

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

DAVID TAHARA

**AVALIAÇÃO DO FATOR DE AJUSTE DINÂMICO PRESENTE NOS
MÉTODOS DE LOCALIZAÇÃO MCLA E WCL**

SÃO CARLOS
2023

DAVID TAHARA

**AVALIAÇÃO DO FATOR DE AJUSTE DINÂMICO PRESENTE NOS
MÉTODOS DE LOCALIZAÇÃO MCLA E WCL**

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
2023



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 35/2022/CCEMec/CCET

Graduação: Defesa Pública de Trabalho de Conclusão de Curso

Folha Aprovação (GDP-TCC-FA)

FOLHA DE APROVAÇÃO

DAVID TAHARA

AVALIAÇÃO DO FATOR DE AJUSTE DINÂMICO PRESENTE NOS MÉTODOS DE LOCALIZAÇÃO MCLA E WCL

Trabalho de Conclusão de Curso

Universidade Federal de São Carlos – Campus São Carlos

São Carlos, 05 de outubro de 2022

ASSINATURAS E CIÊNCIAS

Cargo/Função	Nome Completo
Orientador	João Vitor de Carvalho Fontes
Membro da Banca 1	João Gustavo Pereira da Silva
Membro da Banca 2	Vitor Ramos Franco



Documento assinado eletronicamente por **João Vitor de Carvalho Fontes, Docente**, em 05/10/2022, às 11:34, 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 **Vitor Ramos Franco, Docente**, em 05/10/2022, às 11:35, 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 **João Gustavo Pereira da Silva, Docente**, em 05/10/2022, às 16:27, 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 **0832771** e o código CRC **F8EEC8C5**.

AGRADECIMENTOS

À Jesus, filho do criador, sou eternamente grato. Pela vida, pela saúde, pela misericórdia e pelo conhecimento que me deste até aqui. Cada oportunidade, sei que foram portas abertas pelo Senhor que a todo tempo é bom.

Agradeço aos meus pais e irmãos por todo apoio nessa longa jornada. Pela compreensão, pelo suporte, paciência, sustento e companheirismo. Pelo exemplo de trabalho duro, honestidade e respeito ao próximo e às instituições. Aos amigos de longa data e aos familiares pela torcida, conselhos e bons momentos juntos.

À equipe de extensão Dínamo, obrigado pelas oportunidades. Foi um período de muito aprendizado, conhecimento adquirido, trabalho em equipe e profissionalismo que levarei para vida toda. Agradeço também aos membros pelo compartilhamento de experiências, respeito e dedicação.

Por fim, agradeço à UFSCar, ao departamento de Engenharia Mecânica, aos companheiros discentes e ao dedicado corpo docente, que muito contribui para este curso de excelência. Agradeço ao professor Doutor João Vitor de Carvalho Fontes pela orientação neste trabalho, pela prontidão em sanar dúvidas e pelas grandes contribuições e conquistas que tem trazido ao curso e à Universidade em tão pouco tempo.

*"É melhor obter sabedoria do que ouro! É
melhor obter entendimento do que prata!"*

(Provérbios 16:16)

*"A maior recompensa para o trabalho do ho-
mem não é o que ele ganha com isso, mas o
que ele se torna com isso."*

(John Ruskin)

RESUMO

A revolução e importância das tecnologias de geolocalização envolvendo sinais de satélites tem cada vez mais, nas últimas décadas, se estendido para ambientes internos. Nestes ambientes, os sistemas de GPS tem atenuação dos sinais devido as barreiras físicas e, conseqüentemente, mal ou nenhum funcionamento. As necessidades de localização interna são amplas e envolvem desde localização de pessoas em hospitais, do profissional de bombeiro em um ambiente em chamas, até na indústria para localização de peças ou matéria-prima no ambiente fabril. Surgem, então, tecnologias que solucionam tais problemas de localização em ambientes internos, sendo bastante comum atualmente a localização baseada na intensidade do sinal recebido, devido ao baixo custo de implementação e simplicidade. O processo de localização envolve algoritmos de trilateração para estimativa de posição. Dois desses métodos são o *Modified Centroid Localization Algorithm* (MCLA) e *Weighted Centroid Localization* (WCL) que em suas formas otimizadas possuem um fator de ajuste dinâmico (β) para melhorar a precisão. Este trabalho consiste em avaliar o β através da simulação computacional em duas frentes: a primeira é uma busca extensiva pelo fator de ajuste dinâmico que minimiza o erro médio do conjunto de pontos avaliado; a segunda também faz uma busca extensiva, porém por fatores de ajuste que minimizam o erro ponto a ponto. É realizado um comparativo entre os resultados, juntamente ao resultado de um valor de β encontrado na literatura. As simulações foram satisfatórias e a metodologia apresentada permitiu que o erro médio fosse menor em todos os casos de aplicação.

Palavras-chave: Estimativa Da Posição 2D. *Received Signal Strength Indicator*. MCLA. WCL. Fator De Ajuste Dinâmico.

ABSTRACT

The revolution and importance of geolocalization technologies involving satellite signals has increasingly, in recent decades, extended to indoor environments. In this environments, GPS systems have signal attenuation, due to physical barriers and, consequently, malfunction or no functioning. The internal location needs are broad and range from locating people in hospitals, from the firefighter in a burning environment, to the industry to locate parts or raw materials in the manufacturing environment. So, technologies that solve problems of localization in internal environments arise, being quite common nowadays the localization based on the received signal strength, due to the low implementation cost and simplicity. The localization process involves trilateration algorithms for position estimation. Two of these methods are the Modified Centroid Localization Algorithm (MCLA) and Weighted Centroid Localization (WCL) which in their optimized forms have a dynamic adjustment factor (β) to improve accuracy. This work consists of evaluating the β through computer simulation on two fronts: the first is an extensive search for the dynamic adjustment factor that minimizes the average error of the evaluated set of points; the second also searches extensively, but for adjustment factors that minimize the point-to-point error. A comparison is made between the results, together with the result of a value of β found at literature. The simulations were satisfactory and the methodology presented allowed the average error to be smaller in all application cases.

Keywords: 2D Position Estimation. Received Signal Strength Indicator. MCLA. WCL. Dynamic Adjustment Factor,

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Localização interna de pessoal em um hospital	11
Figura 2 – Algoritmos de Localização	12
Figura 3 – <i>Centroid Localization Algorithm</i>	15
Figura 4 – Disposição dos nós fixos nas condições de 3, 5, 8 e 10 bases	18
Figura 5 – Fluxograma do código que utiliza β encontrado na literatura	19
Figura 6 – Fluxograma do código que faz busca extensiva do β que minimiza o erro médio de todos os pontos	20
Figura 7 – Fluxograma do código que faz busca extensiva dos β s que minimiza o erro ponto a ponto	21
Figura 8 – Mapas de erro com 3 nós fixos do <i>MCLA</i> : (A) $\beta = 1,2$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto	22
Figura 9 – Mapas de erro com 3 nós fixos do <i>WCL</i> : (A) $\beta = 10$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto	22
Figura 10 – Mapas de erro com 5 nós fixos do <i>MCLA</i> : (A) $\beta = 1,2$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto	23
Figura 11 – Mapas de erro com 5 nós fixos do <i>WCL</i> : (A) $\beta = 10$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto	23
Figura 12 – Mapas de erro com 8 nós fixos do <i>MCLA</i> : (A) $\beta = 1,2$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto	24
Figura 13 – Mapas de erro com 8 nós fixos do <i>WCL</i> : (A) $\beta = 10$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto	24
Figura 14 – Mapas de erro com 10 nós fixos do <i>MCLA</i> : (A) $\beta = 1,2$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto	24
Figura 15 – Mapas de erro com 10 nós fixos do <i>WCL</i> : (A) $\beta = 10$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto	25
Figura 16 – Resumo em gráficos dos erros médios das simulações	27
Figura 17 – Mapas do fator de ajuste dinâmico para <i>MCLA</i> e <i>WCL</i> com escala até 200: (A) 3 bases; (B) 5 bases; (C) 8 bases; (D) 10 bases	28
Figura 18 – Mapas do fator de ajuste dinâmico para <i>MCLA</i> e <i>WCL</i> com escala ajustada: (A) 3 bases; (B) 5 bases; (C) 8 bases; (D) 10 bases	29

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – β adotado/encontrado por modelo e número de nós fixos utilizando	
<i>MCLA</i>	25
Tabela 2 – β adotado/encontrado por modelo e número de nós fixos utilizando <i>WCL</i>	26

SUMÁRIO

1 – INTRODUÇÃO	11
1.1 Objetivos	13
2 – MODELO DE DISPERSÃO E TRILATERAÇÃO	14
2.1 <i>Received Signal Strength Indicator - RSSI</i>	14
2.2 <i>Modified Centroid Localization Algorithm - MCLA</i>	15
2.3 <i>Weighted Centroid Localization - WCL</i>	16
3 – METODOLOGIA	17
3.1 Definição das Bases	17
3.2 Simulação utilizando fator de ajuste encontrado na literatura	18
3.3 Busca extensiva por um β que minimiza o erro médio de todos os pontos	20
3.4 Busca extensiva por valores de β que minimiza o erro ponto a ponto	21
4 – RESULTADOS	22
5 – CONCLUSÃO	30
REFERÊNCIAS	31

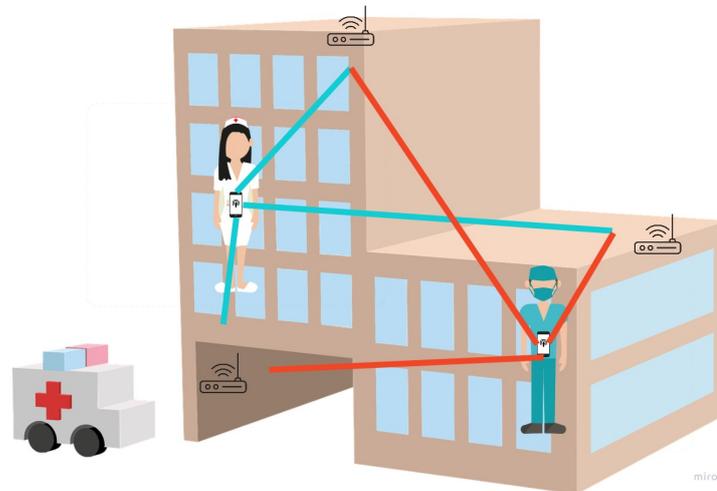
1 INTRODUÇÃO

Sistemas de localização, rastreamento e navegação estão atraindo cada vez mais a atenção de pesquisadores, engenheiros e profissionais. As informações de localização para eventos, ativos e indivíduos, principalmente com foco em duas dimensões até agora, desencadearam uma infinidade de aplicações em diferentes vertentes, como consumidores, *networking*, industriais, assistência médica, segurança pública e casos de uso de resposta a emergências (LAOUDIAS et al., 2018). Segundo Sharma e Malhotra (2015), localização é determinar a posição relativa ou absoluta de um dispositivo ou nó com precisão adequada.

Em ambientes internos, sinais de satélites são facilmente obstruídos, ocasionando sérios efeitos de *multipath* (LI et al., 2018). Uma vez que serviços de posicionamento como o Global Position System (GPS) permanecem ineficientes em aplicações de ambientes internos, outras técnicas de localização devem ser consideradas. O amadurecimento das tecnologias Wi-Fi e o incremento das capacidades de hardware dos dispositivos Smart tem se tornado um bom ponto de partida para *Localization Based Services (LBS) indoor* (CHAN; SOHN, 2012).

O LBS *indoor* tem inúmeras aplicações e a demanda por esse tipo de tecnologia tem aumentado significativamente nos últimos anos. Para exemplificar um pouco, pode-se considerar ter a localização de produtos estocados em um armazém, localização de pessoal ou equipamento médico dentro de um hospital, ilustrado na figura 1, localização de um profissional bombeiro dentro de uma construção em incêndio, detectar a localização de cães policiais treinados para encontrar explosivos em um prédio e encontrar ferramentas e equipamentos espalhados pela planta da fábrica (LIU et al., 2007).

Figura 1 – Localização interna de pessoal em um hospital

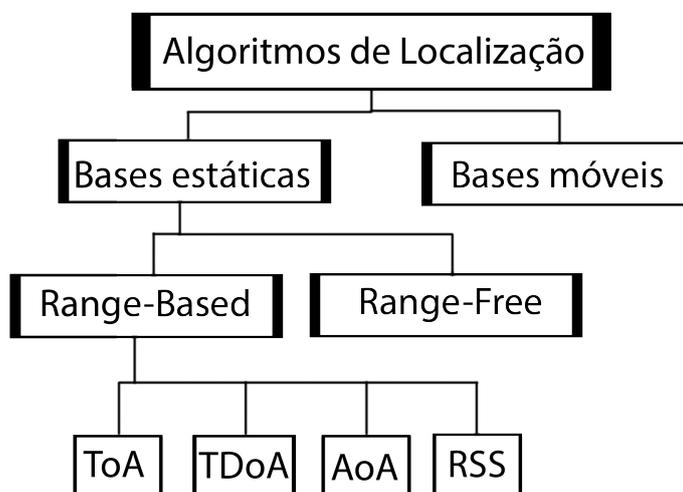


Fonte: Próprio Autor

A literatura comumente classifica os algoritmos de localização baseados em *Wireless*

Sensor Network (WSN) em duas categorias: *Range-Based* (RB) e *Range-Free* (RF). Algoritmos RF exploram informações de conectividade entre nós adjacentes. Nesse método, é utilizado a distância máxima do sinal de rádio para identificar o nós que estão dentro da esfera formada pelo alcance do sinal. Os algoritmos RB utilizam técnicas de estimativa absoluta ponto a ponto usando distâncias ou ângulos, necessitando assim, de hardware e antenas para estimativa de posição. Algumas das técnicas de RB são: *Time of Arrival* (ToA), *Time Difference of Arrival* (TDoA), *Angle of Arrival* (AoA) e *Received Signal Strength* (RSS) (ADEMUWAGUN; FABIO, 2017). Na Figura 2 é mostrado a classificação parcial dos algoritmos de localização.

Figura 2 – Algoritmos de Localização



Fonte: Adaptado de Ademuwagun e Fabio (2017) e Han et al. (2011)

Os sistemas AoA necessitam de um conjunto de antenas para determinar o ângulo a partir do qual o sinal se propaga, a partir de então, devem ser realizados cálculos de triangulação para determinar a posição do receptor. Este método necessita de calibração para obtenção de posição com precisão, para isso deve ser utilizados hardwares. O método ToA e TDoA são bastante precisos, pois determinam a distância da base ao receptor pelo tempo que o sinal leva para chegar, entretanto para isso, existe a necessidade de sincronização com uso de hardwares complexos que elevam o custo. O RSS ou *Received Signal Strength Indicator* (RSSI) é o método mais simplista e popular, visto que não necessita de hardwares adicionais para determinação da distância entre os alvos e pode ser encontrado em qualquer dispositivos que possua tecnologia de WSN.

RSSI funciona medindo a intensidade do sinal de pacotes no receptor. É frequen-

temente usado para encontrar a distância entre o transmissor e o receptor, uma vez que o sinal intensidade diminui à medida que o sinal se propaga para longe do transmissor. Como os sinais de propagação são muito suscetíveis ao ruído no ambiente, *RSSI* muitas vezes leva a informações imprecisas valores que podem causar erros no sistema de posicionamento (SADOWSKI; SPACHOS, 2018). Na seção 2 deste documento é descrito em mais detalhes a conversão da intensidade do sinal para distância.

As distâncias encontradas são utilizadas para estimar a posição aproximada do nó desconhecido através de algoritmos de trilateração. Segundo Ademuwagun e Fabio (2017), trilateração é uma técnica baseada em modelo capaz de determinar a posição bidimensional de um objeto com base na distância de três pontos de referência junto com a localização desses pontos. Adicionalmente pode-se afirmar que a trilateração necessita de pelo menos três pontos conhecidos e a distância aproximada dos mesmos ao nó desconhecido para estimar a posição do receptor.

Existem vários algoritmos de trilateração e artigos que fazem a comparação dos métodos. Oliveira, Costa e Fontes (2021) faz a análise de quatro diferentes algoritmos de estimativa de posição: *Minimum Mean Square Error (MMSE)*, *MinMax Algorithm (MinMax)*, *Modified Centroid Localization Algorithm e (MCLA)*, *Weighted Centroid Localization Algorithm (WCL)*. Os dois primeiros métodos são calculados diretamente, porém os dois últimos contém um fator de ajuste dinâmico, que pode variar conforme as condições do ambiente de teste. Este fator de ajuste tem influência significativa na precisão. Portanto, é necessário definir um método de avaliação extensivo para determinar qual o valor para o fator de ajuste que apresenta o menor erro médio.

1.1 Objetivos

O objetivo geral desse trabalho é fazer uma análise computacional e estudo do fator de ajuste dinâmico, presente em dois métodos de trilateração otimizados: *MCLA* e *WCL*.

Os objetivos específicos e complementares são:

- Implementar os modelos trilateração *MCLA* e *WCL* no *software MATLAB* usando fatores de ajustes fixos encontrados na literatura;
- Implementar um programa para fazer uma busca extensiva do fator de ajuste que minimiza o erro médio de todos os pontos;
- Implementar um programa para fazer uma busca extensiva do fator de ajuste que minimiza o erro ponto a ponto;
- Realizar o mapeamento dos fatores de ajustes ideais de cada ponto.

2 MODELO DE DISPERSÃO E TRILATERAÇÃO

2.1 *Received Signal Strength Indicator - RSSI*

O valor *RSSI* está associado ao tamanho da atenuação do sinal. A teoria baseada em modelo de alcance *RSSI* implementou a localização de nós determinando os parâmetros do ambiente no modelo de perda de propagação do sinal, *Path Loss* (PL), juntamente com o valor *RSSI* que é recebido dos nós receptores no modelo, de modo a estimar a distância entre os nós (SHANG et al., 2014). Estes modelos incluem variáveis difíceis de serem determinadas e conseqüentemente podem haver significativas divergências na interpretação do ambiente. Em ambientes internos é comumente utilizado o *Log-Distance Path Loss Model* que estima a propagação com atenuação em uma área fechada. O modelo é dado pela expressão 1.

$$L(d) = L(d_0) + 10 \cdot \eta \cdot \log(d/d_0) + X_g \quad (1)$$

Onde $L(d)$ representa a medida de *Path Loss* total em dB numa distancia d , $L(d_0)$ é o PL de uma distância d_0 conhecida, η é um valor dependente do ambiente e X_g é uma variável aleatória Gaussiana em zero. O modelo de perda de propagação do sinal utilizado neste trabalho é o encontrado em Ileri e Akar (2014) e apresentado na equação 2.

$$L = 46,3118 + 27,7753 \times \log_{10}d \quad (2)$$

O *RSSI* está relacionado com a potência do sinal na antena no receptor, sendo expressa em dB utilizando como valor um sinal de referência P_{Ref} em Watts [W], e o valor do sinal remanescente P_{RX} [mW], como descrito na equação 3.

$$RSSI = 10 \cdot \log(P_{RX}/P_{Ref}) \quad (3)$$

Dessa forma, obtendo o valor de *RSSI* pelo dispositivo receptor, é determinado o valor de P_{RX} . Este, por sua vez, é utilizado como entrada na equação 4 (Modelo de Livre Propagação), onde P_{TX} é a potência do sinal do emissor, associado a um modelo de perda de propagação de sinal adequado, por exemplo a equação 1, para se obter a distância entre os módulos remetente e receptor.

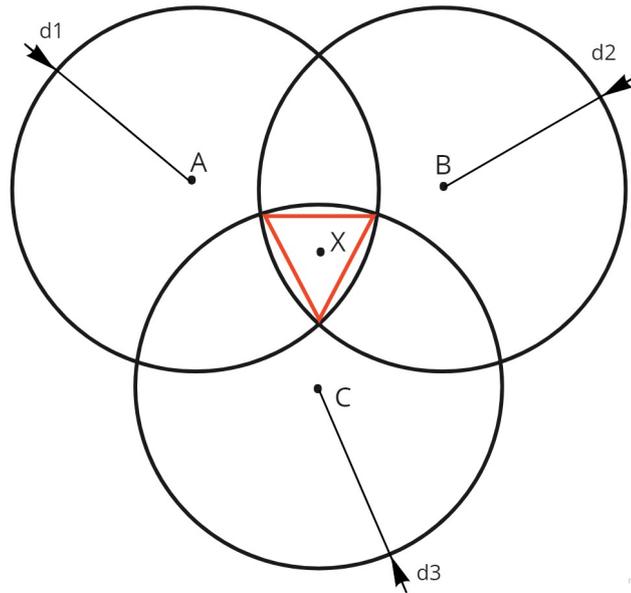
$$L = 10 \cdot \log(P_{TX}/P_{RX}) \quad (4)$$

Uma vez que as distâncias entre os nós de comunicação podem ser estimadas, é possível executar rotinas de estimativa de posição.

2.2 Modified Centroid Localization Algorithm - MCLA

O algoritmo baseado na centroide utiliza as distâncias calculadas do nó desconhecido até os nós de coordenadas conhecidas. Para três nós conhecidos, a posição estimada do nó desconhecido é determinado pelo centroide do triângulo formado pela intersecção das circunferências, cujo raios são as distâncias, conforme ilustrado na figura 3.

Figura 3 – Centroid Localization Algorithm



Fonte: Adaptado de (OLIVEIRA; COSTA; FONTES, 2021)

O *Modified Centroid Localization Algorithm* utiliza as distâncias entre as bases e o alvo a ser localizado para estimativa de sua posição. Dessa forma é importante que a conversão do *RSSI* em distância seja realizada por uma equação de PL que retrate bem o ambiente para que, não carregue erro no processo de trilateração. Seja $n \geq 3$, a quantidade de nós fixos de coordenadas $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ conhecidas, d_i a distância do ponto à base correspondente e (x, y) coordenadas do nó desconhecido. Pelo *MCLA*, (x, y) é dado pelas equações 5 e 6.

$$x = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{d_i}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i}} \quad (5)$$

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{y_i}{d_i}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i}} \quad (6)$$

A precisão do algoritmo pode ser melhorada adicionando um fator de ajuste dinâmico β . O valor desse fator influencia diretamente no erro médio associado a estimativa da posição no qual é o alvo do estudo deste trabalho. Sendo assim as equações 5 e 6 se tornam 7 e 8, respectivamente.

$$x = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{d_i^\beta}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^\beta}} \quad (7)$$

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{y_i}{d_i^\beta}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^\beta}} \quad (8)$$

O *MCLA* é um método modificado que utiliza a equação de PL que, quando bem definida, apresenta melhores resultados do que o método mais simplista e direto, o *WCL*.

2.3 *Weighted Centroid Localization - WCL*

O algoritmo *WCL* é semelhante ao *MCLA*, mas utiliza diretamente o valor do *RSSI*, ao invés da distância. Logo, não depende da equação de *Path Loss*. Como a operação de localização é realizada simplesmente usando as localizações do nó âncora, o algoritmo *WCL* também é eficaz em termos de velocidade de processamento e utilização de recursos (KIM; SHIN, 2018). Sendo assim, e já considerando o fator de ajuste dinâmico β as equações para (x,y) são mostradas em 9 e 10.

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

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

Como pode ser visto nas equações tanto do *MCLA* quanto do *WCL*, as distâncias ou a intensidade dos sinais têm seus valores inversos influenciando nos cálculos. Dessa forma, os nós que estão mais distantes e que são mais sujeitos a apresentarem distorções, tem menores pesos na equação. O efeito do fator de ajuste dinâmico amplifica, ainda mais, a relevância das distâncias entre os nós fixos e o alvo quando assume valores acima de 1. Essa relevância poderia, ainda, ser amenizada com valores de β entre 0 e 1. Entretanto, nos resultados deste trabalho, será visto que em nenhum caso, essa situação contribuiu para aumentar a precisão.

3 METODOLOGIA

Para otimização do fator de ajuste dinâmico β nos algoritmos de trilateração *MCLA* e *WCL* será realizado simulações computacionais com valores encontrados na literatura em comparação com valores encontrados através de uma busca extensiva dentro de um campo de pontos adequado. A comparação se dará pelos erros médios encontrados, demonstrados em mapas de calor, bem como desvios padrão. O estudo ainda se estende na variação do número de bases como forma de verificar a influência na precisão dos resultados.

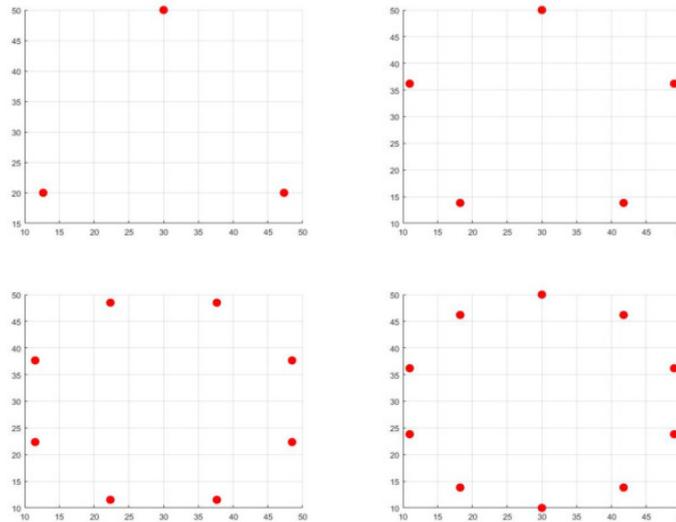
Não obstante, será realizado uma busca extensiva do valor do beta ponto-ponto, também variando o número de bases. Assim será possível demonstrar o fator de ajuste mais adequado em mapas de calor. Os valores de erro médio e desvio padrão serão comparados com os resultados utilizando β encontrado na literatura e o otimizado de maneira geral para todos os pontos.

As simulações serão realizadas completamente dentro do *MATLAB*, podendo alguns dos dados serem tratados no *EXCEL* em forma de gráficos para melhor visualização e compreensão dos resultados. As bases, abordadas até aqui como nós fixos de coordenadas conhecidas, foram definidos em quatro condições onde varia-se a quantidade e as posições. Foi feito três diferentes códigos: o primeiro para avaliar o resultados com Beta da literatura, um segundo para encontrar o β que minimiza o erro de um conjuntos de pontos e por último um código para encontrar um β que minimiza o erro ponto a ponto.

3.1 Definição das Bases

Para estudo do efeito do número de bases na precisão dos resultados, foram criadas quatro condições em que variou-se a quantidade de nós fixos, porém mantendo sempre a mesma distância de um ponto fixo central, ou seja, existe uma circunferência de raio fixo e perímetro que contenha todas as bases. As bases são sempre posicionadas equidistantes. Na figura 4 é ilustrado a localização das bases.

Figura 4 – Disposição dos nós fixos nas condições de 3, 5, 8 e 10 bases



Fonte: Próprio Autor.

3.2 Simulação utilizando fator de ajuste encontrado na literatura

As bases definidas anteriormente foram implementadas nos códigos das simulações. Cada condição será simulada individualmente, ou seja, quando se alterar a quantidade de bases, uma nova simulação completa será realizada. Sendo assim, como há quatro condições, o programa irá rodar quatro vezes para cada uma das três metodologias propostas, somando um total de doze simulações.

Para realizar este estudo foi criado um ambiente de análise. Este ambiente é constituído por um total de 3721 pontos de coordenadas conhecidas e que formam uma malha de dimensões 61 x 61. Todas as bases estão contidas nesta malha. Todos os pontos serão utilizados para criação dos mapas de calor, entretanto os pontos desta malha que serão considerados para otimização e comparação do erros médios são aqueles que estão dentro da área da circunferência de raio 20 e centro em [30,30].

Os códigos de simulações propostos, criam uma condição ambiente equivalente ao descrito em Ileri e Akar (2014) por usar a mesma equação de *Path Loss*. Através das coordenadas dos pontos conhecidos, bem como as coordenadas das bases é possível calcular as distâncias reais, sendo que cada ponto tem associado a ele a mesma quantidade de distâncias do que a quantidade de bases. As distâncias reais são convertidas em *RSSI* e aplicado um ruído de distribuição normal e aleatória usando o comando *randn* do Matlab. Esse processo é realizado trinta vezes para cada valor de *RSSI*. O valor de *RSSI* utilizado para simulação, chamaremos aqui de *RSSI'*, é a média de todos valores de *RSSI* com ruídos gerados aleatoriamente.

Em seguida, é realizado a conversão do *RSSI'* para distância, utilizando a mesma

equação de *Path Loss*. O algoritmo *MCLA*, utiliza a distância para calcular a posição, enquanto que o *WCL* utiliza diretamente o valor do *RSSI'*. É importante ressaltar, que o processo descrito até aqui é idêntico nos códigos que serão apresentados nas seções 3.3 e 3.4 deste capítulo.

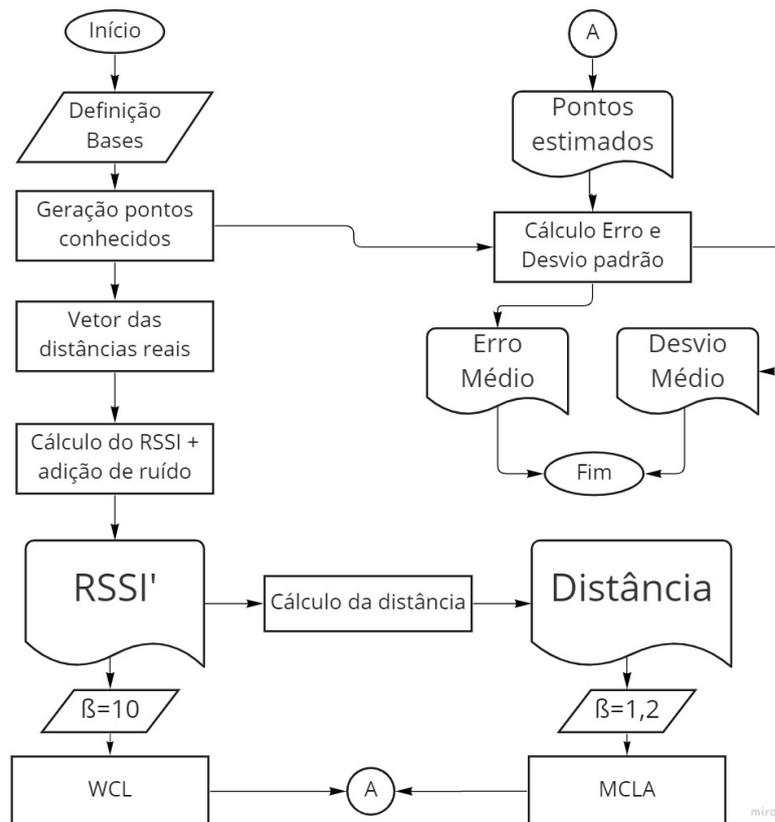
A próxima etapa é realizar as estimativas de posição utilizando os algoritmos de trilateração *MCLA* e *WCL*. Nesta etapa foi fixado os valores do fator de ajuste dinâmico para cada algoritmo, sendo esse valores os mesmo usado em Oliveira, Costa e Fontes (2021). Os valores dos β s são 1,2 e 10 para os algoritmos *MCLA* e *WCL*, respectivamente.

Finalmente, utilizando os pontos conhecidos e o estimado pelos algoritmos e a equação 11, os erros de todos os pontos e a média dos erros dos pontos analisados são calculados. O mesmo é feito para o desvio padrão. Um fluxograma simplificado do funcionamento do código é apresentado na figura 5.

$$Erro = \sqrt{(x - \bar{x})^2 + (y - \bar{y})^2} \tag{11}$$

Onde (x,y) é a coordenada real do ponto e (\bar{x},\bar{y}) é a coordenada estimada pelo algoritmo de localização.

Figura 5 – Fluxograma do código que utiliza β encontrado na literatura



Fonte: Próprio Autor.

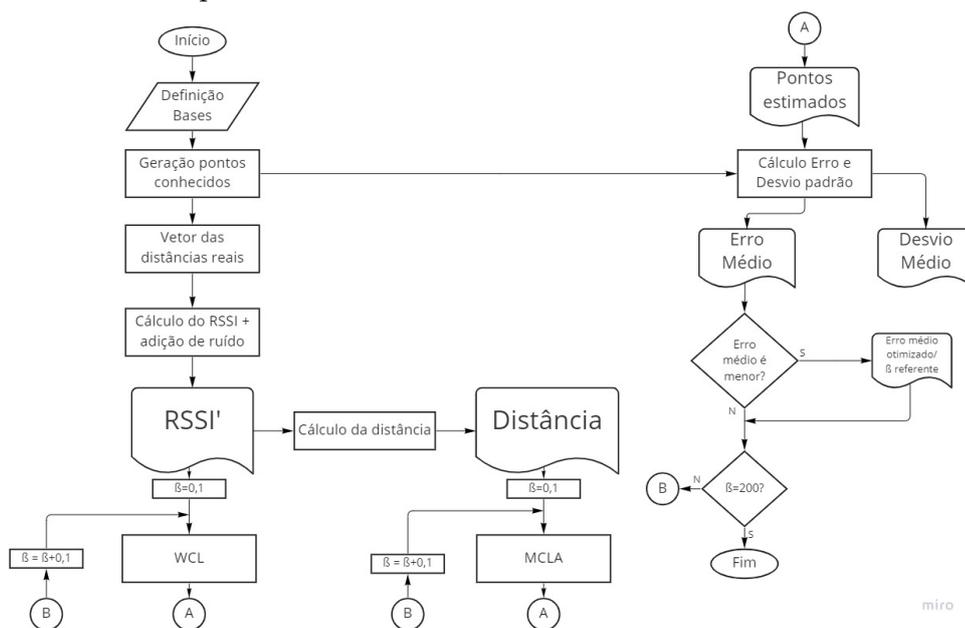
3.3 Busca extensiva por um β que minimiza o erro médio de todos os pontos

A busca por um valor de β que minimiza o erro será realizada de forma extensiva, ou seja, atribuirá-se uma faixa para que o fator de ajuste varie, bem como um passo, que é o incremento na variável. Para isso foi definido um incremento de 0,1 e uma faixa que varia de 0 a 200. A faixa foi estabelecida através de testes mais grosseiros com incrementos maiores que mostraram que o fator de ajuste não ultrapassava este valor e, somente assumia valores altos na região de não interesse, ou seja, onde os métodos de trilateração não se fazem eficazes.

A obtenção dos valores de $RSSI'$ e das distâncias de simulação foram obtidas igualmente ao programa da seção anterior. Porém agora, o β inicial assume o valor de 0,1, com este valor é realizado a estimativa de posição para os dois algoritmos de trilateração em estudo, os erros dos pontos são calculados, bem como o erro médio que são armazenados em um vetor com o valor do β referente. Na próxima iteração é feito um incremento de 0,1 no valor do β e refeito a estimativa de posição. O erro médio é recalculado e comparado com o valor da iteração anterior e aquele que assumir o menor valor permanece no vetor juntamente com o valor do β associado. Este processo é realizado até que o valor do fator de ajuste seja de 200, onde a iteração é finalizada.

No final da rotina, se encontra no vetor de erro médio o menor valor, assim como o valor de β que minimizou o erro médio. Para essa simulação, o código é descrito em fluxograma na figura 6.

Figura 6 – Fluxograma do código que faz busca extensiva do β que minimiza o erro médio de todos os pontos



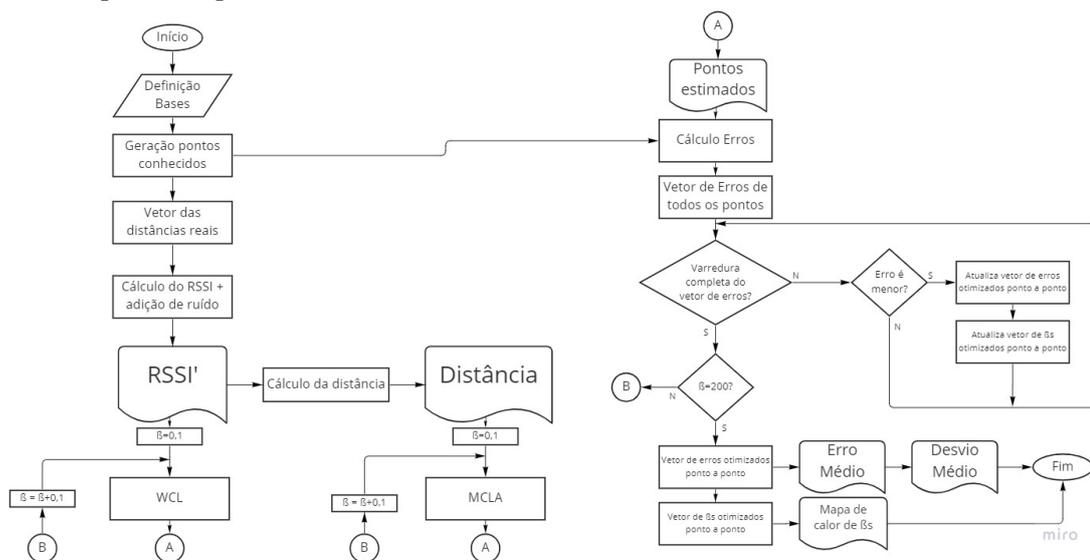
Fonte: Próprio Autor.

3.4 Busca extensiva por valores de β que minimiza o erro ponto a ponto

Após a obtenção dos valores de $RSSI'$ e distâncias necessárias para estimativa de posição, inicia-se a iteração, semelhantemente ao programa que faz a otimização do erro médio para todos os pontos. Entretanto, neste programa é criado um vetor de erros de todos os pontos e a partir da segunda iteração é feita uma varredura que compara o erro ponto a ponto da atual iteração com a anterior. Os pontos que tem os erros menores são atualizados em um outro vetor de erros otimizados e o β associado é atualizado no vetor de β s otimizados.

Ao final da rotina, quando o β é igual a 200, obtém-se tanto o vetor de erros otimizados ponto a ponto quanto o vetor de β s otimizados ponto a ponto. Com o primeiro é calculado o erro e o desvio médios e com o segundo é gerado um mapa de calor de β s. O fluxograma do código é mostrado na figura 7.

Figura 7 – Fluxograma do código que faz busca extensiva dos β s que minimiza o erro ponto a ponto

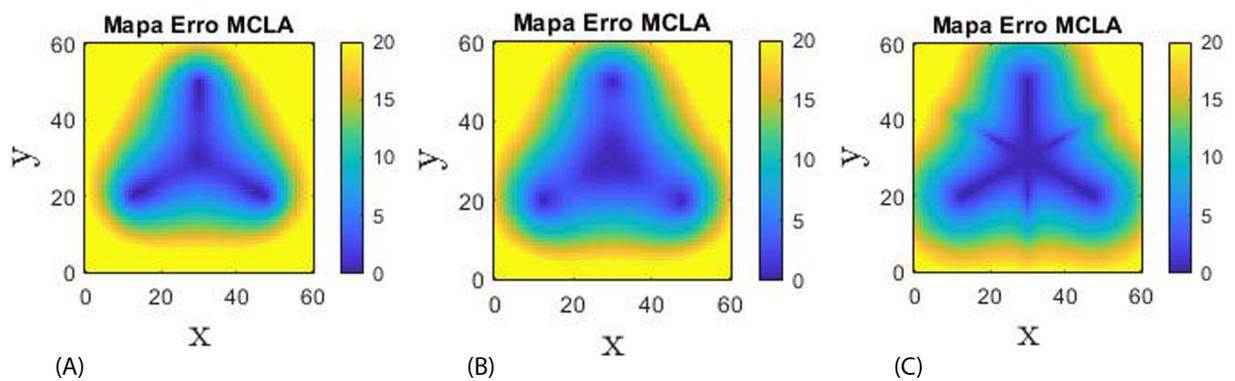


Fonte: Próprio Autor.

4 RESULTADOS

As simulações retornaram valores que foram agrupados em planilhas para análise dos resultados. Também foram gerados mapas de erros para todas as simulações nas diferentes condições testadas. Inicialmente, para o programa que calculou o erro com $\beta = 1,2$ utilizando três bases pelo método *MCLA*, foi gerado o mapa de calor do erro, ilustrado na figura 8 (A). Na figura 8 (B) é ilustrado o mapa de calor para um β otimizado para todos os pontos e na figura 8 (C) para valores de β otimizados pontos a ponto.

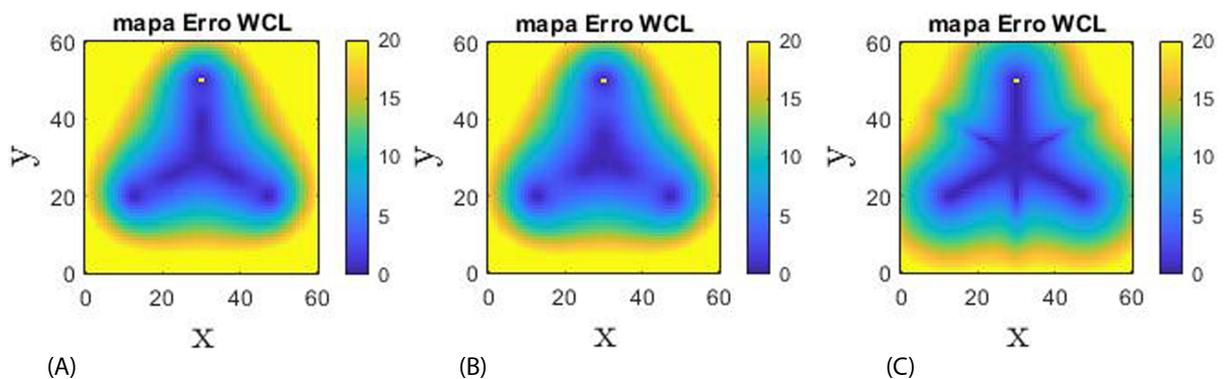
Figura 8 – Mapas de erro com 3 nós fixos do *MCLA*: (A) $\beta = 1,2$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto



Fonte: Próprio Autor.

No mesmo sentido, foi gerado os mapas de calor utilizando o *WCL* como algoritmo de trilateração. Mostrado na figura 9.

Figura 9 – Mapas de erro com 3 nós fixos do *WCL*: (A) $\beta = 10$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto

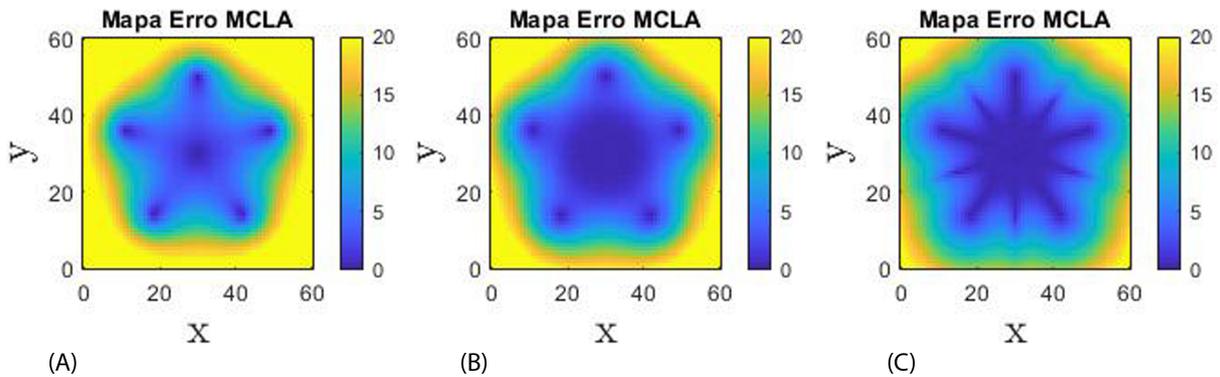


Fonte: Próprio Autor.

Elevando o números de nós fixos para cinco, novos mapas de calor foram gerados seguindo a mesma ordem mostrada para três bases e que será utilizada paras os demais

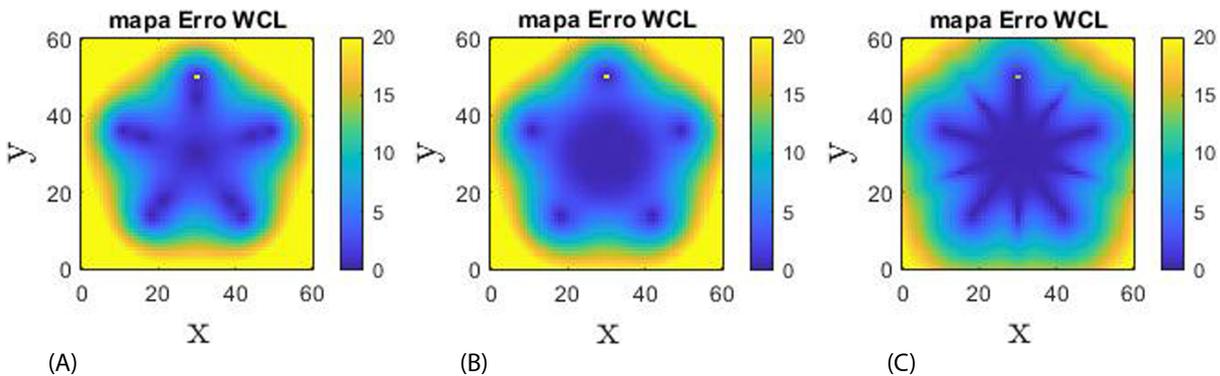
testes. Estes mapas podem ser vistos na figura 10 referente ao algoritmo *MCLA*. Já os mapas de erro para *WCL* são mostrados na figura 11.

Figura 10 – Mapas de erro com 5 nós fixos do *MCLA*: (A) $\beta = 1,2$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto



Fonte: Próprio Autor.

Figura 11 – Mapas de erro com 5 nós fixos do *WCL*: (A) $\beta = 10$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto



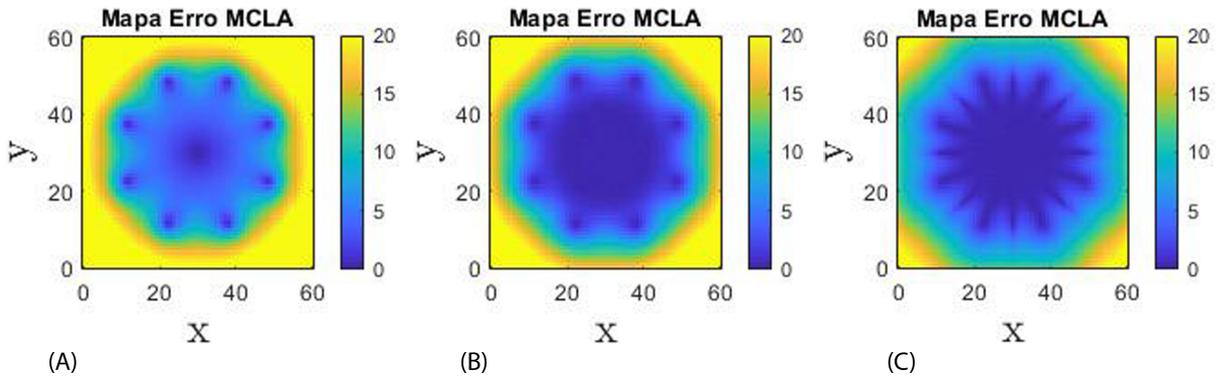
Fonte: Próprio Autor.

Elevando o número de bases para oito, os mapas de erro do *MCLA* são mostrados na figura 12 e em *WCL*, na figura 13.

Finalmente a comparação entre os erros utilizando um valor de β encontrado na literatura, β otimizado para todos os pontos e β otimizado ponto a ponto na condição de dez nós fixos é mostrado na figura 14 para *MCLA* e na figura 15 para *WCL*.

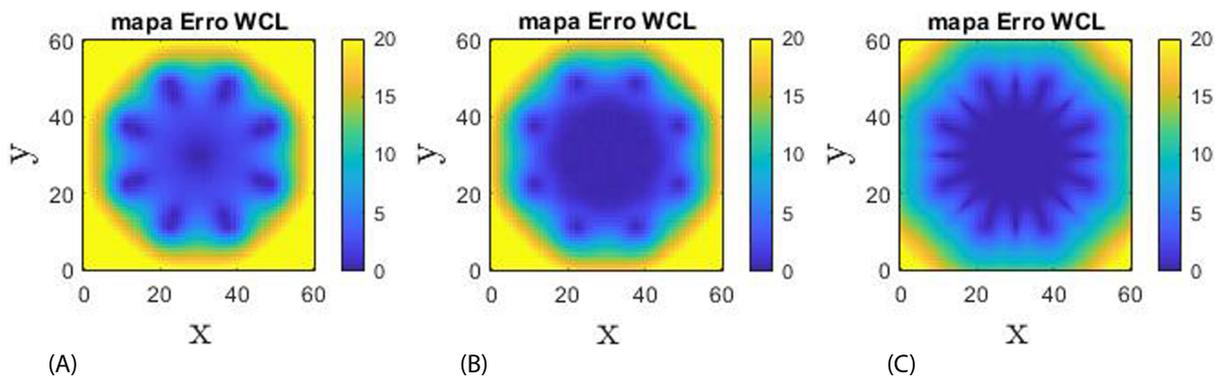
Em todos os casos verifica-se que a otimização para todos os pontos teve uma melhora nos erros em relação a simulação com fator dinâmico encontrado na literatura. Evidenciado visualmente por um aumento das áreas mais escuras que representam menores erros. Os mapas de calor apresentaram ainda mais regiões escuras quando foi utilizado o fator dinâmico otimizado ponto a ponto. Entretanto, na prática, para utilizar o mapeamento dos β s gerado neste programa, o processo de localização deverá ocorrer em duas etapas: primeiramente, encontrar uma posição estimada utilizando o β otimizado para todos

Figura 12 – Mapas de erro com 8 nós fixos do *MCLA*: (A) $\beta = 1,2$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto



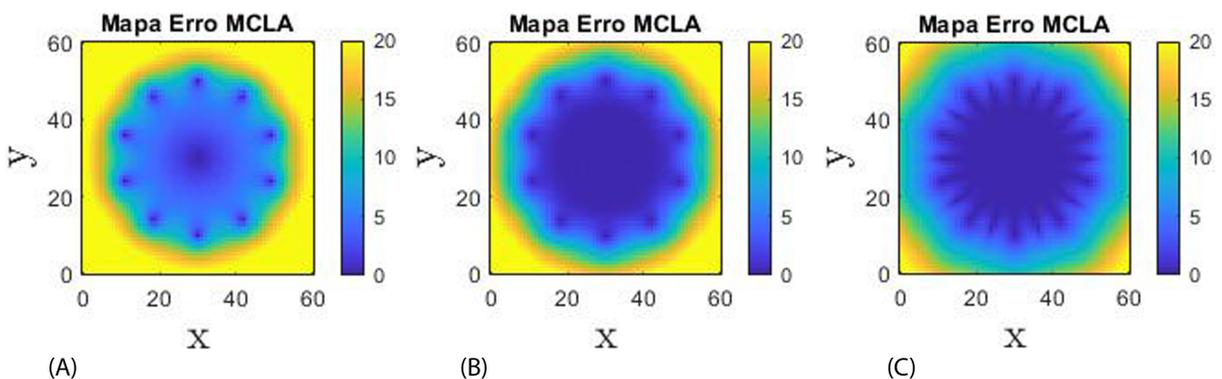
Fonte: Próprio Autor.

Figura 13 – Mapas de erro com 8 nós fixos do *WCL*: (A) $\beta = 10$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto



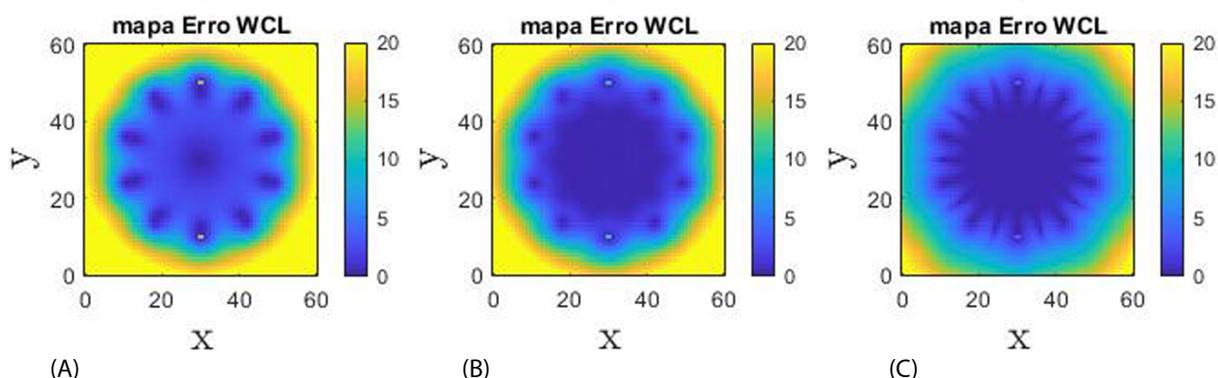
Fonte: Próprio Autor.

Figura 14 – Mapas de erro com 10 nós fixos do *MCLA*: (A) $\beta = 1,2$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto



Fonte: Próprio Autor.

Figura 15 – Mapas de erro com 10 nós fixos do *WCL*: (A) $\beta = 10$; (B) β otimizado para todos os pontos; (C) β otimizado ponto a ponto



Fonte: Próprio Autor.

os pontos; posteriormente, utilizar a posição encontrada para associar ao valor de β do mapeamento e recalculer a posição. Este processo teria uma piora do erro médio em relação ao encontrado na otimização do β ponto a ponto e, no melhor dos casos, manteria um erro médio igual. Esta simulação não foi realizada neste trabalho e ficará como sugestão para futura continuidade desse estudo.

Além dos erros ilustrados em mapas de calor, as simulações retornaram os valores dos fatores dinâmico que minimizaram o erro nas condições específicas de cada simulação. Na tabela 1 está organizado β encontrado em cada caso e o referente erro médio e desvio padrão médio para o algoritmo *MCLA*. Similarmente, para *WCL*, está descrito na tabela 2. Em ambas as tabelas pode-se verificar que não há valores para os β s otimizado ponto a ponto, justamente por cada posição assumir um valor particular.

Tabela 1 – β adotado/encontrado por modelo e número de nós fixos utilizando *MCLA*

		MCLA		
		β literatura	β otimizado para todos os pontos	β otimizado ponto a ponto
3 bases	β	1,2	1,8	-
	Erro Médio	6,171	5,3442	4,5591
	Desvio Médio	0,1522	0,3557	0,2025
5 bases	β	1,2	2	-
	Erro Médio	5,0902	2,5507	1,9506
	Desvio Médio	0,2576	0,2734	0,12
8 bases	β	1,2	2	-
	Erro Médio	4,6167	1,2568	0,9353
	Desvio Médio	0,128	0,1779	0,1317
10 bases	β	1,2	2	-
	Erro Médio	4,5118	0,9029	0,6706
	Desvio Médio	0,1169	0,1651	0,1145

Fonte: Próprio autor.

Tabela 2 – β adotado/encontrado por modelo e número de nós fixos utilizando *WCL*

		WCL		
		β literatura	β otimizado para todos os pontos	β otimizado ponto a ponto
3 bases	β	10	12	-
	Erro Médio	5,603	5,466	4,5508
	Desvio Médio	0,1421	0,2611	0,1925
5 bases	β	10	13,4	-
	Erro Médio	3,801	2,6873	1,9652
	Desvio Médio	0,2929	0,244	0,1711
8 bases	β	10	13,4	-
	Erro Médio	2,758	1,358	0,9518
	Desvio Médio	0,1407	0,1838	0,1255
10 bases	β	10	13,3	-
	Erro Médio	2,5418	0,9983	0,653
	Desvio Médio	0,1319	0,1601	0,1073

Fonte: Próprio autor.

Os erros médios descritos nas tabelas 1 e 2 anteriormente, foram colocados em gráficos, representado na figura 16, a fim trazer um resumo e permitir uma comparação visual dos resultados. Pode-se verificar que em todos os casos houve uma melhora significativa dos resultados, evidenciado pelos menores erros médios, quando há a otimização do fator de ajuste. Percebe-se, ainda que, o β encontrado na literatura obteve resultados próximos às formas otimizadas, porém teve desempenho bastante inferior, comparativamente, quanto mais bases foram utilizadas. Isso ocorre devido a sensibilidade do fator de ajuste com as condições do teste, neste caso o número de bases. E devido, o experimento de Oliveira, Costa e Fontes (2021) ter sido realizado com 3 nós fixos.

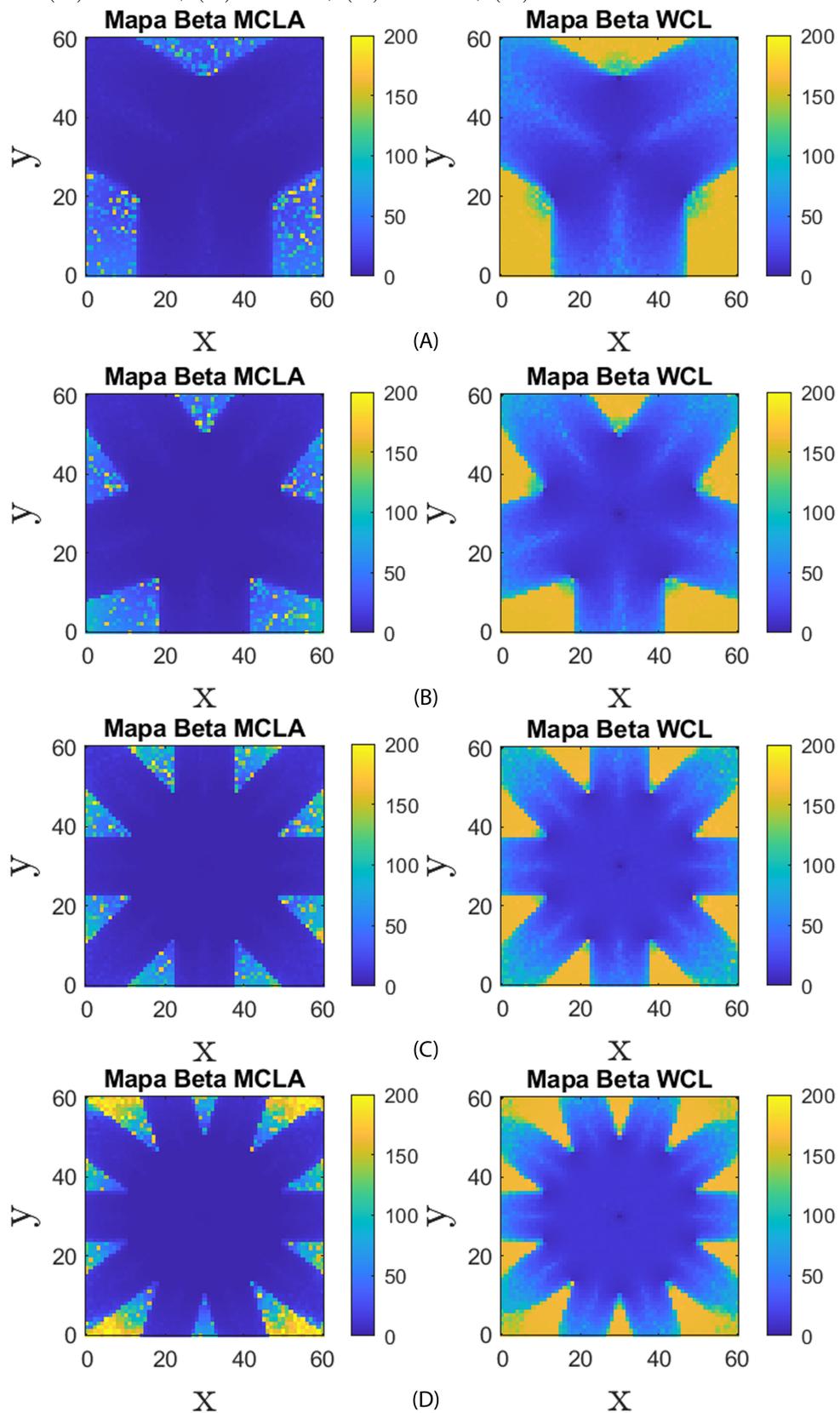
Especificamente o programa que fez a otimização do β ponto a ponto permitiu que fosse gerado um mapa de calor do fator de ajuste dinâmico para cada condição de teste. Esses mapas de calor foram agrupados na figura 17 tanto para *MCLA* e para *WCL* com escala de 0 a 200. Esta faixa foi a determinada anteriormente para busca extensiva. Através destes mapas é possível ver as regiões em que o β eclode para valores mais alto, ou seja, onde os erros tendem a serem maiores e há a tentativa de minimizá-los. Porém, devido a escala utilizada, não está visual o comportamento do β dentro da região de interesse. Sendo assim foi feito um ajuste manual da escala, diferente para cada método, para que este empasse fosse resolvido. Demonstrado na figura 18.

Figura 16 – Resumo em gráficos dos erros médios das simulações



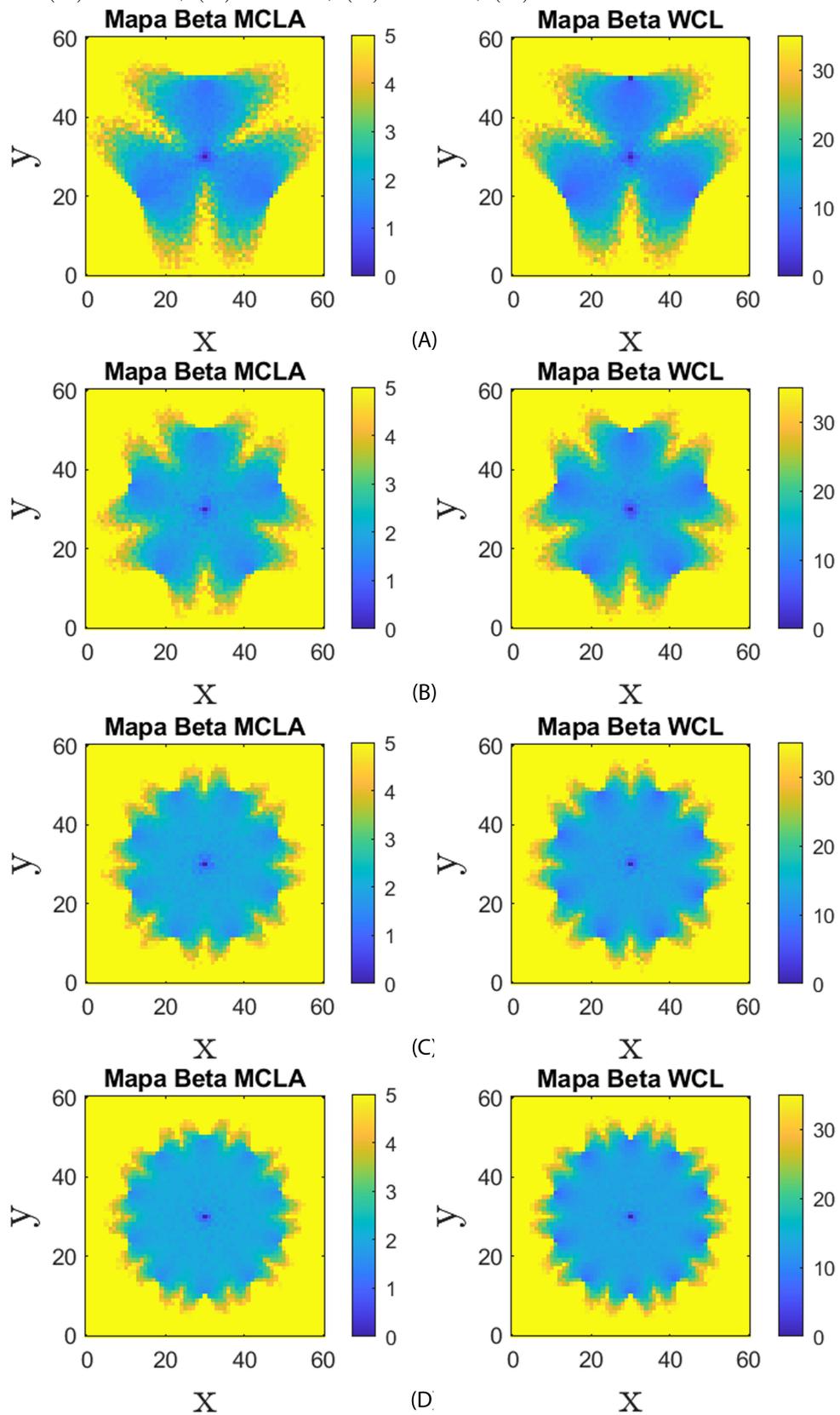
Fonte: Próprio Autor.

Figura 17 – Mapas do fator de ajuste dinâmico para *MCLA* e *WCL* com escala até 200:
 (A) 3 bases; (B) 5 bases; (C) 8 bases; (D) 10 bases



Fonte: Próprio Autor.

Figura 18 – Mapas do fator de ajuste dinâmico para *MCLA* e *WCL* com escala ajustada:
 (A) 3 bases; (B) 5 bases; (C) 8 bases; (D) 10 bases



Fonte: Próprio Autor.

5 CONCLUSÃO

Todas as simulações desenvolvidas neste trabalho foram bem-sucedidas, cumprindo todos os objetivos iniciais. A procura pela otimização através da busca extensiva é satisfatória no resultado, porém tem elevado custo computacional, ou seja, exige bastante tempo para realização dos cálculos. Entretanto é um método simples e como a definição do fator de ajuste ou o mapa de β s, na prática, é uma etapa pré-processual para localização, o tempo não tem relevância. Isto é, o dispositivo não precisará realizar estas simulações, apenas usar os resultados definidos anteriormente.

Como pode ser visto nos resultados, os valores de β escolhidos por Oliveira, Costa e Fontes (2021) são bastantes razoáveis para a condição utilizada, entretanto através da otimização proposta, houve melhora nos resultados com a diminuição do erro médio. Quando a condição do número de bases muda, verifica-se que o β da literatura deixa de ser eficiente. Assim pode-se concluir que o fator de ajuste depende de vários aspectos, sendo um deles a quantidade de nós fixos.

Utilizar um único β nas equações de trilateração para todas as posições do nó móvel é a forma tradicional e usada para estimativa de posição. Foi proposto aqui a utilização de um fator de ajuste dinâmico otimizado de ponto em ponto. O resultado do erro médio foi ainda melhor do que a otimização para todos os pontos. Isso nos permite concluir que outro aspecto que o β tem influência é a posição do alvo. Este método, entretanto, deve ser avaliado mais afundo, visto que acrescentaria mais uma etapa no processo de localização. Ou seja, deve-se estimar a posição utilizando um β para todos os pontos para a partir daí, obter o novo β otimizado para aquele ponto e recalcular a localização. Um estudo deve ser realizado para avaliar se a perda no tempo de processamento seria compensado pela diminuição do erro na estimativa de posição.

Os mapas dos fatores de ajuste gerados com escala ajustadas permitiu ter uma visualização da região e que os métodos *MCLA* e *WCL* são eficientes para estimar a posição. Pode-se verificar, também, que dentro desta região o β tem pequena variação em termos absolutos, mas também foi visto que, principalmente para o *MCLA* o fator de ajuste é bastante sensível, ou seja, uma pequena variação tem influência significativa nos erros médios.

Em suma, pode-se concluir que realizar a otimização para todos os pontos traz resultados eficientes. A otimização ponto a ponto também traz uma melhora, entretanto deve haver continuidade do estudo para saber se o custo computacional é compensado pela maior precisão. Concluiu-se, também, que a eficiência do β depende na posição e quantidade dos nós fixos e da posição do nó móvel.

REFERÊNCIAS

- ADEMUWAGUN, A.; FABIO, V. Reach centroid localization algorithm. **Scientific Research Publishing Inc.**, v. 9, p. 87–101, feb 2017.
- 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.
- HAN, G. et al. Localization algorithms of wireless sensor networks: a survey. **Springer Science+Business Media**, aug 2011.
- 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.
- KIM, K.-Y.; SHIN, Y. A distance boundary with virtual nodes for the weighted centroid localization algorithm. **Sensors**, apr 2018.
- LAOUDIAS, C. et al. A survey of enabling technologies for network localization, tracking, and navigation. **IEEE COMMUNICATIONS SURVEYS & TUTORIALS**, Vol. 4, n. N^o 4, jul 2018.
- LI, G. et al. Indoor positioning algorithm based on the improved rssi distance model. **School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; ligq@cqupt.edu.cn (G.L.); S160131039@stu.cqupt.edu.cn (E.G.)**, aug 2018.
- LIU, H. et al. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)**, IEEE, v. 37, n. 6, p. 1067–1080, 2007.
- 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.
- SADOWSKI, S.; SPACHOS, P. Rssi-based indoor localization with the internet of things. **School of Engineering, University of Guelph, Guelph, ON N1G 2W1, Canada**, v. 6, jun 2018.
- SHANG, F. et al. A location estimation algorithm based on rssi vector similarity degree. **International Journal of Distributed Sensor Networks**, Volume 2014, p. 22, sep 2014.
- SHARMA, R.; MALHOTRA, S. Approximate point in triangulation (apit) based localization algorithm in wireless sensor network. **IJIRST –International Journal for Innovative Research in Science & Technology**, Volume 2, aug 2015.