

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS – UFAL  
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO - IC  
GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

DAYVSON CASSIANO SALES

**ESTUDO COMPARATIVO DA APLICAÇÃO DE MODELOS DE  
PROPAGAÇÃO PARA A LOCALIZAÇÃO EM AMBIENTES INDOOR  
UTILIZANDO DISPOSITIVOS BLUETOOTH LOW ENERGY**

MACEIÓ - AL

2022

DAYVSON CASSIANO SALES

**ESTUDO COMPARATIVO DA APLICAÇÃO DE MODELOS DE  
PROPAGAÇÃO PARA A LOCALIZAÇÃO EM AMBIENTES INDOOR  
UTILIZANDO DISPOSITIVOS BLUETOOTH LOW ENERGY**

Trabalho de Conclusão de Curso de graduação do curso de Ciência da Computação da Universidade Federal de Alagoas - UFAL, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel.

Orientador: Prof. Dr. Fábio Coutinho

MACEIÓ - AL  
2022

**Catálogo na Fonte**  
**Universidade Federal de Alagoas**  
**Biblioteca Central**  
**Divisão de Tratamento Técnico**

Bibliotecário: Marcelino de Carvalho Freitas Neto – CRB-4 - 1767

S163e Sales, Dayvson Cassiano.

Estudo comparativo da aplicação de modelos de propagação para a localização em ambientes *indoor* utilizando dispositivos *Bluetooth Low Energy* / Dayvson Cassiano Sales. – 2022.  
[45] f. : il.

Orientador: Fábio Coutinho.

Monografia (Trabalho de conclusão de curso em Ciência da Computação) – Universidade Federal de Alagoas, Instituto de Computação. Maceió, 2022.

Bibliografia: f. [41]-[43].

Apêndices: f. [45].

1. *Received Signal Strength Indication*. 2. Modelos de propagação (Eletromagnetismo). 3. *Bluetooth Low Energy*. 4. *Beacons*. I. Título.

CDU: 004.4:531.772.1

## LISTA DE QUADROS

<b>Quadro 1:</b> Parâmetro e valor Log-Distance.....	31
<b>Quadro 2:</b> Parâmetro e valor ITU-R.....	32

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1:</b> Valores para o expoente N.....	16
<b>Tabela 2:</b> Coeficiente de perda de potência.....	17
<b>Tabela 3:</b> Fator de perda por penetração.....	18
<b>Tabela 4:</b> Especificações do BLE.....	20
<b>Tabela 5:</b> Visão geral dos trabalhos relacionados.....	24
<b>Tabela 6:</b> Valores esperados para cada receptor em relação ao transmissor.....	30
<b>Tabela 7:</b> Médias e desvios padrões obtidos.....	35

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1:</b> Beacons.....	20
<b>Figura 2:</b> Ambiente utilizado para obtenção do conjunto.....	25
<b>Figura 3:</b> Triângulo posicional, onde A, B e C representam onde os dispositivos transmissores foram posicionados e D1, D2 e D3 onde os receptores foram posicionados.....	27
<b>Figura 4:</b> Dispositivos utilizados na obtenção dos dados.....	28
<b>Figura 5:</b> Fluxograma passos utilizados no desenvolvimento do trabalho.....	29

## LISTA DE ABREVIACOES E SIGLA

AWM	Averaged Wall Model
<i>BLE</i>	<i>Bluetooth Low Energy</i>
OSM	One-Slope Model
DSM	Dual-Slope Model
LAM	Linear Attenuation Model
SVM	Support Vector Regression
MAE	<i>Mean Absolute Error</i>
<i>RSSI</i>	<i>Received Signal Strength Indication</i>

## RESUMO

A crescente utilização de smartphones e o avanço de técnicas de localização permitiram o surgimento de diversas aplicações que se utilizam de tecnologias como GPS, BLE e Wi-Fi para diferentes finalidades. Para aplicações *outdoor*, o GPS é o mais familiar e utilizado. Porém, para ambientes *indoors* outras tecnologias precisam ser utilizadas por conta das características deste tipo de ambiente. Nesse contexto, as tecnologias BLE e Beacons juntamente com Modelos de Propagação são utilizados para ajudar a determinar localização dentro de um ambiente. Este trabalho teve o objetivo de comparar os três modelos de propagação *indoor*: Log-Distance, ITU e Distance-Partitioned com relação a sua acurácia aplicado a um conjunto de dados. Com os resultados, foi possível observar os modelos estão tecnicamente empatados, então, o Distance-Partitioned poderia ser a melhor opção por ter menos parâmetros.

**Palavras-chaves:** RSSI; Modelos de Propagação; Bluetooth Low Energy; Beacons.

## ABSTRACT

The growing use of smartphones and the advancement of location techniques allowed the emergence of several applications that use technologies such as GPS, BLE, and Wi-Fi for different purposes. For outdoor applications, GPS is the most familiar and used. However, other technologies need to be used for indoor environments due to the characteristics of this type of environment. In this context, BLE and Beacons technologies along with Propagation Models are used to help determine the location within an environment. This work aims to compare the three *indoor* propagation models: Log-Distance, ITU, and Distance-Partitioned with respect to their performance applied to a dataset. The results showed that the models were technically tied, so the Distance-Partitioned should be the best option due to a smaller number of parameters among the three.

**Keywords:** RSSI. Propagation Models. Bluetooth Low Energy. Beacons.

# SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	<b>10</b>
1.1. OBJETIVO .....	12
1.2. CONTRIBUIÇÃO .....	12
1.3. ESTRUTURA DO DOCUMENTO .....	13
<b>2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b> .....	<b>14</b>
<b>2.1. MODELOS DE PROPAGAÇÃO</b> .....	<b>14</b>
2.1.1. MODELO LOG-DISTANCE .....	15
2.1.2. MODELO ITU-R .....	16
2.1.3. MODELO DISTANCE-PARTITIONED .....	18
<b>2.2. TECNOLOGIAS UTILIZADAS PARA A LOCALIZAÇÃO INDOOR</b> .....	<b>19</b>
2.2.1. BLUETOOTH LOW ENERGY .....	19
2.2.2. RECEIVED SIGNAL STRENGTH INDICATION - RSSI .....	20
<b>3. TRABALHOS RELACIONADOS</b> .....	<b>22</b>
<b>4. METODOLOGIA</b> .....	<b>25</b>
<b>4.1. CONJUNTO DE DADOS</b> .....	<b>25</b>
4.1.1. EXPERIMENTO PARA GERAÇÃO DO CONJUNTO DE DADOS .....	26
<b>4.2. ETAPAS DO EXPERIMENTO</b> .....	<b>29</b>
4.2.1. PREPARAÇÃO DOS DADOS .....	29
4.2.2. PARÂMETROS ESCOLHIDOS .....	30
4.2.3. IMPLEMENTAÇÃO .....	32
4.2.3.1. DERIVAÇÃO DAS FÓRMULAS DOS MODELOS .....	32
4.2.4. EXECUÇÃO E ANÁLISE .....	33
<b>5. DISCUSSÃO E RESULTADOS OBTIDOS</b> .....	<b>35</b>
<b>6. CONCLUSÃO</b> .....	<b>39</b>
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b> .....	<b>41</b>
<b>APÊNDICES</b> .....	<b>44</b>
<b>APÊNDICE A - RESULTADOS DA AVALIAÇÃO DOS MODELOS</b> .....	<b>45</b>

## 1. INTRODUÇÃO

No decorrer dos últimos anos, vários estudos foram feitos para aprimorar as tecnologias de detecção de posicionamento *indoor* e *outdoor* (SADOWSKI et al., 2018; THALJAOUY et al., 2015; OBEIDAT et al., 2018; KUMAR SINGH, 2011; CABRAL, 2019). A crescente utilização de smartphones e o avanço de técnicas de localização permitiram o surgimento de diversas aplicações que se utilizam de tecnologias como GPS, BLE, Wi-Fi para diferentes finalidades, desde aplicativos de mobilidade urbana a aplicações que auxiliam a locomoção de pessoas com deficiência visual em espaços públicos através do uso de um *smartphone* (COUTINHO et al., 2021).

*Bluetooth Low Energy* (BLE), por exemplo, tornou-se popular a partir de 2013, sendo um exemplo de tecnologia de baixo custo, fácil utilização e uso difundido. Em 2020, com a situação pandêmica, novas soluções foram propostas para uso da tecnologia BLE com foco em proximidade no intuito de construir aplicações que auxiliam a determinar e respeitar os limites de distância para evitar o contágio do Covid-19 (DE LAUTOUR et al, 2020).

O uso da tecnologia de posicionamento também contribui fortemente para questões de acessibilidade, por exemplo, permitindo que pessoas com deficiência motora ou visual consigam ter um nível maior de independência no seu dia a dia, diminuindo suas limitações e facilitando sua integração na sociedade. Um estudo recente (COUTINHO et al., 2021) aplica a tecnologia de BLE em ambientes fechados, como museus, combinada com *smartphone* e técnicas de distribuição de conteúdo (audioguia) para promover autonomia de pessoas com deficiência, principalmente os visuais, na visitaç o e obtenç o de conhecimento sobre os locais, sem a necessidade de um guia tur stico, por exemplo.

Sendo assim, o estudo de t cnicas aplicadas a tecnologia BLE possibilita aumentar o leque de opç es para seu uso, al m de uma melhor compreens o de suas caracter sticas e limitaç es em relaç o a outras tecnologias existentes. Dentro desse contexto, h  o conceito de Modelos de Propagaç o, que s o modelos matem ticos determin sticos e/ou emp ricos que tentam, por aproximaç o, simular o comportamento das ondas eletromagn ticas durante a propagaç o em um determinado meio (TELECO, 2022).

A partir desses modelos,   poss vel inferir uma dist ncia aproximada entre um dispositivo e outro, reduzindo os efeitos de atenuaç o ocasionados por fatores f sicos, e assim podem ajudar a obter determinada localizaç o em um ambiente.

Na literatura, encontram-se diversos trabalhos que implementam diferentes tipos de modelos aplicáveis a ambientes *outdoor*, onde os dispositivos de transmissão estão do lado externo de construções, prédios e casas, e também a ambientes *indoor*, onde os transmissores estão na parte interna das construções (PEREIRA, 2007). Entretanto, quando se trata de ambientes fechados (*indoor*), os trabalhos concluem que não há modelo de propagação de alta precisão (THALJAOUÏ et al., 2015).

Tal fato ocorre devido às dificuldades para a medição da distância em espaços internos, que varia dramaticamente de acordo com o tipo de ambiente e a posição dos transmissores dentro da edificação. Neste contexto, diferentes aspectos precisam ser analisados tais como o quão longe das paredes; quão alto em comparação com o chão e com os móveis. Assim, o sinal emitido por um transmissor pode ou não ser obstruído, percorrer caminhos que sofrem combinações de reflexão especular e difusa, difração, espalhamento e transmissão através de paredes, pisos ou outros obstáculos.

O problema da detecção de posicionamento em ambientes indoor pode ser abordado a partir de diferentes perspectivas. Considerando o modelo de propagação em espaço livre, por exemplo, busca-se prever a intensidade do sinal recebido quando o transmissor e o receptor possuem caminho sem obstrução entre eles (SEYBOLD, 2005). Dentre os modelos de propagação encontrados na literatura, Log-Distance e ITU-R são considerados os mais populares para ambientes *indoors* (SEYBOLD, 2005; BEATRIZ, 2019).

O modelo Log-Distance é um dos mais citados na literatura (SEYBOLD, 2005) e sua principal característica é assumir que o ambiente possui obstruções no caminho que o sinal irá percorrer entre o transmissor e o receptor. Já o modelo ITU-R é uma recomendação da International Telecommunication Union, número P.1238-8, e de modo geral, requer informações razoáveis sobre o ambiente e o trajeto em que a onda se propaga.

Outro importante modelo de propagação é o Distance-Partitioned (KAVEH, 2005), que diferente dos anteriores, foi modelado a partir da premissa de que a área em que está localizado o receptor e o transmissor é não-homogênea e é definido a partir de quatro segmentos, a depender a distância entre receptor e transmissor, diferente dos outros modelos que possuem apenas uma fórmula definida.

Os três modelos mencionados anteriormente, Log-Distance, ITU-R e Distance-Partitioned, representam alternativas importantes quando consideramos o problema da localização em ambientes indoor. Neste trabalho, é apresentada uma análise comparativa entre esses modelos de propagação a partir de dados reais obtidos de leitura de RSSI (Received signal strength indication) de dispositivos BLE (Bluetooth Low Energy), visando encontrar a distância

entre o receptor (dispositivo móvel) e o transmissor (ponto de interesse, dispositivo bluetooth) em metros dentro de um ambiente *indoor*.

### 1.1. Objetivo

Este trabalho tem como objetivo realizar uma análise comparativa entre os principais modelos de propagação voltados para o problema da localização *indoor* considerando sua aplicação no contexto da tecnologia BLE. Para tal, pretende-se utilizar dados reais obtidos a partir da leitura de RSSI (*Received Signal Strength Indication*) buscando avaliar a eficácia de cada modelo para obter a localização em ambientes *indoor*.

Para alcançar o objetivo estabelecido neste trabalho, foi necessário cumprir os seguintes objetivos específicos:

- Pesquisar possíveis amostras de dados úteis à aplicação dos modelos de propagação no contexto do problema da localização indoor utilizando a tecnologia BLE;
- Definir o conjunto de dados a ser utilizado na análise, verificando a necessidade de tratamento e preparação prévia, para posterior aplicação nos modelos;
- Desenvolver estudo detalhado acerca dos modelos ITU-R, Log-Distance e Distance-Partitioned, observando suas características e particularidades;
- Implementar os modelos de propagação estudados para aplicação no conjunto de dados;
- Analisar e discutir os resultados obtidos utilizando como métricas o erro médio absoluto e o desvio padrão.

### 1.2. Contribuição

A contribuição efetiva deste trabalho está no estudo comparativo dos diferentes modelos de propagação, Log-Distance, ITU e Distance-Partitioned, aplicados a um conjunto de dados, onde pode-se observar como se comportam e se diferenciam em um mesmo conjunto de dados. Tal comparação utilizando estes modelos e o conjunto de dados escolhido não foi encontrada na literatura durante a pesquisa.

### *1.3. Estrutura do documento*

O presente trabalho de conclusão está estruturado da seguinte forma:

- **Capítulo 2:** introduz conceitos e definições necessárias à compreensão deste trabalho. Apresenta-se e discute-se os modelos de propagação estudados e os principais conceitos abordados no trabalho;
- **Capítulo 3:** os trabalhos relacionados são apresentados e resumidos, demonstrando-se as semelhanças com o presente trabalho;
- **Capítulo 4:** apresenta-se a metodologia para desenvolvimento do trabalho;
- **Capítulo 5:** os resultados são apresentados e discutidos;
- **Capítulo 6:** apresenta-se as conclusões sobre o trabalho desenvolvido.

## 2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo apresenta os assuntos relacionados ao problema da localização *indoor* abordados neste trabalho, os quais são organizados em seções. Na seção 2.1, o conceito de Modelos de Propagação é apresentado e discutido, em seguida os três modelos de propagação utilizados neste trabalho, Log-Distance, Distance-Partitioned e ITU-R, são detalhados. A seção 2.2 apresenta as tecnologias utilizadas para a localização *indoor*.

### 2.1. MODELOS DE PROPAGAÇÃO

Os Modelos de Propagação são modelos matemáticos determinísticos e/ou empíricos que tentam, por aproximação, simular o comportamento das ondas eletromagnéticas durante a propagação em um determinado meio (TELECO, 2022).

São classificados em duas grandes categorias: Teóricos (determinísticos) e empíricos.

- a) **Teóricos:** estes modelos são feitos utilizando formulações da teoria eletromagnética e requer a utilização de bases de dados topográficas sobre o local, geralmente um mapa 3D completo do ambiente de propagação (MOLLEL, 2014);
- b) **Empíricos:** são baseados em medidas e observações, conduzindo a relações simples entre a atenuação e a distância. Os modelos empíricos têm a necessidade de estarem sujeitos à validação para locais, frequências e condições de diferentes ambientes (MOLLEL, 2014).

Modelos de propagação podem ser modelados para os ambientes *indoor* e *outdoor*. Todos os modelos devem levar em consideração o comportamento aleatório do sinal propagado, que é principalmente relacionado com os instantes que os diferentes sinais vindos de diferentes caminhos irão atingir o receptor (SEMINARIO, 2003). Neste trabalho, apenas o ambiente *indoor* será considerado.

Existem dois tipos de modelagem de propagação *indoor*: específica (*site-specific*) e geral (*site-general*) (SEYBOLD, 2005). A modelagem específica do local requer informações detalhadas sobre o projeto da construção, móveis e locais do transmissor, podendo ser realizada utilizando métodos de rastreamento de raios (*ray tracing*) em um programa CAD. Para ambientes estáticos de grande escala, essa abordagem pode ser viável, porém para a maioria dos ambientes, no entanto, o conhecimento do projeto e dos materiais da construção é limitado

e o próprio ambiente pode mudar, simplesmente movendo móveis ou portas. Assim, a técnica específica não é comumente empregada. Já os modelos *site-general* são úteis para realizar projeto e layout de sistemas sem fio internos e são baseados em análise estatística de muitas medições no local (SEYBOLD, 2005).

Os alcances envolvidos em um ambiente *indoor* tendem a ser bastante curtos, da ordem de 100 metros ou menos. Paredes, portas, móveis e pessoas podem causar perda significativa de sinal. Além disso, suas medições podem mudar drasticamente com o tempo ou a posição, devido à quantidade de equipamentos e/ou portas presente e ao movimento de pessoas (SEYBOLD, 2005).

Os seguintes fenômenos podem ser fatores que influenciam a propagação das ondas eletromagnéticas (COOK, 2021):

- a) **Refração** - a refração é a mudança na velocidade de uma onda quando entra em um meio de propagação diferente. Por exemplo, vidro ou água podem refratar ondas. Diferentes meios têm diferentes índices de refração;
- b) **Reflexão** - a reflexão é um fenômeno onde a onda incide em um determinado meio, retornando ao meio original no qual ela se propagava. Esta é uma ocorrência comum para escritórios, uma vez que geralmente estão em estruturas complexas e intrincadamente projetadas. Se ocorrer uma grande quantidade de reflexão, os sinais podem ser enfraquecidos e causar interferência no receptor;
- c) **Difração** - é quando as ondas encontram um obstáculo e viajam em torno dele – a direção e a intensidade da onda mudam;
- d) **Espalhamento** - é um fenômeno que um sinal pode sofrer alterações devido às alterações com o meio. Poeira, umidade, irregularidades e outras qualidades em um material podem fazer com que um sinal se espalhe em todas as direções. Pode ter um impacto significativo na integridade e força do sinal;

Nas seções abaixo serão apresentados os modelos Log-Distance, ITU-R e Distance-Partitioned que foram utilizados neste trabalho.

### 2.1.1. Modelo Log-Distance

É um modelo de propagação baseado no modelo de Friis, sendo uma extensão desse, popularmente utilizado para calcular a perda de propagação de uma variedade de ambientes.

Este modelo assume que o ambiente possui obstruções no caminho que o sinal irá percorrer entre o transmissor e o receptor, diferente do modelo de Friis, que assume um ambiente sem obstrução (MATHURANATHAN, 2013).

Sua fórmula é dada por (RAPPAPORT THEODORE S, 2010):

$$PL(dB) = PL(d_0) + 10n \log\left(\frac{d}{d_0}\right)$$

O qual,

$PL(d_0)$  é atenuação na distância de referência  $d_0$

$d_0$  é a distância de referência

$n$  é a constante expoente de perda de propagação

Na Tabela 1, estão os valores obtidos de medições de forma empírica para o expoente  $n$  de acordo com o ambiente. Esses valores são apenas para referência, de tal forma que podem ser ideais para determinados ambientes e não ideais para outros, a depender do ambiente que está sendo modelado. Os parâmetros são importantes no modelo e podem afetar o resultado final.

**Tabela 1:** Valores para o expoente de perda de propagação  $n$

Ambiente	Expoente de perda de propagação, $n$
Espaço livre	2,0
Dentro de um prédio	1,6 a 1,8
Obstruído dentro de um prédio	1,8
Obstruído dentro de uma fábrica	4 a 6

Fonte: (SEYBOLD, 2005)

### 2.1.2. Modelo ITU-R

Este modelo estima a perda de propagação dentro de um ambiente fechado delimitado por paredes de qualquer formato ou material. Assim como o modelo Log-Distance, é um modelo empírico de característica geral. Foi modelado para uso em medições *indoor* com cobertura de frequência entre 900 MHz até 100 GHz e de um até três andares no ambiente.

$$L_{total} = 20\log_{10}f + N\log_{10}d + L_f(n) - 28$$

O qual, (SEYBOLD, 2005; SOHAN et al., 2019; BARIZON, 2004)

$f$  é a frequência de transmissão em MHz.

$N$  é o coeficiente de perda de potência

$d$  é a distância entre o receptor e o transmissor em metros.

$n$  é o número de andares entre o receptor e o transmissor

$L_f(n)$  é o fator de perda por penetração no piso

O fator de perda por penetração no andar é uma constante empírica dependente do número de pisos que as ondas precisam penetrar. O coeficiente  $N$  também é obtido de forma empírica, sendo este a quantidade que expressa a perda de potência do sinal com a distância, de acordo com a especificação do modelo. Seus respectivos valores empíricos estão disponíveis nas seguintes tabelas:

- **Coeficiente de perda de potência**

**Tabela 2:** Coeficiente de perda de potência

Banda de frequência	Área residencial	Área de escritório	Área comercial
900 MHz	N/A	33	20
1.2-1.3 GHz	N/A	32	22
1.8-2.0 GHz	28	30	22
2.4 GHz	28	30	
4 GHz	N/A	28	22
5.2 GHz	30 (apartamento), 28 (casa)	31	N/A
5.8 GHz	N/A	24	N/A
6.0 GHz	N/A	22	17

Fonte: (SEYBOLD, 2005; SOHAN et al., 2019)

- **Fator de perda por penetração**

**Tabela 3:** Fator de perda por penetração

Banda de frequência	Número de andares	Área residencial	Área de escritório	Área comercial
900 MHz	1	N/A	9	N/A
900 MHz	2	N/A	19	N/A

900 MHz	3	N/A	24	N/A
1.8 - 2.0 GHz	n	4n	15+4(n-1)	6 + 3(n-1)
5.2 GHz	1	N/A	16	N/A
5.8 GHz	1	N/A	22 (1 andar), 28 (2 andares)	N/A

Fonte: (SEYBOLD, 2005; SADOWSKI et al., 2018)

### 2.1.3. Modelo Distance-Partitioned

Este modelo está proposto em (KAVEH et al., 2005), sua modelagem parte da premissa de que a área em que está localizado o receptor e o transmissor é não-homogênea, ou seja, não possui um único gradiente de potência. Nesses casos, então, a perda de potência deveria ser representada por múltiplos segmentos, cada um associado a uma parte do caminho entre o transmissor e o receptor.

Sua modelagem ocorreu em experimento em um prédio, onde o transmissor foi posicionado de forma fixa em um corredor e os receptores se moveram pelo local, para longe do transmissor, adentrando outros corredores e salas. A partir do experimento, é sugerido quatro faixas de distância e uma equação para cada distância, mostrada abaixo.

$$L_p = L_0 + \begin{cases} 20 \log_{10} d, & 1 < d < 10 \text{ m} \\ 20 + 30 \log_{10} \frac{d}{10}, & 10 < d < 20 \text{ m} \\ 29 + 60 \log_{10} \frac{d}{20}, & 20 < d < 40 \text{ m} \\ 47 + 120 \log_{10} \frac{d}{40}, & d > 40 \text{ m} \end{cases}$$

O qual (KAVEH et al., 2005),

$L_0$  é a atenuação no ponto de referência  $d_0$   
 $d$  é a distância entre o receptor e o transmissor em metros.

## 2.2. TECNOLOGIAS UTILIZADAS PARA A LOCALIZAÇÃO INDOOR

Sistemas de localização *indoor* têm como objetivo prover a localização dentro de um espaço coberto e fechado, com alcances geralmente menores que 100 metros. Para isso, tecnologias como GPS não são comumente utilizadas, pois obtêm melhor desempenho em ambientes externos (ATHENETEC, 2021).

Esse tipo de sistema é desenvolvido utilizando diferentes tecnologias sem fio, de forma a ter boa mobilidade, alcance e segurança. Para isso, são comuns as tecnologias Wi-Fi, ZigBee, RFID e Bluetooth Low Energy (BLE) serem aplicadas à localização *indoor*. Dentre essas tecnologias, a BLE destaca-se devido ao baixo custo dos dispositivos emissores e seu baixo consumo de energia (BASIRI, 2017; DAVIDSON et al., 2017; BRENA et al., 2017). Além disso, BLE apresenta maior acurácia quando comparada a Wi-Fi (BASIRI, 2017). Na seção a seguir, a tecnologia BLE será brevemente discutida.

### 2.2.1. Bluetooth Low Energy

Com a ascensão da Internet das Coisas (IoT) as tecnologias precisaram se desenvolver para facilitar a comunicação e a transmissão de dados entre os dispositivos. Nesse contexto, no ano de 2009 surgiu a especificação Bluetooth 4.0, também conhecida como Bluetooth Low Energy (BLE).

Como o nome sugere, o BLE tem como objetivo consumir menos energia - cerca de 10% - em relação ao Bluetooth clássico, tal fato se justifica pois o clássico teve como objetivo apenas a transmissão de dados, enquanto o BLE, por ser projetado para a IoT visa o custo-benefício entre a transmissão e o tempo transmitido (RECK, 2017).

Devido ao forte viés de maximizar a economia da bateria, dispositivos BLE conseguem garantir um longo tempo de transmissão de informações. Os Beacons, que utilizam tecnologia BLE, por exemplo, são capazes de operar por mais de 3 anos (a depender da aplicação) sem a necessidade de trocar a bateria do dispositivo (RECK, 2017).

A Tabela 4 abaixo mostra as principais especificações do BLE:

**Tabela 4:** Especificações do BLE

Especificações técnicas	Bluetooth Low Energy
Distância/Alcance	50 m
Taxa de transmissão de dados	1 Mbit/s

Capacidade de transmissão	0.27 Mbit/s (305 Kbit/s)
Segurança	128-bit AES
Robustez	FHSS
Latência (a partir de um estado não conectado)	6 ms
Tempo total para enviar dados (dependendo da vida útil da bateria)	3 ms
Consumo de energia	0.01 até 0.5 (de acordo com o uso em questão)
Consumo de corrente de pico	Menos do que 20 mA
Faixa de frequência	2.4 GHz

**Fonte:** (RECK, 2017)

Um dispositivo que utiliza a tecnologia de BLE é o Beacon. Os Beacons (Figura 1) são pequenos dispositivos que emitem sinais de rádio em intervalos definidos (RECK, 2017). O sinal emitido por beacon pode ser recebido e interpretado por um dispositivo compatível, como um *smartphone* por meio de um aplicativo, por exemplo.

Atualmente, existem Beacons de vários modelos e tamanhos com as mais diversas implementações (NOVIDA, 2022).

**Figura 1:** Beacons



**Fonte:** pandasuite.com

### 2.2.2. Received Signal Strength Indication - RSSI

O RSSI é uma medida da potência presente em um sinal de rádio recebido. Seu valor é muito importante para os sistemas *indoor*, pois com ele é possível determinar a distância aproximada entre um transmissor e receptor.

Ele contém o nível de potência que é utilizado para transmitir um pacote de dados, e seu valor pode sofrer alterações indesejadas devido a propriedades físicas, como refração e espelhamento e outros fatores como ruído e interferências. O RSSI depende do poder de transmissão (Tx) e da distância entre os dispositivos (RECK, 2017).

Com relação aos valores obtidos do RSSI, eles são medidos em decibel miliwatt (dBm) e seu valor indica que quanto mais próximo de 0 dBm, melhor é o sinal (“Meta Geek”, [s.d.]).

### 3. TRABALHOS RELACIONADOS

Na literatura, podem ser encontrados diferentes trabalhos que buscam comparar a aplicação de modelos de propagação para o problema da localização indoor. Nesta seção, são discutidos trabalhos que analisam os modelos de propagação apresentados na seção 2.1, os quais são aplicados a partir de diferentes abordagens, como o uso de dados de simulação ou a utilização de dados de medições reais. Em geral, os trabalhos revelam que a medição da distância em um ambiente interno varia de acordo com o tipo de ambiente, a posição dos transmissores e receptores, das propriedades físicas no ambiente, altura dos dispositivos em relação ao piso e os diversos materiais existentes no local de experimento. Há também o fato que o sinal emitido por um transmissor pode ou não ser obstruído, percorrer caminhos que sofrem combinações de reflexão especular e difusa, difração, espalhamento e transmissão através de paredes, pisos ou outros obstáculos.

A tecnologia utilizada para leitura e transmissão dos sinais e a força dos sinais também são objeto de comparação de trabalhos, uma vez que diferentes tecnologias podem apresentar diferentes resultados em um mesmo ambiente.

No estudo realizado por (OBEIDAT et al., 2018) é apresentada uma análise comparativa entre os modelos de propagação One-Slope (OSM), Dual-Slope (DSM), Linear Attenuation (LAM), Partitioned Model, MKM, Averaged Wall (AWM), ITU-R P.1238, COST 231 indoor, Dominant Path e o modelo proposto pelos autores denominado Effective Wall Loss. A metodologia foi dividida em duas etapas: uma de experimentação em tempo real e outra de simulação, utilizando-se em ambas as etapas a tecnologia Wi-Fi.

Para comparação dos resultados obtidos por cada modelo, utilizou-se a métrica raiz quadrada do erro médio (do inglês *root-mean-square error*), obtendo-se nas etapas de simulação e experimental que o modelo proposto melhor desempenho dentre os outros modelos. Este trabalho é interessante por mostrar a quantidade de modelos empíricos existentes e como a depender dos ajustes de seus parâmetros podem se assemelhar.

Em (LOPES et al., 2005), os autores propuseram um novo modelo de propagação voltado para ambiente *indoor* e o compararam com os modelos já existentes: Um Degrau, ITU, One-Slope (chamado de Atenuação Linear no artigo), Keenan, COST-231 e Espaço Livre. Os resultados foram obtidos através de um experimento realizado dentro de um prédio, onde foram feitas medições em pontos determinados no ambiente dos valores referentes a atenuação obtida em relação às distâncias entre os pontos. Para realizar o comparativo, os autores utilizaram a métrica de erro absoluto tendo concluído que os modelos Espaço Livre, Keenan e COST 231

apresentaram os maiores erros absolutos e o modelo proposto foi observado como o mais robusto e confiável por apresentar desempenho melhor.

Em (DUARTE et al., 2019), os autores realizaram um estudo comparativo avaliando os modelos de propagação One-Slope, ITU-R e COST 231: Keenan e Motley. A avaliação ocorreu em um prédio de dois andares de uma universidade, onde foram conduzidos testes em pontos específicos de cada andar e em cada ponto cinco medições foram feitas para obter o valor médio tanto para a perda da propagação, quanto para a taxa de transmissão. No trabalho, o transmissor utilizado foi um ponto de acesso Wi-Fi. Os autores concluem que pela análise dos resultados o modelo COST 231 performou melhor que os modelos ITU-R e One-Slope. Neste trabalho (DUARTE et al., 2019), os autores ainda concluem que poderia ser utilizado aprendizagem de máquina, especificamente redes neurais, para obter um modelo com os dados observados para serem comparados com os modelos tradicionais.

Por fim, com o crescente interesse em aprendizado de máquina da academia e pesquisadores em geral, a dissertação (CABRAL, 2019) apresenta um estudo comparativo entre modelos de propagação e modelos de aprendizagem de máquina. São comparados os modelos de Friis, Log-Distance, Two-Ray, Random Forest, Adaboost e Support Vector Regression (SVM) aplicados a um conjunto de dados de Veículo Autônomo Não Tripulado (UAV, em inglês). O trabalho concluiu que a melhoria de desempenho alcançada pela abordagem de machine learning quando comparada com o resultado de modelo de propagação mais preciso foi de 44,7%. Também é concluído que enquanto algumas abordagens exibem maior precisão do que outras, a diferença entre o melhor e o pior modelo de aprendizado de máquina foi de apenas 19,2% (em termos de acurácia).

Sendo assim em (CABRAL, 2019), foi observado que, em relação aos modelos de propagação estudados, as técnicas de aprendizagem de máquina obtiveram resultados melhores, sendo a técnica de Support Vector Regression com o melhor desempenho.

Os trabalhos relacionados analisados apresentaram diferentes metodologias, desde simulação a experimentação com dados reais. Diferentes modelos foram estudados e pode-se observar que nenhum dos trabalhos apresentou um modelo com máxima precisão. Portanto, com a revisão da literatura observa-se que o campo de estudos sobre modelos de propagação é um campo com bastante amadurecimento e de contínuo desenvolvimento, como evidenciado pelo vasto número de modelos diferentes observados nos artigos nos mais diferentes ambientes e propósitos.

Os modelos utilizados neste trabalho são os modelos Log-Distance, ITU-R e Distance-Partitioned. A justificativa para a escolha dos modelos Log-Distance e ITU-R é a popularidade

de sua aplicação para ambientes *indoors* (SEYBOLD, 2005; BEATRIZ, 2019. Para o modelo Distance-Partitioned, a motivação para a escolha é a diferença do princípio de sua modelagem, que considera o ambiente não-homogêneo. Os modelos baseados em *machine learning* apresentados em (CABRAL, 2019) não serão considerados neste trabalho por estarem fora do escopo.

A Tabela 5 apresenta um resumo dos trabalhos relacionados descritos nesta seção em relação aos modelos comparados, os resultados encontrados, metodologia e a tecnologia aplicada no trabalho.

**Tabela 5:** Visão geral dos trabalhos relacionados

Trabalho	Tecnologia utilizada	Modelos comparados	Metodologia	Resultado
(OBEIDAT et al., 2018)	Wi-Fi	OSM; DSM; LAM: PM; MKM; Averaged Wall Model; ITU-R; COST 231 indoor; Dominant Path; Effective Wall Loss (modelo proposto)	Comparação utilizando dados de simulação e medições em tempo real	Modelo proposto apresentou o menor erro médio (3,9890 metros)
(CABRAL, 2019)	Rede móvel	Friss; Log-Distance, Two-Ray; Árvore de decisão; Redes Neurais; SVM; Adaboost	Comparação utilizando um conjunto de dados obtidos de medições	A técnica de <i>Machine Learning</i> SVM apresentou um resultado 44,7% mais preciso que os modelos de propagação
(DUARTE et al., 2019)	WLAN	Um Degrau; ITU; Atenuação Linear; Keenan; COST-231; Espaço Livre; Modelo proposto (sem nome)	Comparação utilizando um conjunto de dados obtidos de medições	Modelo proposto apresenta-se como o mais robusto e confiável, em comparação com outros modelos comparados
(LOPES et al., 2005)	Wi-Fi	One Slope; ITU-R P.1238-1; COST 231	Comparação utilizando um conjunto de dados obtidos de medições	Modelo COST 231 performou melhor que os modelos ITU-R e One-Slope

**Fonte:** elaborada pelo autor

## 4. METODOLOGIA

Este capítulo descreve a metodologia e a abordagem utilizada para o estudo comparativo entre os modelos analisados neste trabalho. As características do conjunto de dados e o tratamento dos dados para posterior uso são apresentados nas seções a seguir.

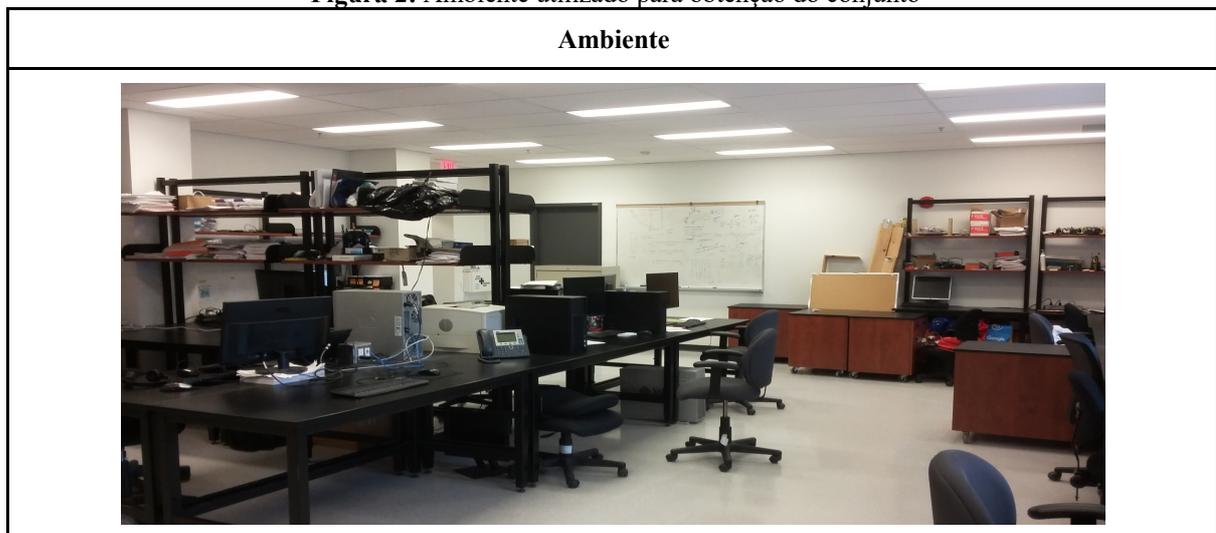
### 4.1. CONJUNTO DE DADOS

O conjunto de dados utilizado neste trabalho foi gerado em um experimento realizado em (SADOWSKI et al., 2018) e disponibilizado gratuitamente pelos autores. O trabalho teve como objetivo a comparação de diferentes tecnologias baseadas em RSSI, utilizando o modelo Log-Distance como modelo de propagação, e, para isso, realizou um experimento em ambiente real.

Os resultados obtidos através das medições no ambiente foram gravados e disponibilizados em formato de conjunto de dados em formato de texto, disponível em <https://github.com/pspachos/RSSI-Dataset>, com acesso livre para utilização por outros estudos a respeito do tema.

Este experimento foi performado dentro de um ambiente fechado, com os dispositivos de transmissão posicionados em mesas na mesma altura e posicionamento seguindo a Figura 3, com formato triangular e distância  $d$  entre os nós. A Figura 2 mostra o ambiente utilizado.

**Figura 2:** Ambiente utilizado para obtenção do conjunto



**Fonte:** (SADOWSKI et al., 2018)

O conjunto resultante contém medições das tecnologias: BLE, WiFi, Zigbee e LoRaWAN. Para cada tecnologia, no ambiente, foram feitas aproximadamente 300 (trezentas) leituras, em três distâncias fixas entre os transmissores: 1 metro, 3 metros e 5 metros. Neste trabalho será explorado apenas o conjunto com as medições do BLE.

Para cada uma das tecnologias os dados de RSSI observados foram gravados, juntamente com a identificação do nó transmissor, e organizados em arquivos de formato *.txt*, seguindo a esquematização:

- a) **Nome do nó** - podendo ser o nó A, B ou C, como indicado na Figura 3;
- b) **RSSI observado** - RSSI é uma sigla para *Received Signal Strength Indication* e significa a força do sinal observado de um ponto transmissor até um receptor.

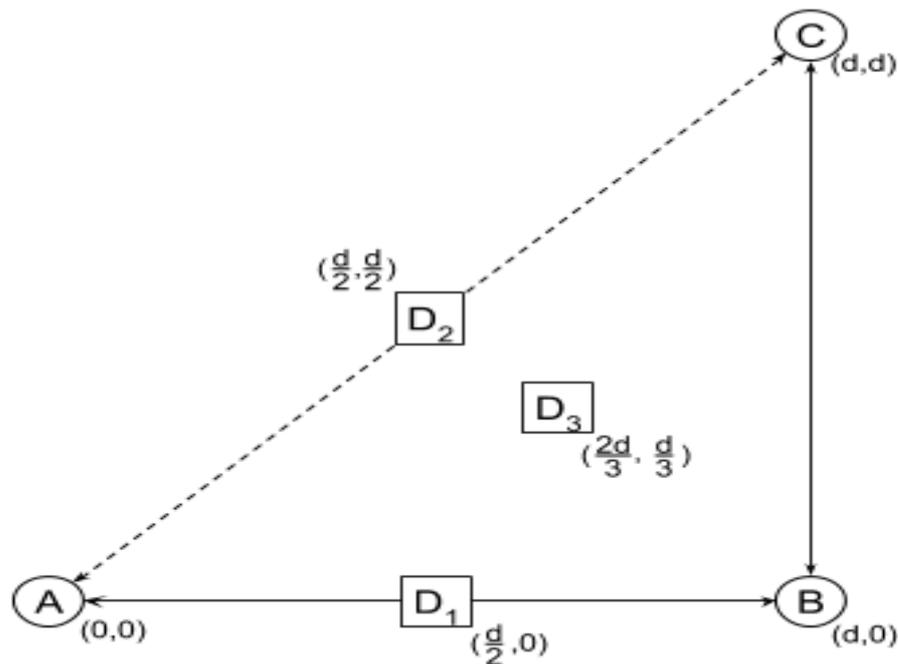
Cada arquivo possui o nome correspondente ao ponto observado (local onde o dispositivo receptor está) e qual a distância. Por exemplo, com a distância  $d = 1$ , e com relação ao ponto D1, foi gerado um arquivo de nome 1D1.txt, onde contém medições do tipo: “Node nó: RSSI observado”.

#### 4.1.1. Experimento para geração do conjunto de dados

Conforme mencionado anteriormente, o posicionamento dos nós (transmissores e receptores) segue um triângulo retângulo, onde a distância  $d$ , entre os nós A e B, e B e C, da figura 3 possui medidas iguais. Portanto, a base do triângulo é sempre igual à altura.

Em cada experimento, o receptor foi colocado em uma das três posições: no centro entre os nós A e B (D1), no centro entre os nós A e C (D2) e no baricentro do triângulo (D3).

**Figura 3:** Triângulo posicional, onde A, B e C representam onde os dispositivos transmissores foram posicionados e D1, D2 e D3 onde os receptores foram posicionados



Fonte: (SADOWSKI et al., 2018)

Os dispositivos físicos foram colocados sobre as mesas ao realizar o experimento. O motivo disso, segundo (SADOWSKI et al., 2018), é para limitar a quantidade de reflexões dos sinais de transmissão no solo para cima, reduzindo os efeitos do sinal de vários caminhos que ocorrem durante a transmissão. A colocação de dispositivos nas mesas também permite que os testes sejam realizados em uma altura comum a quem está carregando um smartphone no bolso ou usando um smartwatch no pulso.

Os experimentos foram conduzidos no horário da noite para garantir que uma quantidade mínima de dispositivos que poderiam afetar os resultados de alguma forma, se comunicando no mesmo meio, estariam na área. Devido ao fato que os valores RSSI são propensos a interferências (reflexão, difração etc.), o uso de um ambiente controlado permite que os testes realizados produzam leituras mais consistentes. Neste sentido, a fim de evitar que picos de valores (*outliers*) entrassem no conjunto de dados para cada ponto do teste foram realizadas aproximadamente 100 medições e registrada a média dessas medições.

Como neste trabalho a tecnologia de enfoque será a BLE, é de suma importância entender as características de *hardware* dos transmissores pois a depender dos valores configurados como parâmetros os resultados de leitura de RSSI podem se tornar diferentes. Os dispositivos utilizados no experimento possuem a seguinte configuração:

- a) **Protocolo:** iBeacon da Apple
- b) **Marca:** Gimbal Series 10, da Qualcomm

- c) **Taxa de transmissão:** -10dBm
- d) **Intervalo de transmissão:** 0.5 segundos

**Figura 4:** Dispositivos utilizados na obtenção dos dados



**Fonte:** (SADOWSKI et al., 2018)

O receptor usado para ler os dados dos beacons foi um Raspberry Pi 3 Model B capaz de detectar quaisquer sinais RSSI de beacons que estivessem na área e armazenar suas informações. A figura 4 mostra os dispositivos utilizados no experimento. O transmissor é o dispositivo em azul (beacon) e o receptor é o penúltimo da esquerda para direita. Os outros dispositivos são, respectivamente, Zigbee (Arduino Uno) e LoRaWAN (Arduino Uno com Dragino Lora Shield).

Dados como tipo de material das paredes do local e a altura em que os dispositivos foram colocados não foram fornecidos (apenas que estão na mesma altura), tal fato pode dificultar o uso do conjunto de dados em modelos de propagação baseados nessas características, o que não se aplica aos modelos utilizados neste trabalho. Porém, há a informação sobre o número de janelas do ambiente. No ambiente utilizado para os testes existiam quatro pequenas janelas. Por isso, é esperado que a maioria dos sinais não iriam ser refletidos para fora e, então, ficariam concentrados na sala (SADOWSKI et al., 2018).

A partir dos dados de configuração dos dispositivos utilizados e as informações fornecidas a respeito do experimento foi possível aplicar o conjunto na avaliação dos modelos de propagação utilizados neste trabalho.

## 4.2. ETAPAS DO EXPERIMENTO

Esta seção tem como objetivo descrever as etapas realizadas no trabalho mediante utilização do conjunto de dados apresentado na seção anterior. A figura 5 apresenta um fluxograma que representa o processo metodológico utilizado para a análise dos modelos de propagação.

**Figura 5:** Fluxograma passos utilizados no desenvolvimento do trabalho



Fonte: elaborado pelo autor

### 4.2.1. Preparação dos dados

Quando os dados foram observados não se verificou a necessidade de utilizar técnicas de normalização, nem remoção dos dados, nem outras técnicas que visam a limpeza de dados. Da mesma forma, como os próprios autores realizaram a remoção de *outliers* utilizando a média de 100 leituras a cada ponto, não houve a necessidade de retirar valores do conjunto. Sendo assim, o conjunto mostrou-se favorável à sua utilização.

Como não foram fornecidos os valores relativos à distância esperada de cada nó receptor em relação ao transmissor, os valores foram calculados para serem utilizados. Este cálculo realizou-se utilizando conhecimentos de geometria analítica e com a fórmula da distância euclidiana:  $d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$ . Os valores obtidos estão na Tabela 6 e estão em metros.

**Tabela 6:** Valores esperados para cada receptor em relação ao transmissor

Posição	Distância		
	1 metro	3 metros	5 metros
D1 para A	$\frac{1}{2}$	$\frac{3}{2}$	$\frac{5}{2}$
D1 para B	$\frac{1}{2}$	$\frac{3}{2}$	$\frac{5}{2}$
D1 para C	$\frac{\sqrt{5}}{2}$	$3 * \frac{\sqrt{5}}{2}$	$5 * \frac{\sqrt{2}}{2}$
D2 para A	$\frac{1}{\sqrt{2}}$	$\frac{3}{\sqrt{2}}$	$\frac{5}{\sqrt{2}}$
D2 para B	$\frac{1}{\sqrt{2}}$	$\frac{3}{\sqrt{2}}$	$\frac{5}{\sqrt{2}}$
D2 para C	$\frac{1}{\sqrt{2}}$	$\frac{3}{\sqrt{2}}$	$\frac{5}{\sqrt{2}}$
D3 para A	$\frac{\sqrt{5}}{3}$	$3 * \frac{\sqrt{5}}{3}$	$5 * \frac{\sqrt{5}}{3}$
D3 para B	$\frac{\sqrt{2}}{3}$	$3 * \frac{\sqrt{2}}{3}$	$5 * \frac{\sqrt{2}}{3}$
D3 para C	$\frac{\sqrt{5}}{3}$	$3 * \frac{\sqrt{5}}{3}$	$5 * \frac{\sqrt{5}}{3}$

**Fonte:** elaborada pelo autor

Esses valores foram incluídos como uma coluna a mais nos dados com finalidade de comparação com os resultados obtidos ao aplicar os modelos no conjunto e, dessa forma, realizar a análise dos dados.

#### 4.2.2. Parâmetros escolhidos

Esta seção tem como objetivo explicitar os parâmetros utilizados nos modelos de propagação que são objetos de estudo neste trabalho.

- **Log-Distance**

Os parâmetros para o modelo de Log-Distance são fornecidos no conjunto de dados (SADOWSKI et al., 2018), os quais foram escolhidos pelos autores após realizarem a aplicação de técnica de ajuste de curva.

Ao realizar uma manipulação matemática na fórmula do Log-Distance, em (SADOWSKI et al., 2018) foi obtida a seguinte expressão simplificada, em função do valor RSSI observado:

$$RSSI = -10n \log_{10}(d) + C$$

O qual, C é a potência a uma distância de referência para 1 metro.

**Quadro 1:** Parâmetro e valor Log-Distance

Parâmetro	Valor
C	-75,54
n	2,511

Fonte: (SADOWSKI et al., 2018)

- **Distance-Partitioned**

Para este modelo é preciso informar apenas a potência recebida dentro de uma distância  $d_0$ . No conjunto de dados é informado o valor de -75,54 como potência a uma distância de 1 metro.

Durante o trabalho notou-se uma limitação em relação ao uso do modelo de Distance-Partitioned com o conjunto de dados. Como explicado na fundamentação teórica, ele é dividido em quatro segmentos, sendo o primeiro começando a uma distância de  $1\text{m} < d < 10\text{m}$ . Nota-se, então, que a função pede uma distância entre o receptor e o transmissor maior que um metro. Porém, mesmo com essa limitação, o modelo foi testado e demonstrou que seu desempenho parece não ser afetado quando se calcula uma distância menor que 1 metro.

Este problema apenas se encontra com os casos em que a distância entre os nós transmissores no experimento é menor ou igual a 1 metro e, no caso do conjunto de dados, será no cálculo da distância de D1 para o ponto A, D1 para o ponto B, D2 para o ponto A, D2 para o ponto B e D2 para o ponto C.

- **ITU-R**

Este modelo precisa de três parâmetros:  $N$ , coeficiente de perda de potência (dado em tabela);  $L_f(n)$ , fator de perda por penetração, que depende do número de andares do ambiente (nesse caso, zero); e  $f$ , a frequência utilizada em MHz, como foi utilizado *beacons*, esta será de 2.4 GHz.

**Quadro 2:** Parâmetro e valor ITU-R

Parâmetro	Valor
$N$	28
$L_f(n)$	0
$f$	2400 (2.4 GHz em MHz)

Fonte: elaborado pelo autor

#### 4.2.3. Implementação

A implementação dos algoritmos utilizados neste trabalho foi realizada em JavaScript com Node.js, utilizando as bibliotecas padrões da linguagem, devido à afinidade com a linguagem e motivação de buscar entender o funcionamento dos modelos sem utilizar uma implementação pronta, como o uso de frameworks, por exemplo.

Para os cálculos, considerou-se apenas três casas decimais significativas. Os dados foram importados e posteriormente utilizados para geração dos gráficos e das métricas no *Google Sheets*.

##### 4.2.3.1. Derivação das fórmulas dos modelos

Como os modelos estão representados em fórmulas matemáticas, para sua implementação computacionalmente as fórmulas foram derivadas em função do RSSI e dos parâmetros que foram utilizados, sendo isolada a variável de distância correspondente em cada modelo. Sendo assim, temos como cada fórmula final:

- **Log-Distance**

$$D = 10^{\frac{(-75,54 - RSSI)}{10 * 2,511}}$$

- **ITU-R**

$$D = 10^{\frac{(-115,1442 - RSSI)}{28}}$$

- **Distance-Partitioned**

Será utilizado apenas o primeiro segmento, pois não foi observado da Tabela 6 distâncias maior que 10 metros, logo:

$$D = 10^{\frac{(-75,54 - RSSI)}{20}}$$

#### 4.2.4. Execução e análise

Para determinar qual modelo obteve a melhor acurácia em relação ao conjunto de dados aplicado serão analisadas as métricas: erro médio absoluto (*Mean Absolute Error* - MAE, em inglês) e o desvio padrão.

Cada ponto receptor (D1, D2 e D3), juntamente com a distância  $d$  (1, 3 e 5 metros), terão as métricas calculadas para cada modelo aplicado. No final, a média entre os resultados dos pontos de cada modelo será calculada para ter uma visão geral dos resultados.

- **Erro médio absoluto (MAE):**

O erro médio absoluto fornece a média da soma do módulo das diferenças (erro) entre os valores de campo medidos e os valores de campo preditos pelo modelo, sendo  $n$  igual ao número de amostras.

Sua fórmula é dada por: (WILLMOTT et al., 2005)

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n}$$

O qual,

- $y$  e  $x$  são respectivamente ponto observado e esperado
- $n$  é o total de elementos no conjunto

- **Desvio padrão:**

O desvio padrão mede a quantidade da variação ou dispersão do erro médio. Um pequeno desvio padrão indica que os pontos de dados tendem a ser próximos da média ou do valor esperado. Um alto desvio padrão indica que os pontos de dados estão espalhados por uma ampla gama de valores. O desvio padrão de uma variável aleatória, população estatística, banco de dados, ou distribuição de probabilidade é a raiz quadrada de sua variância. (REIS, 2018)

Sua fórmula é dada por: (AHN et al., 2003)

$$s = \sqrt{\frac{\sum(x_i - \bar{x})^2}{n}}$$

O qual,

- $X_i$  é o ponto observado
- $n$  é o total de elementos no conjunto
- $\bar{X}$  é a média

## 5. DISCUSSÃO E RESULTADOS OBTIDOS

Nesta seção serão apresentados os resultados obtidos da aplicação dos modelos no conjunto de dados, bem como a discussão sobre eles, realizando um comparativo observando seu desempenho com relação às métricas obtidas.

A Tabela 7 mostra os valores do Erro Médio Absoluto e o Desvio Padrão separados em distância e os pontos de leitura das medições de RSSI. Esses valores estão em metros.

**Tabela 7:** Médias e desvios padrões obtidos

<b>Distância</b>	<b>Ponto</b>	<b>Erro Médio ITU</b>	<b>Erro Médio Distance-Partitioned</b>	<b>Erro Médio Log-Distance</b>	<b>Desvio Padrão ITU</b>	<b>Desvio Padrão Distance-Partitioned</b>	<b>Desvio Padrão Log-Distance</b>
<b>1 metro</b>	<b>D1</b>	0,685	0,462	0,375	0,277	0,528	0,410
	<b>D2</b>	0,695	0,485	0,425	0,008	0,207	0,216
	<b>D3</b>	0,635	0,638	0,519	0,127	1,150	0,795
<b>3 metros</b>	<b>D1</b>	2,078	1,488	1,289	0,852	1,549	0,999
	<b>D2</b>	2,082	1,408	1,267	0,029	1,252	0,878
	<b>D3</b>	1,942	1,389	1,287	0,390	1,209	0,936
<b>5 metros</b>	<b>D1</b>	2,794	2,345	1,944	0,490	3,289	1,886
	<b>D2</b>	3,494	2,398	2,455	0,026	1,088	0,788
	<b>D3</b>	3,247	2,313	2,281	0,634	1,189	0,915
	<b>Média Geral</b>	1,961	1,436	1,315			

**Fonte:** elaborada pelo autor

Ao final da tabela a coluna “Média Geral” apresenta os valores que representam a média de todos os pontos e distâncias de cada modelo, possibilitando uma visão geral em todos os casos experimentados no trabalho. Observando a diferença desses valores entre os modelos, tem-se que a diferença entre ITU e Distance-Partitioned é de 0,525, entre ITU e Log-Distance é de 0,646 e entre os modelos Distance-Partitioned e Log-Distance temos uma diferença de 0,121.

A partir dessa observação sobre as diferenças, é notável que a diferença entre as médias gerais dos modelos não é tão significativa, pois não há uma grande variação entre elas,

principalmente quando se observa que em ambientes *indoors* geralmente os alcances envolvidos tendem a ser da ordem de 100 metros ou menos (SEYBOLD, 2005).

Com a distância de 5 metros, verifica-se que todos os modelos aumentaram o erro médio e como foi utilizado o Erro Médio Absoluto como métrica de comparação, isso pode ter causado elevação no valor da média geral de cada um dos modelos.

No trabalho realizado em (COUTINHO et al, 2021) é observado que quanto maior a distância entre o aparelho beacon e o receptor (neste caso um dispositivo mobile) o sinal tende a ter uma atenuação maior. Tal fato pode ser explicado pelos fenômenos de difração, reflexão especular ou difusa, ou mesmo interferência de pessoas que estejam no mesmo local (ITU, 2012), o que pode ocasionar um aumento no valor obtido quando é feito o cálculo da distância entre receptor e transmissor em metros. Entretanto, não há garantia nenhuma de que poderá existir um erro zero caso o dispositivo esteja o mais próximo possível do receptor.

Quando os dados são analisados por distâncias e de forma isolada para cada ponto, temos que para o modelo ITU com distância de 1 metro o ponto que melhor obteve valor médio foi o D3 com valor de 0,635 e o maior o ponto D2 com 0,695. Para a distância de 3 metros, o ponto que obteve a menor média foi o de D3 com 1,942 e o com a maior média o ponto D2 com 2,082. Com distância de 5 metros, a menor média se deu no ponto D1 com 2,794 e a maior no ponto D2 com 3,494. Em relação aos desvios padrões, nota-se que nas três distâncias observadas os valores são relativamente baixos, possuindo pouca variação em relação à média.

Para o modelo de Distance-Partitioned, a menor média com distância de 1 metro é o ponto D1 com média de 0,462 e a maior média está no ponto D3, com 0,638. Com distância de 3 metros, o melhor resultado ocorreu no ponto D3 com 1,389, sendo a maior média o ponto de D1 com valor 1,488. Já na distância de 5 metros, a média mais baixa ocorreu no ponto D3 com média de 2,313 e a maior no ponto de D2 com 2,398. Observando os desvios padrões, nota-se que no ponto D1 na distância de 5 metros o valor é o maior dentre os outros, com valor de 3,289. Para os outros pontos nas outras distâncias, seus respectivos desvios padrões possuem pouca variação em relação à média.

Por fim, com o modelo de Log-Distance foi obtido como menor média para a distância de 1 metro o ponto D1 com valor 0,375 e média mais alta o ponto D3 com valor 0,519. A 3 metros de distância, o ponto que melhor performou foi o D2 com 1,267. É interessante notar que o ponto D3 não ficou muito distante com 1,287, uma diferença baixa e se considerarmos apenas dois dígitos significativos então estarão empatados. Já o ponto D1 foi o com a maior média com 1,289, uma diferença não muito alta em relação aos outros pontos. Para 5 metros, temos que a melhor acurácia aconteceu no ponto D1 com 1,944 e a maior média no ponto D2

com 2,455. Analisando-se os desvios padrões, nota-se que o ponto D1 na distância de 5 metros é o que possui o maior valor com 1,886. Os outros desvios padrões possuem pouca variação em relação à média.

Nota-se, então, um comportamento que se repete entre os três modelos avaliados quando a distância é de 1 metro: o ponto D1 com a menor média (melhor acurácia) e ponto D2 com a maior média (pior acurácia), considerando o modelo ITU com seus valores empatados, devido a diferença entre eles ser bastante pequena. Já com as distâncias de 3 e 5 metros é possível perceber uma variação entre os melhores e piores pontos em relação a acurácia, o que sugere uma alta interferência entre os transmissores e os receptores (SADOWSKI et al., 2018).

Além disso, deve-se considerar a afirmação dos autores do trabalho que produziu o conjunto de dados (SADOWSKI et al., 2018): *“frequentemente seria esperado que a intensidade do sinal de dois transmissores fosse semelhante e o terceiro fosse menor, mas isso não ocorreu e pareceu seguir padrões diferentes causados pelas reflexões de sinais de outros obstáculos”*.

O conjunto de dados forneceu, infelizmente, pouca informação a respeito dos objetos no local do experimento e sobre as características físicas do local e como os sinais dos transmissores são passíveis de sofrerem interferência durante o caminho percorrido, seria bastante interessante entender como isso poderia ter afetado o resultado acima descrito.

Porém, como já descrito anteriormente, havia a existência de quatro janelas na parede deste local (SADOWSKI et al., 2018). Há, então, uma possibilidade de ter acontecido o fenômeno da refração, o que pode ter levado os sinais a mudarem de direção ao viajar do emissor para o receptor, o que ocasionaria uma alteração na leitura do sinal e conseqüentemente, erro no cálculo da distância (COOK, 2021).

Além das estruturas fundamentais do local, móveis e outros acessórios também afetam significativamente a propagação (ITU, 2012). Neste sentido, pela imagem fornecida (Figura 2) é possível notar diversos materiais ao redor do local de teste, verifica-se então, a possibilidade de ter acontecido, do mesmo modo, o fenômeno de reflexão. As características de reflexão e transmissão dos materiais dependem da permissividade complexa dos materiais (ITU, 2012), e como não informado no conjunto de dados, inviabiliza uma análise mais completa.

Da mesma forma, segundo (ITU, 2012), também é possível dentro do local de experimento ter ocorrido interferência com relação ao movimento de pessoas dentro da sala, o que causaria variações temporais das características de propagação interna. Essa variação, no entanto, é muito lenta em comparação com a taxa de dados que é usada em experimentos (ITU, 2012).

Diante do exposto, de acordo com os resultados obtidos, percebe-se que quando analisados os valores do desvio padrão e as diferenças entre as médias gerais, nota-se um empate técnico entre os modelos. Sendo assim, é possível concluir que, o modelo com a menor quantidade de parâmetros a serem informados, Distance-Partitioned, pode ser considerado a melhor opção devido a menor complexidade para sua aplicação em um ambiente.

Em resumo, obteve-se dos resultados:

- a) Modelos tecnicamente empatados, então, o Distance-Partitioned pode ser considerado a melhor opção por ter menos parâmetros;
- b) Entre as distâncias estudadas de 1, 3 ou 5 metros, observou-se que nos dados coletados de distância de 1 metro houve menos influência de elementos de interferência, pois os pontos estudados tiveram o mesmo comportamento (erros médios menores) nos três modelos e não se distanciaram tanto do esperado;
- c) Pelos resultados, sugere-se que os beacons conseguem obter melhores resultados quando a distância entre emissor e receptor é menor.

## 6. CONCLUSÃO

Neste trabalho, uma análise comparativa foi desenvolvida entre três modelos de propagação utilizando dados RSSI obtidos de um conjunto de dados. Esta análise foi realizada em várias etapas, desde a busca pelo conjunto de dados, estudo do mesmo até a busca por modelos na literatura e testes para entender se os dados poderiam ser aplicados aos modelos, juntamente com a elaboração e implementação de código para a geração dos dados com finalidade de comparação entre os modelos com o uso de métricas para esta análise. O uso de um conjunto de dados já testado e advindo de um artigo com relativas citações na literatura ajudou positivamente o trabalho, mesmo com suas limitações em relação às informações fornecidas.

Com o conjunto de dados escolhido, os modelos de Distance-Partitioned, ITU-R e Log-Distance foram implementados e seus parâmetros definidos de acordo com a definição de cada um deles, observando-se as características do ambiente experimentado pelo artigo do conjunto e suas informações fornecidas.

Conforme discutido na seção anterior, os resultados do experimento demonstraram que, considerando as distâncias analisadas, foram obtidas as seguintes médias dos erros médios 1,961, 1,436 e 1,315 para os modelos ITU, Distance-Partitioned e Log-Distance, respectivamente. Entretanto, a diferença entre esses valores não é considerada significativa e quando observado em conjunto com os desvios padrões observados, conclui-se que os modelos estão tecnicamente empatados, então, o Distance-Partitioned pode ser considerado a melhor opção por ter menos parâmetros.

A partir do experimento, pode-se concluir que, em distâncias menores entre transmissor e receptor há uma tendência de sofrer menos interferência em sua linha de visão, o que sugere, assim, um resultado com uma margem de erro menor e, assim sendo, o cálculo da distância tende a ser mais perto do valor real. A relação entre os elementos físicos e os seus possíveis impactos nos resultados sugeriu que, devido à natureza do ambiente do experimento com materiais, pessoas e a organização estrutural do espaço, os fenômenos de refração e reflexão tenham causado interferência. Entretanto, com as poucas informações fornecidas não foi possível realizar um estudo com detalhes a respeito, o que não foi um grande problema pois a análise de interferência não é o foco deste trabalho.

Como trabalho futuro, pretende-se aplicar os resultados aqui apresentados em outros contextos, como a localização de pessoas com deficiência visual em espaços turísticos (COUTINHO et al., 2021). O entendimento sobre modelos de propagação é um primeiro passo

importante para criação de aplicações baseadas em localização, que possuem um leque de opções diverso, uma vez que calculada a distância entre transmissor e receptor pode-se aplicar algoritmos como trilateração, filtros como Filtro de Kalman, entre outros, que tendem a ajudar a se aproximar dos valores reais das grandezas medidas e com isso estimar com precisão a localização. Outro trabalho futuro é a ampliação do escopo da análise, incluindo as técnicas de *machine learning*, como encontradas em (CABRAL, 2019). Pretende-se, também, realizar uma análise mais detalhada de como elementos causam interferência e influenciam no resultado da leitura dos RSSI.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

WILLMOTT, C. J.; MATSUURA, K. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. **Climate Research**, v. 30, n. 1, p. 79–82, 2005.

AHN, S.; FESSLER, J. **Standard Errors of Mean, Variance, and Standard Deviation Estimators**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://web.eecs.umich.edu/~fessler/papers/files/tr/stderr.pdf>>. Acesso em: 2 nov. 2022.

ITU, INTERNATIONAL TELECOMMUNICATION UNION. **Recommendation ITU-R P.1238: Propagation data and prediction models for the planning of indoor radiocommunication systems and radio local area networks in the frequency range 900 MHz to 100 GHz**. Disponível em: < [https://www.itu.int/dms\\_pubrec/itu-r/rec/p/R-REC-P.1238-7-201202-S!!PDF-E.pdf](https://www.itu.int/dms_pubrec/itu-r/rec/p/R-REC-P.1238-7-201202-S!!PDF-E.pdf)>. Acesso em: 1 mar. 2022.

SADOWSKI, S.; SPACHOS, P. RSSI-Based Indoor Localization With the Internet of Things. **IEEE Access**, v. 6, p. 30149–30161, 2018.

COOK, A. **5 Phenomena That Impact Wi-Fi Signal | Mirazon**. Disponível em: <<https://www.mirazon.com/5-phenomena-that-impact-wi-fi-signal/>>. Acesso em: 10 mai. 2022.

SOHAN, A. A. et al. Indoor Positioning Techniques using RSSI from Wireless Devices. **2019 22nd International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT)**, dez. 2019.

THALJAOU, A. et al. BLE localization using RSSI measurements and iRingLA. **2015 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)**, mar. 2015.

OBEIDAT, H. A. et al. An Indoor Path Loss Prediction Model Using Wall Correction Factors for Wireless Local Area Network and 5G Indoor Networks. **Radio Science**, v. 53, n. 4, p. 544–564, abr. 2018.

KUMAR SINGH, P.; LEGO, K. Comparative Study of Radio Propagation and Mobility Models in Vehicular Adhoc Network. **International Journal of Computer Applications**, v. 16, n. 8, p. 37–42, 28 fev. 2011.

CABRAL, J. **A Machine Learning Approach for Path Loss Estimation in Emerging Wireless Networks**. [s.l], 2019.

SEYBOLD, J. S. **Introduction to RF propagation**. Hoboken, N.J.: Wiley, 2005.

BARIZON, B.-H. **Medidas de Propagação em 2.4 Ghz para o Planejamento de Redes Locais de Acesso sem-fio**. [s.l: s.n.].

REIS, A. **Análise Comparativa dos Modelos Empíricos de Propagação Aplicados a Sistemas Móveis Celulares**. [s.l], 2018.

KAVEH PAHLAVAN; LEVESQUE, A. H. **Wireless information networks**. Hoboken, Nj: John Wiley, 2005.

DE LAUTOUR, N. et al. **Defence Technology Agency Bluetooth Proximity Estimation by Signal Strength**. [s.l.: s.n]. Disponível em: <[https://www.dta.mil.nz/assets/Publications/bluetooth\\_proximity\\_detection.pdf](https://www.dta.mil.nz/assets/Publications/bluetooth_proximity_detection.pdf)>. Acesso em: 1 dez. 2021.

COUTINHO, F. J. et al. TATU: an Approach for Supporting Tourists with Disabilities to Indoor and Outdoor Navigation using Mobile Devices. **Anais do XLVIII Seminário Integrado de Software e Hardware (SEMISH 2021)**, 18 jul. 2021.

TELECO. **teleco.com.br**. Disponível em: <[https://www.teleco.com.br/tutoriais/tutoriallogsm1/pagina\\_4.asp](https://www.teleco.com.br/tutoriais/tutoriallogsm1/pagina_4.asp)>. Acesso em: 1 mar. 2022.

PEREIRA, M. A. B. Análise de modelos de propagação na área urbana da região de Curitiba - PR na faixa de frequência de 1800 MHz /. **oai:ufpr.br:236612**, 2007.

BEATRIZ, A. et al. **Modelo de propagação indoor no campus II do CEFET-MG em 2,45 GHz**. [s.l], 2019. Disponível em: <<https://biblioteca.sbrt.org.br/articlefile/1952.pdf>>. Acesso em: 2 abr. 2022.

MATHURANATHAN. **Log Distance Path Loss or Log Normal Shadowing Model**. Disponível em: <<https://www.gaussianwaves.com/2013/09/log-distance-path-loss-or-log-normal-shadowing-model/>>.

RECK, M. **Beacons BLE – BLUETOOTH LOW ENERGY – Design e análise de um sistema de localização indoor**. [s.l], 2017.

**BLE (Bluetooth Low Energy) – Uso prático em aplicações IoT**. Disponível em: <<https://www.novida.com.br/blog/ble/>>. Acesso em: 23 mar. 2022.

**Seminário: Propagação e antenas aplicadas ao IEEE 802.11**. Disponível em: <[https://www.gta.ufrj.br/seminarios/semin2003\\_1/miguel/Capitulo5.htm](https://www.gta.ufrj.br/seminarios/semin2003_1/miguel/Capitulo5.htm)>. Acesso em: 1 jun. 2022.

MOLLEL, M.; KISANGIRI, M. Comparison of Empirical Propagation Path Loss Models for Mobile Communication. **Online**, v. 5, n. 9, 2014.

DUARTE, F. L. C. et al. Análise de Propagação de Sinais em Ambiente Indoor: Uma Comparação Entre Os Modelos One Slope, ITU-R P.1238-1, Keenan-Motley e Medições in Loco. **Anais do Encontro de Computação do Oeste Potiguar ECOP/UFERSA (ISSN 2526-7574)**, n. 3, 23 ago. 2019.

BASIRI, A. et al. Indoor location based services challenges, requirements and usability of current solutions. **Computer Science Review**, v. 24, p. 1–12, maio 2017.

DAVIDSON, P.; PICHE, R. A Survey of Selected Indoor Positioning Methods for Smartphones. **IEEE Communications Surveys & Tutorials**, v. 19, n. 2, p. 1347–1370, 2017.

BRENA, R. F. et al. Evolution of Indoor Positioning Technologies: A Survey. **Journal of Sensors**, v. 2017, p. 1–21, 2017.

RAPPAPORT THEODORE S. Wireless Communications: Principles And Practice, 2/E. [s.l.] Pearson Education India, 2010.

LOPES, R.; FREIXO, P.; SERRADOR, A. **MODELO DE PROPAGAÇÃO PARA WLANS**. [s.l], 2005. Disponível em: <[https://repositorio.ipl.pt/bitstream/10400.21/8817/1/Modelo\\_ASerrador\\_ADEETC.pdf](https://repositorio.ipl.pt/bitstream/10400.21/8817/1/Modelo_ASerrador_ADEETC.pdf)>. Acesso em: 2 out. 2022.

ATHENE. **Localização Indoor: Conheça 4 aplicações e tecnologias - Athene**. Disponível em: <<https://athenetec.com/localizacao-indoor/>>. Acesso em: 17 set. 2022.

**Meta Geek**. Disponível em: <<https://www.metageek.com/training/resources/understanding-rssi/>>. Acesso em: 25 nov. 2022.

## **APÊNDICES**

## **APÊNDICE A - RESULTADOS DA AVALIAÇÃO DOS MODELOS**

Os resultados podem ser encontrados na seguinte URL:

[https://drive.google.com/drive/folders/1rNc\\_kMJ2viNIYdLtx-X-BrVvjzMRIJvF?usp=sharing](https://drive.google.com/drive/folders/1rNc_kMJ2viNIYdLtx-X-BrVvjzMRIJvF?usp=sharing)