

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA

LUIS FELIPE BORGES MORÃO DE OLIVEIRA

**AVALIAÇÃO DE ALGORITMOS DE ESTIMATIVA DE POSIÇÃO 3D**

SÃO CARLOS  
2022

LUIS FELIPE BORGES MORÃO DE OLIVEIRA

**AVALIAÇÃO DE ALGORITMOS DE ESTIMATIVA DE POSIÇÃO 3D**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade Federal de São Carlos, para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Mecânica.

Orientador: Prof. Dr. João Vitor de Carvalho Fontes

SÃO CARLOS  
2022



**FUNDAÇÃO UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS**  
**COORDENAÇÃO DO CURSO DE ENGENHARIA MECÂNICA - CCEMec/CCET**  
 Rod. Washington Luís km 235 - SP-310, s/n - Bairro Monjolinho, São Carlos/SP, CEP 13565-905  
 Telefone: (16) 33519703 - <http://www.ufscar.br>

DP-TCC-FA nº 15/2022/CCEMec/CCET

**Graduação: Defesa Pública de Trabalho de Conclusão de Curso**  
**Folha Aprovação (GDP-TCC-FA)**

### FOLHA DE APROVAÇÃO

**LUIS FELIPE BORGES MORÃO DE OLIVEIRA**

### AVALIAÇÃO DE ALGORITMOS DE ESTIMATIVA DE POSIÇÃO 3D BASEADOS EM SISTEMAS DE COMUNICAÇÃO LORA

**Trabalho de Conclusão de Curso**

**Universidade Federal de São Carlos – Campus São Carlos**

São Carlos, 29 de abril de 2022

#### ASSINATURAS E CIÊNCIAS

Cargo/Função	Nome Completo
Orientador	João Vitor de Carvalho Fontes
Membro da Banca 1	Luis Antonio Oliveira Araújo
Membro da Banca 2	Sidney Bruce Shiki



Documento assinado eletronicamente por **João Vitor de Carvalho Fontes, Docente**, em 29/04/2022, às 18:14, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Luis Antonio Oliveira Araújo, Docente**, em 29/04/2022, às 18:15, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Sidney Bruce Shiki, Docente**, em 29/04/2022, às 18:15, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).

A autenticidade deste documento pode ser conferida no site <https://sei.ufscar.br/autenticacao>, informando o código verificador **0665201** e o código CRC **1361A4C4**.



---

**Referência:** Caso responda a este documento, indicar expressamente o Processo nº  
23112.011470/2022-51

SEI nº 0665201

*Modelo de Documento: Grad: Defesa TCC: Folha Aprovação, versão de 02/Agosto/2019*

## AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pelo dom da vida, pela família e amigos que me concedeu, pelos desafios e oportunidades de aprendizado e por me conduzir ao longo desse período.

Agradeço a minha família, pelo apoio, paciência e participação nesse momento tão importante em minha vida, vocês foram essenciais. Em especial, agradeço aos meus pais Sérgio Henrique de Oliveira e Ana Rosa Borges Morão de Oliveira pelo esforço para educar nossa família, amor e companheirismo. Agradeço também às minhas irmãs Ana Beatriz Borges Morão de Oliveira e Anna Livia Borges Morão de Oliveira, pela torcida e companhia ao longo desses anos.

Agradeço aos meus avós, Maria Rosa Borges Morão, Ivan Alves Mourão (em memória), Conceição Gabriel e Pedro Malaquias de Oliveira (em memória), pelo exemplo, carinho, torcida e amor.

Aos amigos e companheiros do curso de Engenharia Mecânica por toda amizade e auxílio ao longo do curso, sempre buscando aprendermos e compartilharmos juntos das dificuldades e aproveitarmos o período universitário. Aos amigos de Franca pelo companheirismo, amizade, motivação e diversão ao longo desses 5 anos.

Agradeço a Usina São Martinho, pela oportunidade de estágio, por poder aplicar no dia-a-dia os conhecimentos adquiridos ao longo da Iniciação Científica e TCC.

Agradeço a UFSCar e ao Departamento de Engenharia Mecânica, por todo o conhecimento compartilhado, pela estrutura e auxílio no decorrer desta graduação. Em especial, agradeço ao prof. Dr. João Vitor de Carvalho Fontes pela parceria estabelecida ao longo da graduação, pelo exemplo de profissional, por todo auxílio, paciência e por acreditar na minha capacidade de realizarmos bons trabalhos durante a graduação.

Por fim, agradeço a todos os que contribuíram de forma direta ou indireta para o êxito deste trabalho e para minha formação como Engenheiro Mecânico.

*"Faça o que puder, onde estiver, com o que tiver."*

*(Theodore Roosevelt)*

*"Algumas pessoas gostariam que algo acontecesse. Algumas desejam que aconteça. E outras fazem acontecer."*

*(Michael Jordan)*

## RESUMO

Atualmente, as empresas têm buscado cada vez mais realizar a coleta e interpretação dos dados da sua operação. Dentro desse cenário, em paralelo a aplicação de IoT (Internet of Things) e estruturação da Indústria 4.0, surgiu o termo Agro 4.0, o qual se refere a revolução tecnológica que está acontecendo no campo. Devido ao progresso tecnológico, o monitoramento de atividades em tempo real tem ganhado grande importância, já que possibilita coletar informações em tempo real do que está acontecendo no campo e atuar de maneira assertiva. Para fazer proveito do sistema de comunicação, alguns algoritmos de estimativa da posição com base na comunicação podem ser utilizados em conjunto com sensores de localização, como GPS, tornando o monitoramento mais exato e preciso. Neste trabalho de conclusão de curso, buscou-se projetar e desenvolver um protótipo capaz de estimar a localização 3D do nó desconhecido, com base na exatidão, precisão, acurácia e tempo de execução do algoritmo, o qual foi baseado na intensidade do sinal de comunicação recebido (*Received Signal Strength Indicator*). Toda implementação usou uma tecnologia que vem sendo amplamente aplicada no ambiente de Internet das Coisas: *Long Range* (LoRa). Com a obtenção das distâncias, dois métodos de trilateração serão empregados e comparados. Em relação ao progresso científico do estudo, busca-se avaliar os modelos matemáticos analisados e gerar comparações suficientes para a produção de um código futuro que selecione o modelo com melhor performance.

**Palavras-chave:** Estimativa da posição. *Received Signal Strength Indicator*. Modelos de propagação. Métodos de trilateração. Agro 4.0 e *IoT*.

## ABSTRACT

Our society is always increasingly close to a technological environment in which the companies collect and interpret data from their operations. Within this scenario, in parallel with the application of Internet of Things (IoT) and organization of Industry 4.0, the term Agro 4.0 emerged, which refers to the technological revolution that is happening in the farm. In this context, with technological advances, monitoring activities in real-time developed a great importance, because it makes it possible to collect information in real-time about what is happening in the farm and act assertively. To take advantage of the communication system, some communication-based position estimation algorithms can be applied with location sensors, such as GPS, making monitoring more accurate and precise. In this monograph, looking for better methods with high accuracy, precision and execution time of the algorithm, were tested and developed 3D algorithms for estimating the position of the unknown node, which will be based on the Received Signal Strength Indicator (RSSI). Each implementation will use a technology that has been widely applied in the Internet of Things environment: Long Range (LoRa). After obtaining the distances, two trilateration methods will be used and compared. Regarding the scientific progress of the study, we seek to develop a functional prototype for application in industrial maintenance environments in sugar and alcohol plants to verify that the safety instructions are being followed by employees during their work. About the scientific progress of the study, it's expected to develop the best analysis models and generate enough comparisons to produce in the future code that selects the model with performance.

**Keywords:** Position estimation. Received Signal Strength Indicator. Models of propagation. Trilateration methods. Agro 4.0 and IoT



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Conectividade no campo . . . . .	12
Figura 2 – Sistemas de comunicação para ambientes abertos e fechados . . . . .	13
Figura 3 – Etapas para estimativa de posição . . . . .	14
Figura 4 – Nó fixo e nó desconhecido . . . . .	16
Figura 5 – Relação entre <i>Path Loss (L)</i> e a distância de comunicação . . . . .	17
Figura 6 – Centroide ponderado tridimensional . . . . .	18
Figura 7 – Relação entre raios e distâncias . . . . .	19
Figura 8 – Disposição dos nós fixos . . . . .	21
Figura 9 – Regiões de análise . . . . .	22
Figura 10 – Mapas de erro com 6 nós fixos . . . . .	25
Figura 11 – Mapas de desvio padrão com 6 nós fixos . . . . .	25
Figura 12 – Mapas de erro com 8 nós fixos . . . . .	26
Figura 13 – Mapas de desvio padrão com 8 nós fixos . . . . .	26
Figura 14 – Mapas de erro com 10 nós fixos . . . . .	26
Figura 15 – Mapas de desvio padrão com 10 nós fixos . . . . .	27

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Expoente do método <i>Path Loss</i> para cada ambiente. . . . .	17
Tabela 2 – Combinações de análise . . . . .	21
Tabela 3 – Posição dos nós fixos . . . . .	22
Tabela 4 – $\beta$ adotado por modelo e número de nós fixos . . . . .	24
Tabela 5 – Erro médio por número de nós fixos . . . . .	24
Tabela 6 – Desvio padrão médio por número de nós fixos . . . . .	25
Tabela 7 – Erro médio e desvio padrão médio por zonas de análise . . . . .	28
Tabela 8 – Tempo de processamento por modelo . . . . .	29

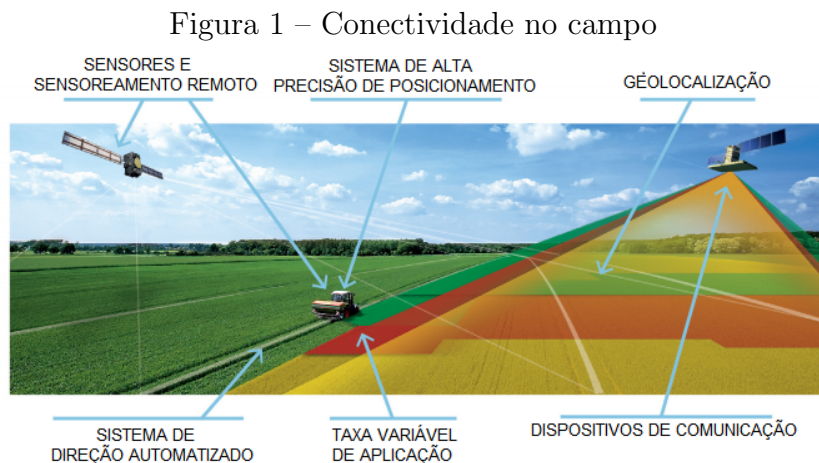
## SUMÁRIO

<b>1 – INTRODUÇÃO</b>	<b>12</b>
1.1 Objetivos	14
1.2 Estrutura do texto	15
<b>2 – MODELO DE DISPERSÃO E TRILATERAÇÃO</b>	<b>16</b>
2.1 RSSI Localization	16
2.2 Three Dimensional Weighed Centroid (TDWC)	18
2.3 Modified Weighted Centroid Localization Algorithm 3D (MWCLA 3D)	19
2.4 Métodos de comparação	20
<b>3 – METODOLOGIA</b>	<b>21</b>
<b>4 – RESULTADOS</b>	<b>24</b>
<b>5 – CONCLUSÃO</b>	<b>30</b>
<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>31</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Cada vez mais o tópico de localização espacial tem se tornado mais importante. Atualmente, muitos tópicos tem ganhado grande importância no cenário científico e prático, como aplicações na navegação e no rastreamento de pessoas e de objetos (ZHANG et al., 2010; LAM; CHEUNG; LEE, 2019). Especialmente no setor agrícola, a utilização da tecnologia voltada para coleta, transmissão e processamento em tempo real de dados, tem sido um fator crucial no aumento da produtividade do campo (FAPESP, 2020).

Conforme apresentado por Lisbinski et al. (2020), a agricultura 4.0 se trata da revolução que a indústria agrícola tem passado, a qual utiliza de métodos computacionais de alto desempenho, redes de sensores, computação em nuvem, conectividade entre dispositivos fixos e móveis, comunicação entre máquinas e grande capacidade de processamento de dados, conforme apresentado pela Figura 1.



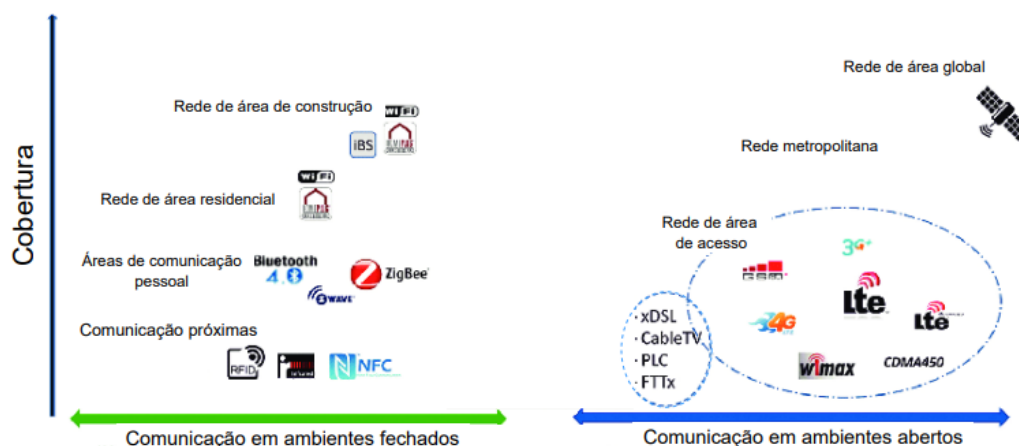
Fonte: Adaptado de Dryancour (2017)

Em linha com os avanços tecnológicos do setor agrícola, as aplicações de localização em tempo real tem se tornado cada vez mais necessárias, visto que essa informação é essencial para tomada de decisão. Sendo assim, diferentes tecnologias são utilizadas para estimativa de posição, dependendo do ambiente de aplicação, conforme a Figura 2.

Sendo assim, apesar do GPS ser a tecnologia mais utilizada para estimativa de posição, o sistema possui limitação em ambientes fechados devido aos efeitos do ambiente de comunicação que a onda de comunicação sofre (CHAN; SOHN, 2012). Além disso, para áreas fechadas, outras tecnologias sem fio de grande área de cobertura, grande eficiência energética e de custo acessível são utilizadas para estimativa de posição, como WiFi e LoRa (TAPIA et al., 2017).

A tecnologia LoRa é um método de comunicação sem fio muito promissor, visto que ela possui um raio de alcance de 10 km de distância e grande eficiência energética

Figura 2 – Sistemas de comunicação para ambientes abertos e fechados



Fonte: Adaptado de Haidine et al. (2016)

(SANCHEZ-IBORRA et al., 2018). Sendo a taxa de transmissão de dados a relação entre a quantidade de bits de dados enviados por unidade de tempo (CANTU, 2018), a comunicação LoRa possui melhor taxa de envio de mensagens em relação ao WiFi, cerca de 40% a 50%, conforme comprovado por Tapia et al. (2017). Em termos quantitativos, a tecnologia LoRa possui uma taxa de dados até 10 [kb/s] (HAIDINE et al., 2016). Dessa forma, o LoRa permite que mais contatos de comunicação sejam abertos e que a quantidade de informações perdidas sejam menores.

Muitos projetos de pesquisa já avaliaram e definiram métodos de estimativa de posição baseados em diferentes técnicas. Essas técnicas se diferenciam conforme a variável que está sendo utilizada como base de cálculo, entre elas podem ser citados o tempo de envio da mensagem, diferença do tempo de envio e recebimento da mensagem, ângulo de envio e a intensidade do sinal enviado. Entre os métodos mais comuns de estimativa de posição, temos a *Time Difference of Arrival* (TDOA), *Angle of Arrival* (AOA), *Time of Arrival* (TOA) e a *Received Signal Strength Indicator* (RSSI) (SHI, 2012).

Os métodos dependentes do tempo e do ângulo do envio da mensagem são mais complexos de serem utilizados, visto que necessitam de sincronização. Dessa forma, o RSSI é muito utilizado, pois a intensidade do sinal recebido é um dado identificado diretamente no recebimento do pacote de dados sem a necessidade de sincronização (BARSOCCHI et al., 2009). Assim, a partir do modelo de dispersão baseado no RSSI é possível encontrar a distância entre os nós e, por meio de um método de trilateração, encontrar a posição do nó desconhecido.

Um dos métodos que será analisado é o método *Three Dimensional Weighed Centroid* (TDWC). Conforme apresentado por Chen et al. (2012), esse método seleciona os 4 nós fixos que possuem maior sinal de RSSI em relação ao nó desconhecido e faz o cálculo da estimativa de posição, utilizando de ponderações que servem para dar maior peso para os nós fixos mais próximos do nó desconhecido, evitando o acúmulo de erros, já que

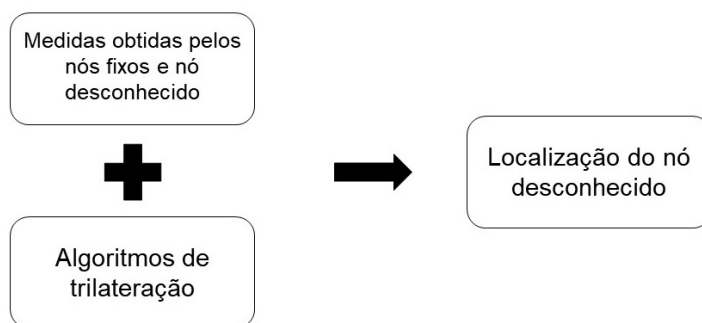
teoricamente teria-se menor influência da reflexão que ocorre no ambiente, superposição de ondas de comunicação e outros.

Em linha do método TDWC, nesse trabalho foi desenvolvido um método de ponderação com base no RSSI, o método *3D Modified Weighted Centroid Localization Algorithm 3D* (MWCLA 3D), o qual é esperado que apresente menor erro de estimativa de posição. Conforme os resultados apresentados por Oliveira, Costa e Fontes (2021), o método de ponderação com base no RSSI no modelo 2D apresentou menores erros quando o nó desconhecido estava próximo de pelo menos 2 nós fixos e com um tempo de execução do código 12% menor.

Na literatura é possível encontrar diversos métodos de trilateração comparados entre si e até comparados com métodos aprimorados. Porém, percebe-se que estes não são comparados pelo resultados em regiões da área de análise e, em alguns casos, pelo número de nós fixos. Conforme apresentado no estudo de Wang et al. (2013), para a estimativa de posição em ambientes fechados, as simulações computacionais indicaram que o aumento do número de nós fixos aumenta a acurácia, enquanto os resultados experimentais mostram que após a inserção de mais de 6 nós fixos faz com que a acurácia diminua.

A estimativa de posição pode ser dividida em três etapas, sendo elas: a obtenção do RSSI por meio da comunicação entre o nó fixo e o nó móvel, aplicações de modelos de dispersão de propagação da onda e aplicação dos métodos de trilateração, estimando a posição do nó móvel (OLIVEIRA; COSTA; FONTES, 2021), como mostra a Figura 3.

Figura 3 – Etapas para estimativa de posição



Fonte: Adaptado de Oliveira, Costa e Fontes (2021)

## 1.1 Objetivos

O objetivo geral desse trabalho é fazer uma análise computacional de 2 métodos de trilateração para estimação de posição 3D, comparando-os com base no número de nós fixos e a região da localização dos nós desconhecidos.

Para que esse objetivo seja atingido os seguintes objetivos específicos foram propostos:

- Criar modelo de trilateração MWCLA e adaptar modelo TDWC;
- Implementar a modelagem no *software* MATLAB para que seja possível realizar as simulações necessárias neste trabalho;
- Comparar os resultados dos modelos com base na precisão, acurácia e custo computacional;
- Encontrar melhores padrões de desempenho de comunicação 3D em relação a região do nó desconhecido e pelo número de nós fixos.

## 1.2 Estrutura do texto

Esta monografia está organizada da seguinte forma:

- O capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica que define os modelos matemáticos de cálculo do método de dispersão, trilateração e os métodos de comparação dos modelos;
- O capítulo 3 descreve as definições feitas para realização da modelagem matemática e comparações necessárias;
- O capítulo 4 apresenta os resultados obtidos com a modelagem matemática;
- O capítulo 5 contém as conclusões do trabalho.

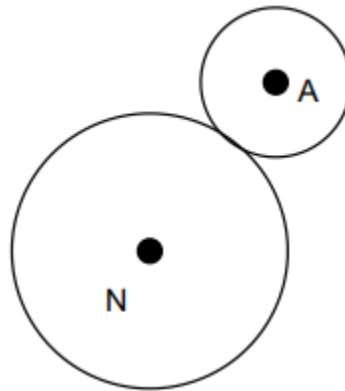
## 2 MODELO DE DISPERSÃO E TRILATERAÇÃO

### 2.1 RSSI Localization

Os métodos de cálculo que utilizam o RSSI são técnicas baseadas nas medidas de intensidade dos sinais de comunicação. Por meio dessas medidas e com base em modelos de atenuação do sinal, é possível estimar a distância. Esta técnica é comumente aplicada devido ao seu baixo custo operacional (ILERI; AKAR, 2014), entretanto as medidas de RSSI podem sofrer interferências com o ambiente (BARSOCCHI et al., 2009).

A partir da Figura 4, sendo A um ponto de localização conhecida, denominado nó fixo e receptor do sinal, e o ponto N um ponto de localização desconhecida, denominado nó desconhecido e transmissor do sinal de comunicação.

Figura 4 – Nó fixo e nó desconhecido



Fonte: Próprio Autor.

O valor do RSSI é dado pelo comportamento da intensidade do sinal enviado em relação a distância do nó desconhecido e em relação ao ponto inicial  $d_0$ . Conforme apresentado pela Equação 1, onde  $P_{RX}$  representa a potência restante de uma onda no receptor dada em Watts [W] e  $P_{Ref}$  é a potência do sinal de referência do módulo dada em [W]. A relação descreve um decaimento logarítmico simples dado em decibel [dB].

$$RSSI = 10 \cdot \log(P_{RX}/P_{Ref}) \quad (1)$$

O valor RSSI pode ser obtido com uma leitura do módulo receptor e, portanto, calcula-se o valor de  $P_{RX}$  utilizando a Equação 1. A potência  $P_{RX}$  é usada para calcular o modelo de dispersão em espaço livre L em Equação 2, dado por:

$$L = 10 \cdot \log(P_{TX}/P_{RX}) \quad (2)$$

Onde  $P_{TX}$  é a potência de emissão do sinal pelo módulo emissor e L é dado em decibel [dB].

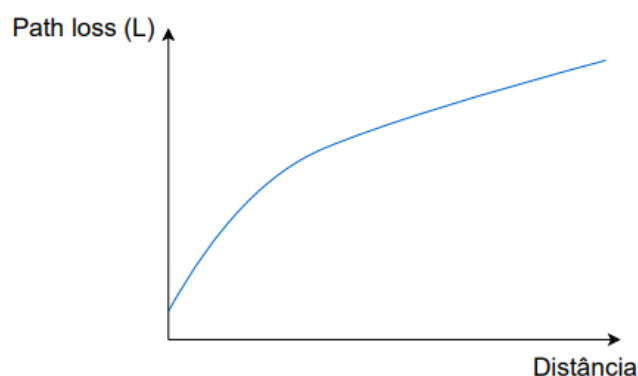


Baseado no modelo de dispersão de espaço livre, os modelos podem ser calculados para se estimar a distância. O modelo de longas distâncias realiza um decaimento logarítmico em torno de um ponto  $d_0$  de referência, conforme em Equação 3:

$$L(d) = L(d_0) + 10 \cdot \eta \cdot \log(d/d_0) \quad (3)$$

Assim, conforme evidenciado na Figura 5, com o aumento da distância temos uma relação direta para o valor de  $L$ .

Figura 5 – Relação entre *Path Loss* ( $L$ ) e a distância de comunicação



Fonte: Adaptado de Mohammed, Shantaf e Khalaf (2020)

Seguindo os parâmetros apresentados por (ILERI; AKAR, 2014),  $L(d_0)$  é a dispersão em um ponto de referência,  $d$  é a distância que o módulo receptor está do módulo emissor,  $L(d)$  é a dispersão na distância  $d$  calculado por Equação 2 e  $\eta$  é o expoente de dispersão do ambiente.

Segundo o estudo do Chen et al. (2012), o valor do Path Loss ( $L$ ) é dependente a reflexão que ocorre no ambiente, a superposição e polarização dos campos eletromagnéticos, difração nas bordas e refração devido a diferença de velocidade de propagação. Conforme o estudo realizado, o fator  $\eta$  do cálculo possui uma relação direta com o ambiente que está sendo aplicado. A partir de experimentos, os expoentes foram definidos para alguns ambientes, conforme apresentado pela Tabela 1.

Tabela 1 – Expoente do método *Path Loss* para cada ambiente.

<b>Ambiente</b>	$\eta$
Espaço Livre	2
Plano	3
Montanhoso	3,5
Subúrbio baixo	4
Urbano, arranha-céu	4,5

Fonte: Adaptado de Chen et al. (2012)

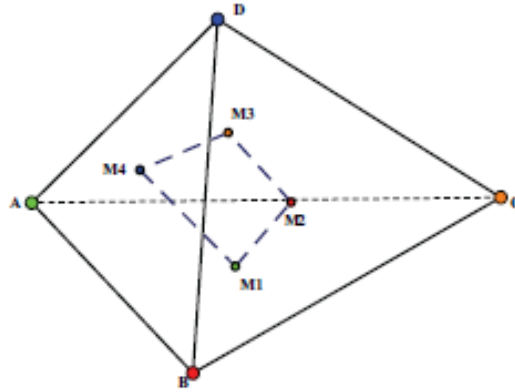
Dessa forma, se faz necessário a modelagem matemática dos sinais em função das características do ambiente de comunicação e da distância dos nós fixos e do nó móvel.

## 2.2 Three Dimensional Weighed Centroid (TDWC)

Todos os métodos que utilizam ponderações buscam atribuir pesos diferentes para cada nó fixo no cálculo da estimativa de posição do nó desconhecido (CHEN et al., 2012).

Para a estimativa de posição a partir do TDWC, é possível formar um plano de localização a cada 3 nós fixos e localizar a posição do nó desconhecido em relação a cada plano formado. Esquemáticamente, conforme a Figura 6, a combinação de 3 nós fixos forma as figuras geométricas  $\triangle ABC$ ,  $\triangle BCD$ ,  $\triangle CDA$  e  $\triangle DBA$ , sendo que o ponto de localização estimada é respectivamente  $M_1$ ,  $M_2$ ,  $M_3$  e  $M_4$ .

Figura 6 – Centroide ponderado tridimensional



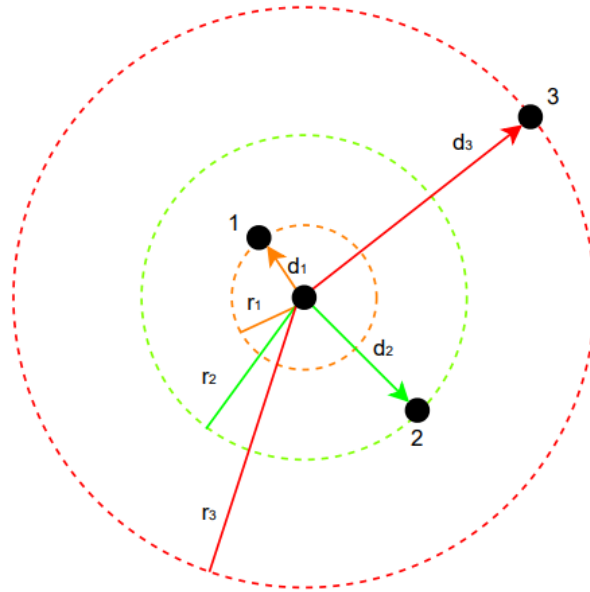
Fonte: Retirado de Chen et al. (2012)

Dessa forma, para cada triângulo formado tem-se um fator de ponderação, com base nos nós fixos utilizados para formar a figura geométrica. Dessa forma, para o cálculo da estimativa de posição será utilizado a Equação 4, onde cada raio equivale a distância entre os nós, conforme a Figura 7.

$$\begin{cases} x_m = \frac{\frac{x_{m1}}{r_1+r_2+r_3} + \frac{x_{m2}}{r_2+r_3+r_4} + \frac{x_{m3}}{r_3+r_4+r_1} + \frac{x_{m4}}{r_4+r_1+r_2}}{\frac{1}{r_1+r_2+r_3} + \frac{1}{r_2+r_3+r_4} + \frac{1}{r_3+r_4+r_1} + \frac{1}{r_4+r_1+r_2}} \\ y_m = \frac{\frac{y_{m1}}{r_1+r_2+r_3} + \frac{y_{m2}}{r_2+r_3+r_4} + \frac{y_{m3}}{r_3+r_4+r_1} + \frac{y_{m4}}{r_4+r_1+r_2}}{\frac{1}{r_1+r_2+r_3} + \frac{1}{r_2+r_3+r_4} + \frac{1}{r_3+r_4+r_1} + \frac{1}{r_4+r_1+r_2}} \\ z_m = \frac{\frac{z_{m1}}{r_1+r_2+r_3} + \frac{z_{m2}}{r_2+r_3+r_4} + \frac{z_{m3}}{r_3+r_4+r_1} + \frac{z_{m4}}{r_4+r_1+r_2}}{\frac{1}{r_1+r_2+r_3} + \frac{1}{r_2+r_3+r_4} + \frac{1}{r_3+r_4+r_1} + \frac{1}{r_4+r_1+r_2}} \end{cases} \quad (4)$$

A fim de otimizar o método desenvolvido por Chen et al. (2012), ao invés de ponderar pela divisão da soma das distâncias entre 3 pontos, o modelo irá ponderar pela distância do nó desconhecido e o nó fixo. Sendo assim, para pontos com grande distância, a parcela de contribuição no cálculo da coordenada desconhecida será minimizada. Assim, espera-se diminuir o erro de precisão e acurácia associado ao método. Dessa forma, o cálculo será realizado conforme a Equação 5.

Figura 7 – Relação entre raios e distâncias



Fonte: Próprio Autor.

$$\left\{ \begin{array}{l} x_m = \frac{\frac{x_{m1}}{d_1^\beta} + \frac{x_{m2}}{d_2^\beta} + \frac{x_{m3}}{d_3^\beta} + \frac{x_{m4}}{d_4^\beta}}{\frac{1}{d_1^\beta} + \frac{1}{d_2^\beta} + \frac{1}{d_3^\beta} + \frac{1}{d_4^\beta}} \\ y_m = \frac{\frac{y_{m1}}{d_1^\beta} + \frac{y_{m2}}{d_2^\beta} + \frac{y_{m3}}{d_3^\beta} + \frac{y_{m4}}{d_4^\beta}}{\frac{1}{d_1^\beta} + \frac{1}{d_2^\beta} + \frac{1}{d_3^\beta} + \frac{1}{d_4^\beta}} \\ z_m = \frac{\frac{z_{m1}}{d_1^\beta} + \frac{z_{m2}}{d_2^\beta} + \frac{z_{m3}}{d_3^\beta} + \frac{z_{m4}}{d_4^\beta}}{\frac{1}{d_1^\beta} + \frac{1}{d_2^\beta} + \frac{1}{d_3^\beta} + \frac{1}{d_4^\beta}} \end{array} \right. \quad (5)$$

Assim, além das distâncias entre os pontos, será utilizado um fator dinâmico do ambiente ( $\beta$ ), o qual está relacionado a comunicação *Wireless*, na qual o sistema está sujeito aos efeitos de reflexão, perda de pacotes de dados, obstáculos do ambiente, condições do relevo e outros. Assim, ao adicionar  $\beta$  na modelagem matemática, percebe-se que os resultados obtidos se aproximam mais da realidade experimental.

Vale ressaltar que, em casos de estimativa de posição com mais de 4 nós fixos, é preciso selecionar os 4 nós fixos que possuem maior RSSI, visto que esses serão mais importantes para estimativa de posição do nó desconhecido.

### 2.3 Modified Weighted Centroid Localization Algorithm 3D (MWCLA 3D)

Com base nos estudos de Chen et al. (2012) e nos resultados apresentados por Oliveira, Costa e Fontes (2021), o método de ponderação considerando o RSSI busca diminuir o erro associado ao método de estimativa de posição e apresenta um desempenho melhor que a ponderação considerando o raio ( $r$ ) na estimativa de posição 2D.

Sendo assim, foi adaptado o algoritmo *Modified Weighted Centroid Localization*

*Algorithm 3D* (MWCLA 3D) para estimativa de posição 3D, o qual leva em consideração a intensidade do sinal recebido (RSSI) e o fator dinâmico do ambiente ( $\beta$ ), o qual é similar ao utilizado no método TDWC. Dessa forma, o cálculo será realizado conforme a Equação 6.

$$\begin{cases} x_m = \frac{\frac{x_{m1}}{RSSI_1^\beta} + \frac{x_{m2}}{RSSI_2^\beta} + \frac{x_{m3}}{RSSI_3^\beta} + \frac{x_{m4}}{RSSI_4^\beta}}{\frac{1}{RSSI_1^\beta} + \frac{1}{RSSI_2^\beta} + \frac{1}{RSSI_3^\beta} + \frac{1}{RSSI_4^\beta}} \\ y_m = \frac{\frac{y_{m1}}{RSSI_1^\beta} + \frac{y_{m2}}{RSSI_2^\beta} + \frac{y_{m3}}{RSSI_3^\beta} + \frac{y_{m4}}{RSSI_4^\beta}}{\frac{1}{RSSI_1^\beta} + \frac{1}{RSSI_2^\beta} + \frac{1}{RSSI_3^\beta} + \frac{1}{RSSI_4^\beta}} \\ z_m = \frac{\frac{z_{m1}}{RSSI_1^\beta} + \frac{z_{m2}}{RSSI_2^\beta} + \frac{z_{m3}}{RSSI_3^\beta} + \frac{z_{m4}}{RSSI_4^\beta}}{\frac{1}{RSSI_1^\beta} + \frac{1}{RSSI_2^\beta} + \frac{1}{RSSI_3^\beta} + \frac{1}{RSSI_4^\beta}} \end{cases} \quad (6)$$

## 2.4 Métodos de comparação

Para poder comparar os resultados obtidos, as simulações realizadas foram avaliadas com base em avaliações estatísticas e por critérios de avaliação. O sistema foi analisado com base nos seguintes critérios: acurácia, precisão e custo computacional.

A acurácia  $e_p$  das medições num ponto específico  $p$  foi calculada através da média obtida pelos resultados das  $k$  simulações realizadas em coordenadas  $(x_p, y_p, z_p)$ , comparadas com o ponto de coordenada desconhecida  $(x_{act}, y_{act}, z_{act})$ , conforme mostrado na Equação 7.

$$e_p = \|\bar{X}_p - X_{act}\| = \sqrt{(x_p - x_{act})^2 + (y_p - y_{act})^2 + (z_p - z_{act})^2} \quad (7)$$

Já o cálculo da acurácia das medições numa determinada região seguirá a Equação 7, porém considerando somente os pontos formados pela região determinada.

Assim, para o cálculo do  $\bar{X}_p$ , o cálculo realizado está representado pela Equação 8.

$$\bar{X}_p = (x_p, y_p, z_p) = \frac{\sum_{i=1}^k (x_i, y_i, z_i)}{k} \quad (8)$$

A precisão no ponto  $p$  será obtida pelo desvio padrão dos resultados obtidos, conforme apresentado pela Equação 9.

$$\sigma_p = \frac{\sum_{i=1}^k (X_i - \bar{X}_p)^2}{k} \quad (9)$$

Conforme realizado na acurácia dos resultados, a precisão de uma determinada região será calculada conforme a Equação 9, considerando somente os pontos pertencentes a região definida.

O tempo de execução de cada método será evidenciado através do tempo de processamento utilizado na simulação. Esse parâmetro foi obtido por meio da função Run and Time do MATLAB.

Por fim, os resultados encontrados conforme os padrões de comparação estabelecidos vão ser analisados com base no número de nós fixos e por regiões, a fim de se encontrar melhores combinações para cada condição.

### 3 METODOLOGIA

Para modelagem matemática e simulação computacional dos métodos de trilateração, foi montado um código no software MATLAB 2016. O computador utilizado para a simulação foi um notebook Samsung Expert, RAM 8GB, memória 1TB, processador i5 7th Gen e placa NVIDIA GeForce 920M.

Para o início do estudo, definiu-se 2 combinações de modelo de dispersão e método de trilateração, conforme apresentado na Tabela 2.

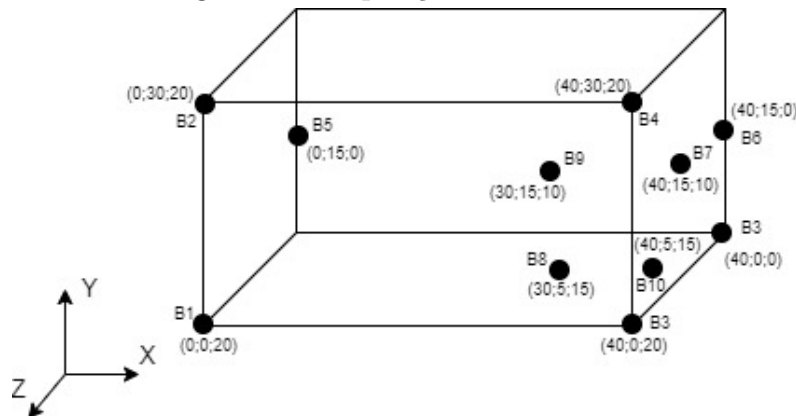
Tabela 2 – Combinações de análise

Modelos de dispersão	Método de trilateração
Longas distâncias	TDWC
Longas distâncias	MWCLA 3D

Fonte: Próprio autor.

Para modelagem matemática dos métodos, foi definida a disposição dos nós fixos conforme a Figura 8, sendo que os nós fixos estão localizados conforme apresentado na Tabela 3. Para definição da posição dos nós fixos, como os métodos serão avaliados pela quantidade de nós fixos e sua influência na estimativa de posição, buscou-se definir os pontos concentrados em uma região do paralelepípedo, a fim de que seja possível comparar as regiões com diferentes concentrações de nós fixos.

Figura 8 – Disposição dos nós fixos



Fonte: Próprio Autor.

A fim de verificar o comportamento dos modelos em relação a concentração dos nós fixos, foram definidas 3 áreas de análise, a Região 1, 2 e 3, conforme apresentado pela Figura 9. Dessa forma, a Região 1 é uma região com nós fixos mais distantes um dos outros, enquanto a Região 2 é uma região intermediária com a menor quantidade de nós

Tabela 3 – Posição dos nós fixos

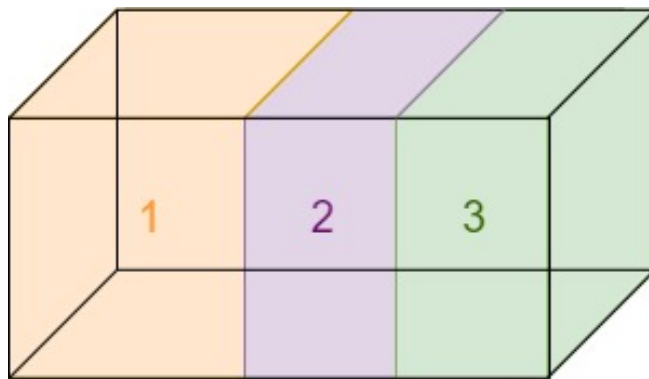
Nó fixo	x [m]	y[m]	z[m]
B1	0	0	20
B2	0	30	20
B3	40	0	20
B4	40	30	20
B5	0	15	0
B6	40	15	0
B7	40	15	10
B8	30	5	15
B9	30	15	10
B10	40	5	15

Fonte: Próprio autor.

fixos, porém sendo eles mais próximos. Por fim, a Região 3 é uma região com a maior quantidade de nós fixos e sendo esse mais concentrados.

A Região 1 é composta pela área interna aos pontos  $(0,0,0)$ ,  $(0,0,20)$ ,  $(0,30,20)$ ,  $(0,30,0)$ ,  $(20,0,0)$ ,  $(20,0,20)$ ,  $(20,30,20)$  e  $(20,30,0)$ , enquanto a Região 2 é composta pela área interna dos pontos  $(20,0,0)$ ,  $(20,0,20)$ ,  $(20,30,20)$ ,  $(20,30,0)$ ,  $(35,0,0)$ ,  $(35,0,20)$ ,  $(35,30,20)$  e  $(35,30,0)$ , e a Região 3 é composta pela área interna dos pontos  $(35,0,0)$ ,  $(35,0,20)$ ,  $(35,30,20)$ ,  $(35,30,0)$ ,  $(40,0,0)$ ,  $(40,0,20)$ ,  $(40,30,20)$  e  $(40,30,0)$ .

Figura 9 – Regiões de análise



Fonte: Próprio Autor

Para realização da modelagem, após a definição da posição dos nós fixos, foi criada uma malha de nós desconhecidos do tamanho do paralelepípedo da Figura 8, distanciados de 1 em 1, a fim de gerar a quantidade de nós necessárias para realizar a análise da efetividade de cada método.

Em seguida, foi calculado a distância entre cada nó desconhecido e nós fixos, o qual serviu como parâmetro de entrada para a geração do sinal de intensidade de comunicação, o RSSI.

Para simular a realidade, foi adicionado um ruído aleatório  $N$ , o qual representa o

fenômeno de reflexão, perda de sinal e sobreposição de ondas de comunicação, conforme a Equação 10. Sobre o ruído adicionado, utilizou-se a função *rand*, a qual adiciona números aleatórios uniformemente distribuídos.

$$L = 46,3118 + 27,7753 \times \log_{10}d + N \quad (10)$$

Por fim, a partir do sinal gerado, foi calculada a distância estimada para que seja possível realizar a aplicação dos modelos de trilateração e comparações futuras.

A partir dos cálculos realizados, foram 3 análises diferentes. A primeira consiste na variação da quantidade de nós fixos, iniciando com 6 nós fixos  $B = [B1, B6]$ , em seguida 8 nós fixos  $B = [B1, B8]$  e por fim 10 nós fixos  $B = [B1, B10]$ . O objetivo dessa análise é verificar a influência da quantidade de nós fixos na precisão, acurácia e tempo de processamento de cada método.

Na segunda análise, por meio do cálculo do erro e desvio padrão de cada modelo, foi avaliada a performance por região de cada modelo, comparando-os com a mesma quantidade de nós fixos. Por último, foi avaliado o desempenho de cada modelo com base na quantidade de nós fixos e por região, verificando se as performances encontradas nas duas primeiras análises se mantêm quando os critérios são unidos.

Considerando  $B = [6, 10]$  nós fixos de posição conhecida e  $n$  nós de coordenadas desconhecidas  $(x, y, z)$ , o código feito segue os seguintes passos:

1. Definição da quantidade de nós fixos, sendo  $B \in [6, 10]$ ;
2. Cálculo da distância dos nós desconhecidos em relação aos nós fixos;
3. Cálculo do RSSI pelo modelo de *Path Loss* de longas distâncias;
4. Definição do ruído aplicado no cálculo do RSSI;
5. Cálculo das distâncias estimadas entre os nós desconhecidos e os nós fixos;
6. Cálculo de posição por meio dos algoritmos de trilateração pelos métodos de TDWC e MWCLA 3D;
7. Cálculo da acurácia, precisão e tempo de execução.

## 4 RESULTADOS

A fim de gerar dados suficientes para análise, foram gerados nós desconhecidos ao longo do paralelograma apresentado na Figura 8 espaçados igualmente ao longo dos eixos X [0;40], Y [0;30] e Z [0;20]. Assim, a partir dos nós desconhecidos definidos, foram realizadas 500 variações do ruído para cada ponto aplicado no cálculo do RSSI no modelo Path Loss.

Em relação aos cálculos dos modelos de trilateração, definiu-se o  $\beta$  a partir da melhor performance dos modelos para cada número de nós. Sendo assim, a Tabela 4 mostra os  $\beta$  adotados.

Tabela 4 –  $\beta$  adotado por modelo e número de nós fixos

<b>Número de nós fixos</b>	<b>TDWC</b>	<b>MWCLA 3D</b>
6	1,55	10
8	2,5	15
10	2,5	10

Fonte: Próprio autor.

A fim de visualizar o erro e o desvio padrão ao longo do paralelepípedo formado pelo nós desconhecidos, definiu-se algumas camadas de visualização a partir da fixação da localização de  $z$ , a fim de representar o mais fielmente todo o interior do paralelepípedo. Sendo assim, foi adotado como visualização  $z = 5$  (Camada 1),  $z = 10$  (Camada 2),  $z = 15$  (Camada 3) e  $z = 18$  (Camada 4).

Assim, os resultados encontrados estão representados pelas Figuras 10, 11, 12, 13, 14 e 15 e pelas Tabelas 5 e 6, a qual apresenta os valores encontrados.

Tabela 5 – Erro médio por número de nós fixos

<b>Número de nós fixos</b>	<b>Modelo</b>	<b>Erro [m]</b>
6	TDWC	6,2554
	MWCLA 3D	6,2639
8	TDWC	7,5180
	MWCLA 3D	7,5196
10	TDWC	7,1528
	MWCLA 3D	7,4106

Fonte: Próprio autor.

Para a simulação com 6 nós fixos, com base na Figura 10, é possível identificar que os modelos MWCLA 3D e TDWC apresentaram uma melhora no erro de estimativa de posição ao longo das camadas de análise, devido a proximidade dos nós fixos nas camadas de análise.

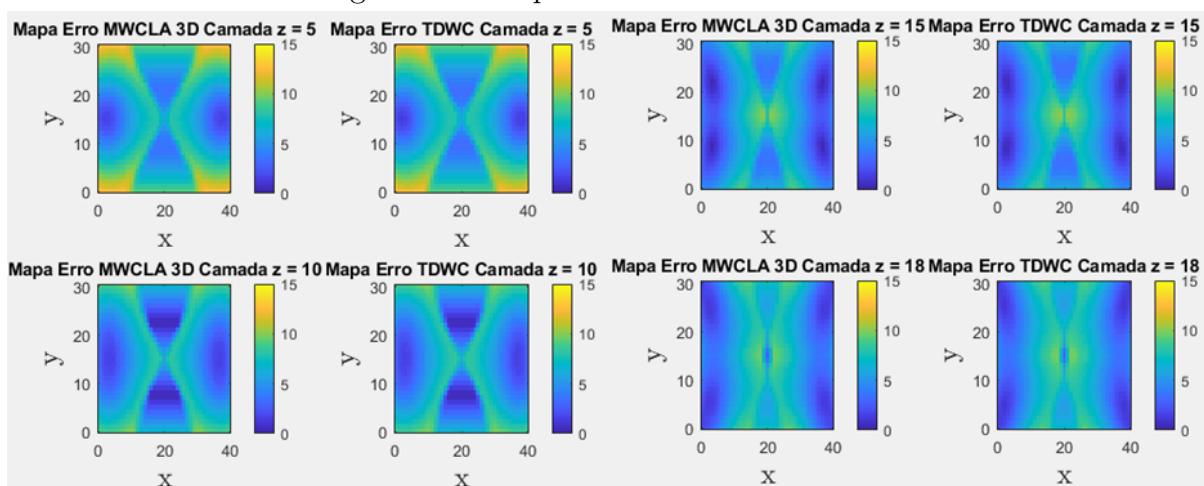


Tabela 6 – Desvio padrão médio por número de nós fixos

Número de nós fixos	Modelo	Desvio padrão [m]
6	TDWC	2,7545
	MWCLA 3D	2,7844
8	TDWC	3,4191
	MWCLA 3D	3,4769
10	TDWC	3,5692
	MWCLA 3D	3,7814

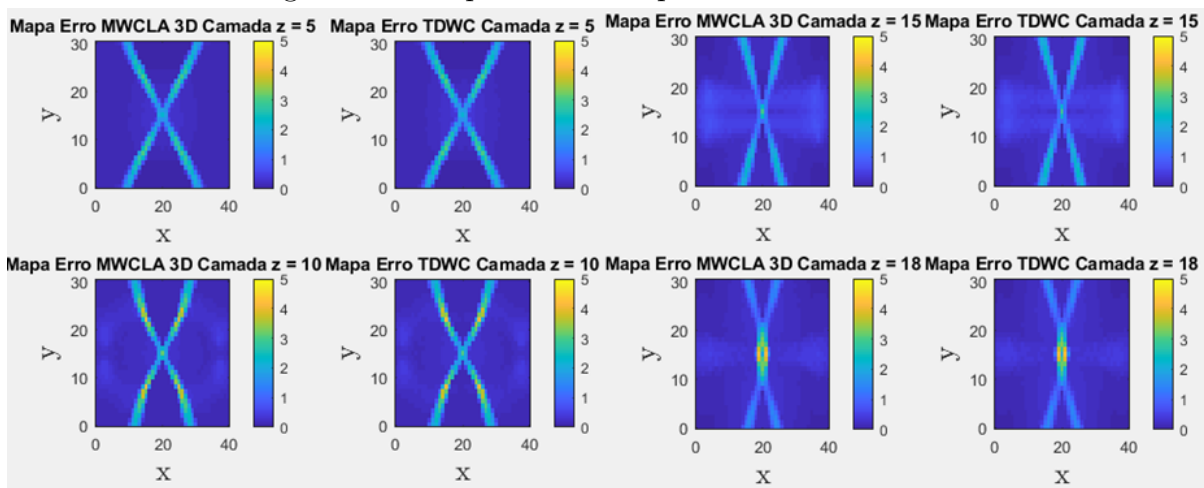
Fonte: Próprio autor.

Figura 10 – Mapas de erro com 6 nós fixos



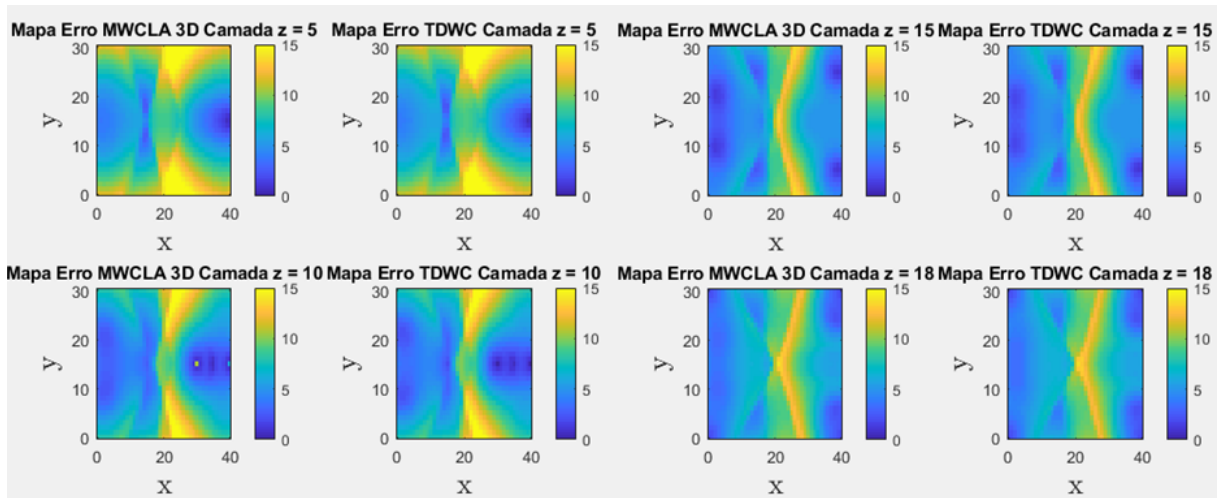
Fonte: Próprio Autor.

Figura 11 – Mapas de desvio padrão com 6 nós fixos



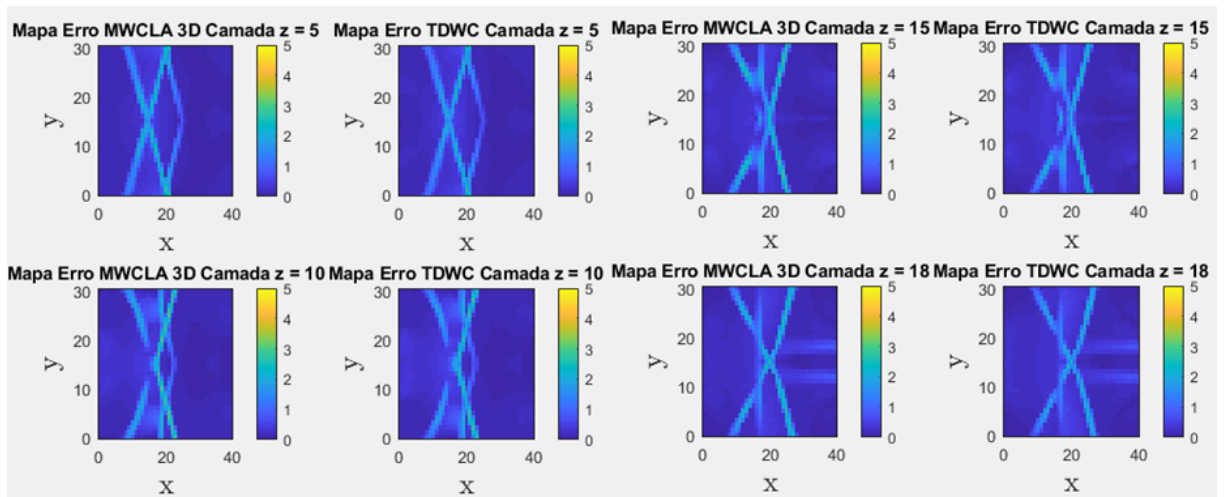
Fonte: Próprio Autor.

Figura 12 – Mapas de erro com 8 nós fixos



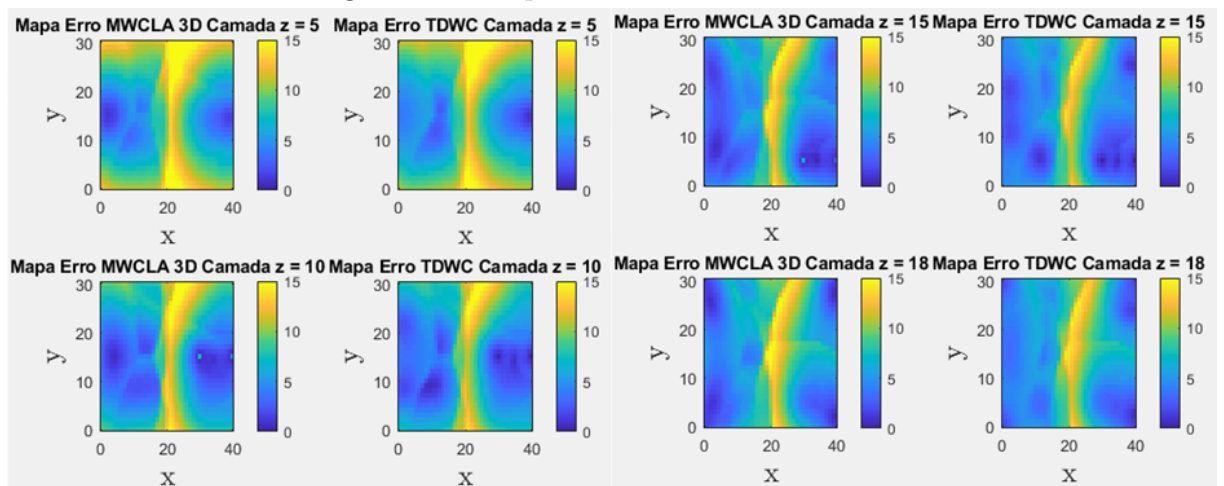
Fonte: Próprio Autor.

Figura 13 – Mapas de desvio padrão com 8 nós fixos



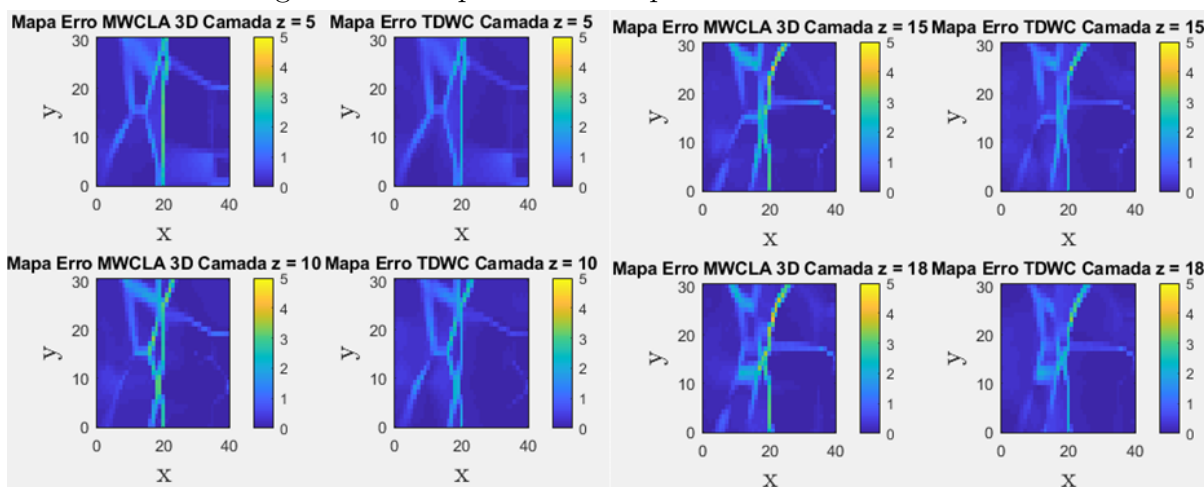
Fonte: Próprio Autor.

Figura 14 – Mapas de erro com 10 nós fixos



Fonte: Próprio Autor.

Figura 15 – Mapas de desvio padrão com 10 nós fixos



Fonte: Próprio Autor.

Além disso, percebeu-se que formou-se diagonais com erros similares, em verde, e regiões com erros menores entre as diagonais, em azul. Acredita-se que essa fato ocorra devido a distância e o RSSI mínimos considerados no cálculo de estimativa de posição, visto que nos trechos com maior erro há uma grande distância média entre o nó desconhecido e os nós fixos. Vale ressaltar que o mesmo ocorreu nos resultados do desvio padrão, Figura 11.

Para a simulação com 8 e 10 nós fixos, com base nas Figuras 12 e 14, é possível identificar que os modelos MWCLA 3D e TDWC apresentaram regiões com elevado erro de estimativa de posição, em amarelo, menores ao longo das camadas de análise. Novamente, isso se deve ao fato de que os nós fixos estão concentrados mais próximos nas camadas de  $z = 20$ .

Além disso, é possível identificar que os resultados do erro de estimativa de posição com 8 e 10 bases são semelhantes, devido as geometrias formadas, porém houve uma melhora na acurácia, pois houve uma diminuição nas regiões verdes e um aumento das regiões azuis. Além disso, é possível identificar que na região de adição dos nós fixos B9 e B10 houve uma melhora dos resultados, visto que a região amarela apresentada na Figura 12 mudou a forma geométrica.

Porém, ao analisarmos a Tabela 5, mesmo com as melhoras citadas anteriormente, em termos gerais é possível verificar que o aumento de 8 para 10 nós fixos não apresentou melhoras significativas da acurácia. Sendo assim, para algumas aplicações, pode não ser viável o custo necessário para adição de 2 nós fixos para obter a melhora de performance apresentada.

Em relação ao aumento de bases e aumento do erro médio dos modelos, acredita-se que por selecionar somente 4 nós fixos para os cálculos de estimativa de posição, as ponderações ficam inexatas. Sendo assim, caso todas as bases fossem consideradas nos cálculos de trilateração, espera-se que haja uma melhora na estimativa de posição.

Pela Tabela 5, é possível verificar que o método TDWC apresentou maior acurácia para todos os números de nós fixos simulados. Já pela Tabela 6, verificou-se que o aumento de nós fixos tornou os modelos menos precisos. Avaliando as Figuras 11, 13 e 15, é percebido que o aumento de bases ocasiona um aumento do desvio padrão médio do método, porém uma diminuição nos picos de desvio padrão, visto que as regiões em amarelo diminuem na simulação com 10 nós fixos, porém surgem mais regiões com coloração azul claro.

Também é possível identificar que ao redor a localização dos nós fixos a acurácia e precisão são bem elevadas, evidenciando que a inserção do nós fixo melhora a performance dos métodos próximo ao nó fixo.

Em seguida, a fim de analisar a performance por região do paralelepípedo, os resultados por região estão apresentados pela Tabela 7.

Tabela 7 – Erro médio e desvio padrão médio por zonas de análise

Número de nós fixos	Zona de análise	Erro [m]		Desvio padrão [m]	
		TDWC	MWCLA 3D	TDWC	MWCLA 3D
6	Z1	6,2321	6,2429	2,7467	2,7755
	Z2	6,8921	6,8508	2,2677	2,3167
	Z3	4,8514	4,9675	3,2446	3,3164
8	Z1	6,5239	6,4915	2,6661	2,7633
	Z2	9,8208	9,8610	3,4031	3,4201
	Z3	5,6240	5,6544	2,9268	2,9362
10	Z1	6,5349	6,3983	2,9195	3,2048
	Z2	9,5782	9,0932	3,8226	3,8789
	Z3	5,4175	5,2660	2,9651	3,0084

Fonte: Próprio autor.

Em relação as zonas de análise, percebe-se que a Z2 apresenta a pior acurácia, visto que ao longo das análises ela apresenta o menor número de nós fixos. Além disso, a partir da análise com 8 nós fixos, ela apresenta menor precisão, sendo que isso se deve ao fato de que os pontos da região utilizam bases mais distantes para os cálculos, fazendo com que haja maior discrepância nos resultados.

Ainda em Z2, é possível notar que o método MWCLA 3D apresenta melhor acurácia em regiões com menor número de nós fixos, enquanto que para Z1 e Z2 o método TDWC apresenta melhor performance, tanto em acurácia quanto em precisão, conforme verificado na análise da média geral do paralelepípedo.

Além disso, comprovou-se que o aumento da quantidade de nós fixos na região Z3 melhorou a precisão e acurácia dos métodos de estimativa de posição, conforme o esperado.

Sobre o tempo de processamento, conforme os valores apresentados na Tabela 8, o modelo TDWC apresentou um tempo de processamento médio de 724,009 [s], enquanto o modelo MWCLA 3D apresentou uma média de 715,611 [s]. Dessa forma, o modelo TDWC apresenta um tempo de processamento mais baixo.

Tabela 8 – Tempo de processamento por modelo

<b>Número de nós fixos</b>	<b>Modelo</b>	<b>Tempo de processamento [s]</b>
6	TDWC	487,484
	MWCLA 3D	475,409
8	TDWC	766,603
	MWCLA 3D	754,643
10	TDWC	917,940
	MWCLA 3D	916,780

Fonte: Próprio autor.

## 5 CONCLUSÃO

Com base nos resultados apresentados, é possível concluir que a acurácia dos modelos está diretamente relacionada a quantidade de nós fixos, visto que o aumento deles melhora a performance na proximidade da localização do nó fixo e da região de análise. Em relação a precisão, foi visto que o aumento de nós fixos causa uma piora da performance, evidenciada pela média dos modelos e pela média por região.

Além disso, é possível verificar que o método TDWC apresentou maior acurácia e precisão em todas análises. Sendo assim, é evidente que o modelo de estimativa de posição via distância entre o nó desconhecido e os nós fixos possui melhor performance. Diferente dos resultados obtidos por Oliveira, Costa e Fontes (2021) para a estimativa de posição 2D, o método de modified weight é mais eficiente quando aplicado a distância do que ao RSSI.

Pelos resultados apresentados na região Z2, é possível concluir que, para aplicações com poucos nós fixos, é indicado a utilização do método MWCLA 3D, pois este apresenta melhor performance.

Sobre o modelo MWCLA 3D, esperava-se que esse apresentasse melhor performance, porém o método não obteve os melhores resultados. Já o modelo TDWC, a nova técnica de ponderação se mostrou eficiente, visto que os resultados foram melhores. Porém, é evidente que os modelos sofrem grande influência da quantidade de bases e do fator  $\beta$ .

Sobre os resultados gerais, os modelos se mostraram imprecisos e inexatos para grandes distâncias, conforme o simulado. Dessa forma, a utilização desses modelos é indicados para aplicações nas quais não é exigido elevada precisão e acurácia.

Em relação ao custo computacional, o modelo MWCLA 3D apresentou um custo computacional inferior. Isso se deve ao fato de que para os cálculos do modelo são necessários apenas o RSSI e a posição das bases, enquanto que para o TDWC também é necessário a distância entre os nós.

Como ponto de atenção, percebe-se que a adição de bases causa um aumento considerável nos cálculos de estimativa de posição. Assim, em aplicações com limitação de processamento e restrições de tempo de cálculo, se faz necessário avaliar se a adição de um nó fixo não é prejudicial para o funcionamento.

## REFERÊNCIAS

- BARSOCCHI, P. et al. A Novel Approach to Indoor RSSI Localization by Automatic Calibration of the Wireless Propagation Model. In: **VTC Spring 2009 - IEEE 69th Vehicular Technology Conference**. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1–5. ISSN 1550-2252.
- CANTU, E. **Comutação de pacotes x Comutação de mensagens**. 2018. Disponível em: <[http://wiki.foz.ifpr.edu.br/wiki/index.php/Comuta%C3%A7%C3%A3o\\_de\\_pacotes\\_x\\_Comuta%C3%A7%C3%A3o\\_de\\_mensagens#:~:text=A%20taxa%20de%20transmiss%C3%A3o%20de,ser%20transmitido%20sobre%20um%20enlace](http://wiki.foz.ifpr.edu.br/wiki/index.php/Comuta%C3%A7%C3%A3o_de_pacotes_x_Comuta%C3%A7%C3%A3o_de_mensagens#:~:text=A%20taxa%20de%20transmiss%C3%A3o%20de,ser%20transmitido%20sobre%20um%20enlace)>.
- CHAN, S.; SOHN, G. Indoor Localization Using Wi-Fi Based Fingerprinting and Trilateration Techniques for Lbs Applications. **ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, XXXVIII-4/, p. 1–5, 2012. ISSN 1682-1750.
- CHEN, Q. et al. Rssi ranging model and 3d indoor positioning with zigbee network. p. 1233–1239, 04 2012.
- DRYANCOUR, G. Smart agriculture for all farms. **European Agricultural Machinery Association (CEMA)**, p. 1–23, 2017. Disponível em: <[https://www.cema-agri.org/images/publications/position-papers/CEMA-smart-agriculture-for-all-farms\\_December-2017\\_.pdf](https://www.cema-agri.org/images/publications/position-papers/CEMA-smart-agriculture-for-all-farms_December-2017_.pdf)>.
- FAPESP. Fazendas conectadas: Agricultura 4.0 eleva a produtividade do campo, mas esbarra na falta de conectividade no brasil. **Revista FAPESP**, n. 287, p. 12–20, 2020. Disponível em: <<https://revistapesquisa.fapesp.br/wp-content/uploads/2020/01/Pesquisa-287-Completo-2.pdf>>.
- HADINE, A. et al. The role of communication technologies in building future smart cities. In: \_\_\_\_\_. [S.l.: s.n.], 2016. ISBN 978-953-51-2807-6.
- ILERI, F.; AKAR, M. RSSI Based Position Estimation in ZigBee Sensor Networks. **Recent Advances in Circuits, Systems, Signal Processing and Communications**, p. 62–73, 2014.
- LAM, K. H.; CHEUNG, C. C.; LEE, W. C. RSSI-Based LoRa Localization Systems for Large-Scale Indoor and Outdoor Environments. **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, IEEE, v. 68, n. 12, p. 11778–11791, 2019. ISSN 19399359.
- LISBINSKI, F. C. et al. Perspectivas e desafios da agricultura 4.0 para o setor agrícola. p. 1–10, 2020.
- MOHAMMED, A.; SHANTAF, A.; KHALAF, M. The probe into reflection mobile radio propagation. In: . [S.l.: s.n.], 2020. p. 1–4.
- OLIVEIRA, L. F. B. M. D.; COSTA, J. D. F.; FONTES, J. V. D. C. An extended comparison of rssi-based position estimation algorithms for lora devices. In: **2021 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC)**. [S.l.: s.n.], 2021. p. 1–6.

SANCHEZ-IBORRA, R. et al. Performance Evaluation of LoRa Considering Scenario Conditions. **Sensors (Basel, Switzerland)**, MDPI, v. 18, n. 3, p. 772, mar 2018. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29510524><https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5876541/>>.

SHI, H. A new weighted centroid localization algorithm based on rssi. **International Conference on Information and Automation**, p. 1–5, 06 2012.

TAPIA, J. H. et al. Evaluating the use of sub-gigahertz wireless technologies to improve message delivery in opportunistic networks. In: . [S.l.: s.n.], 2017. p. 305–310.

WANG, R. J. et al. 3dphdv-hop: A new 3d positioning algorithm using partial hopsize in wsn. **International Conference on Communications, Circuits and Systems (ICCCAS)**, p. 91–95, 2013.

ZHANG, D. et al. Localization technologies for indoor human tracking. In: . [S.l.: s.n.], 2010. v. 11, p. 1 – 6.