

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

RAFAEL DE SOUZA BUENO

**OTIMIZAÇÃO TOPOLÓGICA DOS NÓS FIXOS PARA
ALGORITMOS DE TRILATERAÇÃO BASEADOS EM RSSI**

SÃO CARLOS
2024

RAFAEL DE SOUZA BUENO

**OTIMIZAÇÃO TOPOLOGICA DOS NÓS FIXOS PARA
ALGORITMOS DE TRILATERAÇÃO BASEADOS EM RSSI**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao DEMec -
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
2024

**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 23/2024/CCEMec/CCET

Graduação: Defesa Pública de Trabalho de Conclusão de Curso**Folha Aprovação (GDP-TCC-FA)****FOLHA DE APROVAÇÃO****RAFAEL DE SOUZA BUENO****OTIMIZAÇÃO TOPOLÓGICA DOS NÓS FIXOS PARA ALGORITMOS DE TRILATERAÇÃO BASEADOS EM RSSI****Trabalho de Conclusão de Curso****Universidade Federal de São Carlos – Campus São Carlos**

São Carlos, 12 de julho de 2024

ASSINATURAS E CIÊNCIAS

Cargo/Função	Nome Completo
Orientador	João Vitor de Carvalho Fontes
Membro da Banca 1	Sidney Bruce Shiki
Membro da Banca 2	João Gustavo Pereira da Silva



Documento assinado eletronicamente por **Joao Vitor de Carvalho Fontes, Docente**, em 12/07/2024, às 11:03, 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 12/07/2024, às 11:03, 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 **Joao Gustavo Pereira da Silva, Docente**, em 12/07/2024, às 11:04, 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 **1507299** e o código CRC **C243711B**.

Referência: Caso responda a este documento, indicar expressamente o Processo nº 23112.020305/2024-51

SEI nº 1507299

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

Aos meus pais, por nunca terem medido esforços para me proporcionar um ensino de qualidade durante todo o meu período escolar.

AGRADECIMENTOS

A Deus, pela minha vida, saúde e por me permitir ultrapassar todos os obstáculos encontrados ao longo da realização deste trabalho.

Ao meu pai Daniel Bueno, minha mãe Silmara Regina de Souza Bueno e namorada Nathali Ishida que me incentivaram nos momentos difíceis e compreenderam a minha ausência enquanto eu me dedicava à realização deste trabalho.

Aos amigos Giovanni de Almeida, Leonardo Almelin e Bruno Degan, por todo o apoio e pela ajuda, que muito contribuíram para a realização deste trabalho.

Ao professor João Vitor Fontes, por ter sido meu orientador e ter desempenhado tal função com dedicação e amizade.

Às pessoas com quem convivi ao longo desses anos de curso, que me incentivaram e que certamente tiveram participações na minha formação acadêmica.

Na engenharia, as melhores soluções são muitas vezes as mais simples.- Elijah McCoy

RESUMO

BUENO, Rafael de Souza. OTIMIZAÇÃO TOPOLÓGICA DOS NÓS FIXOS PARA ALGORITMOS DE TRILATERAÇÃO BASEADOS EM RSSI. 2024. 39 f. Trabalho de Conclusão de Curso – Engenharia Mecânica, Universidade Federal de São Carlos. São Carlos, 2024.

A grande utilização de meios de localização no mundo contemporâneo vem sendo cada vez mais empregados em ambientes internos. Dependendo da estrutura deste ambiente em que se deseja atuar, existem muitas barreiras que impedem o funcionamento correto destes localizadores. Para resolver este problema, novas tecnologias são desenvolvidas, principalmente levando em conta a localização baseada na intensidade do sinal recebido, devido a sua facilidade de estruturação e baixo custo. Os métodos de estimativa de posição envolvem algoritmos de trilateração. Neste trabalho, foi proposto uma otimização da topologia dos nós fixos utilizando o método *Received Signal Strength Indicator* (RSSI), com propósito de analisar o menor erro entre a posição real e estimada, em situações variando a disposição dos nós fixos em uma determinada área de interesse. Foi analisado qual método obteve uma maior precisão em suas medidas. Foi utilizado o software MATLAB junto ao algoritmo genético para as simulações e geração de mapas de calor para cada método diferente, e depois, com os resultados destas simulações, foram calculados o valor de erro médio e valor do desvio padrão médio, a fim de comparar os resultados dos métodos. A análise destes resultados permitiu determinar qual seria a situação ideal das bases onde a topologia é mais precisa. Foram obtidas das simulações resultados satisfatórios em relação ao aumento da acuracidade dos pontos encontrados, após otimização com o delimitador $R = 2.5m$ obteve-se uma melhora média dos resultados entre os três métodos utilizados neste trabalho de 1,44% e com $2*R$, melhora de 20,65%.

Palavras-chave: Estimativa de posição; Received Signal Strength Indicator; Simulações; Topologia; Trilateração.

ABSTRACT

BUENO, Rafael de Souza. Final Work Template. 2024. 39 f. Trabalho de Conclusão de Curso – Engenharia Mecânica, Universidade Federal de São Carlos. São Carlos, 2024.

The extensive use of locating devices in today's world is increasingly being used indoors. Depending on the structure of the environment in which you want to operate, there are many barriers that prevent these locators from working properly. To solve this problem, new technologies are being developed, mainly taking into account location based on the strength of the signal received, due to its ease of structuring and low cost. Position estimation methods involve trilateration algorithms. In this work, we proposed an optimization of the topology of the fixed nodes using the Received Signal Strength Indicator (RSSI) method, with the aim of analyzing the smallest error comparing the real and the estimated position in situations varying the arrangement of the fixed nodes in a given area of interest. It was analyzed which method obtained the greatest precision in its measurements. MATLAB software was used in conjunction with the genetic algorithm for simulations and the generation of heat maps for each different method, and then, with the results of these simulations, the average error and the average standard deviation were calculated in order to compare the results of the methods. The analysis of these results made it possible to determine the ideal situation of the bases where the topology is more precise. Satisfactory results were obtained from the simulations in relation to increasing the precision of the points found, after optimization with the delimiter $R = 2.5\text{m}$ an average improvement in results was obtained between the three methods used in this work of 1,44% and with 2^*R , an improvement of 20,65%.

Keywords: Position estimation; Received Signal Strength Indicator; Simulations; Topology; Trilateration.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Fenômenos físicos observados.	13
Figura 2 – Etapas da estimativa de posição	15
Figura 3 – Esquema de trilateração	16
Figura 4 – Exemplo método MinMax	19
Figura 5 – Exemplo método MCLA	20
Figura 6 – Esquema de funcionamento dos Algoritmos Genéticos	22
Figura 7 – Definição do nó inicial.	24
Figura 8 – Círculo de interesse para o problema proposto.	24
Figura 9 – Simetria da topologia inicial.	25
Figura 10 – Fitness em função das gerações - MinMax.	29
Figura 11 – Fitness em função das gerações - MCLA.	29
Figura 12 – Fitness em função das gerações - WCL.	30
Figura 13 – Mapas de calor de erro do MinMax.	32
Figura 14 – Mapas de calor de erro do MCLA.	32
Figura 15 – Mapas de calor de erro do WCL.	33
Figura 16 – Mapas de calor de desvio padrão do MinMax.	33
Figura 17 – Mapas de calor de desvio padrão do MCLA.	33
Figura 18 – Mapas de calor de desvio padrão do WCL.	34
Figura 19 – Gráfico de barras comparando a média dos erros.	34
Figura 20 – Gráfico de barras comparando a média do desvio padrão.	35

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Parâmetros padrão fornecidos pelo Matlab.	27
Tabela 2 – Resultados estimativa inicial.	28
Tabela 3 – Dados com número máximo de gerações igual a 30 e $R = 2,5m$	28
Tabela 4 – Teste de redundância para os erros médios na posição otimizada.	30
Tabela 5 – Dados com $MGs = 30$ e 2^*R	31
Tabela 6 – Vetores finais para cada método.	31

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AG	Algoritmos Genéticos
MCLA	Modified Centroid Localization Algorithm
MinMax	Minimos e máximos
RSSI	Received Signal Strength Indicator
WCL	Weighted Centroid Localization
PRX	Valor do Sinal Remanescente
PRef	Valor do Sinal de Referência
PTX	Potência do Sinal Emitido
MGs	MaxGenerations

LISTA DE SÍMBOLOS

η	Variável Dependente do Ambiente
β	Fator de Ajuste Dinâmico
e_m	Acurácia
s	Precisão

SUMÁRIO

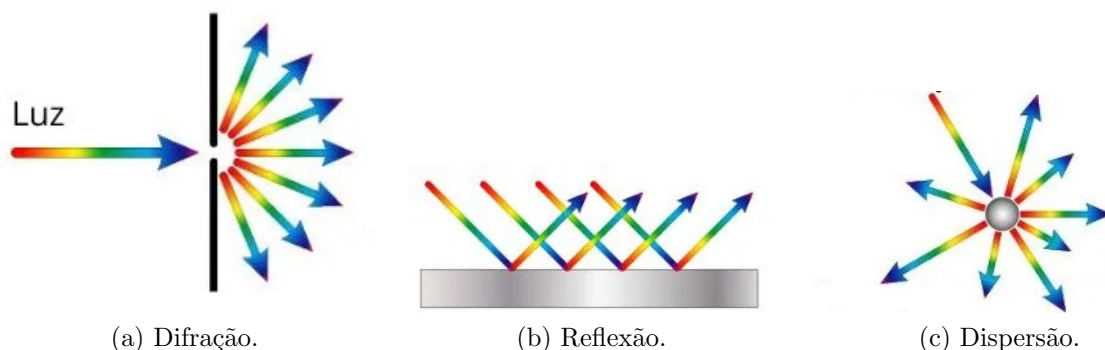
1 – INTRODUÇÃO	13
1.1 Objetivos	16
2 – FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	18
2.1 <i>Received Signal Strength Indicator - RSSI</i>	18
2.2 Métodos de trilateração	18
2.2.1 MinMáx	18
2.2.2 MCLA	20
2.2.3 WCL	21
2.2.4 Algoritmo Genético	21
3 – METODOLOGIA	23
3.1 Disposição dos nós	23
3.2 Métodos de Comparação	24
3.3 Propriedades do Algoritmo Genético	26
4 – RESULTADOS	28
5 – CONCLUSÃO	36
REFERÊNCIAS	38

1 INTRODUÇÃO

Sabe-se que a “localização é um problema relevante em diversas áreas da computação” (WIN et al., 2011 apud RODRIGUES, 2011, p. 1), ainda que, quando em ambientes externos, a tecnologia mais usada para estes fins é o GPS, *Global Positioning System*. Entretanto, este sistema é bastante restringido em ambientes internos ou áreas encobertas, visto os obstáculos físicos encontrados, como paredes, teto e mobília em geral, sendo assim, um potencial sistema que pode contornar este problema, é o que utiliza sinais sem fio de radiofrequência (RF) (RODRIGUES, 2011).

Alguns problemas relacionados à tentativa de localização interna, com este tipo de sistema por RF, estão relacionados com 3 fenômenos físicos: a reflexão, a difração e a dispersão. A reflexão acontece, devido à polarização dos sinais elétricos nas ondas de radiofrequência e estes sinais podem ser refletidos por certos tipos de superfícies, isso pode fazer com que o sinal mude sua trajetória, impedindo-o de chegar ao destino pretendido (BELLECIERI et al., 2015). A difração ocorre quando um sinal colide com uma superfície e se divide em dois ou mais sinais diferentes, essas porções deste sinal são refletidas em diferentes direções com uma intensidade menor que o sinal original. Com isso, o sinal perde força e seu alcance é reduzido, fazendo com que nem sempre chegue ao seu destino (BELLECIERI et al., 2015). Por fim, a dispersão ocorre quando o sinal colide com superfícies refletoras e assumem diferentes ângulos de reflexão, por exemplo, em superfícies ásperas ou enrugadas. Assim, o sinal é dividido em outros menores e menos potentes que se transformam em ruído ao colidir com outros sinais presentes no ambiente (BELLECIERI et al., 2015). Estes casos físicos são exemplificados na Figura 1 abaixo.

Figura 1 – Fenômenos físicos observados.



Fonte: Mundo Educação.

Dado o exposto anteriormente, a utilização de métodos que sejam eficazes em ambientes fechados e que possam servir como fonte de inspiração para projetos reais, no futuro, podem ser, por exemplo, para localizar objetos em um estoque, identificar em

qual setor uma peça pode estar dentro de uma planta fabril, ou então, para situações que necessitam maior segurança como: rastrear um bombeiro em uma construção em chamas, dentre outras ocasiões.

A partir da motivação exposta no parágrafo anterior, o objeto de estudo deste trabalho diz respeito a estimativa de localização, a qual, “localização é determinar a posição relativa ou absoluta de um dispositivo ou nó com precisão adequada” (SHARMA R.; MALHOTRA, 2015 apud TAHARA, 2022, p. 11), que pode ser encontrado um caminho ideal para que os pacotes de dados consigam ser transmitidos de forma mais ágil e sem perda de informações, melhorando a transmissão destes dados e, por consequência, uma localização mais precisa.

Com base no descrito, ainda que estes tipos de sistema sejam amplamente empregados, ainda assim apresentam certa ineficiência em aplicações dentro de ambientes fechados e, por isso, outras tecnologias com custo acessível e facilidade de implementação para estimativa de posição devem ser ponderadas (TAHARA, 2022).

A partir desta contextualização e à frente das inúmeras aplicações que podem ser alcançadas com a localização em ambientes internos, “a criação de sistemas de localização que funcionem nesses ambientes é essencial” (MOAYERI et al., 2011 apud RODRIGUES, 2011, p.2). Diante do exposto, alguns algoritmos foram desenvolvidos baseando-se principalmente na otimização da precisão da localização e do custo computacional (MÜLLER et al., 2015).

Para que seja eficiente o uso destas tecnologias, alguns métodos são utilizados para que se possa ter alta precisão na estimativa de posição e, dentre os diferentes algoritmos identificados na literatura, pode-se citar um de extrema relevância, que determina a posição realizando um cálculo de trilateração da distância estimada entre o nó a se descobrir e o nó de referência, já conhecido. Essas distâncias podem ser encontradas a partir da intensidade do sinal recebido, do inglês, *Received Signal Strength Indication* (RSSI) (MÜLLER et al., 2015).

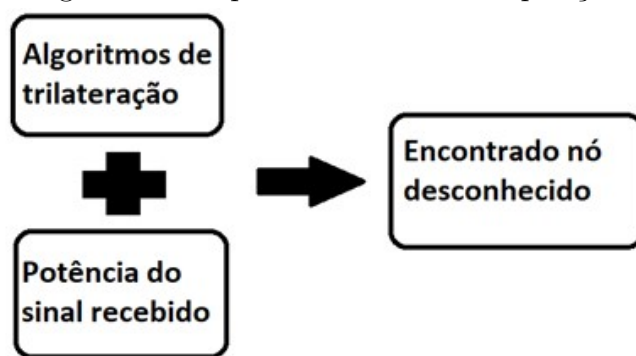
O RSSI, pode ser usado para localizar dispositivos que emitem sinais de radio-frequência (RF), dispositivos estes que, por exemplo, são utilizados em comunicações via satélite, como telefones celulares e Wi-Fi. Quando o transmissor envia um sinal, o receptor calcula a potência do sinal recebido e usa esse valor para estimar a distância entre ele e o transmissor, podendo ser realizado por meio de duas técnicas, uma delas é baseada na utilização de modelos matemáticos de propagação de sinais e a outra é baseada no uso de mapas de características de sinais de RF (RODRIGUES, 2011).

Em geral, pode-se relacionar a distância com o RSSI, sendo que quanto menor a distância entre usuário e receptor, maior será o sinal recebido (RODRIGUES, 2011). Contudo, segundo Bellecieri et al. (2015), essa não é uma modelagem fácil de ser feita devido à limitação de outros fatores presentes no ambiente, como a absorção do sinal pelo meio, redução da intensidade de potência ao longo do ambiente (*path loss*), a intervenção

das ondas de outros dispositivos, dentre outros.

Portanto, conforme Rodrigues (2011), apesar deste tipo de modelo de propagação ser uma opção viável e acessível, sua precisão e acurácia na localização de usuários pode não ser totalmente satisfatória. A fim de melhorar este tipo de método de estimativa de posição, de acordo com Oliveira (2022), pode-se estimar a posição a partir de três etapas, como mostra a Figura 2, sendo elas: obtenção da potência do sinal recebido, a partir da transmissão entre os nós fixo e o que se deseja descobrir; modelagem de dispersão de propagação da onda e, por fim, utilização dos métodos de trilateração.

Figura 2 – Etapas da estimativa de posição



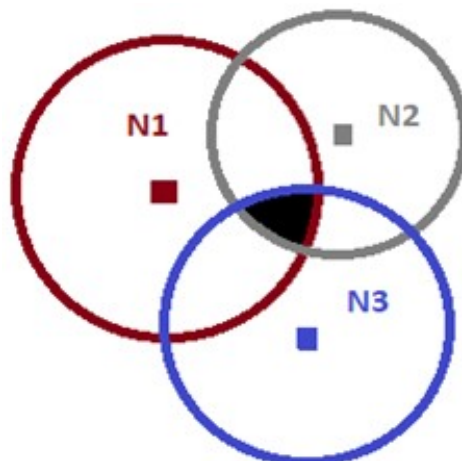
Fonte: Adaptado de (OLIVEIRA, 2022)

A trilateração, como mostra a Figura 3, nada mais é que uma forma bidimensional de encontrar um usuário/nó/ponto desconhecido, a partir da sua distância para, pelo menos, outros três nós conhecidos em um plano. Pode-se ver bastante isso em investigações onde se deseja descobrir o último paradeiro de uma pessoa e se utiliza o sinal de três torres de telefonia próximas para estimar onde o usuário passou pela última vez. O maior desafio desta abordagem segundo Rodrigues (2011), é encontrar com precisão a distância entre esses nós e para isso diversas metodologias foram propostas além do RSSI, entre elas o *Time of Arrival (TOA)*, o *Time Difference of Arrival (TDOA)* e o *Round Trip Time of Flight (RTTOF)*.

Conforme Oliveira (2022), estes métodos mais complexos, dependentes do tempo ou do ângulo do envio dos dados, requerem sincronização, deste modo, o RSSI é o mais utilizado por ser de mais fácil implementação e interpretação direta dos seus resultados, não necessitando de sincronização. Desta maneira, utilizando RSSI e um método de trilateração, pode ser encontrada com mais facilidade a posição do nó que se deseja descobrir (OLIVEIRA, 2022).

Diante disso, é importante salientar que o posicionamento das bases vai interferir diretamente na estimativa de posição do nó central desconhecido e conseqüentemente na qualidade dos resultados obtidos, visto que os métodos que utilizam do RSSI dependem da distância para seu cálculo, como será explicado mais a frente.

Figura 3 – Esquema de trilateração



Fonte: Adaptado de (BELLECIERI et al., 2015)

São conhecidos da literatura alguns artigos e algoritmos, dentre eles, autores como Oliveira et al. (2021), fizeram o desenvolvimento de diferentes métodos de estimativa de posição, como: *Weighted Centroid Localization (WCL)*, *MinMax Algorithm (MinMax)*, *Modified Centroid Localization Algorithm (MCLA)* (OLIVEIRA et al., 2021 apud TAHARA, 2022). O método de MinMax é calculado diretamente, mas o MCLA e o WCL incluem um fator de ajuste dinâmico (β), que pode mudar de acordo com as condições do ambiente de teste, incluindo a topologia da rede, assim, este fator de ajuste tem um impacto significativo na precisão. Portanto, através da análise estatística dos resultados é determinado qual valor do fator de ajuste é o ideal para cada caso (TAHARA, 2022).

Para o presente trabalho serão desenvolvidos algoritmos relacionados aos métodos MCLA, MinMax e WCL, a fim de melhorar o posicionamento das bases para que numa determinada área ocorra a melhor estimativa de posição possível, além da utilização do algoritmo genético, o qual se faz necessário devido ao problema ser complexo demais para serem utilizados métodos tradicionais de programação. Além de ser um evidente diferencial comparando com os trabalhos já existentes na literatura referente à este tema, visto sua aplicação heurística que classifica alternativas no algoritmo em cada etapa de ramificação com base nas informações disponíveis para decidir qual ramificação seguir.

1.1 Objetivos

O objetivo geral desse trabalho é encontrar a melhor disposição das bases para obter uma área otimizada considerando acurácia e precisão de acordo com a disposição dos nós fixos em uma determinada área de interesse. Para que esse objetivo seja atingido os seguintes objetivos específicos são propostos:

- Implementar a modelagem de trilateração no software MATLAB de modo a se obter dados dos diferentes métodos de localização;

-
- Implementar um algoritmo que otimiza a posição dos nós fixos para minimizar os erros em uma área;
 - Comparar os resultados obtidos para que se possa obter o impacto da variação do método em cada caso;
 - Comparar os resultados dos modelos com base na acurácia e precisão.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Received Signal Strength Indicator - RSSI

Um método comumente utilizado para estimativa de uma posição desconhecida usando uma posição de referência é o RSSI, que nos mostra a distância entre o alvo e o nó utilizado de referência (OHASHI, 2022).

Estes modelos apresentam variáveis complexas de serem calculadas e, portanto, podem apresentar divergências significativas na interpretação dos resultados. Para ambientes internos, foco deste trabalho, é frequentemente utilizado o *Log-Distance Path Loss Model*, que estima a propagação com declínio em uma área fechada, representado pela Equação (1) (TAHARA, 2022).

$$L(d) = L(d_0) + Xg + 10 * \eta * \log \frac{d}{d_0} \quad (1)$$

No qual o $L(d)$ é a medida de *Path Loss* total em dB numa distância d , $L(d_0)$ é o *Path Loss* de uma distância d_0 conhecida, η é um valor dependente do ambiente analisado e Xg é uma variável aleatória que está dentro de uma distribuição normal (Gaussiana).

Como descrito na Equação (2), o RSSI, expresso em dB, utiliza-se do valor do sinal de referência $PRef$, em Watts e o valor do sinal remanescente PRX , em mW.

$$RSSI = 10 * \log \frac{PRX}{PRef} \quad (2)$$

E, também, conforme Ohashi (2022), as variações no sinal RSSI podem causar erros de posição consideráveis devido às obstruções que ele sofre no ambiente físico, como explicado anteriormente, chegando em resultados imprecisos.

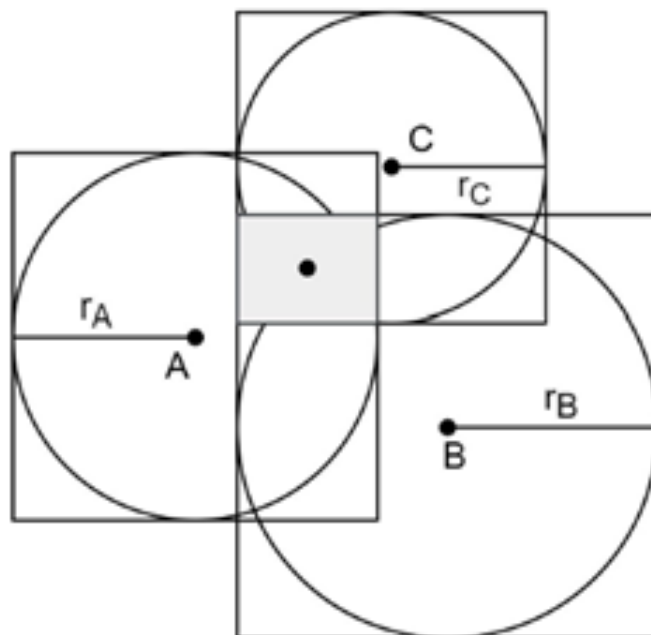
2.2 Métodos de trilateração

2.2.1 MinMáx

Este método de trilateração consiste em utilizar quadrados nas intersecções dos possíveis intervalos que o ponto desconhecido possa se encontrar, sendo um para cada base e posição fixada no centro. Com a sobreposição destes quadrados, um retângulo central se forma, tendo seu centro definido como a coordenada do ponto de interesse (COSTA, 2023).

Podendo ser interpretado geometricamente conforme Figura 4 abaixo. Seu cálculo delimita quadrados para cada base, com posição fixa no centro. A intersecção destes quadrados entre si, geram um retângulo, com seu centro sendo o ponto desconhecido de interesse (OHASHI, 2022).

Figura 4 – Exemplo método MinMax



Fonte: (COSTA, 2023 apud OLIVEIRA et al., 2021)

De Costa (2023), sendo (x, y) o nó desconhecido, (x_i, y_i) os pontos fixos conhecidos, com i variando entre todos os pontos da malha de interesse, e d_i a distância entre o nó e os pontos fixos, os vértices do retângulo formado ao centro são retratados por (x_{min}, y_{min}) , (x_{min}, y_{max}) , (x_{max}, y_{min}) , (x_{max}, y_{max}) . Sendo seu cálculo realizado da seguinte forma, conforme conjunto de equações abaixo.

$$x_{min} = \max(x_i - d_i) \quad (3)$$

$$y_{min} = \max(y_i - d_i) \quad (4)$$

$$x_{max} = \min(x_i + d_i) \quad (5)$$

$$y_{max} = \min(y_i + d_i) \quad (6)$$

Logo, para a definição da posição do nó desconhecido (x, y) , é feito cálculo da média dos valores encontrados pelas equações anteriores, sendo:

$$X = \frac{x_{max} + x_{min}}{2} \quad (7)$$

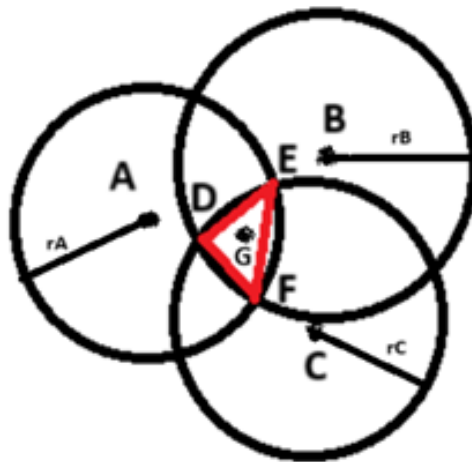
e

$$Y = \frac{y_{max} + y_{min}}{2} \quad (8)$$

2.2.2 MCLA

Segundo Tahara (2022), o algoritmo padrão baseado na localização do centroide, *Centroid Localization Algorithm* (CLA), utiliza as distâncias calculadas do nó desconhecido até os nós de coordenadas conhecidas. Para 3 bases, o ponto desconhecido é aproximado pelo centroide do triângulo, gerado pela intersecção das circunferências destas bases conhecidas, como mostra a Figura 5.

Figura 5 – Exemplo método MCLA



Fonte: (OLIVEIRA et al., 2021)

Já o algoritmo modificado de localização do centroide (MCLA) utiliza as distâncias estimadas com pesos para cálculo de uma média ponderada, em vez dos valores diretos do RSSI(COSTA, 2023).

Conforme encontrado em (OHASHI, 2022 apud SHI et al.,2020), para auxiliar na precisão e acurácia do modelo, é comumente utilizado um expoente nos pesos, conhecido como fator de ajuste dinâmico, β , que é dependente das condições do ambiente do experimento. Sendo assim, o cálculo do nó desconhecido é dado pelas Equações (9) e (10).

$$X = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{d_i^\beta}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^\beta}} \quad (9)$$

e

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{y_i}{d_i^\beta}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^\beta}} \quad (10)$$

2.2.3 WCL

Sendo semelhante ao método MCLA, a localização por centroides ponderados (WCL), utiliza o valor de RSSI diretamente nos cálculos, portanto não depende da equação de *Path Loss* (PL), sendo assim, é mais rapidamente calculado por utilizar menor recurso computacional (TAHARA, 2022). E, como visto para o método do MCLA, a posição do nó a ser descoberto é estimado a partir de N nós fixos (x_n, y_n) com uma variável de ajuste dinâmico, β , maior que 1 elevando igualmente todos os pesos como mostrado nas Equações (11) e (12). Aumentando, assim, a influência dos sinais mais fortes (COSTA, 2023).

$$X = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{RSSI_i^\beta}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{RSSI_i^\beta}} \quad (11)$$

e

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{y_i}{RSSI_i^\beta}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{RSSI_i^\beta}} \quad (12)$$

Para os nós de referência mais próximos ao nó desconhecido são atribuídos pesos maiores para o cálculo, sendo inversamente proporcionais ao valor do RSSI, ou seja, maiores pesos para os menores valores de RSSI encontrados (OHASHI, 2022 apud BOORANAWONG et al., 2020).

Vale ressaltar, também, que o efeito do fator de ajuste dinâmico utilizado, para os métodos abordados anteriormente, fortalece a importância das distâncias entre as bases conhecidas e o ponto de interesse, adotando valores maiores que 1, contribuindo para um aumento da precisão das informações procuradas.

2.2.4 Algoritmo Genético

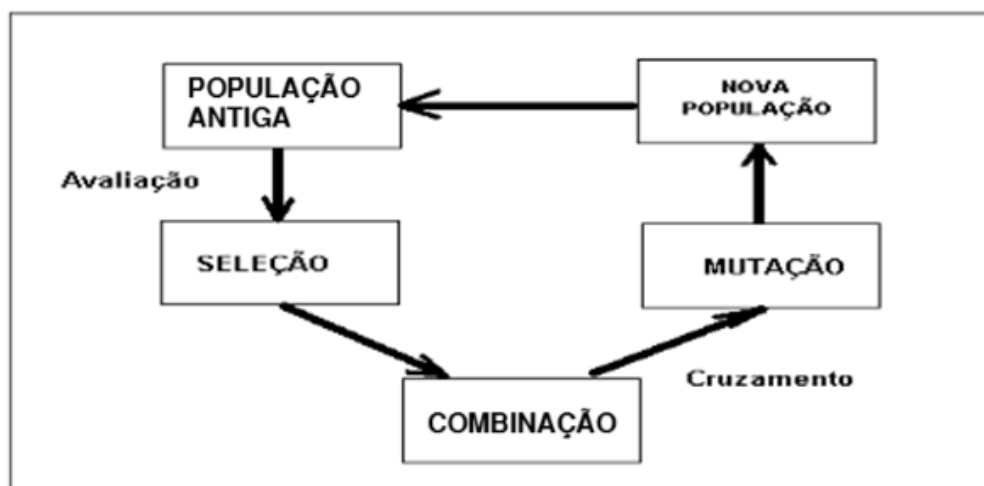
Inspirado em mecanismos evolutivos, os Algoritmos Genéticos (AG), propostos por John Holland em 1975, representam uma simulação dos processos de seleção natural e *cross over* genéticos para chegar em resultados ótimos em problemas computacionais complexos.

O processo iterativo dos AGs, como mostra Figura 6 envolve os seguintes passos: Seleção; Combinação; Mutação; Reinscrição, e serão explorados em seguida (GOUVEIA et al., 2021).

O ciclo natural que conhecemos e a inspiração biológica deste algoritmo começa com uma população de indivíduos que, com o passar do tempo, naturalmente são selecionados pelo meio em que vivem por terem uma melhor adaptação, esses indivíduos selecionados

combinam genes entre eles e é onde acontecem as mutações e recombinações genéticas e, posteriormente, a reinserção destes novos indivíduos na população. Ao longo de infinitas gerações, este ciclo mencionado simula com bastante precisão o processo de evolução, sempre gerando populações cada vez mais adaptadas aos ambientes (GOUVEIA et al., 2021).

Figura 6 – Esquema de funcionamento dos Algoritmos Genéticos



Fonte: Adaptado de (GOUVEIA et al., 2021)

Analogamente, podemos adaptar ao contexto da lógica de programação envolvida neste trabalho, no qual têm-se um vetor de estimativa inicial, que será submetido a diversas combinações de cálculos que serão avaliados por uma função de aptidão (função *fitness*). Em caso de resultados bons, o algoritmo substituirá o “genitor ruim” pelo novo descendente gerado, recomeçando o ciclo e sempre afinando para um resultado ótimo, em um número definido de gerações. No final, será encontrado um vetor otimizado para o problema em questão (PINHEIRO et al., 2018).

Uma vantagem do algoritmo genético em relação aos algoritmos de busca local, é que com a natureza aleatória e heurística do algoritmo, ele permite que seja explorado uma maior quantidade de soluções, entretanto essa aleatoriedade pode ter um lado prejudicial, dando resultados diferentes em cada vez que for rodado.

3 METODOLOGIA

Foram elaborados códigos no software MATLAB 2019 para modelagem matemática e simulação computacional dos métodos abordados neste trabalho. O computador que será utilizado para a simulação é um notebook Lenovo Ideapad S145, RAM 8GB, memória 512GB, processador AMD Ryzen 7 e placa AMD Radeon RX Vega 10.

Baseando-se na literatura estudada, foram desenvolvidos algoritmos para otimização da topologia dos nós fixos para uma base triangular e implementado para cada método abordado anteriormente, podendo assim, haver comparação entre os valores calculados e os valores literários, sendo apresentado visualmente em mapas de calor, resultados na tela e matematicamente através dos cálculos do erro médio e desvio padrão médio, sendo possível, assim, determinar se há influência, da posição dos nós, na precisão dos resultados (TAHARA, 2022).

Para o cálculo dos algoritmos MCLA e WCL foram utilizados os valores do fator de ajuste dinâmico obtidos por Oliveira (2022), sendo $\beta = 1.2$ e $\beta = 10$, respectivamente.

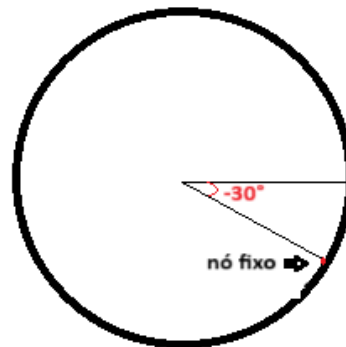
3.1 Disposição dos nós

Foi determinada a influência do número de nós e sua topologia em uma área de 1681 coordenadas, divididos homogeneamente em uma malha de 41 x 41 pontos. Relacionado à precisão dos resultados, conforme Tahara (2022), serão criadas algumas condições fixando o número de nós, um ângulo inicial e estabelecendo um raio (R) como limitador da área de cálculo, que será denominada área de interesse, a partir de um ponto central, no qual as três bases se mantêm posicionadas equidistantes em um perímetro que contenha todas. Também será feita variação das coordenadas das bases, estabelecendo um posicionamento diferente em cada caso, a fim de encontrar o melhor posicionamento possível.

Para isto, primeiramente foi estabelecido um ângulo fixo de -30° , mostrado na Figura 7, que vai servir de base para determinação dos outros dois pontos e, como estimativa inicial para o cálculo do algoritmo genético, foi determinado um vetor inicial $x_0 = [R \ R \ R \ \pi/2 \ 7\pi/6]$, o qual representa o posicionamento primário das três bases, sendo posicionadas simetricamente ao logo do perímetro do círculo de interesse, ou seja, o parâmetro inicial que será levado em consideração para a comparação com os resultados otimizados. Assim, o software pôde armazenar as coordenadas geradas pelo algoritmo e posteriormente ser feito o cálculo do menor erro apresentado.

Foi determinado um método para o posicionamento dos nós fixos mostrado na Figura 8. Assim como Ohashi (2022), será definida uma área quadrada de 10m x 10m e uma área de interesse circular, o qual contém os pontos que serão utilizados para fins de cálculo, cujo raio (R), delimitador da área calculada, tem 1/4 do tamanho do lado da

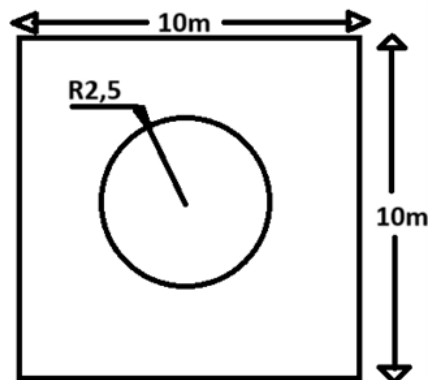
Figura 7 – Definição do nó inicial.



Fonte: Autoral.

área quadrada, $R = 2.5m$, e, posteriormente, será feita a comparação dos resultados da estimativa inicial x_0 com os resultados otimizados delimitados por R e por $2 * R$. Como limitações deste método, considera-se uma área homogênea onde as paredes e objetos serão consideradas a partir do ruído incluso nos cálculos.

Figura 8 – Círculo de interesse para o problema proposto.



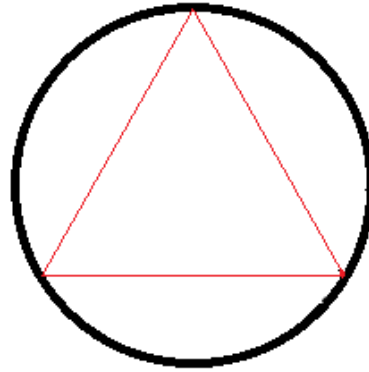
Fonte: Autoral.

Para fins de exemplificação, com o vetor inicial (x_0) limitado pelo parâmetro R , têm-se a primeira topologia das bases determinada simetricamente, como mostra a Figura 9.

3.2 Métodos de Comparação

Para que os resultados sejam mais condizentes às situações reais, é adicionado um ruído de distribuição normal e aleatória usando o comando `randn` do Matlab, que é calculado várias vezes em cada ponto da malha, obtida uma média para cada um dos pontos e utilizado para posterior cálculo da função custo, que representa a função que é desejada minimizar pelo algoritmo de otimização.

Figura 9 – Simetria da topologia inicial.



Fonte: Autoral.

Para o problema em questão, se trata da média dos erros dos pontos dentro do círculo de interesse, mostrada, simplificada, na Equação (13) abaixo.

$$Erro = \frac{Erro_{pontos}}{Qtd_{pontos}} \quad (13)$$

Onde $Erro$ representa a variável a ser minimizada, objetivo deste trabalho, $Erro_{pontos}$ são os erros dos pontos dentro do círculo de interesse e Qtd_{pontos} é o número de pontos analisados.

Para este trabalho, foram utilizados indicadores para corroborar com as análises feitas dos diferentes métodos, sendo eles: a acurácia e a precisão.

A acurácia, e_m , é estabelecida após várias medições, visto que é definido como o quão perto as estimativas estão do ponto real ao longo do tempo, não levando em conta somente um teste, mas sim vários.

Podendo ser descrita pelo erro médio calculado dos resultados obtidos das simulações, exemplificado na Equação (14) a seguir, onde (x_{real}, y_{real}) são comparados com as coordenadas obtidas (x_{calc}, y_{calc}) .

$$e_m = \|\overline{X_{real}} - X_{calc}\| = \sqrt{(x_{real} - x_{calc})^2 + (y_{real} - y_{calc})^2} \quad (14)$$

no qual:

$$\overline{X_{real}} = (x_{real}, y_{real}) = \frac{\sum_{i=1}^k (x_i, y_i)}{k} \quad (15)$$

Já a precisão é o quão próximo um local calculado está do local real e é dependente de muitos fatores já mencionados anteriormente, como ruído, perda de sinal (LoS), dentre outros fenômenos. Que é dada pelo desvio padrão dos resultados calculados, com a fórmula mostrada na Equação (16) abaixo.

$$s = \frac{\sum_{i=1}^k (X_i - X_{real})^2}{k} \quad (16)$$

3.3 Propriedades do Algoritmo Genético

É de suma importância a contextualização da definição do Algoritmo Genético (AG) para elaboração deste trabalho, o qual tem sua inspiração da teoria da genética de Darwin. Vários problemas são muito complexos para serem desenvolvidos com uma forma de escrita de programação comum, sendo muitas vezes de difícil implementação ou com uma elevada dificuldade de se achar informações pertinentes, por isso, é necessário a utilização de artifícios computacionais mais profundos para resolução deles.

Holland propõe que o algoritmo genético faz parte de um conjunto de métodos computacionais inspirados na teoria da evolução de Darwin, que Borges (2000) *apud* GOUVEIA *et al.*, (2021) definiu como “um conjunto de métodos de inteligência artificial que simulam a evolução de estruturas individuais através de processos de seleção, mutações e reprodução”. Que depende do desempenho de cada ser em seu ambiente, esses algoritmos probabilísticos fornecem uma otimização generalizada, bem como métodos de busca alternativos e adaptativos que simulam o processo evolutivo natural ao longo de múltiplas gerações ou ciclos (GOUVEIA *et al.*, 2021).

Segundo o site do fabricante do software MATLAB (2024), o algoritmo funciona basicamente com pelo menos 3 passos:

1. O algoritmo começa gerando uma população inicial randômica;
2. Criação de novas populações a partir de pontuações atribuídas para cada novo indivíduo, levando em consideração o quão apto ele está ao problema proposto;
E, por fim:
3. Parada quando algum dos critérios mencionados na Tabela 1 é atingido.

Nas gerações de cada método, ocorrem a convergência de valores a partir de cada novo *cross over* e mutações. Contendo em cada etapa da otimização, o número de indivíduos de cada população, o melhor valor encontrado naquela geração, a média dessa função e, por fim, o número de *stall generations*, que representam quantas vezes ocorre uma mudança relativa média no valor da função *fitness*, podendo ser também um critério de parada, que não será levado em consideração neste trabalho.

Para os cálculos envolvendo o algoritmo genético, por padrão, o Matlab® sugere que sejam usados os parâmetros mostrados na Tabela 1 abaixo. Porém, a única variável que foi modificada foi a de quantidade máxima de gerações, *MaxGenerations*(MGs), visto que, por limitação de tempo e capacidade computacional, considerando que se tem 5 variáveis no problema analisado, o cálculo original seria feito com 500 gerações. Porém, pelos motivos mencionados, foi determinado um máximo de 30 gerações por método a ser analisado.

Tabela 1 – Parâmetros padrão fornecidos pelo Matlab.

Parâmetros	Dados
FunctionTolerance	1.000e-06
MaxGenerations	'100*numberOfVariables'
MaxStallGenerations	50
PopulationSize	'50 when numberOfVariables <= 5, else 200'

Fonte: (MATLAB, 2024)

4 RESULTADOS

O modelo de perda de propagação do sinal utilizado neste trabalho é o encontrado em Tahara (2022) apud Ileri e Akar (2014) e apresentado na Equação (17).

$$L = 46,3118 + 27,7753 * \log_{10}d \quad (17)$$

A partir da determinação da área de interesse a ser analisada com Raio = 2,5m, foi determinado e fixado um vetor inicial simétrico $x_0 = [R \ R \ R \ \pi/2 \ 7*\pi/6]$, para que se obtenha um valor-base de comparação, com a média de erros e desvio padrão obtidos deste vetor. Os resultados das otimizações são no mínimo iguais a ele, forçando que o algoritmo traga resultados melhores ou iguais à estimativa inicial.

A partir disso, observa-se os valores apresentados na Tabela 2 abaixo, que foram utilizados como fonte de análise e comparação dos algoritmos, mostrando os valores médios encontrados para o erro e para o desvio padrão, que nos indica a distribuição dos dados em torno da média aritmética de erros a partir da estimativa inicial do vetor x_0 .

Tabela 2 – Resultados estimativa inicial.

Métodos	Erros médios [m]	Desvio padrão médio [m]
MinMax	0,6039	0,0481
MCLA	0,7702	0,0231
WCL	0,7175	0,0279

Fonte: (TAHARA, 2022)

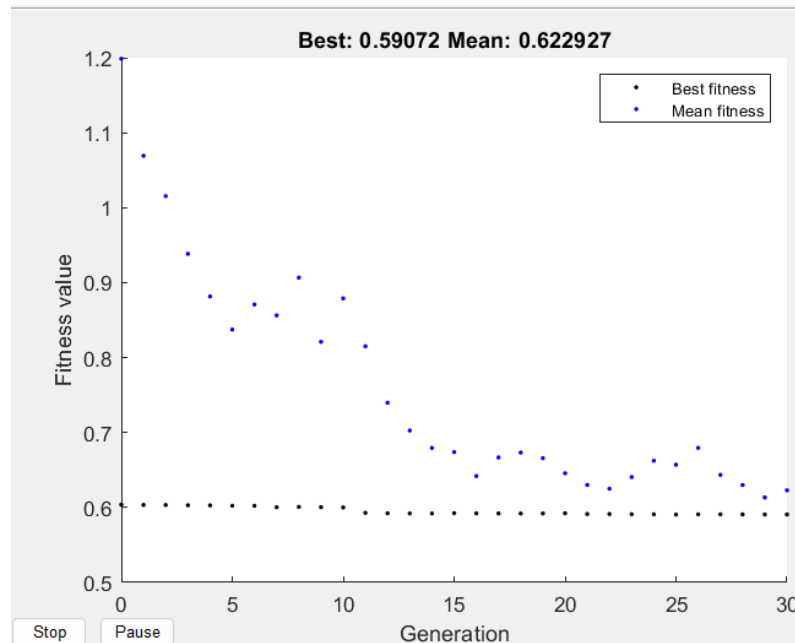
Foram definidos os vetores limitantes da função, o inferior $lb = [0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0 \ 0]$ e superior $ub = [R \ R \ R \ 2*\pi \ 2*\pi]$ e, também, o parâmetro de parada do AG, $MaxGenerations(MGs) = 30$, onde pode-se ver nas Figuras 10, 11 e 12 o histórico da função *fitness*(aptidão) ao longo das gerações, com a média da função de aptidão em azul, *Mean fitness*, e o melhor valor da função em preto, *Best fitness*. Após estas definições, foram feitas as otimizações da topologia das bases e observados os seguintes resultados na Tabela 3.

Tabela 3 – Dados com número máximo de gerações igual a 30 e R = 2,5m.

Métodos	Erros médios [m]	Desvio padrão médio [m]
MinMax	0.5881	0,0450
MCLA	0.7697	0.0231
WCL	0.7062	0,0276

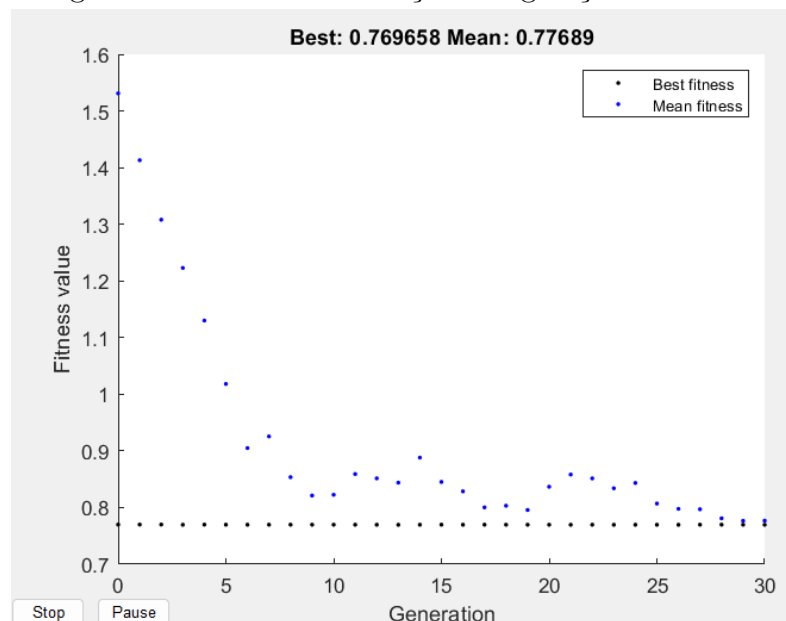
Fonte: Autoral.

Figura 10 – Fitness em função das gerações - MinMax.



Fonte: Autoral.

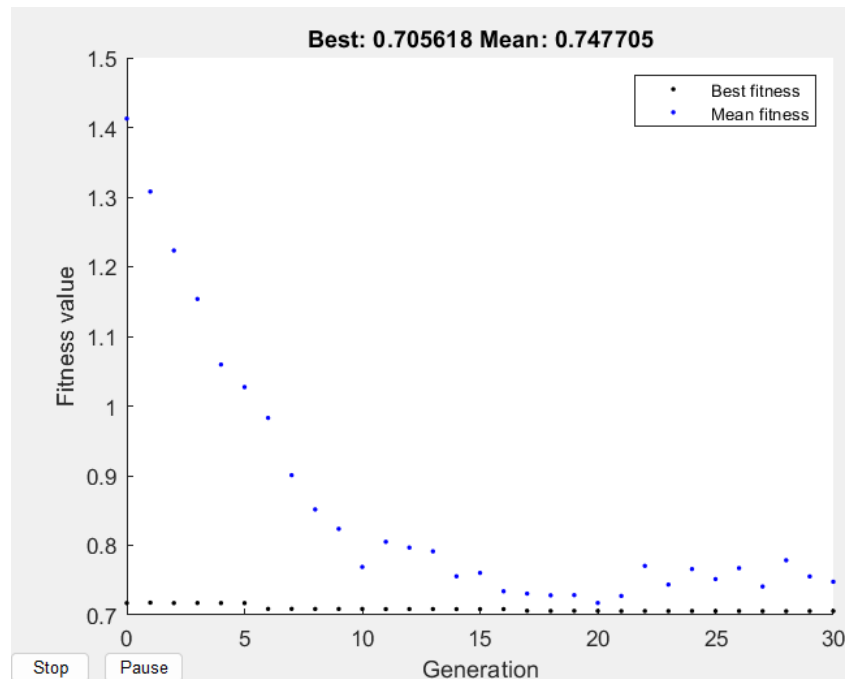
Figura 11 – Fitness em função das gerações - MCLA.



Fonte: Autoral.

Observa-se que, para os três métodos estudados, a medida que as gerações vão sendo formadas, há um decaimento dos pontos em azul, notando-se que há uma tendência de estabilidade da média da função próximo das 30 gerações estipulada como critério de parada.

Figura 12 – Fitness em função das gerações - WCL.



Fonte: Autoral.

Foi feito também uma análise de redundância para que pudesse ser observado se, rodando o algoritmo várias vezes, teria uma variação expressiva das médias de erro. Porém, conforme a Tabela 4 pode-se notar que os resultados, após 5 execuções completas dos três métodos, encontra-se estabilizado.

Tabela 4 – Teste de redundância para os erros médios na posição otimizada.

Nº Execuções	MinMax	MCLA	WCL
1	0,5916	0,7696	0,7069
2	0,5907	0,7697	0,7056
3	0,5923	0,77	0,7079
4	0,5902	0,7695	0,7054
5	0,5879	0,7696	0,7056
Média	0,5905	0,7697	0,7063
Desvio Padrão	0,0017	0,0002	0,0011

Fonte: Autoral.

Foi aumentada a área de interesse com limitante superior $2 * R$, e então, novamente feita otimização do posicionamento das bases, sendo encontrados os valores apresentados na Tabela 5.

Como observado das tabelas anteriores, pode-se notar uma melhora dos resultados após otimização das bases quando comparados com o posicionamento inicial, apesar de ter um aumento do desvio padrão médio.

Tabela 5 – Dados com MGs = 30 e 2*R.

Métodos	Erros médios [m]	Desvio padrão médio [m]
MinMax	0.4774	0,0824
MCLA	0.6938	0.0615
WCL	0.5281	0,0786

Fonte: Autoral.

Por também apresentar um resultado simétrico como o x_0 , no qual veremos as comparações dos mapas de calor mais a frente, os resultados da Tabela 3 com valores otimizados apresentam média de erros menores, porém relativamente próximas do vetor inicial. Já na Tabela 5 quando temos limitante de 2*Raio no círculo de interesse, observa-se resultados ainda melhores conforme demonstrado.

Relacionado à essa observação sobre as limitações da área de interesse, é visto na Tabela 6 abaixo os vetores finais para cada método, que representam os pontos finais otimizados das bases com a limitação de $Raio = 2.5m$ e $2 * R = 5m$. Lembrando que x_0 é um vetor fixo, base para as comparações deste trabalho e tem sua origem no centro da área estudada.

Tabela 6 – Vetores finais para cada método.

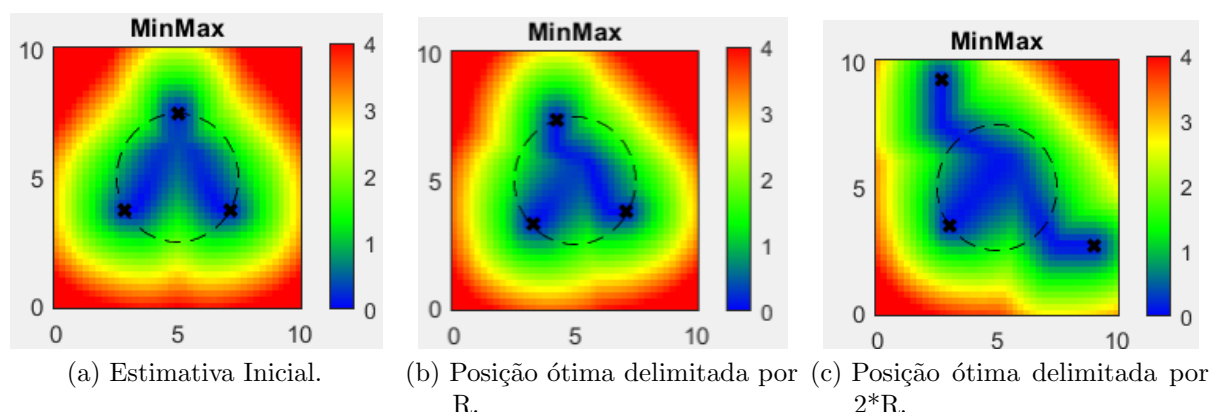
Métodos	Posição ótima com limitação R	Posição ótima com limitação 2*R
MinMax	[2.5 2.5 2.25 1.8208 3.9152]	[4.6738 4.8686 2.5 2.0708 3.8046]
MCLA	[2.5 2.5 2.5 1.5708 3.6652]	[4.9004 4.9763 4.9711 1.5708 3.6652]
WCL	[2.5 2.4576 2.5 1.5708 3.6652]	[5 5 4.9621 1.5708 3.6652]

Fonte: Autoral.

Como mencionado, foi gerado também, a partir dos resultados das simulações, mapas de calor para cada método de trilateração, promovendo uma melhor visualização dos erros obtidos e da melhor configuração para cada caso. Sendo possível observar o desempenho de cada algoritmo de trilateração de uma forma mais clara a partir das Figuras 13, 14 e 15, onde vê-se certa semelhança entre os métodos MCLA e WCL e uma discrepância maior da topologia no método MinMax.

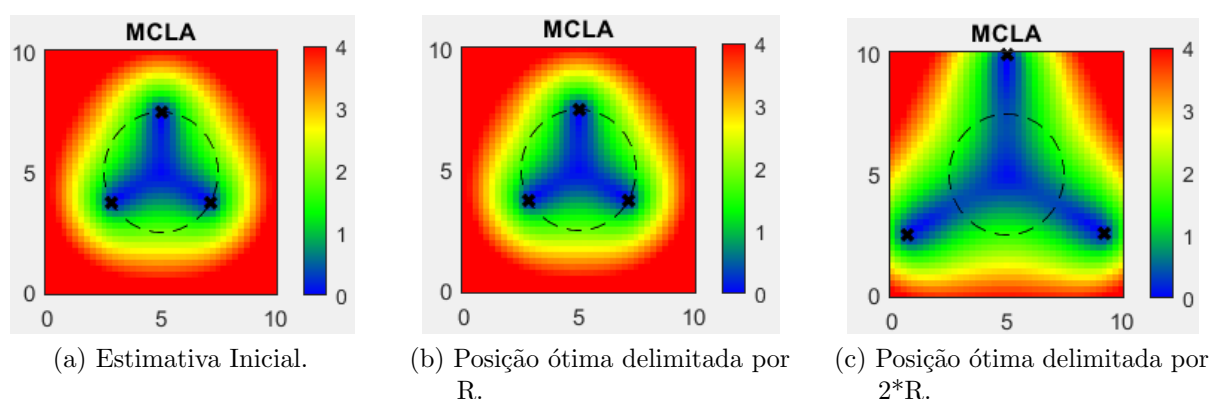
Isso acontece devido a forma de cálculo que é utilizado em cada método, no qual o MCLA utiliza as distâncias estimadas e o WCL utiliza diretamente o RSSI, ambos com o peso do fator de ajuste dinâmico, enquanto que o método do MinMax utiliza as médias das distâncias mínimas e máximas obtidas das iterações de cálculo. A barra de erro ao lado das imagens indica o valor, em metros, para cada cor relacionada.

Figura 13 – Mapas de calor de erro do MinMax.



Fonte: Autoral.

Figura 14 – Mapas de calor de erro do MCLA.

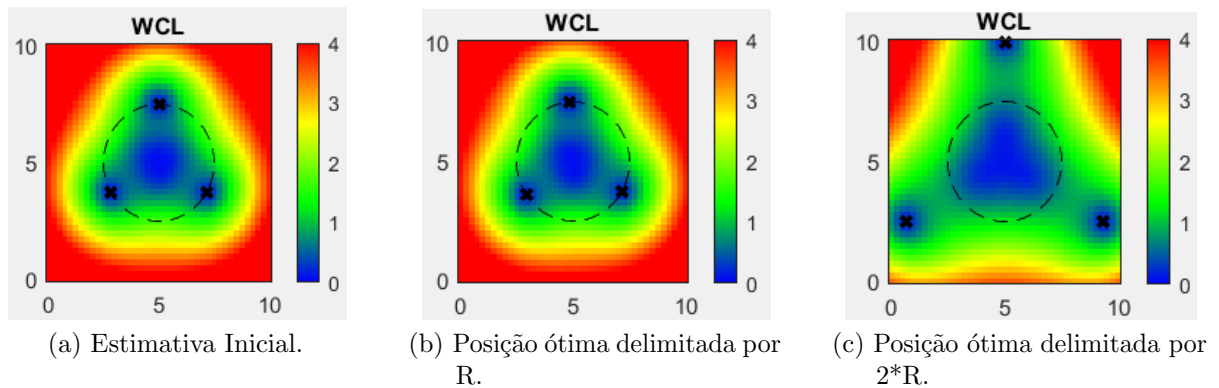


Fonte: Autoral.

Nota-se que, quando a área é delimitada por um círculo com raio $= R$, há a tendência de se gerar configurações simétricas, mas observando a configuração da Figura 13 (c), ainda que apresentando o menor erro médio dentre os métodos comparados, é encontrada uma topologia não simétrica. Já nos outros dois métodos, como são metodologias semelhantes de cálculo, a simetria ainda permanece em todas as situações otimizadas, observadas nas Figuras 14 e 15.

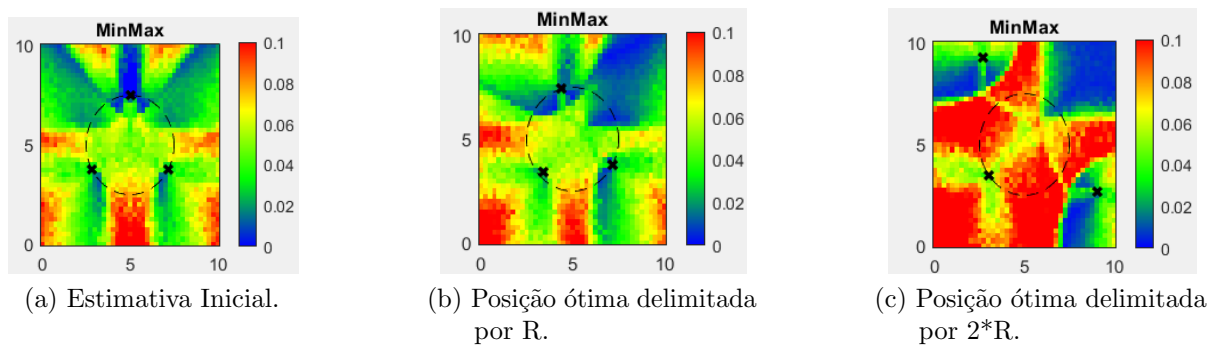
Como última análise, mas não menos importante, foram gerados os mapas de calor dos desvios padrão, dispostos nas Figuras 16, 17 e 18 abaixo, onde pode-se notar que, apesar de os resultados mostrados nas tabelas anteriores das médias de desvio padrão apresentarem-se bem próximos uns dos outros, com variação máxima de 0.0374 para MinMax, 0.0384 para MCLA e 0.051 para WCL, observando estes mapas, são notadas regiões de baixo desvio (valores próximos de zero), como, também, regiões com maior desvio padrão (próximos de 0,1) para cada método em posições não triangularmente simétricas, principalmente no caso do $R = 5m$ ($2 * R$).

Figura 15 – Mapas de calor de erro do WCL.



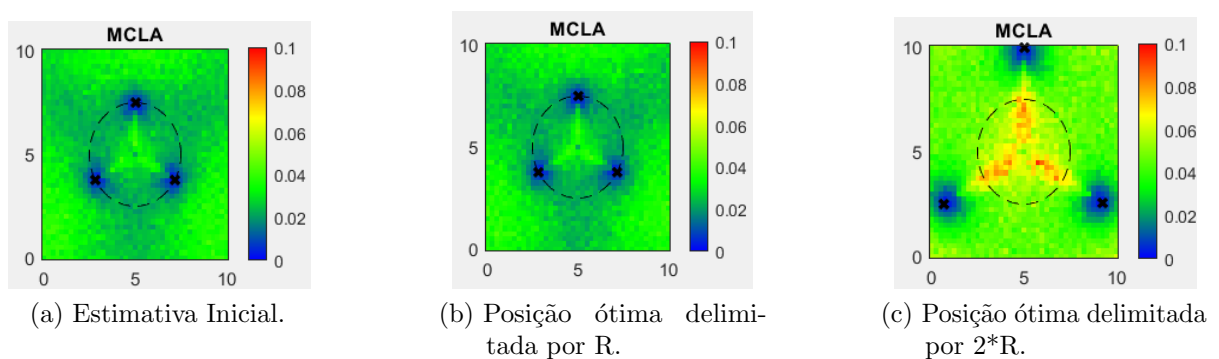
Fonte: Autoral.

Figura 16 – Mapas de calor de desvio padrão do MinMax.



Fonte: Autoral.

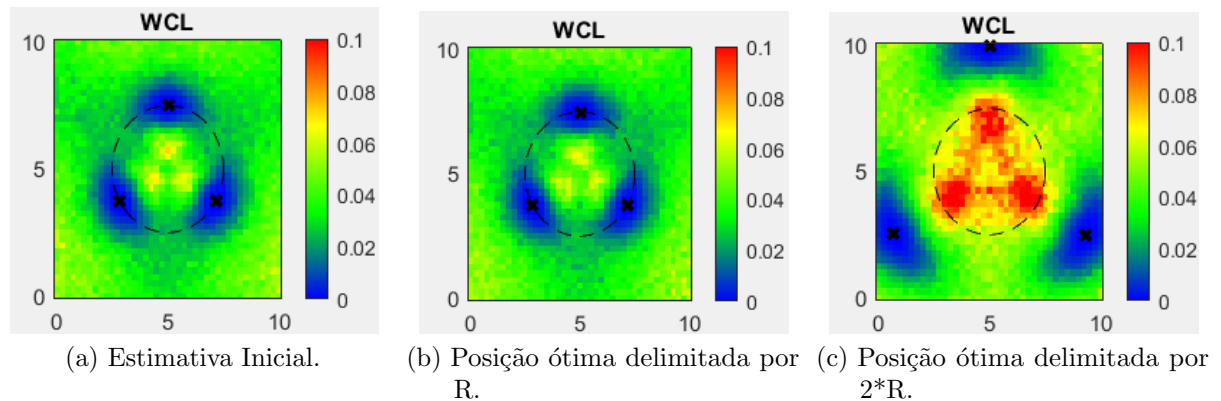
Figura 17 – Mapas de calor de desvio padrão do MCLA.



Fonte: Autoral.

Dados mapas de calor do desvio padrão, há semelhança com as observações tomadas para os mapas de erros em relação aos algoritmos MCLA e WCL e, também, uma maior variabilidade dos resultados com o algoritmo MinMax. Observa-se também um aumento do desvio padrão médio para os casos onde o limite é dado por $2 \cdot R$, corroborando com as imagens onde se vê mais pontos vermelhos no mapa de calor.

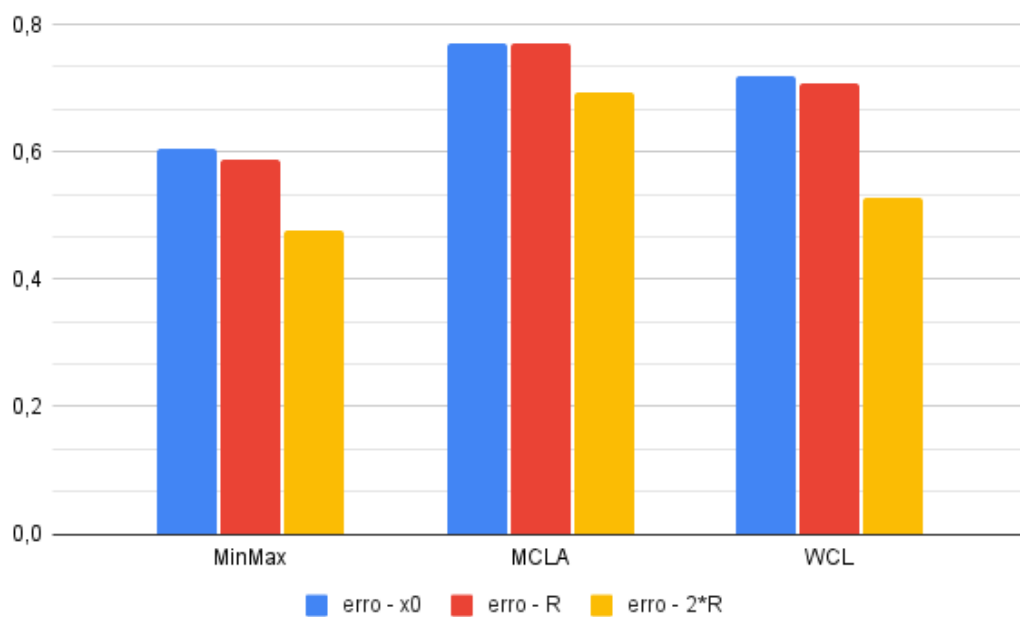
Figura 18 – Mapas de calor de desvio padrão do WCL.



Fonte: Autoral.

Após análise dos dados dispostos anteriormente, foram construídos dois gráficos de barras mostrados nas Figuras 19 e 20, que demonstra o comportamento dos métodos variando o limitante superior da área de interesse de R (2.5m) para $2 \cdot R$ (5m).

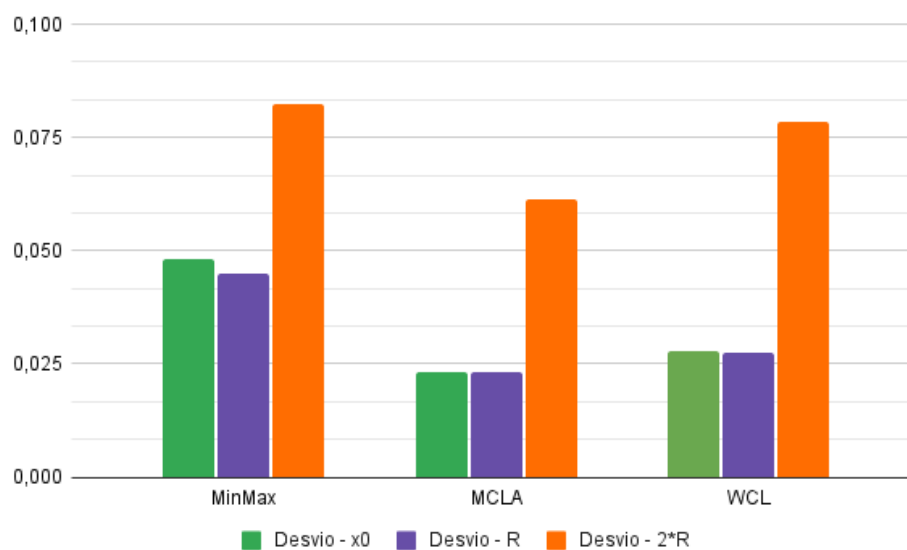
Figura 19 – Gráfico de barras comparando a média dos erros.



Fonte: Autoral.

Observa-se que o método MinMax apresenta os menores valores das médias de erros dentre os métodos estudados, e, a medida que se aumenta a delimitação da área de cálculo, há um decréscimo dessas médias, tendo assim uma melhor precisão dos resultados conforme é aumentado o número de pontos.

Figura 20 – Gráfico de barras comparando a média do desvio padrão.



Fonte: Autoral.

Porém, comparando as médias do desvio padrão, com o aumento da delimitação para $2 * R$ há, também, um acréscimo nessas médias de desvio, justificado pela maior distância entre as bases estarem mais suscetíveis aos ruídos do ambiente e, assim, tendo uma diminuição da acuracidade dos dados. Além disso, o desvio padrão não está sendo usado na função custo, então ele não é levado em consideração na otimização da topologia.

5 CONCLUSÃO

Este trabalho, teve como objetivo, fazer uma análise computacional com três diferentes métodos de localização baseados no RSSI, através da utilização do Software Matlab e do uso da função @ga (Algoritmo Genético) para otimização na varredura dos pontos de interesse buscados.

O objetivo de se fazer uma análise computacional e implementação da modelagem de trilateração, utilizando $MaxGenerations$ (MGs) = 30, foi realizado com êxito visto os resultados apresentados no capítulo anterior.

Para o método do MinMax foi obtido um resultado 2,68% melhor com a área delimitada pelo círculo de interesse e 26,49% melhor com o dobro da delimitação. Para o método do MCLA, foram obtidos resultados mais acurados com 0,06% e 11,01% melhores, respectivamente, e, também, ao método do WCL que apresentou melhoria de 1,6% com R e 35,86% com $2 * R$.

Com base nos dados alcançados, constata-se que há uma variação baixa da média de erros com $MGs = 30$ e $R = 2,5m$, de 1,45% entretanto, este valor eleva-se quando há um aumento do fator limitante, Raio, para um valor $2 * R$, chegando a uma média de melhora de acuracidade, entre os 3 métodos, de 24,45%.

Observa-se que, para os três métodos estudados, as gerações em função da curva *fitness* estavam estabilizadas próximas das 30 gerações definidas como critério de parada, mostrando resultados condizentes com o teste de redundância, ou seja, o algoritmo foi executado várias vezes e não houve uma variação expressiva das médias de erro.

Pode-se concluir, que, conforme esperado, a variação do limitante R não só diminuiu a média de erro, com destaque para o WCL que teve o maior aumento da acuracidade, mas, também, reduziu a precisão dos dados, dada pela alteração da média do desvio padrão, reduzido em 58,5% para MinMax, 37,5% para MCLA e 35,49% para método do WCL, o que nos leva a confirmar, principalmente pelas regiões mais evidentes de pontos vermelhos nos mapas de calor, que a análise levando em consideração uma maior distância entre os pontos e as bases, faz com que seja reduzida a consistência e repetibilidade dos dados, devido a uma maior tendência da influência do acréscimo de ruído.

Ainda relacionado a isso, nota-se que a semelhança de cálculos entre os métodos WCL e MCLA conforme explicado no Capítulo 2, é exemplificada nos mapas de calor das Figuras 14 e 15, tendo em sua configuração uma diferença de [0 0,0424 0 0 0] entre as distâncias inicial e final otimizada com limitante R e uma variação de [-0,0996 -0,0237 0,009 0 0] com limitante $2 * R$.

Por limitação de recursos computacionais, sugere-se para novos trabalhos que seja investigado se a exigência computacional, podendo ser representada pelo número de gerações a ser analisada ou alteração do número de bases, desde que maior ou igual a 3, em

determinados métodos, é compensada por uma obtenção de resultados mais satisfatórios nas simulações, comparando-os com os resultados aqui presentes.

Ao longo deste trabalho de conclusão de curso, foi explorada a interseção entre a Engenharia Mecânica e a otimização topológica dos nós fixos utilizando algoritmos de trilateração baseados em RSSI. Ao integrar conceitos e técnicas dessas áreas, pôde-se avançar no desenvolvimento de soluções para problemas de localização e monitoramento em ambientes complexos. A aplicação de algoritmos de trilateração baseados em RSSI permitiu não apenas aprimorar a acuracidade na determinação da posição de objetos ou dispositivos, mas, também, otimizar a disposição estratégica dos nós fixos, levando a uma melhor eficiência e desempenho dos sistemas de monitoramento e rastreamento. Este estudo destaca a importância da aplicação de abordagens computacionais avançadas na engenharia como um todo, abrindo caminho para futuras pesquisas e aplicações práticas nesse campo promissor.

E, além das sugestões abordadas, a partir de cada novo estudo, pode-se aprimorar as técnicas analisadas e melhorar cada vez mais as aplicações já mencionadas no começo deste trabalho, alterando alguns parâmetros computacionais, métodos e abordagens de comparações entre eles. Também como proposta para futuros trabalhos, uma observação importante que pode levar a diferentes resultados é a mudança do fator de ajuste dinâmico, β , para os métodos do MCLA e WCL. Podendo ser utilizada a mesma função @ga, porém variando o β encontrado para que sejam otimizadas as posições das bases com uma nova perspectiva de análise.

REFERÊNCIAS

- BELLECIERI, Y. et al. Localização indoor baseado na leitura bidirecional do rssi. Juiz de Fora - MG, p. 16, 2015. Citado 3 vezes nas páginas 13, 14 e 16.
- COSTA, J. D. F. Análise de desempenho de métodos de trilateração baseados em rssi utilizando tecnologia lora. São Carlos, São Paulo, p. 70, 2023. Citado 4 vezes nas páginas 18, 19, 20 e 21.
- GOUVEIA, A. et al. Algoritmos genéticos: Aplicando a teoria a um estudo de caso / genetic algorithms: Applying theory to a case study. **Brazilian Journal of Development**, v. 7, n. 3, p. 21053–21077, 2021. Acesso em 27 Fev, 2024. Disponível em: <<https://ojs.brazilianjournals.com.br/ojs/index.php/BRJD/article/view/25510/20315>>. Citado 3 vezes nas páginas 21, 22 e 26.
- MATLAB. **How the genetic algorithm works**. 2024. Acesso em 04 Mar, 2024. Disponível em: <<https://www.mathworks.com/help/gads/how-the-genetic-algorithm-works.html>>. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 27.
- MOAYERI, N. et al. Emerging opportunities for localization and tracking [guest editorial]. **IEEE wireless communication**, p. 8–9, 2011. Acesso em 11 Dez, 2023. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/224230427_Emerging_opportunities_for_localization_and_tracking_Guest_Editorial>. Citado na página 14.
- MÜLLER, C. et al. Otimização de algoritmos de localização baseados no rssi para redes de sensores sem fio. **XXXIII simpósio brasileiro de telecomunicações**, Juiz de Fora, Minas Gerais, p. 1–5, 2015. Citado na página 14.
- OHASHI, F. T. Avaliação de quatro algoritmos de trilateração baseados em rssi considerando a variação do número de nós fixos. São Carlos, São Paulo, p. 39, 2022. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 23.
- OLIVEIRA, L. F. B. M. et al. An extended comparison of rssi-based position estimation algorithms for lora devices. **IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC)**, São Carlos São Paulo, p. 1–6, 2021. Citado 3 vezes nas páginas 16, 19 e 20.
- OLIVEIRA, L. F. B. M. de. Avaliação de algoritmos de estimativa de posição 3d. **IEEE wireless communication**, São Carlos, São Paulo, p. 16, 2022. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 23.
- PINHEIRO, M. et al. Otimização de soluções baseadas em algoritmo genético. **Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics**, v. 6, n. 2, p. 21053–21077, 2018. Acesso em 18 Fev, 2024. Disponível em: <<https://proceedings.sbmac.emnuvens.com.br/sbmac/article/view/2326/2342>>. Citado na página 22.
- RODRIGUES, M. L. Localização em ambientes internos utilizando múltiplas tecnologias sem fio. Belo Horizonte - MG, 2011. Citado 3 vezes nas páginas 13, 14 e 15.
- SHARMA R.; MALHOTRA, S. Approximate point in triangulation (apit) based localization algorithm in wireless sensor network. **IJIRST –International Journal for Innovative Research in Science and Technology**, v. 2, n. 3, p. 1–4, 2015. Acesso em 16 Nov, 2023.

Disponível em: <<http://www.ijirst.org/articles/IJIRSTV2I3011.pdf>>. Citado na página 14.

TAHARA, D. Avaliação do fator de ajuste dinâmico presente nos métodos de localização mcla e wcl. São Carlos, p. 31, 2022. Citado 7 vezes nas páginas 14, 16, 18, 20, 21, 23 e 28.

WIN, M. Z. et al. Network localization and navigation via cooperation. **IEEE communication magazine**, p. 56–62, 2011. Acesso em 11 Dez, 2023. Disponível em: <<https://winslab.lids.mit.edu/wp-content/papercite-data/pdf/winconmazshegifdarchi-j11.pdf>>. Citado na página 13.