados e os algoritmos de determinação da posição. Foram avaliadas as técnicas de Multilateração e *FingerPrinting* associadas a redes neurais, bem como diversos filtros para o tratamento do RSSI (do inglês *Received Signal Strength Indicator*). Os experimentos indicaram que a combinação de redes neurais com um filtro adaptativo resultou em erros médios inferiores na determinação da posição dos dispositivos. Os resultados contribuem para o aprimoramento de sistemas de localização *indoor*, orientando a seleção de configurações mais eficientes para aplicações em IoT.

Palavras-chave: localização; rssi; bluetooth mesh; filtro; internet das coisas.

ABSTRACT

The indoor localization of devices is a highly relevant topic in the context of the Internet of Things (IoT), especially given the growing market and the demand for precise and scalable solutions. This work compares various positioning methods using Bluetooth Mesh networks and examines the influence of parameters such as device layout, applied filters, and position determination algorithms. Multilateration and FingerPrinting techniques associated with neural networks were evaluated, as well as several filters for processing RSSI (Received Signal Strength Indicator). The experiments indicated that the combination of neural networks with an adaptive filter resulted in lower mean errors in determining device positions. The results contribute to the improvement of indoor localization systems by guiding the selection of more efficient configurations for IoT applications.

Keywords: indoor localization; rssi; bluetooth mesh; filter; internet of things.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Estrutura básica de um nó.	19
Figura 2 – Multilateração	23
Figura 3 – Configuração do sistema.	29
Figura 4 – Disposição dos dispositivos no ambiente de medição.	33
Figura 5 – Rede neural utilizada.	34

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Comparação dos diferentes protocolos de comunicação existentes para localização em ambientes fechados.	10
Quadro 2 – Comparação dos diferentes métodos de localização existentes em ambientes fechados, utilizando o Bluetooth BLE como protocolo de comunicação.	10
Quadro 3 – Comparação das medições, considerando diferentes métodos de localização.	35
Quadro 4 – Comparação das medições, considerando diferentes layouts.	36
Quadro 5 – Comparação das medições, considerando diferentes filtros.	36
Quadro 6 – Melhores resultados obtidos de localização.	37
Quadro 7 – Dados de localização obtidos no melhor sistema encontrado.	38
Quadro 8 – Erros de medição obtidos, considerando filtros, layouts e métodos de localização.	44

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
1.1	Objetivos	11
1.1.1	Objetivo geral	11
1.1.2	Objetivos específicos	12
1.2	Justificativa	12
1.3	Estrutura do trabalho	12
2	REFERENCIAL TEÓRICO	14
2.1	Internet das Coisas	14
2.2	Sistemas embarcados	14
2.3	Bluetooth	15
2.3.1	Bluetooth Low Energy	16
2.3.2	RSSI	17
2.3.3	Bluetooth Mesh	17
2.4	Métodos de Localização de Dispositivos	20
2.4.1	Filtros	21
2.4.2	Multilateração	22
2.4.3	FingerPrinting	24
2.4.4	Redes Neurais	25
2.4.5	Calculo de Erros	26
3	MATERIAIS E MÉTODOS	27
3.1	Materiais	27
3.2	Métodos	27
3.2.1	Sistema Embarcado	28
<u>3.2.1.1</u>	<u>Configuração da Rede Mesh</u>	29
<u>3.2.1.2</u>	<u>Dispositivo Localizado</u>	30
<u>3.2.1.3</u>	<u>Dispositivo Localizador</u>	30
<u>3.2.1.4</u>	<u>Dispositivo Central</u>	30
3.2.2	Ambiente de realização	30
3.2.3	Obtenção das medições	31
3.2.4	Desenvolvimento do Gateway	32

3.2.5	Filtros	32
3.2.5.1	Multilateração	32
3.2.5.2	Redes Neurais	33
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	35
4.1	Resultados	35
5	CONCLUSÃO	39
	REFERÊNCIAS	41

1 INTRODUÇÃO

A internet das coisas (IoT, do inglês *Internet of Things*) é um dos segmentos industriais que mais cresce atualmente, com um valor de mercado avaliado em 714,48 bilhões de dólares em 2024, com potencial de crescimento para 4,06 trilhões de dólares até 2033 (FORTUNE BUSINESS INSIGHTS, 2024) (PRECEDENCE RESEARCH, 2023). Ademais, o número de dispositivos IoT conectados pode crescer de 18,6 bilhões em 2024 para até 40 bilhões em 2033 (IOT ANALYTICS, 2024), (PRECEDENCE RESEARCH, 2023).

IoT pode ser definida como uma rede de dispositivos embarcados no ambiente, capazes de influenciar o seu entorno sem interação humana (AL-FUQAHA *et al.*, 2015). Em paralelo, o advento do 5G traz consigo uma série de avanços que podem impulsionar ainda mais a indústria da IoT. Dentre esses avanços, se destacam a redução da latência, o aumento da capacidade de transmissão de dados e a possibilidade de conexões simultâneas em maior número, ampliando o escopo das aplicações e o número de dispositivos.

A integração entre IoT e 5G tem o potencial de transformar diversos setores da economia, como a indústria, agricultura e saúde. Na indústria, essa convergência pode viabilizar o rastreamento em tempo real de equipamentos, robôs e pessoas, otimizando a logística, o gerenciamento de estoques e a segurança operacional. No setor agrícola, a combinação de IoT e 5G pode possibilitar o monitoramento e a adaptação do ambiente, em uma mesma estufa, para diferentes espécies de plantas, facilitando a localização destas para tratamento ou inspeção sem a necessidade de armazenar os dados de posicionamento. Por fim, na área da saúde, seria possível rastrear pacientes, médicos, enfermeiros e equipamentos – como esteiras e macas – o que proporcionará maior agilidade, segurança e eficiência na logística hospitalar (GERHARDT, 2021).

Nesse contexto, a localização de dispositivos já é e se tornará cada vez mais relevante. Para a localização em ambientes externos, na maioria das aplicações, o Sistema Global de Posicionamento (GPS, do inglês *Global Positioning System*), especialmente associado ao 5G, atende à maioria das demandas de precisão e alcance; contudo, essa tecnologia não apresenta boa cobertura em ambientes fechados (YASSIN *et al.*, 2017). Além das dificuldades de sinal que o sistema GPS possui em ambientes fechados, os fenômenos de reflexão, absorção e interferência sofridos por um sinal nesses locais constituem desafios adicionais para a obtenção de uma localização precisa. Aliado a isso, considerando a crescente demanda por redes compostas por múltiplos dispositivos intercomunicantes, é imprescindível que o método de localização seja altamente escalável, de baixo custo e de porte compacto.

A principal forma de obter os dados necessários para a localização de dispositivos IoT é por meio da comunicação entre eles. Em ambientes fechados, essa comunicação ocorre através de protocolos de curto alcance, como *ZigBee*, *Wi-Fi*, *Bluetooth 5.1* e *Bluetooth* de baixa energia (BLE, do inglês *Bluetooth Low Energy*). Tais protocolos estão presentes em diversos produtos,

como *wearable gadgets* (BLE), redes de sensores sem fio (BLE e *ZigBee*) e *Google Home* (*Wi-Fi*) (IoT For All, 2017).

Diversos mecanismos permitem localizar dispositivos que se comunicam por protocolos de curto alcance, tais como: Ângulo de Chegada (AoA, do inglês *Angle of Arrival*); Ângulo de Saída (AoD, do inglês *Angle of Departure*); Tempo de Chegada (ToA, do inglês *Time of Arrival*); Diferença Temporal de Chegada (TDoA, do inglês *Time Difference of Arrival*); utilização da indicação da potência do sinal recebido (RSSI, do inglês *Received Signal Strength Indicator*) e FingerPrinting (FP, do inglês *FingerPrinting*). Contudo, grande parte desses métodos exige *hardware* adicional, presente em poucos dispositivos, o que os torna mais onerosos e volumosos. Entre os mecanismos citados, apenas o RSSI e o FP não requerem *hardware* suplementar (YASSIN *et al.*, 2017).

Quadro 1 – Comparação dos diferentes protocolos de comunicação existentes para localização em ambientes fechados.

Protocolo	Precisão	Custo	Consumo	Compatibilidade	Alcance(m)	Escalabilidade
BLE	Moderada	Baixo	Baixo	Alta	10-100	Alta
Bluetooth 5.1	Alta	Alto	Baixo	Moderada	50-200	Baixa
WiFi	moderada	Alto	Alto	Alta	50-100	Alta
Zigbee	Moderada	Baixo	Baixo	Baixa	10-100	Alta

Fonte: Autoria própria, adaptado de (LIU *et al.*, 2007) e (ZAFARI; GKELIAS; LEUNG, 2020).

O Quadro 1 apresenta as vantagens e desvantagens de cada protocolo de comunicação para a localização de dispositivos em ambientes fechados. Com base nessa análise e nos objetivos deste trabalho, optou-se pela utilização do BLE, devido ao seu baixo consumo de energia, alta escalabilidade, ampla compatibilidade e custo reduzido de implementação.

Quadro 2 – Comparação dos diferentes métodos de localização existentes em ambientes fechados, utilizando o Bluetooth BLE como protocolo de comunicação.

Método	Precisão	Hardware específico	Complexidade	Compatibilidade	Custo
AoA	Alta	Antenas phased-array	Alta	Média	Alto
AoD	Alta	Antenas phased-array	Alta	Média	Alto
ToA	Moderada a alta	Sincronização de tempo	Média a alta	Média	Médio a alto
TDoA	Moderada a alta	Sincronização de tempo	Média a alta	Média	Médio a alto
RSSI	Baixa	Nenhum	Baixa	Alta	Baixo
FP	Moderada a alta	Nenhum	Média a alta	Alta	Médio a alto

Fonte: Autoria própria, adaptado de (LIU *et al.*, 2007) e (ZAFARI; GKELIAS; LEUNG, 2020).

O Quadro 2 apresenta as vantagens e desvantagens de cada método de localização em ambientes fechados, considerando a utilização do BLE como protocolo de comunicação. A partir

dela, considerando os objetivos desse trabalho, foram selecionados para esse estudo os métodos de localização por RSSI e FP, devido à ausência de necessidade de *hardware* adicional, alta compatibilidade com o BLE e baixa-média complexidade de configuração e calibração.

Os métodos de localização utilizando RSSI, de modo geral, convertem a potência do sinal recebido em uma estimativa de distância. Com a utilização de três ou mais dispositivos de posição previamente conhecida, aplicam-se métodos matemáticos para determinar a posição relativa do objeto a ser localizado (KOO; CHA, 2011). O FP, por sua vez, é uma técnica fundamentada no RSSI, na qual os valores de potência do sinal recebidos são comparados a uma base de dados previamente construída, que representa o mapeamento do ambiente (KOO; CHA, 2011), (HSIEH; PRAKOSA; LEU, 2018), (FARAGHER; HARLE, 2015).

Para realizar os cálculos de localização, é necessário agrupar os dados de RSSI em um dispositivo que consolide as medições de todos os elementos envolvidos. A transmissão desses dados pode ser efetuada por meio de diferentes métodos de comunicação. Uma dessas abordagens, que pode ser empregada em conjunto com o BLE é o padrão *Bluetooth Mesh*, que cria uma rede de dispositivos capazes de se comunicarem entre si utilizando o BLE. Tais dispositivos podem ser organizados em grupos dentro da rede *Mesh*, atendendo às necessidades deste trabalho (Bluetooth SIG, 2017). Sua principal vantagem reside na integração facilitada de novos dispositivos à rede, com poucas ou nenhuma alteração no *Firmware*, o que a torna a escolha ideal para os objetivos deste projeto.

O passo final para determinar a localização de um dispositivo consiste em converter os dados de RSSI e FP em coordenadas cartesianas, com base em um referencial, por meio de métodos matemáticos. Para essa conversão, foram empregados dois métodos: redes neurais (*ANN*, do inglês *Artificial Neural Networks*) e Multilateração (YASSIN *et al.*, 2017) (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016). Esses métodos serão avaliados considerando variações na quantidade de dispositivos localizadores (para ambos os métodos), diferentes layouts e diferentes filtros.

1.1 Objetivos

Nesta seção serão apresentados os principais objetivos que devem ser atingidos no decorrer da realização desse trabalho.

1.1.1 Objetivo geral

Comparar os resultados da localização de um dispositivo em ambientes internos utilizando RSSI, avaliando como diferentes configurações do sistema influenciam na precisão do posicionamento.

1.1.2 Objetivos específicos

- Investigar como variações no número de dispositivos ativos influenciam a precisão da localização obtida via RSSI.
- Verificar de que maneira a disposição física dos dispositivos afeta a acurácia dos dados de localização.
- Estudar como diferentes técnicas de filtragem dos sinais RSSI alteram a precisão dos resultados de localização.
- Examinar a influência de diferentes métodos (Multilateração e *FingerPrinting*) na precisão dos dados de localização.
- Identificar qual dos sistemas avaliados apresenta o melhor desempenho em termos de precisão para o ambiente analisado.

1.2 Justificativa

É conhecido que a localização de dispositivos em ambientes fechados permite o desenvolvimento de diversas aplicações, e os requisitos de precisão são cada vez mais exigentes. Estudos comparativos avaliando diferentes configurações de sistemas ajudam na decisão sobre quais configurações são mais adequadas para cada ambiente. Alguns estudos que validam e complementam o que é exposto neste trabalho são (LIU *et al.*, 2007), (GU; LO; NIEMEGEERS, 2009) e (XIAO *et al.*, 2016).

Por esse motivo, este estudo avalia não só a localização de dispositivos em um ambiente comum, mas também avalia a influência da quantidade de dispositivos, do tratamento dos dados de RSSI e do método empregado para adquirir e calcular a distância. Para isso, foram desenvolvidos diversos sistemas que geram informações adicionais para definir uma configuração mais próxima da ideal para a obtenção da localização em um ambiente específico.

Além disso, esse estudo proporciona aos envolvidos a oportunidade de aprender em diversas áreas da Engenharia de Computação, tais como sistemas embarcados, inteligência artificial, estatística, cálculo numérico e comunicação. Dessa forma, o presente trabalho se configura não apenas como uma oportunidade para o desenvolvimento tecnológico, mas também como uma contribuição para a formação acadêmica e profissional dos envolvidos.

1.3 Estrutura do trabalho

No Capítulo 2, são abordadas todas as bases de conhecimento necessárias para o desenvolvimento deste trabalho. São apresentados conceitos sobre sistemas embarcados, *Bluetooth* e suas tecnologias, métodos de localização e cálculos de erro.

No Capítulo 3, são descritos todos os materiais e métodos utilizados na realização do trabalho. São listadas as ferramentas de *software* e *hardware* empregadas, as características do ambiente onde os experimentos foram conduzidos e a metodologia adotada para a obtenção dos resultados.

No Capítulo 4, são apresentados os resultados obtidos. Primeiramente, é definido o escopo do sistema, esclarecendo de que forma os dados foram coletados e em quais circunstâncias sua avaliação é relevante. Em seguida, é apresentado o sistema final desenvolvido e os requisitos que ele atende. Por fim, os dados obtidos são analisados considerando diferentes cenários e parâmetros.

No Capítulo 5, são discutidas as conclusões do trabalho e a adequação dos resultados aos objetivos propostos. Além disso, são apresentadas as dificuldades encontradas, uma avaliação final dos métodos de localização e sugestões de trabalhos futuros que possam expandir e aprimorar os resultados alcançados.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Internet das Coisas

A Internet das Coisas pode ser definida como uma rede de dispositivos embarcados no ambiente, capazes de interagir com seu entorno sem necessidade de intervenção humana (AL-FUQAHA *et al.*, 2015). A partir dessa definição, infere-se que a IoT pode atuar em diferentes contextos, como indústrias, fazendas e hospitais. Dessa forma, trata-se de um campo multidisciplinar, com aplicações variadas. Dentre essas aplicações, destaca-se a localização de dispositivos em ambientes fechados, devido à sua ampla utilidade em diversos setores.

Para a realização deste trabalho, foram utilizados conceitos provenientes de diferentes áreas relacionadas à IoT. Resumidamente, os dados de potência do sinal são obtidos por meio do sistema embarcado, filtrados por métodos estatísticos para reduzir ruídos nas medições, processados por algoritmos de localização e, posteriormente, avaliados com técnicas de cálculo de erro, a fim de estimar a posição do dispositivo e determinar a precisão da medição.

Nas próximas seções, serão apresentados os conceitos fundamentais para cada uma dessas etapas, fornecendo a base teórica necessária para a execução deste trabalho. Primeiramente, será explicado o papel do sistema embarcado na obtenção dos dados utilizados pelos métodos de localização. Em seguida, serão detalhados os diferentes métodos de localização, destacando suas vantagens, limitações e condições de aplicação. Por fim, serão abordadas as técnicas de cálculo de erro das medições, fundamentais para a avaliação dos dados coletados.

2.2 Sistemas embarcados

De acordo com (VAHID; GIVARGIS, 2002), um sistema embarcado é um sistema baseado em um microprocessador projetado para executar uma função específica ou um conjunto de funções. Essas funções podem variar desde operações simples, como cálculos matemáticos básicos, até tarefas mais complexas, como a obtenção da localização de dispositivos por meio de seus mecanismos de comunicação. É composto por duas partes principais: hardware e software. O hardware corresponde aos elementos físicos do sistema, que podem incluir as seguintes categorias:

- Microcontroladores: dispositivos eletrônicos que integram um processador, memória e interfaces de entrada/saída. São responsáveis pela execução das tarefas do sistema e, portanto, são elementos essenciais em qualquer sistema embarcado.
- Sensores: componentes responsáveis por quantificar grandezas físicas mensuráveis, como temperatura, pressão e umidade.

- Atuadores: dispositivos que, quando estimulados, realizam alguma tarefa no mundo real, como motores, lâmpadas, fechaduras, etc.
- Interface de entrada e saída: dispositivos que possibilitam a interação do sistema com o ambiente ao seu redor, permitindo o envio e recebimento de informações. Exemplos incluem botões e teclados.
- Interface de Comunicação: elementos que viabilizam a comunicação entre dispositivos, como interfaces *USB*, *Bluetooth*, rádio e interface serial.

O software, por sua vez, compreende toda a lógica de funcionamento do sistema embarcado, sendo responsável por:

- Processar e gerenciar as informações adquiridas por sensores, dispositivos de entrada e interfaces de comunicação.
- Enviar comandos aos atuadores.
- Transmitir informações por meio da interface de comunicação.
- Detectar e tratar falhas nos atuadores e erros inesperados no funcionamento do sistema.

No contexto da localização de dispositivos em ambientes fechados, existem diversas maneiras de obter os dados necessários para determinar a posição de um dispositivo. Uma dessas abordagens baseia-se na comunicação entre os dispositivos, permitindo o uso de diferentes métodos e protocolos para a obtenção dessas informações. Neste trabalho, a comunicação entre os dispositivos foi realizada por meio do *Bluetooth Low Energy*, que faz parte do padrão *Bluetooth*.

2.3 Bluetooth

O Bluetooth é uma tecnologia sem fio que permite a comunicação entre dispositivos próximos através da transmissão de sinais de rádio na faixa de 2,4 GHz. Seu funcionamento baseia-se na divisão dessa faixa em múltiplos canais e na utilização de um sistema de salto de frequência, o que minimiza interferências e melhora a confiabilidade da conexão. Quando dois dispositivos se conectam, eles estabelecem uma rede, na qual um dispositivo mestre coordena a comunicação com um ou mais dispositivos escravos, permitindo a troca de dados em pacotes de forma organizada e segura. Em contrapartida, enquanto o Bluetooth clássico é adequado para transmissões contínuas, como áudio ou transferência de arquivos, o Bluetooth Low Energy (BLE) foi desenvolvido para realizar pequenas transmissões intermitentes com um consumo de energia muito reduzido, ideal para aplicações em dispositivos IoT, sensores e aplicações em localização de dispositivos.

2.3.1 Bluetooth Low Energy

O Bluetooth Low Energy é uma tecnologia de comunicação sem fio amplamente utilizada, destacando-se pela eficiência energética, compatibilidade com o protocolo *Bluetooth* clássico e baixo custo. Essas características impulsionaram sua adoção em setores que demandam conectividade estável e longa duração da bateria, tornando-o um elemento fundamental na expansão de soluções inteligentes e conectadas. Algumas das principais aplicações que se beneficiam do BLE incluem:

- **Dispositivos vestíveis:** o BLE prolonga a autonomia da bateria de dispositivos de monitoramento físico, como relógios inteligentes e pulseiras *fitness*.
- **Saúde e bem-estar:** aplicado em dispositivos médicos, o BLE permite o monitoramento contínuo da saúde dos usuários, sendo utilizado em medidores de glicose no sangue, monitores de pressão arterial, entre outros.
- **Entretenimento:** o BLE é empregado em dispositivos de áudio sem fio, como fones de ouvido e caixas de som, permitindo sua conexão com *smartphones*, *tablets* e computadores via sinais de rádio.
- **Segurança:** utilizado em fechaduras inteligentes e sistemas de alarme, o BLE proporciona soluções de autenticação e controle de acesso com baixo consumo de energia.

O *Bluetooth Low Energy* opera na faixa de frequência de 2,4 GHz a 2,483 GHz e utiliza o método de transmissão FHSS (do inglês *Frequency Hopping Spread Spectrum*, ou espectro espalhado por salto de frequência), semelhante ao *Bluetooth* clássico. No entanto, apresenta menor tempo de conexão e latência, além de oferecer suporte a conexões intermitentes. Além disso, consome apenas 10% da energia do *Bluetooth* clássico e conta com um modo de suspensão (*sleep mode*), que reduz ainda mais o consumo energético. Essa eficiência energética é alcançada por meio de três principais mecanismos:

- Sistema de modulação mais simples: O BLE trabalha com apenas 40 canais em espaços de 2 MHz entre eles na referida faixa de frequência, enquanto o Bluetooth Clássico o faz com 79 canais e espaço de 1 MHz.
- Modo de suspensão: O BLE permanece em um modo de suspensão enquanto não for realizada nenhuma conexão. Além disso, as conexões duram apenas segundos, enquanto no Bluetooth Clássico podem levar horas.
- Pacotes de dados menores: A taxa de transferência de dados do BLE varia entre 125Kbit/s - 2Mbit/s, enquanto do Bluetooth Clássico varia de 1Mbit/s - 3Mbit/s.

O RSSI é a principal fonte de dados para localização de dispositivos via BLE, estimando a distância com base na potência do sinal recebido. Além disso, outros métodos podem ser

empregados, como AoA/AoD, que utiliza múltiplas antenas para triangulação, e o ToF (do inglês *Time of Flight*, ou tempo de voo), que calcula distâncias com base no tempo de propagação do sinal. Embora técnicas como AoA e ToF ofereçam maior precisão, o RSSI é amplamente adotado devido à sua simplicidade, baixo custo de implementação e compatibilidade com a maioria dos dispositivos BLE existentes. Como não exige *hardware* especializado, o RSSI é uma solução ideal para aplicações que priorizam praticidade e escalabilidade em ambientes dinâmicos.

2.3.2 RSSI

O RSSI é uma medida da intensidade do sinal recebido por um dispositivo, expressa em decibéis de miliwatt (dBm). Como a potência do sinal recebido varia conforme a distância entre os dispositivos e a potência transmitida é conhecida, é possível estimar o distanciamento por meio de cálculos matemáticos. No entanto, a distância não é o único fator que influencia o valor do RSSI, tornando essa estimativa suscetível a erros. Entre os principais fatores de interferência, destacam-se o ruído ambiental e a reflexão de sinais. Diversos métodos são utilizados para calcular a distância, mitigar esses erros e aprimorar a precisão das medições, os quais serão detalhados na próxima seção.

Além dos desafios técnicos relacionados à precisão das medições de RSSI, a determinação da localização depende de um fator essencial: a colaboração entre os dispositivos. Para viabilizar o cálculo, pelo menos um deles precisa acessar os valores de RSSI dos demais, o que exige um meio de comunicação para compartilhamento dessas informações. Nesse contexto, uma abordagem eficiente para interconectar múltiplos dispositivos e garantir o fluxo de dados necessário é a utilização do *Bluetooth Mesh*, uma arquitetura de comunicação em rede baseada no BLE.

2.3.3 Bluetooth Mesh

O *Bluetooth Mesh* é uma tecnologia aplicada ao BLE, cuja finalidade é permitir a comunicação direta entre dispositivos, dispensando um servidor central. Suas principais aplicações incluem robótica, automação industrial, gerenciamento de energia, soluções para *smart cities*, Internet das Coisas e demais contextos que demandem uma ou mais das seguintes características:

- Cobertura de áreas extensas.
- Monitoramento e controle de grande quantidade de dispositivos.
- Baixo consumo energético.
- Escalabilidade e eficiência no uso do rádio.

- Compatibilidade com *smartphones*, tablets e computadores.
- Padrão industrial com alta segurança.

Para viabilizar essa comunicação, foi criada uma arquitetura de rede baseada em duas estruturas essenciais: Nó e Provedor. O Provedor é um tipo especial de Nó responsável por adicionar dispositivos à rede. Já o Nó é todo dispositivo integrante da rede *Bluetooth Mesh*, classificado nas seguintes categorias conforme suas funcionalidades:

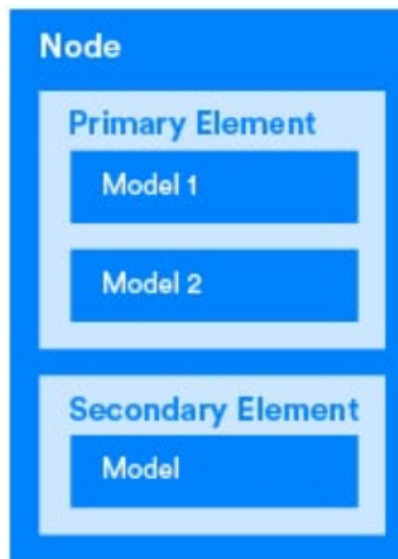
- Nó padrão: dispositivo que pertence à rede e executa funções de comunicação e operação.
- Nó de baixa energia: dispositivo com restrições energéticas (ex.: alimentado por bateria), que opera em conjunto com um nó amigo. Nessa relação, o nó amigo retém as mensagens até que o nó de baixa energia as solicite, enviando-as por ordem de chegada e esvaziando sua fila após a transmissão.
- Nó amigo: armazena mensagens destinadas a nós de baixa energia, permitindo que estes permaneçam mais tempo em modo *sleep*.
- Nó proxy: possibilita a comunicação entre dispositivos BLE (como *smartphones*) e a rede *mesh*.
- Nó de retransmissão: retransmite mensagens para destinos fora do alcance do emissor. Em geral, no máximo 5% dos Nós são configurados como retransmissores para evitar congestionamento.

Cada nó é composto por pelo menos um elemento, definido como uma entidade endereçável independente, dotada de uma ou mais funcionalidades. Cada funcionalidade é representada por um modelo, que também define os estados associados. Por exemplo, um controlador de lâmpada (elemento) pode ter dois modelos: um para ligar/desligar (estados: ativado/desativado) e outro para ajustar a luminosidade (nível de 0 a 100). A estrutura descrita é ilustrada na Figura 1.

Em relação à comunicação, todas as mensagens são transmitidas pelo sistema *publish/-subscribe*. Nós interessados em determinado tipo de mensagem inscrevem-se em grupos específicos, enquanto os emissores publicam nesses grupos. Por exemplo, em uma residência de três andares, as lâmpadas de cada pavimento podem ser associadas a grupos distintos, permitindo que um emissor acione apenas as do segundo andar. Essas mensagens podem ser direcionadas a três tipos de endereços:

- **Endereço Unicast:** utilizado para enviar mensagens a um único elemento.
- **Endereço de Grupo:** destina-se a grupos de elementos, divididos em duas categorias:

Figura 1 – Estrutura básica de um nó.



Fonte: The Fundamental Concepts of Bluetooth Mesh Networking (2017).

- **Grupos dinâmicos:** definidos pelo desenvolvedor para dispositivos específicos (ex.: lâmpadas do jardim).
- **Grupos fixos:** endereços pré-configurados na rede, incluindo:
 - * *All-proxies*: todos os nós proxy.
 - * *All-friends*: todos os nós amigos.
 - * *All-relays*: todos os nós de retransmissão ativa.
 - * *All-nodes*: todos os nós (mensagens processadas pelo elemento primário de cada nó).
- **Endereço Virtual:** similar ao de grupo, mas com processamento otimizado.

Quanto à segurança, as redes *mesh* empregam múltiplos mecanismos para mitigar ataques como *replay attacks*, *man-in-the-middle* e *trash-can*. A maioria desses mecanismos envolve o *provisioning*, processo de adição de dispositivos à rede, gerenciado por um *Provisioner* (geralmente um *smartphone* ou computador).

Provisioning é o processo utilizado para adicionar dispositivo à rede Mesh. É gerenciado por um Provisioner, que fornece ao dispositivo as informações necessárias para entrar na rede, como as chaves públicas, e adquire as chaves do dispositivo. Normalmente o Provisioner é um smartphone ou computador pessoal que possui uma aplicação para provisioning. O processo é dividido em 5 partes:

1. **Beaconing:** um dispositivo fora da rede transmite informações de conexão ou responde a solicitações da rede.
2. **Convite:** o *Provisioner* solicita as informações do dispositivo.

3. **Troca de chaves públicas:** dispositivo e *Provisioner* compartilham chaves públicas, gerando chaves simétricas via *ECDH (Elliptic-Curve Diffie-Hellman)*.
4. **Autenticação:** o dispositivo seleciona um método (ex.: *Output OOB*, do inglês *Out-of-Band*, *Input OOB*, *Static OOB* ou *No OOB*).
5. **Entrega de dados:** o *Provisioner* envia:
 - *Network Key*: chave compartilhada por todos os nós para segurança da camada de rede.
 - *Device Key*: chave única entre dispositivo e *Provisioner*.
 - *Key Index*: Referência à *Network Key*.
 - *Flags*: indicadores do estado da chave.
 - *Initialization Vector Index*: valor para gerar variações aleatórias em mensagens.
 - *Unicast Address*: endereço do elemento primário do nó.

2.4 Métodos de Localização de Dispositivos

Existem diferentes métodos para obtenção de informações de localização em dispositivos que utilizam protocolos de comunicação de curto alcance. Entre as principais técnicas, destacam-se:

- **Ângulo de chegada:** mede a direção do sinal que incide sobre um receptor através da diferença de fase entre múltiplas antenas.
- **Ângulo de saída:** determina a direção em que o sinal é transmitido a partir do emissor, utilizando técnicas de feixe direcionado.
- **Tempo de chegada:** calcula a distância medindo o tempo que o sinal leva para ir do emissor ao receptor, considerando a velocidade da luz.
- **Diferença temporal de chegada:** estima a posição comparando os tempos de chegada do sinal em vários receptores para formar hipérbolas de localização.
- **Intensidade do sinal recebido:** aproxima a distância com base na atenuação do sinal, usando a potência medida (RSSI) em relação à distância.

Dentre essas abordagens, o RSSI foi selecionado por dispensar *hardware* especializado, apresentar alta compatibilidade com o protocolo BLE e exigir configuração simplificada, fatores que ampliam sua acessibilidade técnica. Contudo, medições baseadas em RSSI são suscetíveis a ruídos intrínsecos, decorrentes de sua natureza logarítmica, e a interferências ambientais

(KOKALJ-FILIPOVIC; GREENSTEIN; CHENG B.AND GRUTESER, 2014). Estas últimas podem ser classificadas em quatro categorias principais:

- **Equipamentos eletrônicos:** dispositivos como micro-ondas e telefones sem fio que operam na mesma faixa espectral.
- **Interferência co-canal e adjacente:** resultante da sobreposição de transmissões em frequências idênticas ou vizinhas.
- **Fontes externas de radiação:** incluindo emissões de redes Bluetooth, transmissores de rádio e outras fontes eletromagnéticas.
- **Obstáculos físicos:** estruturas como paredes, superfícies metálicas e até massas líquidas, como pessoas e animais.
- **Equipamentos eletrônicos:** Dispositivos como micro-ondas e telefones sem fio que operam na mesma faixa espectral.

Entre esses fatores, a reflexão em superfícies merece atenção especial por seu papel na propagação multicaminho (*Multipath Propagation*). Esse fenômeno ocorre quando as ondas de rádio sofrem reflexões sucessivas, gerando múltiplas trajetórias entre emissor e receptor. A consequente variação temporal e de potência na chegada dos sinais induz interferências destrutivas ou construtivas, conhecidas como *Fast Fading* (desvanecimento rápido), que distorcem abruptamente o RSSI. Para compensar essas flutuações, foram utilizadas nesse trabalho estratégias que combinam filtragem digital de dados com algoritmos avançados de posicionamento, como a Multilateração por mínimos quadrados não lineares e modelos baseados em Redes Neurais artificiais.

2.4.1 Filtros

Os filtros, no contexto de localização de dispositivos, têm como objetivo principal reduzir o ruído associado à medição do RSSI, refinando os dados para aumentar a precisão na estimativa de distâncias. Essas técnicas são essenciais em ambientes dinâmicos, onde interferências como obstáculos físicos ou movimento de pessoas podem distorcer as medições. Neste trabalho, foram avaliados quatro métodos de filtragem, descritos a seguir:

1. **Média Simples:** consiste na coleta de múltiplas amostras de RSSI em um ponto específico, calculando-se a média aritmética para atenuar variações aleatórias. Embora simples, este método é eficaz em cenários com distribuição homogênea de ruído.
2. **Filtro Sigma-Clipped:** elimina outliers estatísticos ao descartar valores fora do intervalo definido pela média $\pm x$ desvios padrão. A média recalculada com os dados res-

tantes oferece maior robustez contra flutuações abruptas, sendo adequado para distribuições Gaussianas com interferências pontuais.

3. **Filtro de Valores Extremos (proposto neste trabalho)**: seleciona entre o maior ou menor valor de RSSI, priorizando aquele mais próximo da média. Essa abordagem é particularmente útil em ambientes com interferências temporárias, como tráfego intenso de pessoas, onde picos isolados podem enviesar as medições.
4. **Filtro Adaptativo Híbrido (proposto neste trabalho)**: combina estratégias dinâmicas, utilizando a média simples para dados com variância baixa (inferior a um limiar pré-definido) e o filtro de valores extremos para variância elevada. Essa dualidade otimiza a precisão em ambientes com flutuações intermitentes, como espaços com movimento esporádico de indivíduos.

Após a aplicação dos filtros, é necessário utilizar métodos de interpretação dos dados refinados. Os dois principais algoritmos são:

- **Multilateração**: Baseia-se em modelos geométricos para triangulação da posição do dispositivo usando as distâncias estimadas a partir do RSSI.
- **FingerPrinting**: Utiliza um banco de dados pré-mapeado de "impressões" de sinal, comparando os valores filtrados com padrões armazenados para inferir a localização.

Uma análise detalhada desses métodos é apresentada nas subseções subsequentes, destacando sua interação com as estratégias de filtragem previamente descritas.

2.4.2 Multilateração

A multilateração é um método geométrico de estimativa de posicionamento que utiliza distâncias medidas entre um dispositivo-alvo e pontos de referência (âncoras) com coordenadas conhecidas. Para sua aplicação em um plano bidimensional, são necessárias pelo menos três âncoras distribuídas espacialmente, as quais emitem sinais cuja intensidade RSSI é captada pelo dispositivo a ser localizado. A partir do RSSI, calcula-se a distância entre o dispositivo e cada âncora utilizando o modelo de perda de percurso (*path loss*), expresso pela equação (RAPPAPORT, 2002):

$$d = 10^{\frac{P_t - P_r}{10 \times n}} \quad (1)$$

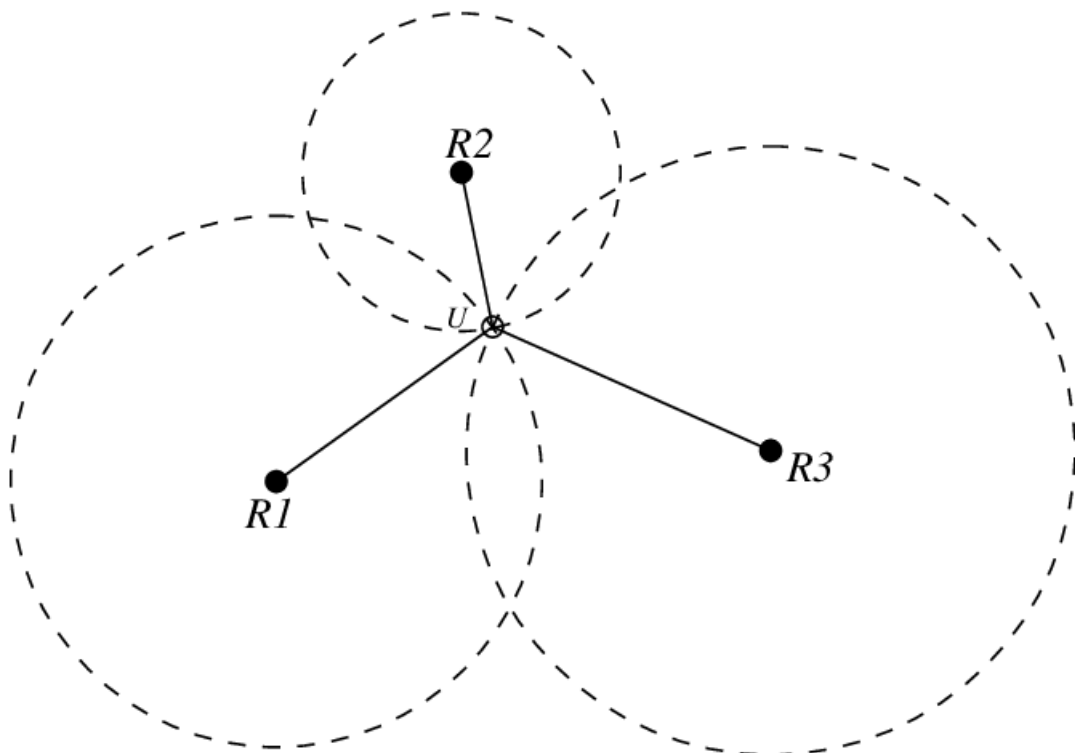
Onde:

- d é a distância entre o transmissor e o receptor,
- P_t é a potência do transmissor (em dBm),

- P_r é a potência recebida (RSSI, em dBm),
- n é o fator de atenuação do ambiente (path loss exponent).

Essas distâncias estimadas definem circunferências (ou esferas, em 3D) ao redor das âncoras, cuja interseção teórica indica a posição do dispositivo, conforme a Figura 2. Contudo, devido a imprecisões inerentes à conversão RSSI-distância (como reflexões, atenuações e efeitos de multicaminho), a solução exata raramente existe. Para isso, existe o fator de atenuação "n", que é calculado da seguinte forma:

Figura 2 – Multilateração



Fonte: (GOBER *et al.*, 2005).

$$n = \frac{P_t - P_r}{10 \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right)} \quad (2)$$

Onde:

- P_t é a potência do sinal recebida na distância d_0 ,
- P_r é a potência recebida (dBm) a uma distância d ,
- d é a distância entre o transmissor e o receptor,
- d_0 é uma distância de referência (geralmente 1 metro).

Os valores padrão de "n" são aproximadamente 2 para ambientes abertos, entre 3 e 4 para ambientes fechados, e entre 4 e 6 para ambientes densos. No entanto, o RSSI é altamente sensível a fatores como polarização, interferência de multipercurso e obstáculos dinâmicos (como pessoas), o que torna praticamente impossível determinar um valor fixo de "n", dado que o ambiente está em constante mudança (FARAGHER; HARLE, 2015). Além disso, o valor de "n" calculado pode variar para cada distância medida. Para obter um valor resultante de "n", foi realizada a média dos valores individuais obtidos.

A Multilateração convencional, quando empregada com mais de três âncoras (pontos de referência), frequentemente resulta em um sistema sobredeterminado, ou seja, com mais equações do que incógnitas. Nesses casos, métodos de otimização matemática são necessários para estimar uma posição que melhor satisfaça o conjunto de medições. O algoritmo mais utilizado para essa finalidade é o método dos mínimos quadrados, que busca minimizar a soma dos resíduos quadráticos entre as distâncias estimadas (via RSSI) e as distâncias teóricas derivadas da posição calculada.

Neste trabalho, adotou-se uma variação não linear do método, adequada à relação exponencial entre RSSI e distância, conforme (SHUE; JOHNSON; CONRAD, 2017). Diferentemente da versão linear, que assume uma relação direta entre variáveis, a abordagem não linear requer iterações para convergir à solução ótima, utilizando algoritmos como o de Levenberg-Marquardt. Essa escolha é crítica em ambientes internos, onde fatores como reflexões e atenuações desviam o comportamento do sinal de uma curva puramente logarítmica.

2.4.3 FingerPrinting

O *FingerPrinting* é uma técnica de geolocalização baseada em mapeamento prévio da região de interesse, criando um banco de dados de "impressões" de sinal que correlacionam posições físicas a padrões de RSSI. Essa abordagem é particularmente eficaz em ambientes internos complexos, onde métodos geométricos como a Multilateração sofrem com não linearidades e multicaminho. No contexto do *Bluetooth Low Energy*, o processo envolve seis etapas fundamentais:

1. **Definição da malha de referência:** estabelecer a densidade espacial dos pontos de coleta, considerando a escala do ambiente (ex.: 1 ponto a cada 2 m² em um armazém).
2. **Localização das Âncoras:** posicionar e determinar as coordenadas precisas das âncoras.
3. **Georreferenciamento:** determinar as coordenadas precisas de cada ponto de treinamento e validação.
4. **Aquisição de dados:** coletar múltiplas medições de RSSI por ponto.

5. **Pré-processamento**: aplicar técnicas de filtragem e/ou normalização aos dados brutos para mitigar ruídos e inconsistências.
6. **Inferência de posição**: empregar métodos matemáticos para cálculo da localização do dispositivo.

Dentre os métodos de inferência, destacam-se a interpolação linear (eficaz em ambientes com variações suaves de sinal) e Redes Neurais Artificiais, capazes de modelar relações não lineares entre RSSI e posição. Neste trabalho, optou-se por uma arquitetura de Redes Neurais devido à sua maior capacidade de generalização em ambientes com dados que seguem um padrão não linear.

2.4.4 Redes Neurais

As Redes Neurais Artificiais são sistemas computacionais inspirados no funcionamento biológico do cérebro, capazes de aprender padrões não lineares complexos a partir de dados históricos. Compostas por camadas interconectadas de neurônios artificiais (entrada, ocultas e saída), essas arquiteturas processam informações por meio de ajustes iterativos de pesos sinápticos, adaptando-se a problemas como classificação, regressão e *clustering*). No contexto deste trabalho, o foco reside na aplicação para regressão, onde o objetivo é mapear valores contínuos de coordenadas (x, y) a partir de medições de RSSI.

A regressão é uma categoria de aprendizado supervisionado (do inglês *Supervised Learning*) que busca prever variáveis contínuas a partir de entradas correlacionadas. Um exemplo clássico é a estimativa de preços de imóveis com base em atributos como área útil e localização. Analogamente, neste estudo, a ANN recebe como entrada os valores de RSSI de múltiplas âncoras BLE e retorna coordenadas bidimensionais, modelando a relação não determinística entre intensidade do sinal e posição física.

A construção de um modelo de ANN para regressão envolve cinco etapas críticas:

1. **Coleta e estruturação de dados**: aquisição de medições de RSSI georreferenciadas, abrangendo variações espaciais do ambiente.
2. **Pré-processamento**: normalização dos dados, tratamento de outliers (valores atípicos) e balanceamento do conjunto de treinamento.
3. **Projeto da arquitetura**: definição de hiperparâmetros como número de camadas ocultas, funções de ativação (ex.: ReLU, do inglês *Rectified Linear Unit*) e o *Learning Rate*.
4. **Treinamento iterativo**: ajuste dos pesos da rede via algoritmos de retropropagação (do inglês *backpropagation*), minimizando funções de perda como o MAE (do inglês, *Mean Absolute Error*).

5. **Avaliação de desempenho:** validação cruzada (do inglês *cross-validation*) e teste com dados não vistos, utilizando métricas como RMSE (do inglês *Root Mean Square Error*).

Em cenários com conjuntos de dados reduzidos — comum em aplicações de localização indoor —, as etapas 3 a 5 são repetidas ciclicamente para otimizar hiperparâmetros e evitar *overfitting* ou *underfitting*. Essa abordagem iterativa compensa a escassez de dados por meio de técnicas como aumento artificial de dados (ex.: adição de ruído gaussiano às medições) e regularização (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016).

2.4.5 Cálculo de Erros

Dada a diversidade de métodos de localização avaliados neste trabalho (multilateração, *fingerprinting* e redes neurais), torna-se essencial adotar métricas padronizadas para comparar sua eficácia. Em problemas preditivos onde as coordenadas reais são conhecidas — como no mapeamento supervisionado realizado —, o RMSE destaca-se por quantificar a discrepância global entre as estimativas e os valores de referência. Essa métrica é particularmente adequada para localização, pois penaliza erros grandes quadraticamente, refletindo melhor impactos práticos como desvios de rota em navegação indoor (HYNDMAN; KOEHLER, 2006). Sua formulação é dada por:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

Onde:

- n é o número de medições,
- y_i é o valor real da medição i ,
- \hat{y}_i é o valor calculado da medição i ,

Por exemplo, um RMSE de 1,5 m indica que, em média, as previsões desviam 1,5 metros da localização verdadeira. Comparado a outras métricas como o MAE, o RMSE é mais sensível a *outliers*, o que o torna crítico para avaliar a robustez de sistemas em ambientes caóticos.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Este capítulo irá descrever todos os materiais utilizados para a realização desse trabalho, bem como de que maneira eles foram empregados para a obtenção do sistema final. Na primeira seção serão listados todos os materiais e tecnologias empregadas e na segunda seção serão descritos todos os procedimentos utilizados desde o início da formulação do sistema, até a obtenção dos dados de localização dos dispositivos.

3.1 Materiais

- Sistema embarcado
 - 6 Kits NRF52840 desenvolvido no LABSC: Kit de desenvolvimento que utiliza o microcontrolador NRF52840 da Nordic, com arquitetura ARM Cortex-M4, Bluetooth 5.0 e BLE.
 - J-LINK: *debugger* utilizado para o *deploy* e teste da solução embarcada desenvolvida no kit de desenvolvimento.
 - *Raspberry*: computador portátil responsável pelos cálculos da localização do dispositivo.
 - FT232 FTDI: Conversor serial USB para envio das informações do microcontrolador central para o *Raspberry*.

- Ambiente de desenvolvimento
 - *Python*: linguagem de programação utilizada para realizar os cálculos de localização do dispositivo
 - Keras, Scipy, etc: bibliotecas auxiliares em *Python* para a realização dos cálculos de localização dos dispositivos pelos métodos de Redes Neurais e Multilateração.
 - C/C++: linguagem de programação utilizada para a criação dos diferentes *firmwares* embarcados nos microcontroladores.
 - Biblioteca da *Nordic*: bibliotecas proprietárias que facilitam a comunicação com os microcontroladores da *Nordic*, principalmente na comunicação e criação de redes *Mesh* BLE.

3.2 Métodos

A execução deste trabalho seguiu um fluxo metodológico estruturado em cinco etapas interconectadas, detalhadas a seguir:

- Software embarcado: todo o processo de desenvolvimento dos *firmwares* para se obter a localização dos dispositivos.
- Desenvolvimento do Gateway: todo o software necessário para o envio das informações entre os microcontroladores e o *Raspberry*.
- Ambiente de realização: descrição do local em que foram realizadas as atividades e todos os procedimentos adotados.
- Obtenção das medições: descrição das diferentes metodologias utilizadas para o cálculo das localizações dos dispositivos.
- Cálculo de erros: descrição do método utilizado para o cálculo de erros das diferentes metodologias em relação à medida correta.

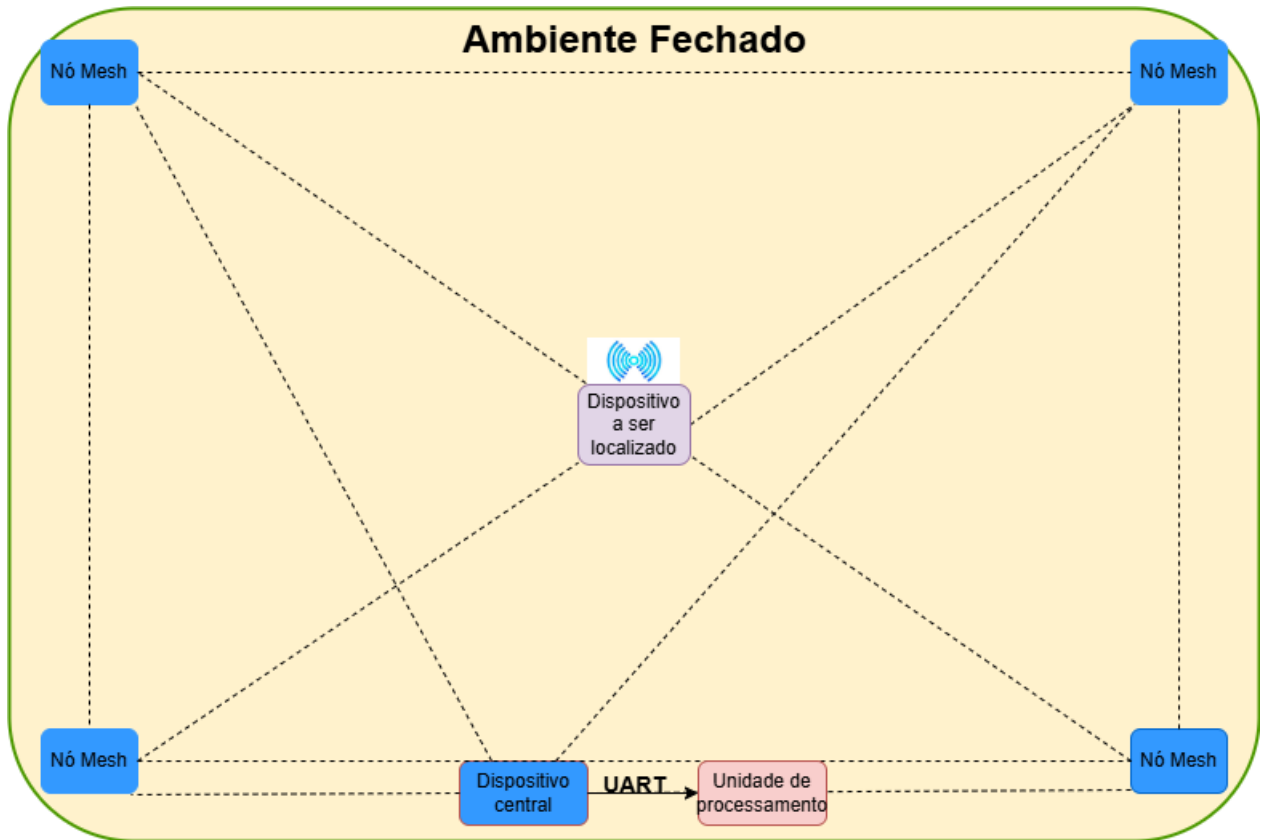
Basicamente, a metodologia deste trabalho pode ser resumida em quatro etapas principais. Primeiramente, desenvolveu-se um sistema embarcado para aquisição de dados de RSSI, provenientes da comunicação entre dispositivos localizadores e localizados. Posteriormente, procedeu-se ao envio desses dados para um dispositivo central, responsável por transmiti-los ao *Raspberry Pi*. Com a conclusão dessa fase, mapeou-se o ambiente físico das medições e avaliou-se o posicionamento dos dispositivos. Finalizadas as configurações espaciais, coletaram-se todas as medições, que foram processadas pelo *Raspberry Pi* para cálculo da localização dos dispositivos mediante diferentes métodos. Para validação, compararam-se os resultados obtidos com as coordenadas reais, realizando-se cálculos de erro que permitiram avaliar as condições ideais de aplicação de cada método em ambientes internos. Detalhes específicos de cada etapa estão descritos nas subseções correspondentes.

3.2.1 Sistema Embarcado

O sistema embarcado proposto neste trabalho consiste em três *firmwares*, implementados em microcontroladores com as mesmas especificações, porém com funcionalidades distintas. O primeiro *firmware* opera no dispositivo a ser localizado, dedicando-se exclusivamente ao envio de mensagens aos dispositivos localizadores. O segundo, executado nos localizadores, é responsável por: (i) receber dados de RSSI das mensagens, (ii) calcular a média desses valores e (iii) transmiti-los ao dispositivo central. O terceiro *firmware*, integrado ao dispositivo central, desempenha duas funções críticas: atua como *provisioner* para configurar a rede *Mesh* Bluetooth (adicionando dispositivos à rede e aos grupos *unicast*) e repassa os dados de RSSI, via UART, do inglês *Universal Asynchronous Receiver-Transmitter*, à unidade de processamento para tratamento. A Figura 3 ilustra o diagrama de comunicação entre os componentes.

Esses três *firmwares* integram uma rede *Bluetooth Mesh* projetada para otimizar o fluxo de mensagens e viabilizar a coleta de dados de RSSI. Contudo, para seu funcionamento ade-

Figura 3 – Configuração do sistema.



Fonte: Autoria própria (2025).

quado, é necessária uma configuração específica da rede, garantindo que cada dispositivo receba apenas as mensagens pertinentes. Na subseção a seguir é apresentada a metodologia para a configuração da rede *Bluetooth Mesh* nesse sistema, bem como o funcionamento de cada *firmware*.

3.2.1.1 Configuração da Rede Mesh

Para configurar a rede *Mesh*, é necessário inicialmente adicionar todos os nós à rede por meio de um nó especial denominado *provisioner*. Neste projeto, o dispositivo central assume essa função, eliminando a necessidade de um dispositivo dedicado exclusivamente a essa tarefa. Após a inclusão de todos os nós, atribuiu-se a cada dispositivo um endereço único na rede, denominado endereço *unicast*, utilizado para direcionar mensagens a um nó específico. Neste trabalho, esse endereço foi empregado na comunicação entre os dispositivos localizadores e o dispositivo central.

Como o dispositivo localizado envia a mesma mensagem a todos os localizadores, implementou-se um endereço de grupo na rede *Mesh*, ao qual todos os localizadores foram associados. Dessa forma, o dispositivo localizado publica a mensagem uma única vez no en-

dereço do grupo, seguindo o modelo *Publish/Subscribe* (Pub/Sub), garantindo que todos os membros do grupo recebam a transmissão.

3.2.1.2 Dispositivo Localizado

Conforme descrito, o dispositivo localizado é responsável pelo envio de mensagens aos localizadores. Ele possui um botão que, ao ser acionado, transmite mensagens a todos os dispositivos do grupo na rede *Mesh*. Devido a limitações intrínsecas da comunicação Bluetooth, como o *fast fading*, nem todos os localizadores recebiam as mensagens consistentemente. Para garantir dados estatisticamente representativos, as transmissões eram repetidas até que cada localizador registrasse pelo menos 20 mensagens por posição geográfica.

3.2.1.3 Dispositivo Localizador

Os dispositivos localizadores têm como função principal: (i) receber mensagens do dispositivo localizado, (ii) calcular o RSSI médio das transmissões e (iii) encaminhar esse valor ao dispositivo central. Durante o processo, o RSSI é calculado considerando possíveis repetições de mensagens em um mesmo ciclo, causadas por fenômenos como a *multipath propagation*. Após o processamento, uma nova mensagem contendo o RSSI médio é gerada e enviada ao dispositivo central. Como cada localizador recebe no mínimo 20 mensagens por posição, os dados são transmitidos ao menos 20 vezes para cada localização mapeada.

3.2.1.4 Dispositivo Central

Este dispositivo consolida os dados e os encaminha à unidade de processamento. Para isso, realiza as seguintes ações:

1. Identificação do remetente: associa o endereço *unicast* e o endereço MAC (do inglês *Media Access Control*), ao dispositivo localizador correspondente.
2. Formatação dos dados: agrega o RSSI médio e as informações do dispositivo de origem em uma nova mensagem.
3. Transmissão: envia os dados formatados à unidade de processamento para análise.

Esse ciclo é repetido para todas as mensagens recebidas dos localizadores.

3.2.2 Ambiente de realização

O experimento foi conduzido no terceiro andar do Aeroporto Afonso Pena, em uma área retangular de 23,4 m × 15,38 m. Nesse ambiente, havia a presença de alguns pilares nas ex-

tremidades, e ocasionalmente a passagem de pessoas. A escolha desse ambiente justifica-se por:

- Dimensões adequadas para avaliação do alcance do Bluetooth.
- Baixa densidade de obstáculos e circulação de pessoas, reduzindo efeitos como *Multipath Propagation*.
- Acesso facilitado para instalação dos equipamentos.

Os localizadores foram posicionados nos vértices do retângulo, com coordenadas:

- Dispositivo 1 na coordenada (0 , 0).
- Dispositivo 2 na coordenada (0 , 15,38).
- Dispositivo 3 na coordenada (23,4 , 0).
- Dispositivo 4 na coordenada (23,4 , 15,38).

3.2.3 Obtenção das medições

Os pontos de coleta foram demarcados com espaçamento de 3 m. O protocolo de medição consistiu em:

1. Posicionamento do dispositivo localizado no ponto demarcado.
2. Acionamento do botão de transmissão para o grupo *unicast*.
3. Aguardo de confirmação auditiva (um bip) indicando recebimento pelo *Gateway*.
4. Repetição do processo até 20 medições válidas por ponto.
5. Progressão para o próximo ponto.

Após a coleta, os dados foram filtrados, agrupados em arquivos CSV (do inglês *Comma-Separated Values*), e processados no *Gateway* paralelamente por dois métodos: (i) treinamento da rede neural e (ii) aplicação da multilateração com mínimos quadrados não lineares. O desempenho de ambos foi quantificado via RMSE, comparando-se as estimativas com as coordenadas reais.

3.2.4 Desenvolvimento do Gateway

O *Gateway* é responsável por receber e processar os dados de RSSI (do inglês *Received Signal Strength Indicator*). Inicialmente, os dados são agrupados por localização e dispositivo, gerando um arquivo CSV para cada posição geográfica. Posteriormente, aplicam-se filtros específicos para reduzir ruídos e inconsistências nos dados. Por fim, as informações refinadas são utilizadas para estimar a localização dos dispositivos por meio de duas abordagens: *Multilateração* e *FingerPrinting* com redes neurais.

3.2.5 Filtros

Nesse trabalho foram utilizados quatro filtros para os dados de RSSI. Para os filtros relevantes, foram avaliados diversos parâmetros diferentes, de forma a se obter melhores resultados. A seguir, são apresentados os parâmetros utilizados para cada filtro:

- *Media Simples*: não existem parâmetros no filtro;
- *Sigma-Cliped*: foi utilizado o limite de 1,5 desvios padrões para filtragem de *outliers*;
- *Filtro de Valores Extremos*: não existem parâmetros no filtro;
- *Filtro Adaptativo Híbrido*: amostras com desvio padrão menor que 4 são consideradas com baixa variância, e portanto se utilizam da Média Simples, caso contrário utiliza-se o Filtro de Valores Extremos.

3.2.5.1 Multilateração

Nesse trabalho, a *Multilateração* foi realizada conforme a metodologia proposta em (SHUE; JOHNSON; CONRAD, 2017), seguindo as etapas abaixo:

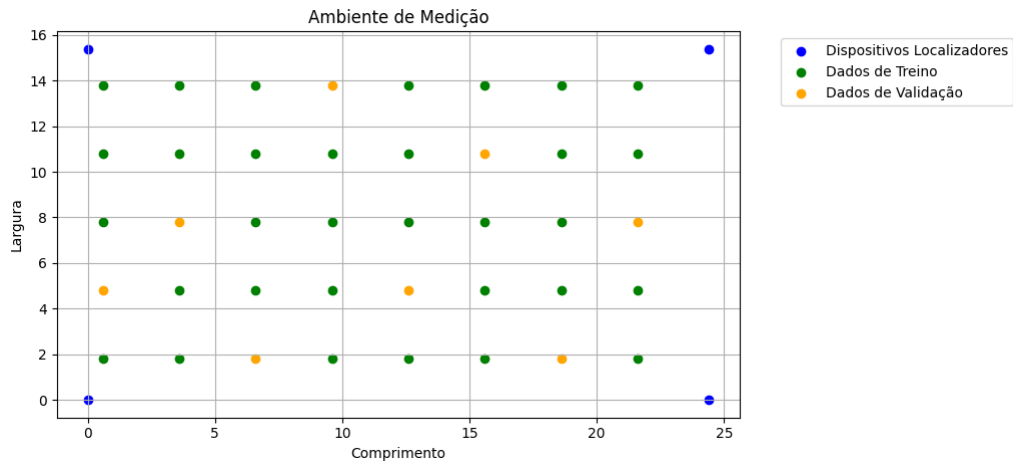
1. Cálculo do fator de atenuação ambiental (n), conforme a Equação 2.
 - Foram consideradas os dados de treinamento para a obtenção dos valores de " n " individuais, que posteriormente foram combinados em uma média para se obter o fator de atenuação " n ".
2. Conversão dos valores de RSSI em distâncias, utilizando a Equação 1.
3. Levantamento de um sistema de equações para obtenção das coordenadas (x , y) do dispositivo a ser localizado, baseado nas localizações fixas dos dispositivos localizadores, e na equação:

$$\sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} = d_i \quad (4)$$

4. Resolução do sistema de equações, através do método dos mínimos quadrados não linear, para reduzir os erros.

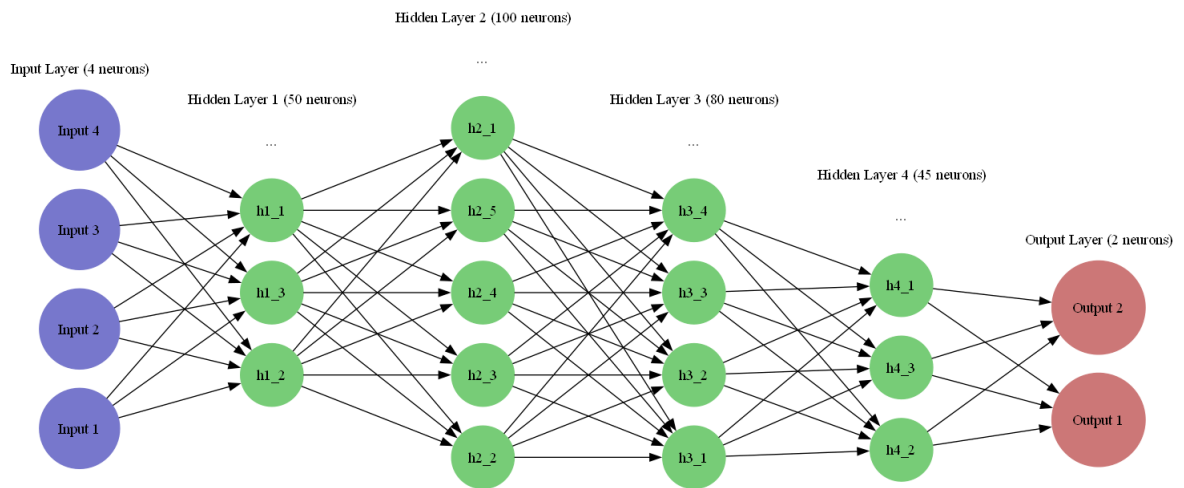
3.2.5.2 Redes Neurais

Figura 4 – Disposição dos dispositivos no ambiente de medição.



Fonte: Autoria própria (2025).

A abordagem de *fingerprinting* com redes neurais foi implementada conforme detalhado a seguir. Primeiramente, coletaram-se 20 medições de RSSI para cada um dos 40 pontos distribuídos no ambiente, dos quais 32 foram alocados para treinamento e 8 para validação, conforme ilustrado na Figura 4. Os dados foram normalizados para a faixa de 0 a 1, compatível com a função de ativação ReLU. Foram testadas diversas arquiteturas de redes neurais e combinações de hiperparâmetros, resultando na estrutura apresentada na Figura 5. Após o treinamento, o modelo foi validado com os dados reservados, verificando-se a ausência de *overfitting* (sobreajuste) ou *underfitting* (subajuste) por meio da análise do erro.

Figura 5 – Rede neural utilizada.**Fonte: Autoria própria (2025).**

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Esta seção apresenta os resultados obtidos por meio da utilização de diferentes topologias de rede, filtros e métodos matemáticos para o cálculo da localização. São comparados os diversos métodos para verificar a existência de variações significativas nos erros medidos. Por fim, discutem-se estratégias para aprimorar os resultados obtidos.

4.1 Resultados

Os resultados apresentados nesta seção são analisados em função do layout, do filtro e do método de localização empregados. O layout pode variar entre configurações com quatro ou três dispositivos. No caso de três dispositivos, foram testadas quatro variações distintas, totalizando cinco configurações. Quanto aos filtros, serão avaliadas quatro opções, a saber:

- Média Simples.
- Filtro Sigma-Clipped.
- Filtro de Valores Extremos(próprio).
- Filtro Adaptativo Híbrido(próprio).

Para a obtenção da localização, serão considerados dois métodos: *FingerPrinting* utilizando redes neurais e Multilateração. Para cada configuração avaliada, será apresentado o RMSE, tanto das medições das coordenadas, como da distância entre o valor real e o valor calculado. Por fim, são apresentadas as melhores configurações encontradas e, para o sistema com melhor desempenho, também são exibidas as medições dos dados de validação, a fim de identificar de forma mais aprofundada as possíveis causas dos erros.

O Quadro 3 apresenta o erro médio das medições de localização do dispositivo em coordenadas cartesianas, obtido a partir dos dados de validação, considerando apenas a variação do método de localização. Para essas medições, utilizou-se o layout completo com 4 dispositivos e o Filtro Adaptativo Híbrido.

Quadro 3 – Comparação das medições, considerando diferentes métodos de localização.

Método	Erro coordenada x	Erro coordenada y	Erro distância
Multilateração	5,72 m	4,14 m	7,07 m
Rede Neural	4,39 m	4,32 m	6,16 m

Fonte: Autoria própria (2025).

Observa-se que há uma variação considerável nas medições ao alterar o método de localização. Inclusive, conforme demonstrado no Apêndice A, essa constatação é válida para a

maioria das configurações, com apenas algumas exceções. Dessa forma, conclui-se que, para o ambiente estudado, os dispositivos empregados e a disposição adotada, o método baseado em Rede Neural apresenta maior precisão quando comparado à Multilateração.

O Quadro 4 exibe o erro médio das medições de localização do dispositivo em coordenadas cartesianas, obtido a partir dos dados de validação, considerando apenas a variação do layout. Para essas medições, empregou-se o Filtro Adaptativo Híbrido em conjunto com os dados provenientes da abordagem por Rede Neural.

Quadro 4 – Comparação das medições, considerando diferentes layouts.

Layout	Erro coordenada x	Erro coordenada y	Erro distância
[0,1,2,3]	4,39 m	4,32 m	6,16 m
[0,1,2]	3,38 m	4,09 m	5,31 m
[0,1,3]	7,88 m	4,34 m	8,99 m
[0,2,3]	5,36 m	3,75 m	6,54 m
[1,2,3]	3,05 m	4,47 m	5,41 m

Fonte: Autoria própria (2025).

Verifica-se uma variação considerável nas medições com a alteração do layout. Embora a Multilateração tenda a apresentar medições mais precisas com um maior número de dispositivos, o melhor desempenho foi observado em uma configuração com menos dispositivos. Diversos fatores podem contribuir para esse resultado, tais como o mau funcionamento do dispositivo adicional, *Multipath Propagation*, *Fast Fading* e a presença de obstáculos.

O Quadro 5 apresenta o erro médio das medições de localização do dispositivo em metros, obtido a partir dos dados de validação, considerando apenas a variação do filtro. Para essas medições, utilizou-se o modelo completo, com 4 dispositivos localizadores.

Quadro 5 – Comparação das medições, considerando diferentes filtros.

Filtro	Erro coordenada x	Erro coordenada y	Erro distância
Média	6,20 m	3,38 m	7,06 m
Sigma-Clipper	7,56 m	3,44 m	8,31 m
Extremos	6,07 m	4,26 m	7,42 m
Adaptativo	4,39 m	4,32 m	6,16 m

Fonte: Autoria própria (2025).

Verifica-se, também, uma variação significativa nas medições com a mudança do filtro. Nota-se que, para o ambiente estudado, o Filtro Adaptativo apresenta uma melhoria expressiva em comparação com os demais. Isso sugere que, quando os dados apresentam um desvio padrão menor, a medida tende a estar mais próxima do valor real, dispensando a aplicação de filtros mais sofisticados.

O Quadro 6 apresenta os 10 melhores resultados obtidos, considerando todas as configurações estudadas. São exibidos os modelos, filtros e layouts empregados em cada um dos casos.

Quadro 6 – Melhores resultados obtidos de localização.

Método	Layout	Filtro	Erro coordenada x	Erro coordenada y	Erro distância
Rede Neural	[0, 1, 2]	Adaptativo	3,38 m	4,09 m	5,31 m
Rede Neural	[1, 2, 3]	Adaptativo	3,05 m	4,47 m	5,41 m
Rede Neural	[0, 2, 3]	Extremos	4,71 m	3,62 m	5,94 m
Rede Neural	[0, 1, 2]	Extremos	4,54 m	4,06 m	6,09 m
Rede Neural	[0, 1, 2, 3]	Adaptativo	4,39 m	4,32 m	6,16 m
Rede Neural	[0, 2, 3]	Adaptativo	5,36 m	3,75 m	6,54 m
Rede Neural	[0, 2, 3]	Sigma-Clipper	6,01 m	3,18 m	6,80 m
Rede Neural	[0, 1, 2]	Média	5,52 m	4,01 m	6,82 m
Rede Neural	[0, 1, 2]	Sigma-Clipper	5,81 m	3,66 m	6,86 m
Rede Neural	[1, 2, 3]	Extremos	5,79 m	3,72 m	6,88 m

Fonte: Autoria própria (2025).

Da tabela, é possível extrair diversas informações. Em primeiro lugar, todas as medições utilizaram rede neural, confirmando o benefício dessa abordagem para o ambiente selecionado. Em segundo lugar, das 10 medições, 4 empregaram o layout [0, 1, 2] – mesmo utilizado na melhor medição –, sugerindo vantagem na disposição dos dispositivos localizadores. Em terceiro lugar, apesar da grande variabilidade dos filtros, dois se destacam: o filtro adaptativo, com quatro ocorrências, e o filtro de extremos, com três ocorrências, evidenciando benefícios em seu uso. Em quarto lugar, não há variações significativas nos erros das coordenadas x e y. Por fim, observa-se uma diferença considerável entre o erro da melhor medição e o da décima melhor, confirmando o alto nível de ruído dos dados e a forte influência das variáveis consideradas.

Finalmente, o Quadro 7 apresenta as medições obtidas nos dados de validação, considerando o melhor sistema encontrado. Este quadro revela que, no melhor modelo, o elevado erro está distribuído por todas as posições, exceto na medição de Validação 5, que se aproxima dos valores reais. Os altos erros podem ter origens diversas, sendo as mais comuns:

- *Multipath Propagation*: possivelmente decorrente da presença de colunas de concreto próximas aos dispositivos localizadores, além do fluxo de pessoas.
- Interferência do ambiente: além do movimento de pessoas, por se tratar de um aeroporto, é comum a emissão de diversos sinais na mesma banda do *Bluetooth*, o que pode ter causado interferências nas medições.

Quadro 7 – Dados de localização obtidos no melhor sistema encontrado.

Medição	Coordenadas calculadas	Coordenadas reais
Validação 1	(5,36 , 5,63)	(0,6 , 4,8)
Validação 2	(9,18 , 7,98)	(3,6 , 7,8)
Validação 3	(7,07 , 8,38)	(6,6 , 1,8)
Validação 4	(8,73 , 7,46)	(9,6 , 13,8)
Validação 5	(12,40 , 6,04)	(12,6 , 4,8)
Validação 6	(15,82 , 7,59)	(15,6 , 10,8)
Validação 7	(17,97 , 7,75)	(18,6 , 1,8)
Validação 8	(15,56 , 9,33)	(21,6 , 7,8)

Fonte: Autoria própria (2025).

- Limitações do RSSI: devido à natureza logarítmica da escala de medição e à obtenção de valores inteiros, pequenas variações no valor absoluto do RSSI podem resultar em grandes alterações na localização final.
- Limitações do microcontrolador: restrições deste componente podem ocasionar oscilações na potência do sinal transmitido pelo dispositivo durante o envio das mensagens.
- *Fast Fading*: caso específico do *Multipath Propagation*, provocado pela reflexão seguida de interferência destrutiva do sinal, que causa grandes variações no RSSI obtido.

5 CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo comparar as medições obtidas por diferentes topologias de sistemas de localização de dispositivos em ambientes fechados, utilizando como base a tecnologia BLE integrada à rede *Bluetooth Mesh*. Para atingir esse propósito, foram explorados dois métodos principais de localização – a Multilateração e o *FingerPrinting* por meio de Redes Neurais – aliados à aplicação de filtros nos dados de RSSI obtidos (Média, *Sigma-Clipped*, Valores Extremos e Adaptativo Híbrido) e diferentes layouts e quantidades de dispositivos. Tudo foi feito com o intuito de minimizar os ruídos inerentes às medições de RSSI e avaliar a influência de diferentes configurações do sistema.

Foram empregados conceitos fundamentais de Internet das Coisas, sistemas embarcados, técnicas de localização, *Machine Learning* e estatística, os quais fundamentaram a escolha das ferramentas e tecnologias adotadas. A análise dos resultados evidenciou que, embora a utilização do BLE e da rede *Bluetooth Mesh* proporcione vantagens relevantes – como baixo custo, alta escalabilidade e ampla compatibilidade –, os desafios decorrentes da variabilidade do sinal – causados por interferências, *Multipath Propagation* e limitações na resolução do RSSI – exigiram a implementação de métodos de tratamento e filtragem dos dados, o que pode indicar que tais abordagens nem sempre são as mais adequadas para ambientes com elevada entropia. Nesse contexto, o método baseado em Redes Neurais demonstrou obter resultados mais precisos quando comparado à Multilateração, especialmente quando associado ao filtro Adaptativo Híbrido, o qual se mostrou eficaz na redução do ruído e na melhoria da confiabilidade das medições.

Durante a realização deste trabalho, foram enfrentadas diversas dificuldades que contribuíram para o desenvolvimento pessoal e profissional dos envolvidos. Destaca-se, por exemplo, a necessidade de criar um modelo customizado dentro da arquitetura *Bluetooth Mesh* do fabricante, desafio solucionado com o auxílio do orientador. Além disso, devido à sensibilidade do sistema, foi preciso alterar o ambiente de teste e implementar técnicas de filtragem e tratamento de dados, de modo a reduzir o ruído e os obstáculos diretos na trajetória dos dispositivos. Tais desafios foram superados por meio de intensos estudos e testes, permitindo o refinamento do sistema proposto e a obtenção de uma plataforma capaz de testar diferentes filtros, configurações e métodos de localização.

O trabalho contribuiu de forma significativa para a comunidade acadêmica e profissional ao fornecer uma avaliação comparativa dos métodos de localização em ambientes fechados e ao demonstrar a viabilidade de integrar tecnologias de comunicação e inteligência artificial para esse fim. Os objetivos propostos foram alcançados, evidenciando que a combinação de *Bluetooth Mesh* com técnicas avançadas de processamento de sinais pode resultar em sistemas de localização cada vez mais robustos e escaláveis.

Como perspectiva futura, recomenda-se a continuidade da pesquisa com uma análise mais aprofundada dos dados de treinamento utilizados, considerando levantar dados mais ho-

mogêneos, bem como a exploração de outros modelos preditivos, como CNN (do inglês, *Convolutional Neural Network*) e BiLSTM (do inglês *Bidirectional Long Short-Term Memory*), diferentes layouts e métodos de filtragem. Além disso, a realização de testes em ambientes mais complexos pode contribuir para aprimorar ainda mais a precisão e a confiabilidade dos sistemas de localização propostos. Ademais, um estudo detalhado sobre as causas dos erros nos métodos baseados em RSSI poderá não apenas melhorar os resultados obtidos, mas também identificar os contextos nos quais esses métodos são mais adequados.

REFERÊNCIAS

- AL-FUQAHA, A. *et al.* Internet of Things: A Survey on Enabling Technologies, Protocols, and Applications. **IEEE Communications Surveys & Tutorials**, p. 2347–2376, 2015.
- Bluetooth SIG. **Bluetooth Mesh Networking - An Introduction for Developers**. 2017. Disponível em: <https://www.bluetooth.com/bluetooth-resources/bluetooth-mesh-networking-an-introduction-for-developers/>. Acesso em: 06 Dec 2024.
- FARAGHER, R.; HARLE, R. An Analysis of the Accuracy of Bluetooth Low Energy for Indoor Positioning Applications. **International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation**, 2015.
- FORTUNE BUSINESS INSIGHTS. **Internet of Things (IoT) Market Size, Share & Industry Analysis, 2024-2032**. 2024. Disponível em: <https://www.fortunebusinessinsights.com/industry-reports/internet-of-things-iot-market-100307>. Acesso em: 17 feb. 2025.
- GERHARDT, G. d. C. **Estudo da Internet das Coisas (IoT) no 5G: Aplicações em Indústria 4.0, Agricultura 4.0 e Cidades Inteligentes**. 2021. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, Brasil, 2021. Trabalho de Conclusão de Curso.
- GOBER, P. *et al.* Topology Control and Localization in Wireless Ad Hoc and Sensor Networks. **Ad Hoc & Sensor Wireless Networks**, p. 301–321, 2005.
- GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. **Deep Learning**. [S.l.]: MIT Press, 2016.
- GU, Y.; LO, A.; NIEMEGERERS, I. A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks. **IEEE Communications Surveys & Tutorials**, IEEE, v. 11, n. 1, p. 13–32, 2009.
- HSIEH, H.; PRAKOSA, S. W.; LEU, J. Towards the implementation of recurrent neural network schemes for wifi fingerprint-based indoor positioning. **2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall)**, p. 1–5, aug 2018.
- HYNDMAN, R. J.; KOEHLER, A. B. Another look at measures of forecast accuracy. **International Journal of Forecasting**, v. 22, n. 4, p. 679–688, 2006.
- IOT ANALYTICS. **State of IoT 2024: Number of Connected IoT Devices Growing 13% to 18,8 Billion Globally**. 2024. Disponível em: <https://iot-analytics.com/number-connected-iot-devices>. Acesso em: 17 feb. 2025.
- IoT For All. **Examining 5 IEEE Protocols – ZigBee, WiFi, Bluetooth, BLE, and WiMax**. 2017. Disponível em: <https://www.iotforall.com/ieee-protocols-zigbee-wifi-bluetooth-ble-wimax>. Acesso em: 09 dec. 2019.
- KOKALJ-FILIPOVIC, S.; GREENSTEIN, L.; CHENG B.AND GRUTESER, M. V2V Propagation Modeling with Imperfect RSSI Samples. **arXiv:1409.1846**, 2014.
- KOO, J.; CHA, H. Localizing wifi access points using signal strength. **IEEE Communications Letters**, v. 15, n. 2, p. 187–189, February 2011.
- LIU, H. *et al.* Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)**, IEEE, v. 37, n. 6, p. 1067–1080, 2007.

PRECEDENCE RESEARCH. **Internet of Things (IoT) Market Size to Surpass USD 4,06 Trillion by 2033**. 2023. Disponível em: <https://www.precedenceresearch.com/internet-of-things-market>. Acesso em: 17 fev. 2025.

RAPPAPORT, T. S. **Wireless Communications: Principles and Practice**. 2nd. ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2002. ISBN 9780130422320.

SHUE, S.; JOHNSON, L. E.; CONRAD, J. M. Utilization of XBee ZigBee Modules and MATLAB for RSSI Localization Applications. **Proceedings of the IEEE, University of North Carolina at Charlotte, Charlotte, NC, USA.**, 2017.

VAHID, F.; GIVARGIS, T. **Embedded System Design: A Unified Hardware/Software Introduction**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2002.

XIAO, J. *et al.* A survey on wireless indoor localization from the device perspective. **ACM Computing Surveys (CSUR)**, ACM, v. 49, n. 2, p. 1–31, 2016.

YASSIN, A. *et al.* Recent Advances in Indoor Localization: A Survey on Theoretical Approaches and Applications. **IEEE Communications Surveys and Tutorials**, p. 1327–1346, 2017.

ZAFARI, F.; GKELIAS, A.; LEUNG, K. A survey of indoor localization systems and technologies. **IEEE Communications Surveys & Tutorials**, v. 22, n. 1, p. 256–282, 2020.

APÊNDICE A – Medições e dados dos erros levantados.

Quadro 8 – Erros de medição obtidos, considerando filtros, layouts e métodos de localização.

Método	Layout	Filtro	Erro coordenada x	Erro coordenada y	Erro distância
Rede Neural	[0, 1, 2, 3]	Adaptativo	4,39 m	4,32 m	6,16 m
Multilateração	[0, 1, 2, 3]	Adaptativo	5,73 m	4,14 m	7,07 m
Rede Neural	[0, 1, 2, 3]	Extremos	6,07 m	4,26 m	7,42 m
Multilateração	[0, 1, 2, 3]	Extremos	6,27 m	4,89 m	7,95 m
Rede Neural	[0, 1, 2, 3]	Média	6,20 m	3,38 m	7,06 m
Multilateração	[0, 1, 2, 3]	Média	6,82 m	3,59 m	7,71 m
Rede Neural	[0, 1, 2, 3]	Sigma-Clipper	7,56 m	3,44 m	8,31 m
Multilateração	[0, 1, 2, 3]	Sigma-Clipper	6,72 m	3,62 m	7,63 m
Rede Neural	[0, 1, 2]	Adaptativo	3,38 m	4,09 m	5,31 m
Multilateração	[0, 1, 2]	Adaptativo	5,99 m	4,99 m	7,79 m
Rede Neural	[0, 1, 2]	Extremos	4,54 m	4,06 m	6,09 m
Multilateração	[0, 1, 2]	Extremos	6,25 m	5,44 m	8,29 m
Rede Neural	[0, 1, 2]	Média	5,52 m	4,01 m	6,82 m
Multilateração	[0, 1, 2]	Média	7,41 m	4,34 m	8,59 m
Rede Neural	[0, 1, 2]	Sigma-Clipper	5,81 m	3,66 m	6,86 m
Multilateração	[0, 1, 2]	Sigma-Clipper	7,24 m	4,46 m	8,50 m
Rede Neural	[0, 1, 3]	Adaptativo	7,88 m	4,34 m	8,99 m
Multilateração	[0, 1, 3]	Adaptativo	5,05 m	5,00 m	7,11 m
Rede Neural	[0, 1, 3]	Extremos	7,76 m	4,13 m	8,79 m
Multilateração	[0, 1, 3]	Extremos	5,35 m	5,63 m	7,77 m
Rede Neural	[0, 1, 3]	Média	6,67 m	3,64 m	7,60 m
Multilateração	[0, 1, 3]	Média	7,24 m	4,45 m	8,50 m
Rede Neural	[0, 1, 3]	Sigma-Clipper	7,60 m	3,61 m	8,41 m
Multilateração	[0, 1, 3]	Sigma-Clipper	6,97 m	4,61 m	8,35 m
Rede Neural	[0, 2, 3]	Adaptativo	5,36 m	3,75 m	6,54 m
Multilateração	[0, 2, 3]	Adaptativo	5,49 m	4,23 m	6,94 m
Rede Neural	[0, 2, 3]	Extremos	4,71 m	3,62 m	5,94 m
Multilateração	[0, 2, 3]	Extremos	5,57 m	4,33 m	7,05 m
Rede Neural	[0, 2, 3]	Média	6,09 m	3,30 m	6,93 m
Multilateração	[0, 2, 3]	Média	7,16 m	4,66 m	8,54 m
Rede Neural	[0, 2, 3]	Sigma-Clipper	6,01 m	3,18 m	6,80 m
Multilateração	[0, 2, 3]	Sigma-Clipper	6,99 m	4,70 m	8,42 m
Rede Neural	[1, 2, 3]	Adaptativo	3,05 m	4,47 m	5,41 m
Multilateração	[1, 2, 3]	Adaptativo	5,76 m	3,83 m	6,92 m
Rede Neural	[1, 2, 3]	Extremos	5,79 m	3,72 m	6,88 m
Multilateração	[1, 2, 3]	Extremos	6,28 m	3,88 m	7,39 m
Rede Neural	[1, 2, 3]	Média	6,48 m	3,74 m	7,48 m
Multilateração	[1, 2, 3]	Média	7,34 m	4,68 m	8,70 m
Rede Neural	[1, 2, 3]	Sigma-Clipper	8,57 m	3,57 m	9,28 m
Multilateração	[1, 2, 3]	Sigma-Clipper	7,08 m	4,62 m	8,45 m

Fonte: Autoria própria (2025).