



UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS (UFG)
ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA, MECÂNICA E DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA E DE
COMPUTAÇÃO

PAULO FRANCISCO DA CONCEIÇÃO

Localização em Ambiente Interno Usando a Rede Celular

GOIÂNIA

2024



UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS
ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA, MECÂNICA E DE COMPUTAÇÃO

TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO (TECA) PARA DISPONIBILIZAR VERSÕES ELETRÔNICAS DE TESES E DISSERTAÇÕES NA BIBLIOTECA DIGITAL DA UFG

Na qualidade de titular dos direitos de autor, autorizo a Universidade Federal de Goiás (UFG) a disponibilizar, gratuitamente, por meio da Biblioteca Digital de Teses e Dissertações (BDTD/UFG), regulamentada pela Resolução CEPEC nº 832/2007, sem ressarcimento dos direitos autorais, de acordo com a [Lei 9.610/98](#), o documento conforme permissões assinaladas abaixo, para fins de leitura, impressão e/ou download, a título de divulgação da produção científica brasileira, a partir desta data.

O conteúdo das Teses e Dissertações disponibilizado na BDTD/UFG é de responsabilidade exclusiva do autor. Ao encaminhar o produto final, o autor(a) e o(a) orientador(a) firmam o compromisso de que o trabalho não contém nenhuma violação de quaisquer direitos autorais ou outro direito de terceiros.

1. Identificação do material bibliográfico

Dissertação Tese Outro*: _____

*No caso de mestrado/doutorado profissional, indique o formato do Trabalho de Conclusão de Curso, permitido no documento de área, correspondente ao programa de pós-graduação, orientado pela legislação vigente da CAPES.

Exemplos: Estudo de caso ou Revisão sistemática ou outros formatos.

2. Nome completo do autor

Paulo Francisco da Conceição

3. Título do trabalho

Localização em Ambiente Interno Usando a Rede Celular

4. Informações de acesso ao documento (este campo deve ser preenchido pelo orientador)

Concorda com a liberação total do documento SIM NÃO¹

[1] Neste caso o documento será embargado por até um ano a partir da data de defesa. Após esse período, a possível disponibilização ocorrerá apenas mediante:

a) consulta ao(à) autor(a) e ao(à) orientador(a);

b) novo Termo de Ciência e de Autorização (TECA) assinado e inserido no arquivo da tese ou dissertação.

O documento não será disponibilizado durante o período de embargo.

Casos de embargo:

- Solicitação de registro de patente;
- Submissão de artigo em revista científica;
- Publicação como capítulo de livro;
- Publicação da dissertação/tese em livro.

Obs. Este termo deverá ser assinado no SEI pelo orientador e pelo autor.



Documento assinado eletronicamente por **Flavio Geraldo Coelho Rocha, Professor do Magistério Superior**, em 31/07/2024, às 10:15, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Paulo Francisco Da Conceição, Discente**, em 31/07/2024, às 11:19, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **4704317** e o código CRC **07B81DE3**.

PAULO FRANCISCO DA CONCEIÇÃO

Localização em Ambiente Interno Usando a Rede Celular

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação *Stricto Sensu* em Engenharia Elétrica e de Computação, da Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação, da Universidade Federal de Goiás (UFG), como requisito parcial para a obtenção do Título de Doutor em Engenharia Elétrica e de Computação.

Área de Concentração: Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Flávio Geraldo Coelho Rocha

GOIÂNIA

2024

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor, através do Programa de Geração Automática do Sistema de Bibliotecas da UFG.

Conceição, Paulo Francisco da
Localização em Ambiente Interno Usando a Rede Celular
[manuscrito] / Paulo Francisco da Conceição. - 2024.
144 f.: il.

Orientador: Prof. Dr. Flávio Geraldo Coelho Rocha.
Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Goiás, Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação (EMC), Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, Goiânia, 2024.
Bibliografia. Apêndice.
Inclui siglas, abreviaturas, símbolos, gráfico, tabelas, algoritmos, lista de figuras, lista de tabelas.

1. Localização. 2. Rede Celular. 3. 5G. 4. Ambiente interno. 5. DCS SOMP. I. Rocha, Flávio Geraldo Coelho, orient. II. Título.

CDU 621.3



UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS

ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA, MECÂNICA E DE COMPUTAÇÃO

ATA DE DEFESA DE TESE

Ata Nº **06** da sessão de Defesa de Tese de **Paulo Francisco da Conceição** que confere o título de Doutor em **Engenharia Elétrica e de Computação**, na área de concentração em **Engenharia Elétrica**.

Aos **quinze dias do mês de julho de dois mil e vinte e quatro**, a partir das **14h00min.**, na sala caryocar brasilienses da Escola de Engenharia Elétrica e de Computação, realizou-se a sessão pública de Defesa de Tese intitulada “**Localização em Ambiente Interno Usando a Rede Celular**”. Os trabalhos foram instalados pelo Orientador, Professor Doutor **Flávio Geraldo Coelho Rocha - (EMC/UFG)**, com a participação dos demais membros da Banca Examinadora: Professor Doutor **Rodrigo Pinto Lemos - (EMC/UFG)** Membro Titular Interno, Professor Doutor **Flávio Henrique Teles Vieira - (EMC/UFG)** Membro Titular Interno, Professor Doutor **Robson Domingos Vieira - (ENE/UnB)** Membro Titular Externo e **Prof. Dr. Hugo Vinícius Leão e Silva - (IFG campus Anápolis)** Membro Titular Externo, **cuja participação ocorreram presencialmente**. Durante a arguição os membros da banca **não fizeram** sugestão de alteração do título do **trabalho**. A Banca Examinadora reuniu-se em sessão secreta a fim de concluir o julgamento da Tese tendo sido o candidato **aprovado** pelos seus membros. Proclamados os resultados pelo Professor Doutor Flávio Geraldo Coelho Rocha, Presidente da Banca Examinadora, foram encerrados os trabalhos e, para constar, lavrou-se a presente ata que é assinada pelos Membros da Banca Examinadora, aos quinze dias do mês de julho de dois mil e vinte e quatro.

TÍTULO SUGERIDO PELA BANCA



Documento assinado eletronicamente por **Flavio Geraldo Coelho Rocha, Professor do Magistério Superior**, em 15/07/2024, às 20:22, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Flavio Henrique Teles Vieira, Professor do Magistério Superior**, em 15/07/2024, às 20:25, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Hugo Vinícius Leão e Silva, Usuário Externo**, em 15/07/2024, às 20:32, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Rodrigo Pinto Lemos, Professor do Magistério Superior**, em 15/07/2024, às 20:40, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Paulo Francisco Da Conceição, Discente**, em 16/07/2024, às 14:56, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Robson Domingos Vieira, Usuário Externo**, em 31/07/2024, às 10:12, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **4669629** e o código CRC **A77DF00B**.

Às minhas queridas e amadas filhas, Monique Victória e Lavínia Luiza. Que busquem sempre trilhar o caminho da retidão e serão recompensadas. Amo vocês!

Agradecimentos

Primeiramente, agradeço a Deus, cujo nome é Jeová, pelo dom da vida e por me proporcionar a paz mental necessária para minhas atividades diárias.

Agradeço ao meu pai, Lourival Francisco (*in memoriam*), pelo grande esforço para me proporcionar sustento e estudo. À minha querida mãe, Maria de Fátima, pelo carinho e dedicação.

À minha querida esposa, Paula Leite de Oliveira Conceição, pelo carinho, compreensão e apoio.

Em especial, agradeço às minhas amadas filhas, Monique e Lavínia, que foram privadas de momentos com seu querido pai e compreenderam. Sou muito feliz por ter duas filhas tão amorosas.

Agradeço ao meu orientador, Prof. Dr. Flávio Geraldo Coelho Rocha, pela credibilidade depositada em mim na realização desta pesquisa e também por toda a paciência, tempo dedicado e conhecimento repassado.

Agradeço à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Goiás (FAPEG) e ao Centro de Excelência em Redes Inteligentes Sem Fio e Serviços Avançados (CERISE) pelo apoio financeiro, e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio na publicação de artigos.

Agradeço ao Instituto Federal de Goiás pela licença concedida para a realização e conclusão da pesquisa de Doutorado.

*“Para todo problema complexo, existe sempre uma solução simples,
elegante e completamente errada.”*

— H. L. Mencken

Resumo

Conceição, Paulo Francisco da. **Localização em Ambiente Interno Usando a Rede Celular**. Goiânia, 2024, 144p. Tese de Doutorado. Departamento de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação, Universidade Federal de Goiás.

Neste trabalho, propõe-se uma abordagem para localização e mapeamento simultâneos (do inglês, *Simultaneous Localization and Mapping* (SLAM)) da Estação Móvel (do inglês, *Mobile Station* (MS)) e dos pontos espalhadores (do inglês, *scatterers* (SCs)) em ambientes internos usando a rede celular. A abordagem, denominada *IndoorLoc*, modela os sinais de radiofrequência como raios que se propagam por múltiplos percursos. Para cada percurso sem linha de visada (do inglês, *Non Line of Sight* (NLoS)), assume-se o modelo de propagação de salto único (do inglês, *Single bounce scattering model*) com reflexão em um SC. A estimação da posição da MS e dos SCs envolve três estágios principais: (1) modelagem do canal, empregando ondas milimétricas (do inglês, *millimeter Wave* (mmWave)) e número massivo de antenas (do inglês, *massive MIMO* (mMIMO)); (2) estimação dos parâmetros, utilizando um método adaptativo baseado em Sensoriamento Compressivo (do inglês, *Compressed Sensing* (CS)), o *Distributed Compressed Sensing Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit* (DCS-SOMP). O método proposto calcula adaptativamente os componentes da matriz de detecção, proporcionando estimativas precisas com um número reduzido de candidatos; e (3) localização da MS e dos SCs usando métodos geométricos, por meio de algoritmos tanto para detectar condições de linha de visada (do inglês, *Line of Sight* (LoS)) e NLoS, quanto para fazer a localização para cada uma dessas condições de propagação. Mais especificamente, são propostos dois métodos geométricos para o *IndoorLoc*: um para condição de LoS, que utiliza os parâmetros de tempo de chegada (do inglês, *Time of Arrival* (ToA)) e de ângulo de partida (do inglês, *Angle of Departure* (AoD)) para determinar a direção de propagação e a distância entre a estação base (do inglês, *Base Station* (BS)) e a MS, e outro para condição de NLoS, que usa ToA, AoD e ângulo de chegada (do inglês, *Angle of Arrival* (AoA)) para determinar pontos de intersecção das trajetórias. Esse ponto de intersecção é entrada para uma etapa de refinamento baseado no método de Gauss-Newton, que minimiza o erro de localização usando um modelo não linear a partir dos parâmetros ToA, AoD e AoA. O desempenho dos algoritmos de localização é avaliado por meio de comparações com métodos da literatura. Além disso, as simulações foram feitas em um ambiente interno configurado segundo as especificações da *3rd Generation Partnership Project* (3GPP). Os resultados demonstram que a acurácia do *IndoorLoc* atende aos padrões da *Federal Communications Commission* (FCC) e 3GPP.

Palavras-chave: Localização. Rede Celular. 5G. DCS-SOMP. ToA. AoD. AoA. Ambiente Interno. SLAM.

Abstract

Conceição, Paulo Francisco da. **Indoor Localization Using Cellular Network**. Goiânia, 2024, 144p. PhD. Thesis. Department of Electrical, Computer and Mechanical Engineering – Federal University of Goiás.

In this work, we propose an approach for Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) of the Mobile Station (MS) and scatterers (SCs) in indoor environments using the cellular network. The approach, named IndoorLoc, employs a Single bounce scattering model and treats signals as rays, representing each radio frequency signal originating from multiple paths in an indoor environment where reflections occur at SCs. The estimation of the MS and SCs positions involves three main stages: (1) channel modeling, employing millimeter waves (mmWave) and a massive number of antennas (massive MIMO - mMIMO) arranged in a rectangular array; (2) parameter estimation, using an adaptive method based on Compressed Sensing (CS), the Distributed Compressed Sensing Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit (DCS-SOMP); and (3) localization of the MS and SCs, applying geometric methods to detect Line of Sight (LoS) and Non-Line of Sight (NLoS) conditions and specific algorithms for each of these conditions. For IndoorLoc, two geometric methods are proposed: one for LoS conditions, which uses Time of Arrival (ToA) and Angle of Departure (AoD) parameters to determine the direction of propagation and the distance between the BS and the MS, and another for NLoS conditions, which uses ToA, AoD, and Angle of Arrival (AoA) to determine intersection points of the trajectories. This intersection point serves as the initial estimate of the MS localization and acts as an input for further refinement using a Gauss-Newton-based estimator, which minimizes the localization error using a nonlinear model derived from the ToA, AoD, and AoA parameters. The performance of the localization algorithms is evaluated through comparisons of the Root Mean Square Error (RMSE) values with existing methods in the literature. Additionally, simulations were conducted in an indoor environment configured according to the specifications of the 3rd Generation Partnership Project (3GPP). The results demonstrate that the accuracy of IndoorLoc meets the standards of the Federal Communications Commission (FCC) and 3GPP.

Keywords: Localization. Cellular Network. 5G. DCS-SOMP. ToA. AoD. AoA. Indoor Environment. SLAM.

Lista de ilustrações

Figura 2.1 – Área de contribuições da tese.	31
Figura 2.2 – Exemplo de ambiente externo.	33
Figura 2.3 – Exemplo de ambiente interno.	33
Figura 2.4 – Principais parâmetros de localização.	33
Figura 2.5 – Possíveis locais da MS utilizando uma BS e RSS.	35
Figura 2.6 – Possíveis locais da MS utilizando uma BS e ToA.	36
Figura 2.7 – Possíveis locais da MS utilizando duas BSs e ToA.	37
Figura 2.8 – Protocolo WiFi FTM.	38
Figura 2.9 – Cenário com a junção de RTT e AoA.	38
Figura 2.10 – Intervalo de valores medidos para AoD/AoA.	39
Figura 2.11 – Cenário com AoA e AoD no contexto de <i>downlink</i>	39
Figura 2.12 – Trilateração com ToA.	40
Figura 2.13 – Trilateração com TDoA.	40
Figura 2.14 – Triangulação com AoD.	40
Figura 2.15 – Localização utilizando <i>fingerprint</i>	42
Figura 2.16 – Principais tecnologias utilizadas na localização.	43
Figura 2.17 – Segmento espacial do sistema GPS.	49
Figura 2.18 – Os três segmentos do sistema GPS.	50
Figura 2.19 – GPS – Trilateração com ToA.	50
Figura 3.1 – Incertezas na medida e estimativa da posição do UE, utilizando ToA.	58
Figura 3.2 – Localização por ToA – RMSE em relação à quantidade de BSs.	61
Figura 3.3 – Localização por ToA – RMSE em relação ao crescimento no desvio padrão de ToA.	61
Figura 3.4 – Localização por ToA e TDoA – RMSE.	63
Figura 3.5 – Localização por ToA e TDoA – CDF.	63
Figura 3.6 – Ilustração de localização utilizando CL.	65
Figura 3.7 – Ilustração de localização utilizando CL e WCL.	65
Figura 3.8 – RMSE em relação à quantidade de BSs.	68
Figura 3.9 – CDF – Técnicas utilizando RSS.	68
Figura 3.10 – Ilustração do plano horizontal de coordenadas.	69
Figura 3.11 – Técnicas híbridas – Variação de σ_{ToA}	70
Figura 3.12 – Técnicas híbridas – Variação de σ_{AoA}	70
Figura 3.13 – Técnicas híbridas – Variação da quantidade de BSs.	71
Figura 3.14 – Técnicas híbridas em condição de LoS – CDF.	71
Figura 3.15 – Cenário de localização – Galpão industrial.	72
Figura 3.16 – Exemplo do cenário proposto em (WYMEERSCH, 2018).	74

Figura 3.17–Técnicas para condição de NLoS – Variação do $\sigma_{ToA/TDoA}$	76
Figura 3.18–Técnicas para condição de NLoS – Variação do $\sigma_{AoA/AoD}$	76
Figura 3.19–Técnicas para condição de NLoS – Variação da quantidade de caminhos.	77
Figura 3.20–Técnicas para condição de NLoS – CDF.	77
Figura 4.1 – Estágios 1 e 2 da localização em três estágios.	80
Figura 4.2 – Arranjo de antenas: (a) ULA, (b) URA e (c) UCA.	82
Figura 4.3 – Arranjo UPA. Cada painel segue o arranjo URA.	83
Figura 4.4 – Comprimento da onda em relação ao aumento da frequência.	84
Figura 4.5 – Padrão de radiação de um arranjo URA _{8×8} (a) sem <i>beamforming</i> e (b) com <i>beamforming</i> , em que $\phi^{az} = 20^\circ$, e $\phi^{el} = 20^\circ$	85
Figura 4.6 – Resposta do canal para arranjo URA, onde a largura é igual a altura, com (a) 16 antenas, (b) 36 antenas, (c) 64 antenas e (d) 144 antenas.	87
Figura 4.7 – Procedimento adaptativo para seleção de candidatos para azimuth AoD.	92
Figura 4.8 – Comparação entre DCS-SOMP e DCS-SOMP Adaptativo: (a) variação no tamanho da matriz de detecção e (b) tempo de execução.	94
Figura 4.9 – Resumo gráfico do esquema de <i>Beamforming</i> Adaptativo.	97
Figura 4.10–Diagrama do ambiente de simulação.	98
Figura 4.11–Iterações do DCS-SOMP Adaptativo em relação ao DCS-SOMP.	99
Figura 4.12–Comparação dos RMSEs na estimação dos cinco parâmetros utilizando DCS-SOMP, DCS-SOMP Adaptativo e <i>Beamforming</i> Adaptativo.	101
Figura 4.13–Padrão de radiação na recepção do sinal (a) antes do <i>Beamforming</i> Adaptativo e (b) depois do <i>Beamforming</i> Adaptativo.	101
Figura 5.1 – Estágio 3 da localização em três estágios.	103
Figura 5.2 – Fluxograma das três etapas do <i>IndoorLoc</i>	104
Figura 5.3 – Modelo do sistema: (a) ambiente de fábrica e (b) geometria do ambiente.	105
Figura 5.4 – Ilustração do cenário de localização em condição de LoS utilizando ToA combinado com AoD.	107
Figura 5.5 – Cenário inicial – Exemplo de localização com dois pontos de reflexão.	109
Figura 5.6 – Cenário após determinar \mathbf{s}_l	109
Figura 5.7 – Cenário após determinar \mathbf{r}_l	110
Figura 5.8 – Cenário após determinar \mathbf{k}_l	112
Figura 5.9 – Diagrama e características do ambiente de simulação.	115
Figura 5.10–Comparação do RMSE da localização em função da variação da SNR para diferentes métodos. (a) Localização do UE. (b) Localização dos SCs. Quantidade de caminhos fixos em quatro ($L = 4$).	116
Figura 5.11–Comparação do RMSE da localização em função da variação da quantidade de caminhos NLoS para diferentes métodos. (a) Localização do UE. (b) Localização dos SCs. SNR mantida constante em 0 dB.	116

Figura 5.12–Comparação de desempenho dos métodos de localização usando (a) CDF e (b) <i>boxplot</i>	117
Figura 5.13–Acurácia dos métodos de estimação.	118
Figura 5.14–Verificação do valor de tolerância necessário para classificar um caminho como LoS.	119
Figura 5.15–CDF da abordagem de localização.	121
Figura A.1–Ilustração do cenário de localização com ToA.	138
Figura A.2–Ambiente de simulação dos métodos para condição de LoS.	141
Figura A.3–RMSE dos métodos para condição de LoS em relação à variação da SNR. Quantidade de caminhos fixos em cinco ($L = 5$).	141
Figura A.4–RMSE dos métodos para condição de LoS em relação à variação da quantidade de caminhos. SNR fixa em 0 dB.	142
Figura A.5–CDF do métodos com a quantidade de caminhos fixados em sete e SNR fixada em -10 dB.	143

Lista de tabelas

Tabela 2.1 – Possíveis valores de ψ	34
Tabela 2.2 – Principais características das tecnologias utilizadas na localização.	53
Tabela 3.1 – Parâmetros de simulação – variação da quantidade de BSs.	61
Tabela 3.2 – Localização por ToA – IMTL vs Método de Taylor.	62
Tabela 3.3 – ToA, TDoA e ToA + TDoA utilizando método de Taylor.	63
Tabela 3.4 – Erro dos métodos CL e WCL.	66
Tabela 3.5 – Parâmetros de simulação – Métodos CL e WCL.	66
Tabela 3.6 – Parâmetros de simulação – Técnicas utilizando RSS.	67
Tabela 3.7 – Resultados das simulações das técnicas que utilizam RSS.	68
Tabela 3.8 – Parâmetros de simulação para técnicas híbridas de localização LoS.	70
Tabela 3.9 – Resultados das simulações utilizando técnicas híbridas em condição de LoS.	71
Tabela 3.10–Parâmetros de simulação para técnicas de localização NLoS.	76
Tabela 3.11–Resultados para técnicas de localização NLoS.	77
Tabela 3.12–Condições para localização do UE e aplicações potenciais.	78
Tabela 4.1 – Características dos ambientes internos.	81
Tabela 4.2 – Parâmetros para o cálculo de <i>path loss</i>	87
Tabela 4.3 – Características do ambiente de simulação.	98
Tabela 4.4 – Valores reais dos parâmetros.	99
Tabela 5.1 – Dados finais da comparação dos métodos propostos.	118
Tabela 5.2 – Requerimentos de acurácia para ambientes internos estabelecidos pela 3GPP.	120
Tabela 5.3 – Dados finais do <i>IndoorLoc</i>	121
Tabela A.1 – Dados numéricos para os métodos sob condição de LoS.	143

Lista de algoritmos

1	ESTIMADOR BASEADO NO MÉTODO DE TAYLOR	60
2	ESTIMADOR – IMTL	60
3	DCS-SOMP ADAPTATIVO	95
4	BUSCA ADAPTATIVA	96
5	INTERSECÇÃO DE RETAS NO ESPAÇO	111
6	ABORDAGEM DE LOCALIZAÇÃO DO UE E DOS SCs	114

Lista de abreviaturas e siglas

2D-AoA Azimute e Elevação de AoA

2D-AoD Azimute e Elevação de AoD

2D Duas Dimensões

3D Três Dimensões

3GPP *3rd Generation Partnership Project*

5G *fifth-generation communication networks*

A-GPS *Assisted GPS*

FR1 *Frequency Range 1*

FR2 *Frequency Range 2*

AoA *Angle of Arrival*

AoD *Angle of Departure*

AP *Access Point*

AWGN *Additive White Gaussian Noise*

B5G *Beyond 5G*

BLE *Bluetooth Low Energy*

BS *Base Station*

CDF *Cumulative Distribution Function*

CERISE Centro de Excelência em Redes Inteligentes Sem Fio e Serviços Avançados

CL *Centroid Localization*

CRLB *Cramér–Rao Lower Bound*

CS *Compressed Sensing*

CSI *Channel State Information*

DCS-SOMP *Distributed Compressed Sensing Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit*

DCS *Distributed Compressed Sensing*

DoA *Direction of Arrival*

EGC *Equação Geral da Circunferência*

EKF *Extended Kalman Filter*

FCC *Federal Communication Commission*

FSPL *free-space path loss*

FTM *Fine Timing Measurement*

gPTP *Generalized Precision Time Protocol*

HF *High Frequency*

i.i.d. *independentes e identicamente distribuídas*

IMTL *Iterative Method for ToA Localization*

InF *Indoor Factory*

InF-DH *Indoor Factory – Dense clutter, High BS*

InF-DL *Indoor Factory – Dense clutter, Low BS*

InF-HH *Indoor Factory – High Tx, High Rx*

InF-SH *Indoor Factory – Sparse clutter, High BS*

InF-SL *Indoor Factory – Sparse clutter, Low BS*

InO *Indoor Office*

IoT *Internet of Things*

KNN *K-Nearest Neighbors*

LF *Low Frequency*

LoS *Line of Sight*

LPWAN *Low Power Wide Area Network*

MIMO *Multiple Input Multiple Output*

mMIMO *massive MIMO*

mMTC *massive Machine Type Communications*

mmWave *millimeter Wave*

MRI *Magnetic Resonance Imaging*

MS *Mobile Station*

MUSIC *MUltiple SIgnal Classification*

NLoS *Non Line of Sight*

NLS *Nonlinear Least Square*

OMP *Orthogonal Matching Pursuit*

OMS *Organização Mundial da Saúde*

PL *path loss*

PoC *Proof of Concept*

PR *Ponto de Reflexão*

PRS *Positioning Reference Signal*

PTP *Precision Time Protocol*

RFID *Radio Frequency IDentification*

RIS *Reconfigurable Intelligent Surfaces*

RMSE *Root Mean Square Error*

RP *Reference Point*

RSS *Received Signal Strength*

RTLS *Real-Time Location System*

RTT *Round Trip Time*

SAGE *Space-Alternating Generalized Expectation-maximization*

SC *Scatterer*

SDR *Software Defined Radio*

SLAM *Simultaneous Localization and Mapping*

SMC *Serviço Móvel Celular*

SNR *Signal-to-Noise Ratio*

SOMP *Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit*

SVM *Support Vector Machine*
TDoA *Time Difference of Arrival*
ToA *Time of Arrival*
ToD *Time of Departure*
UCA *Uniform Circular Array*
UDN *Ultra-Dense Network*
UE *User Equipment*
UHF *Ultra High Frequency*
ULA *Uniform Linear Array*
UPA *Uniform Planar Array*
URA *Uniform Rectangular Array*
UWB *Ultra-Wideband*
WCL *Weighted Centroid Localization*
WiFi *Wireless Fidelity*

Lista de símbolos

\mathbf{b}	Posição da BS $[b_x, b_y, b_z]^T$
\mathbf{J}	Matriz Jacobiana
\mathbf{m}	Posição real da MS $[m_x, m_y, m_z]^T$
\mathbf{s}	Posição real do SC $[s_x, s_y, s_z]^T$
β	Conjunto de medições reais para o método de Taylor
Σ	Matriz de covariância dos parâmetros
ϱ	Conjunto de valores estimados em cada iteração do método de Taylor
δ	TDoA
λ	Comprimento da onda
ϕ^{az}	Azimute de AoD
ϕ^{el}	Elevação de AoD
ϕ	AoD
ψ	Expoente de <i>path loss</i>
τ	ToA
θ^{az}	Azimute de AoA
θ^{el}	Elevação de AoA
θ	AoA
$\hat{\mathbf{m}}$	Posição estimada da MS $[\hat{m}_x, \hat{m}_y, \hat{m}_z]^T$
$\hat{\mathbf{s}}$	Posição estimada do SC $[\hat{s}_x, \hat{s}_y, \hat{s}_z]^T$
c	Velocidade da Luz
d_τ	Distância total (m) entre BS e UE, referente ao ToA (τ)
d_q	Distância entre a q -ésima BS e a MS
F_c	Frequência da portadora

i, j	Índices genéricos usados em algoritmos
k	k -ésimo SC
K	Quantidade de SCs
l	l -ésimo caminho de propagação
L	Quantidade de caminhos de propagação
N_r	Quantidade de antenas na recepção
N_t	Quantidade de antenas na transmissão
n	n -ésima subportadora
N	Quantidade de subportadoras
o	o -ésima iteração da série de Taylor
P_r	Potência recebida
q	q -ésima BS
Q	Quantidade de BSs
T_s	Período de amostragem
x, y, z	Coordenadas x, y e z no plano cartesiano

Trabalhos Publicados

Trabalhos Publicados em Conferências e Simpósios:

- CONCEIÇÃO, P. F.; ROCHA, F. G. C. **Localização em Redes 5G: Uma Revisão Sistemática**. Em: LII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2020, João Pessoa - PB. Anais do SBPO 2020.
- CONCEIÇÃO, P. F.; ROCHA, F. G. C. **Localização de Dispositivos Móveis em Redes LTE Utilizando TDoA e NLS**. Em: X Conferência Nacional em Comunicações, Redes e Segurança da Informação, 2020, Natal - RN. Anais do ENCOM 2020.
- CONCEIÇÃO, P. F.; ROCHA, F. G. **Posicionamento em Ambientes Internos nas Redes 5G: um Auxílio para Deficientes Visuais**. Em: XXXIX Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais, 2021, Fortaleza - CE. Anais do SBrT 2021.
- CONCEIÇÃO, P. F.; ROCHA, F. G. C. **Localização da Estação Móvel e Espalhadores em Ambiente NLoS Interno**. Em: XI Conferência Nacional em Comunicações, Redes e Segurança da Informação, 2021, Campina Grande - PB. Anais do ENCOM 2021.
- CONCEIÇÃO, P. F.; ROCHA, F. G. C.; LEMOS, R. P. **Método Geométrico para Localização da Estação Móvel em Ambiente Interno Usando uma Estação Base da Rede Celular**. Em: XL Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos, 2022, Fortaleza - CE. Anais do SBRC 2022.
- CONCEIÇÃO, P. F.; ROCHA, F. G. C. **Localização e Orientação de Estação Móvel em Redes 5G utilizando DCS-SOMP**. Em: XIII Conferência Nacional em Comunicações, Redes e Segurança da Informação, 2023, Belém - PA. Anais do ENCOM 2023.
- CONCEIÇÃO, P. F.; ROCHA, F. G. C. **Estimativa de Parâmetros de Localização em Redes 5G com DCS-SOMP Adaptativo**. Em: 20º Congresso de Pesquisa, Ensino e Extensão, 2023, Goiânia - GO. Anais do CONPEEX 2023.

Trabalhos Publicados em Periódicos:

- CONCEIÇÃO, P. F.; ROCHA, F. G. C. **Adaptive DCS-SOMP for Localization Parameter Estimation in 5G Networks**. Sensors 2023, 23, 9073. <https://doi.org/10.3390/s23229073>.

Prêmios Recebidos:

- Melhor Artigo na X Conferência Nacional em Comunicações, Redes e Segurança da Informação de 2020, Natal - RN. Título do artigo: **Localização de Dispositivos Móveis em Redes LTE Utilizando TDoA e NLS.**

Sumário

1	Introdução	25
2	Localização de Estações Móveis	31
2.1	Ambientes de Localização e Propagação do Sinal	32
2.2	Parâmetros de Localização	32
2.2.1	Intensidade do Sinal Recebido	33
2.2.2	Tempo de Chegada	35
2.2.3	Diferença de Tempo de Chegada	37
2.2.4	Tempo de Ida e Volta	37
2.2.5	Ângulos de Chegada e de Partida	38
2.3	Técnicas de Localização	39
2.3.1	Triangulação e Trilateração	39
2.3.2	Estimadores Baseados em Máxima Verossimilhança e em Mínimos Quadrados Não Lineares	40
2.3.3	Estimadores Baseados em Impressão Digital de Sinais	42
2.4	Tecnologias de Comunicação Utilizadas na Localização	43
2.4.1	WiFi	43
2.4.2	<i>ZigBee</i>	44
2.4.3	UWB	45
2.4.4	BLE	46
2.4.5	RFID	46
2.4.6	LPWAN	47
2.4.7	GPS	48
2.4.8	Rede Celular	51
2.5	Conclusão do Capítulo	52
3	Localização Utilizando a Rede Celular	54
3.1	Parâmetros de Localização e suas Relações Geométricas	54
3.2	Erros dos Parâmetros e Medidas de Desempenho	56
3.3	Técnicas de Localização para Condição de LoS	58
3.3.1	Técnicas de Localização Utilizando ToA	58
3.3.2	Técnicas de Localização Utilizando TDoA	61
3.3.3	Técnicas de Localização Utilizando RSS	64
3.3.4	Técnicas de Localização Utilizando AoA/AoD	68
3.3.5	Técnicas de Localização Híbridas	69
3.4	Técnicas para Condição de NLoS	71
3.4.1	Proposta de Wei, Palleit e Weber (2011)	72
3.4.2	Proposta de Shikur e Weber (2014)	73

3.4.3	Proposta de Wymeersch (2018)	73
3.4.4	Resultados e Discussões	75
3.5	Conclusão do Capítulo	79
4	Modelagem de Canal e Estimação de Parâmetros em Redes 5G	80
4.1	Modelagem do Canal de Comunicação	80
4.1.1	O Ambiente Interno	81
4.1.2	MIMO Massivo	81
4.1.3	Ondas Milimétricas	83
4.1.4	Formação de Feixe e Modelo de Transmissão	84
4.1.5	Modelo do Canal e do Sinal Recebido	85
4.2	Estimação de Parâmetros	88
4.2.1	DCS-SOMP Adaptativo	89
4.2.2	Vetor de <i>Beamforming</i> Adaptativo	94
4.3	Resultados e Discussões	96
4.4	Conclusão do Capítulo	100
5	Abordagem de Localização em Ambiente Interno: <i>IndoorLoc</i>	103
5.1	Modelo do Sistema	104
5.2	Detecção da Condição de LoS	106
5.3	Métodos de Localização	106
5.3.1	Método para a Condição de LoS	107
5.3.2	Método para a Condição de NLoS	108
5.4	Refinamento do Método para Condição de NLoS	111
5.5	Resultados e Discussões	113
5.6	Conclusão do Capítulo	122
6	Conclusões Finais e Trabalhos Futuros	123
Referências		127
Apêndices		137
APÊNDICE A Métodos de Localização para Condição de LoS Utilizando várias BSs		138
A.1	Método de Localização a partir de ToA e Equação Geral da Circunferência	138
A.2	Método de Localização a partir da Combinação Entre ToA e AoD	140
A.3	Resultados e Discussões	140

1 Introdução

A localização¹ de dispositivos de comunicações móveis é um tópico de pesquisas constantes, sendo quase tão antigo quanto as próprias redes de comunicações móveis. Entretanto, foi em meados dos anos 1990 que as pesquisas sobre localização se intensificaram, quando a *Federal Communications Commission* (FCC), órgão do governo dos EUA responsável pela regulamentação das atividades das operadoras de telecomunicações, determinou que as empresas de telefonia deveriam disponibilizar a localização geográfica de um assinante que realizasse uma chamada de emergência (FCC, 2004; PERAL-ROSADO et al., 2018).

Desde então, diversos métodos para determinar a localização do equipamento do usuário (do inglês, *User Equipment* (UE)) foram desenvolvidos, principalmente utilizando medições de tempo de propagação do sinal entre estação base (do inglês, *Base Station* (BS)) e estação móvel (do inglês, *Mobile Station* (MS)²), potência do sinal recebido e ângulos de saída e de chegada do sinal. Essas medições são também chamadas de parâmetros de localização e, a partir desses, foram desenvolvidos algoritmos que determinam a localização da MS com uma acurácia da ordem de dezenas de metros (FOY, 1976; CHAN; HO, 1994; SHIKUR; WEBER, 2014; WYMEERSCH, 2018).

Atualmente, diversos serviços utilizados pela sociedade dependem de uma localização com maior acurácia, tais como: agronegócio, construção civil, mineração, logística, transporte aéreo e terrestre, navegação veicular, segurança e clima (GPS.GOV, 2014). A maioria das demandas por serviços de localização em ambiente externo é atendida pelo Sistema de Posicionamento Global (do inglês, *Global Positioning System* (GPS)), tecnologia presente na maioria dos *smartphones* atuais. Para uso civil, com receptores de baixo custo, o GPS oferece acurácia de localização entre 5 e 15 metros em 95% dos casos (USA, 2020).

Entretanto, em ambientes internos, onde há menor probabilidade de haver linha de visada (do inglês, *Line of Sight* (LoS)) entre receptor e transmissor, os sinais de GPS podem refletir em superfícies, criando múltiplos caminhos até a MS e sendo atenuados por obstáculos como paredes e lajes, o que impacta diretamente na acurácia da localização. Nessas condições, o GPS pode não ser adequado para atender serviços que necessitam de maior acurácia.

¹ Nesta tese, dependendo do contexto, o termo **localização** é utilizado para descrever o processo de determinar a posição ou local geográfico de um alvo no ambiente. Além disso, pode se referir à própria posição geográfica do alvo.

² Os termos *User Equipment* (UE) e *Mobile Station* (MS) são utilizados de maneira intercambiável para se referir ao dispositivo a ser localizado.

A demanda por serviços de localização que requerem maior acurácia cresceu ainda mais com a implementação das redes de quinta geração (5G), pois criou-se a expectativa de mais serviços relacionados com a Internet das Coisas (do inglês, *Internet of Things* (IoT)) e a Indústria 4.0 (GEOK et al., 2021; FELLAN et al., 2018). Tanto para os serviços de IoT, quanto para a Indústria 4.0, estão previstos que equipamentos e veículos estarão equipados com receptores que permitirão obter as informações de suas localizações em tempo real, possibilitando assim que diversos serviços sejam automatizados. Como exemplo, considere um galpão logístico onde mercadorias são diariamente recebidas, organizadas e despachadas; a estimação exata da localização tanto das mercadorias quanto de uma empilhadeira possibilita sua operação autônoma, sem intervenção humana.

Portanto, em ambientes internos, onde os níveis de acurácia são cada vez mais exigentes, as tecnologias mais adequadas para localização são: WiFi, ZigBee, Bluetooth Low Energy (BLE) e Ultra-Wideband (UWB). Entretanto, todas essas tecnologias demandam uma infraestrutura própria, planejada para atendimento de um ambiente específico, o que implica em custo financeiro com implantação e manutenção (BRENA et al., 2017).

Neste contexto, uma das alternativas às tecnologias citadas até aqui é o uso da própria rede celular para realizar a localização do UE. O principal UE utilizado atualmente é o *smartphone*, estando presente na vida da maioria das pessoas e sendo utilizado para diversos fins, dentre eles a navegação veicular com GPS assistido pela rede celular (do inglês, *Assisted GPS* (A-GPS)), tecnologia que combina os sinais da rede celular e do GPS (DIGGELEN, 2009). Entretanto, há casos em que não é possível contar com o sinal de GPS em ambientes internos, e o uso exclusivo da rede celular deve ser suficiente para localizar o UE com a exatidão necessária para aplicações críticas, como a navegação autônoma em ambiente industrial (CONCEICAO; ROCHA, 2023). Assim, considerando as perspectivas de que o 5G se torne o padrão de fato para comunicações empresariais, o uso da rede celular para implantação de um sistema de localização seria a tecnologia mais apropriada, pois não demandaria a implantação de outra tecnologia.

Portanto, algoritmos capazes de localizar o UE com acurácia e confiabilidade usando apenas a rede celular são cada vez mais exigidos, visto que são viabilizadores de diversas aplicações. Diante disso, a *3rd Generation Partnership Project* (3GPP), um dos organismos responsáveis pela padronização de serviços de telecomunicações em todo o mundo, têm publicado documentos com requisitos de acurácia cada vez maiores. Para as redes 5G, por exemplo, as especificações estabelecidas para acurácia na localização dos UEs conectados à rede é da ordem de centímetros (3GPP, 2024).

Na rede celular, transmissões e recepções de sinais de radiofrequência são feitas entre a BS e o UE. O trajeto percorrido por um sinal é chamado de caminho, que pode se dar em condição de LoS ou de não linha de visada (do inglês, *Non Line of Sight* (NLoS)). Em um ambiente interno, em virtude da quantidade de obstáculos entre BS

e UE, a probabilidade do caminho estar em condição de NLoS é muito grande, o que pode dificultar o processo de localização do UE, impactando a acurácia dos algoritmos de localização utilizados. Entretanto, a tecnologia 5G traz algumas características que podem melhorar a acurácia da localização, mesmo em ambientes internos, como as ondas milimétricas (do inglês, *millimeter Wave* (mmWave)), o número massivo de antenas (do inglês, *Multiple-Input Multiple-Output* (MIMO)) e o aumento no número de BSs, como é o caso de redes ultra-densas (do inglês, *Ultra-Dense Networks* (UDN)) formadas por um grande número de *small cells* (SHAHMANSOORI et al., 2018; TALVITIE et al., 2019; LIU et al., 2019).

Essas características das redes 5G podem proporcionar melhorias na estimativa dos parâmetros a serem utilizados durante o processo de localização. Dentre os principais parâmetros, podem ser citados: potência do sinal recebido (do inglês, *Received-Signal-Strength* (RSS)), tempo de chegada (do inglês, *Time Of Arrival* (ToA)), diferença do tempo de chegada (do inglês, *Time Difference Of Arrival* (TDoA)), ângulo de chegada (do inglês, *Angle Of Arrival* (AoA)) e ângulo de partida (do inglês, *Angle Of Departure* (AoD)).

Na literatura, esses parâmetros são geralmente utilizados como dados de entrada para algoritmos de localização, além disso, esses parâmetros são utilizados para a caracterização do canal. Portanto, para atender aos requisitos dos serviços, principalmente aqueles previstos para as redes 5G, é imprescindível que os parâmetros obtidos sejam precisos, com impacto direto na acurácia dos algoritmos de localização (WEN et al., 2019).

Os trabalhos sobre localização presentes na literatura podem ser divididos em três grupos: estimação de parâmetros que poderão ser utilizados posteriormente por algoritmos de localização, como em (FENG et al., 2017) e (LI; FAN, 2022); estimação da localização do UE por meio de algoritmos que assumem que os parâmetros de localização já são conhecidos, como em (SHIKUR; WEBER, 2014) e (WYMEERSCH, 2018); e, por fim, existem os trabalhos que realizam tanto a estimação dos parâmetros quanto a estimação da localização do UE (JIA et al., 2018; RASTORGUEVA-FOI et al., 2018), a presente tese enquadra-se neste grupo.

Acerca da localização utilizando apenas a rede celular, as técnicas propostas podem ser divididas em dois grandes grupos. Primeiro, as técnicas que são aplicadas apenas em ambientes sob condição de LoS, como em (BLANCO et al., 2019; PERAL-ROSADO et al., 2020) e segundo, as que são aplicadas apenas a ambientes sob condição de NLoS, como em (SHIKUR; WEBER, 2014; WYMEERSCH, 2018; FASCISTA et al., 2020).

Neste contexto, dois fatores devem ser considerados. Em primeiro lugar, em um ambiente não mapeado³, não é possível determinar qual das duas condições de propagação

³ Considera-se como ambiente não mapeado aquele em que os locais exatos dos pontos de reflexão são desconhecidos, devido à natureza dinâmica do ambiente interno.

estará presente, podendo inclusive coexistirem. Em segundo lugar, aplicar um método de localização projetado para condições de LoS quando, na realidade, a condição é de NLoS, ou vice-versa, degrada consideravelmente a acurácia do processo de localização, conforme evidenciado em (GENG; YUAN; HUANG, 2020; YANG et al., 2022). Portanto, há necessidade de uma solução que seja capaz de, primeiramente, identificar a condição de propagação e em seguida aplicar o método mais apropriado.

Além disso, a maioria dos trabalhos da literatura não aborda a localização de espalhadores (do inglês, *Scatterer* (SC)⁴) no ambiente, como os métodos apresentados em (WEI; PALLEIT; WEBER, 2011; SHIKUR; WEBER, 2014). Portanto, são escassos na literatura os trabalhos que propõem técnicas que localizam o UE e realizam, simultaneamente, o mapeamento do ambiente (do inglês, *Simultaneous Localization and Mapping* (SLAM)⁵), determinando a posição de todos os SCs em um ambiente não mapeado.

Diversos estudos abordam a modelagem do canal para a estimativa de parâmetros e localização, frequentemente recorrendo a arranjos lineares de antenas, como mencionado em (SHAHMANSOORI et al., 2018; ZHOU; LIU; LAU, 2019). No entanto, é importante ressaltar que com um arranjo linear de antenas, a determinação dos parâmetros no espaço tridimensional, incluindo a elevação do UE, não é viável, pois esse arranjo não possui resolução suficiente na dimensão vertical (3GPP, 2022). Este trabalho propõe uma modelagem do canal que inclui não apenas o ângulo de azimute, mas também o ângulo de elevação. Além disso, o modelo de canal considera o tempo de propagação (ToA), bem como os ângulos de partida (AoD) e de chegada (AoA) do sinal.

A literatura sobre a estimação de parâmetros de localização, como ToA, AoA e AoD, é ampla, com muitos trabalhos que propõem e apresentam métodos para estimação eficiente desses parâmetros. Dentre esses, destacam-se os trabalhos de Koivisto et al. (2017) e Feng et al. (2017). Em (KOIVISTO et al., 2017), os autores propõem um método para estimar ToA e AoD em redes UDN 5G, com base no filtro de Kalman estendido (do inglês, *Extended Kalman Filter* (EKF)). Em (FENG et al., 2017), os autores comparam e identificam as principais características dos algoritmos *MUltiple SIgnal Classification* (MUSIC), *Estimation of Signal Parameter via Rotational Invariance Technique* (ESPRIT) e *Space-Alternating Generalized Expectation-maximization* (SAGE) para a estimação de ângulos de azimute e elevação do sinal. Eles ressaltam que os três algoritmos estimam os parâmetros com resultados diferentes em termos de acurácia, tempo de execução e separação de fontes, com um algoritmo se sobressaindo em relação ao outro dependendo do ambiente e do número de antenas.

Outro método empregado para a estimação de parâmetros é o *Distributed Com-*

⁴ O termo *Scatterer* (SC) é utilizado nesta tese para se referir a qualquer ponto intermediário entre a BS e UE, como por exemplo um ponto em uma parede, onde o sinal transmitido é refletido.

⁵ Nesta tese, mapear o ambiente envolve o processo de determinar a posição dos SCs que compõem os múltiplos caminhos de uma transmissão.

pressed Sensing Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit (DCS-SOMP), conforme apresentado em (DUARTE et al., 2005). Este método é aplicável a sinais que possuem uma representação esparsa em uma base. Tal base pode ser recuperada a partir de um número reduzido de projeções em uma segunda base. Portanto, o método DCS-SOMP tem demonstrado eficácia em sistemas mmWave MIMO e tem sido utilizado como uma técnica para a estimação de parâmetros de localização (SHAHMANSOORI et al., 2018). A partir do DCS-SOMP, foi proposta uma abordagem adaptativa que ajusta dinamicamente a matriz de detecção, proporcionando melhorias na acurácia, tempo de execução e complexidade computacional na estimação dos parâmetros de localização (CONCEICAO; ROCHA, 2023).

As principais contribuições desta tese são:

1. **Método para estimação de parâmetros de localização.** Propõe-se uma abordagem iterativa do método DCS-SOMP que ajusta a matriz de detecção em cada iteração, realizando um refinamento sucessivo para a estimação de cinco parâmetros de localização: ToA, 2D-AoD (Azimute e Elevação) e 2D-AoA (Azimute e Elevação);
2. **Método de *beamforming* Adaptativo.** Propõe-se uma maneira de ajustar o vetor de *beamforming* usando estimativas sucessivas a partir do DCS-SOMP Adaptativo, refinando a estimativa dos parâmetros;
3. **Métodos de localização do UE para a condição de propagação LoS.** É proposto um método que usa o ToA e a equação geral da circunferência para localizar o UE a partir de várias BSs. Outro método é apresentado para localizar o UE usando ToA e AoD de apenas uma BS;
4. **Métodos de localização do UE para a condição de propagação NLoS.** Propõe-se um método de SLAM que, utilizando apenas uma BS, realiza a localização simultânea do UE e dos SCs presentes no ambiente. O método utiliza ToA, AoD e AoA para traçar linhas em um cenário geométrico e então realizar a localização por determinar a intersecção dessas linhas;
5. **Abordagem de localização do UE para ambiente interno.** Propõe-se uma abordagem chamada *IndoorLoc* que analisa um conjunto de parâmetros de localização, incluindo ToA, AoA e AoD. Ela identifica a disponibilidade de caminho em condição de LoS e aplica o método de localização mais adequado.

O restante desta tese está organizado da seguinte maneira: no [Capítulo 2](#) são introduzidos conceitos importantes sobre localização da MS, são apresentados os principais parâmetros, técnicas e tecnologias que podem ser utilizados na localização. No [Capítulo 3](#), é apresentada uma revisão da literatura referente a métodos de localização que usam

apenas a rede celular. Destaca-se que os métodos podem ser divididos em dois grupos principais em relação à condição de propagação do sinal, LoS ou NLoS. No [Capítulo 4](#) são apresentados os dois primeiros estágios da abordagem de localização proposta nesta tese: modelagem do canal e estimação de parâmetros de localização. No [Capítulo 5](#), é apresentada a abordagem de localização proposta nesta tese, chamada *IndoorLoc*, que inclui a verificação da existência de um caminho em condição de LoS, um método geométrico para localização do UE quando há caminho em condição de LoS, e um método geométrico de localização do UE para quando existem apenas caminhos em condição de NLoS. No [Capítulo 6](#), são apresentadas as considerações finais e algumas perspectivas para trabalhos futuros.

Para facilitar a replicação dos resultados e fornecer um recurso adicional para outros pesquisadores, todos os códigos utilizados nesta pesquisa estão disponíveis no repositório GitHub⁶. Os códigos foram testados usando o Matlab R2023B e estão organizados por capítulo, de modo que cada pasta contém os códigos relacionados aos gráficos e análises apresentadas.

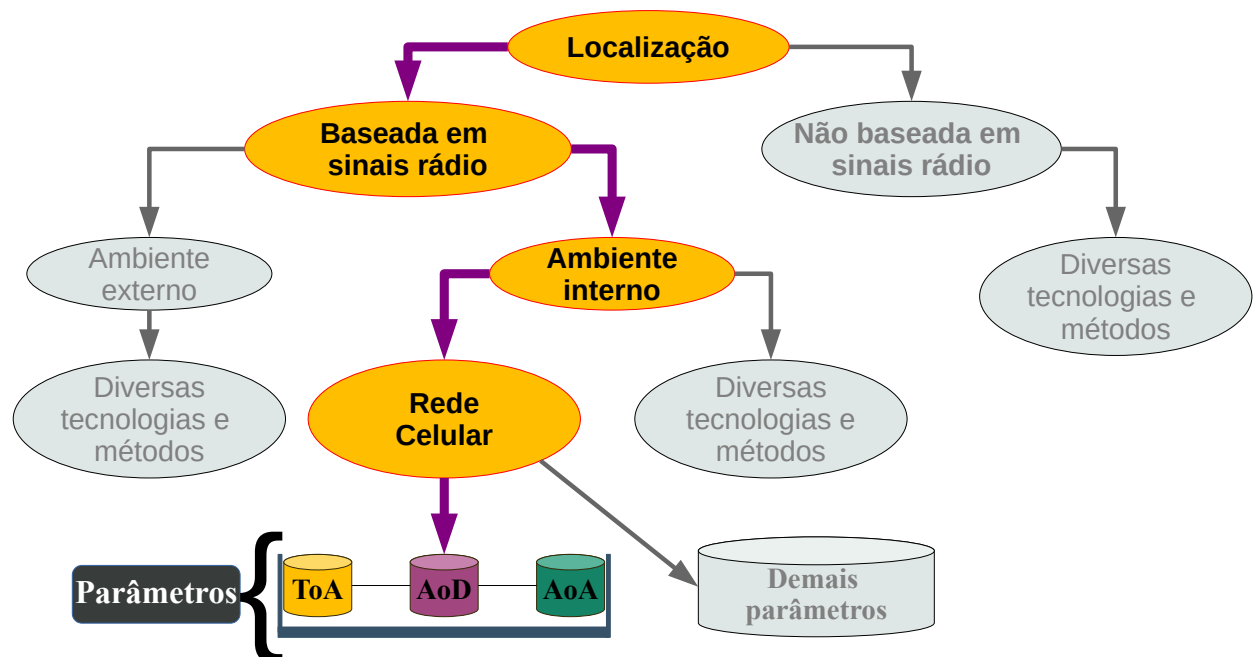
⁶ <https://github.com/pfrancisco43/TeseLocalizacaoIndoor>

2 Localização de Estações Móveis

Conforme descrito em (GEOK et al., 2021), os métodos de localização da MS podem ser divididos em dois grupos distintos: os que dependem de sinais de radiofrequência (ondas eletromagnéticas) e os que não dependem, como a localização por meio de ondas sonoras (ondas mecânicas) (YASSIN et al., 2017). Na localização baseada em sinais de radiofrequência, os métodos podem ser divididos quanto ao ambiente (interno ou externo); à disponibilidade de linha de visada (LoS ou NLoS); aos parâmetros de localização utilizados (RSS, ToA, TDoA, RTT, AoD e AoA) e quanto às tecnologias utilizadas (WiFi, ZigBee, UWB, Bluetooth, RFID, LPWAN, GPS, GNSS e Rede Celular) (MENDOZA-SILVA; TORRES-SOSPEDRA; HUERTA, 2019).

Esta tese fornece contribuições ao estado da arte da área de localização de MSs em ambientes internos, utilizando exclusivamente a rede celular. Para tanto, os algoritmos de localização propostos consideram um modelo de propagação de sinal de salto único (do inglês, *Single bounce scattering model*), assim como em (SHAHMANSOORI et al., 2018) e (ZHOU; LIU; LAU, 2019). A Figura 2.1 destaca o escopo desta tese.

Figura 2.1 – Área de contribuições da tese.



Fonte: Autoria própria.

A seguir, são apresentados os conceitos fundamentais da localização da MS baseada em sinais de radiofrequência, os ambientes onde ocorrem a localização, os principais parâmetros utilizados para localizar a MS e como eles estão relacionados às coordenadas cartesianas da MS, BS e SCs. Por fim, são apresentadas as principais tecnologias e os principais algoritmos presentes na literatura.

2.1 Ambientes de Localização e Propagação do Sinal

De acordo com a descrição encontrada em (GEOK et al., 2021), no contexto da localização de MS, ambiente é o local onde ocorre a localização. São dois ambientes possíveis: interno (*indoor*) e externo (*outdoor*). Em ambos, poderão coexistir duas condições de propagação do sinal, LoS e NLoS.

A Figura 2.2 ilustra um ambiente externo em que duas MSs utilizam simultaneamente dois sistemas de comunicação, GPS e 5G. Nessa figura, percebe-se que o sinal do sistema GPS propaga-se por caminhos em condição de LoS, ao passo que os sinais do sistema 5G propaga-se por caminhos LoS e NLoS.

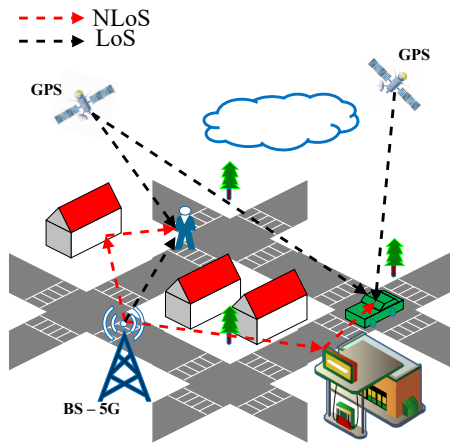
A Figura 2.3 exemplifica um ambiente interno em que uma MS utiliza simultaneamente três sistemas de comunicação, sendo eles: GPS, 5G e WiFi. Por meio dessa figura, observa-se que a MS se comunica em condição de NLoS com os satélites e a BS apresentadas na parte externa do ambiente utilizando, respectivamente, o sistema GPS e o 5G. Por outro lado, a MS pode se comunicar tanto em LoS quanto em NLoS com o *Access Point* (AP) da rede WiFi localizado dentro do ambiente.

A condição de LoS pode ocorrer tanto no ambiente interno quanto no ambiente externo e proporciona simplicidade aos algoritmos de localização. Entretanto, quando existem apenas múltiplos caminhos em condição de NLoS, existem também incertezas quanto aos locais dos SCs, o que proporciona complexidade aos algoritmos de localização. Como ilustra a Figura 2.3, um SC pode ocorrer em uma parede ou em um objeto qualquer.

2.2 Parâmetros de Localização

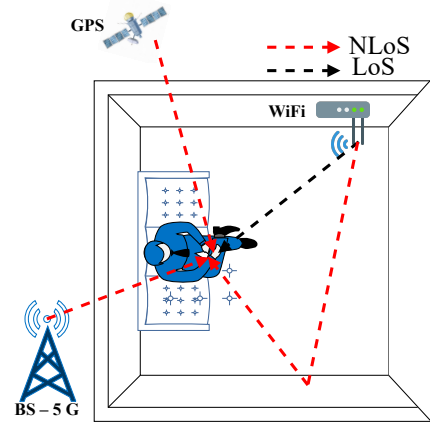
A Figura 2.4 mostra uma síntese dos principais parâmetros utilizados na localização da MS. Esses parâmetros podem ser divididos em parâmetros de distância e de direção. Nas subseções seguintes serão apresentadas algumas características de cada um desses parâmetros.

Figura 2.2 – Exemplo de ambiente externo.



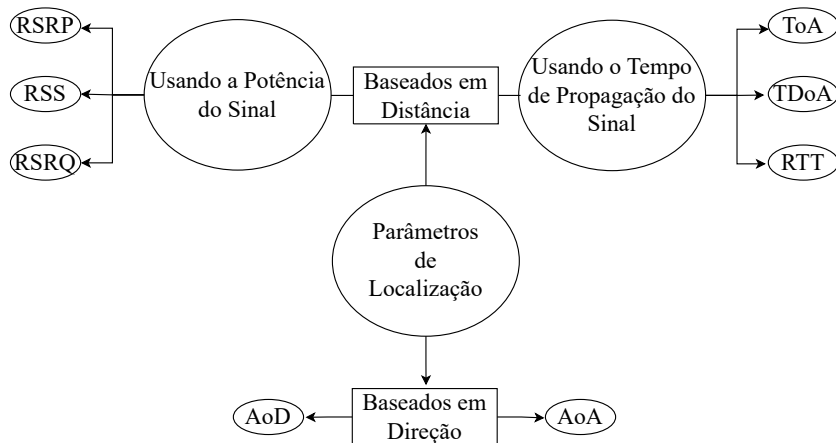
Fonte: Autoria própria.

Figura 2.3 – Exemplo de ambiente interno.



Fonte: Autoria própria.

Figura 2.4 – Principais parâmetros de localização.



Fonte: Adaptado de Geok et al. (2021).

2.2.1 Intensidade do Sinal Recebido

A intensidade do sinal recebido (do inglês, *Received Signal Strength* (RSS)) é a intensidade do sinal que chega na MS. Segundo Pandey, Pinky e Kumar (2018), o RSS é um parâmetro baseado em distância que considera um cálculo de perda de potência do sinal ao longo do caminho (do inglês, *path loss*). Utilizando este cálculo de perda, determina-se a distância entre BS e MS.

Seguindo o modelo de *path loss* descrito em (HATA, 1980), Kurt e Tavli (2017) afirma que a potência média do sinal apresenta uma diminuição logarítmica em relação à distância entre BS e MS. Assim, considerando $P_r(d_q)$ como a potência recebida em uma determinada distância d_q entre a q -ésima BS e a MS, o modelo empírico simplificado de

path loss pode ser expresso como:

$$P_r(d_q) = P_r(d_{q,0}) - 10\psi \log_{10} \frac{d_q}{d_{q,0}}, \quad (2.1)$$

em que $P_r(d_{q,0})$ é a potência do sinal recebido quando a MS está na distância $d_{q,0}$, que normalmente é considerado 1 m. Kurt e Tavli (2017) afirma que o valor de $P_r(d_{q,0})$ pode ser determinado a partir da medição real da potência do sinal na distância $d_{q,0}$ ou pode ser calculado a partir do modelo de perda de caminho no espaço livre (do inglês, *Free-Space Path Loss* (FSPL)). Para a distância d_q o FSPL é determinado a partir de:

$$FSPL = \left(\frac{4\pi d_q}{\lambda} \right)^2, \quad (2.2)$$

em que $\lambda = \frac{c}{F_c}$ é comprimento do onda, onde F_c é a frequência da portadora e c é a velocidade da luz.

Na equação (2.1), o expoente de perda de percurso, ψ , varia entre 2 e 6, ajustando-se ao tipo de ambiente e à condição de propagação. Por exemplo, em redes 5G, Khan et al. (2017) demonstram como ψ está associado ao ambiente e às condições de propagação, como ilustrado na Tabela 2.1. Além disso, como descrito por Kurt e Tavli (2017), ψ tende a aumentar com a frequência da portadora e a diminuir à medida que a altura da antena na BS é elevada.

Tabela 2.1 – Possíveis valores de ψ .

Ambiente	ψ
Espaço livre	2
Área urbana	2,7 a 3,5
Área urbana sombreada	3 a 5
<i>Interno</i> – LoS	1,6 a 1,8
<i>Interno</i> – NLoS	4 a 6

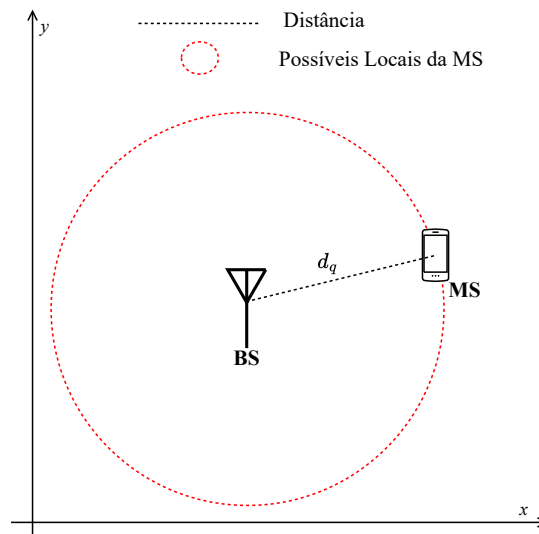
Fonte: Autoria de Khan et al. (2017).

A partir de (2.1), a distância d_q entre a q -ésima BS e a MS pode ser obtida de:

$$d_q = 10^{\frac{P_r(d_{q,0}) - P_r(d_q)}{10\psi}}. \quad (2.3)$$

A Figura 2.5 ilustra um cenário em que a distância d_q foi obtida a partir do parâmetro RSS. Nota-se que ao usar apenas uma BS, a distância é o raio de uma circunferência onde será determinada a localização da MS. O RSS pode ser utilizado em algoritmos de trilateração e impressão digital (do inglês, *fingerprint*), descritos na seção 2.3.

Figura 2.5 – Possíveis locais da MS utilizando uma BS e RSS.



Fonte: Autoria própria.

O *Reference Signal Received Power* (RSRP) e o *Reference Signal Received Quality* (RSRQ) são parâmetros derivados do sinal de referência, disponíveis em redes móveis a partir da quarta geração (4G). Ambos podem ser utilizados na localização, conforme descrito em (POOSAMANI; RHEE, 2015) e (KIM et al., 2014), para melhorar a acurácia da localização. Ao contrário das medições de potência de sinal mais genéricas que podem incluir contribuições de múltiplas fontes, o RSRP mede especificamente a potência média do sinal recebido de apenas uma BS, a qual a MS está conectada. O RSRQ, por sua vez, mede a qualidade do sinal da mesma BS, considerando a relação entre o RSRP e o nível de ruído e interferência do canal.

Ao considerar o uso de RSRP e RSRQ para localização, é importante reconhecer suas limitações. Embora forneçam informações valiosas sobre a potência e qualidade do sinal, esses parâmetros são sensíveis à interferência e ruído e dependem fortemente da proximidade entre MS e BS. Adicionalmente, o custo computacional e o consumo de energia associados ao processamento desses parâmetros podem ser significativos, o que é uma consideração importante para a implementação em dispositivos móveis. Portanto, embora RSRP e RSRQ possam melhorar a acurácia da localização em certos cenários, eles devem ser utilizados com cautela e complementados com outras técnicas de localização para obter melhores resultados (RATHNAYAKE et al., 2023).

2.2.2 Tempo de Chegada

O tempo de chegada (do inglês, *Time of Arrival* (ToA)) é o tempo decorrido entre a transmissão e a recepção do sinal na comunicação entre BS e MS. A partir do tempo

obtém-se a distância do caminho percorrido pelo sinal. Segundo [Zou e Liu \(2020\)](#), o ToA, em condição de LoS, pode ser relacionado com as coordenadas cartesianas da BS e MS a partir de:

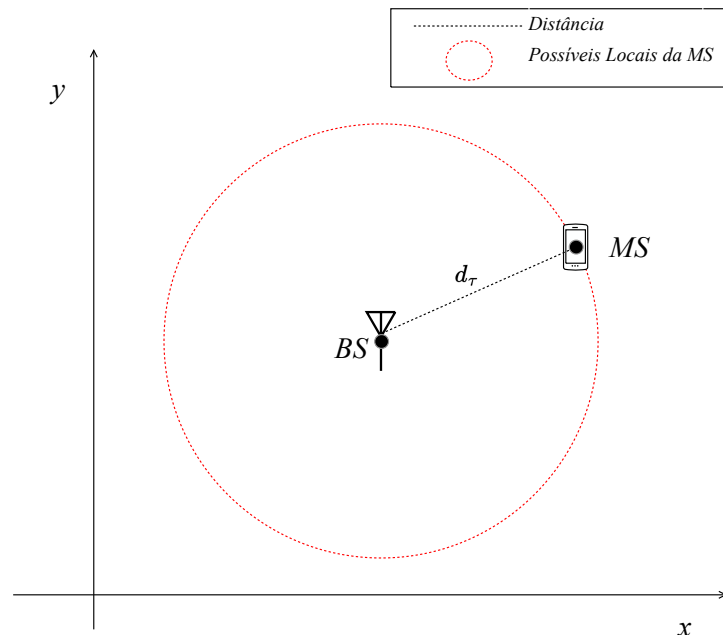
$$d_\tau = \tau c = \|\mathbf{b} - \mathbf{m}\|, \quad (2.4)$$

em que d_τ é a distância percorrida pelo sinal (em metros), τ é o ToA (em segundos), c é a velocidade de propagação do sinal (velocidade da luz), \mathbf{m} e \mathbf{b} são as posições da MS e BS, respectivamente.

Para medir efetivamente o ToA de um sinal, é essencial que haja uma sincronização dos relógios entre a MS e a BS. A precisão na sincronização dos relógios é importante porque quaisquer desvios ou erros no tempo podem resultar em estimativas de localização com menor acurácia ([YIMEI; JIAWEI, 2016](#)). Por exemplo, um erro de apenas 1 nanossegundo no sincronismo pode levar a um erro de localização de aproximadamente 30 centímetros na estimativa de distância. Na prática, a sincronização é frequentemente alcançada com o uso de protocolos de rede, como o Protocolo de Tempo Preciso (do inglês, *Precision Time Protocol* (PTP)), definido pela norma IEEE 1588 ([IEEE, 2008](#)).

A [Figura 2.6](#) ilustra um cenário com ToA. Percebe-se que, assim como ocorre com o parâmetro RSS, ao usar uma medida de ToA é obtida uma circunferência para determinar a localização da MS. O ToA pode ser utilizado como único parâmetro de localização em algoritmos de trilateração, ou em conjunto com outros parâmetros, como AoD e AoA, para aprimorar a acurácia. Esses métodos serão detalhados na [seção 2.3](#).

Figura 2.6 – Possíveis locais da MS utilizando uma BS e ToA.



Fonte: Autoria própria.

2.2.3 Diferença de Tempo de Chegada

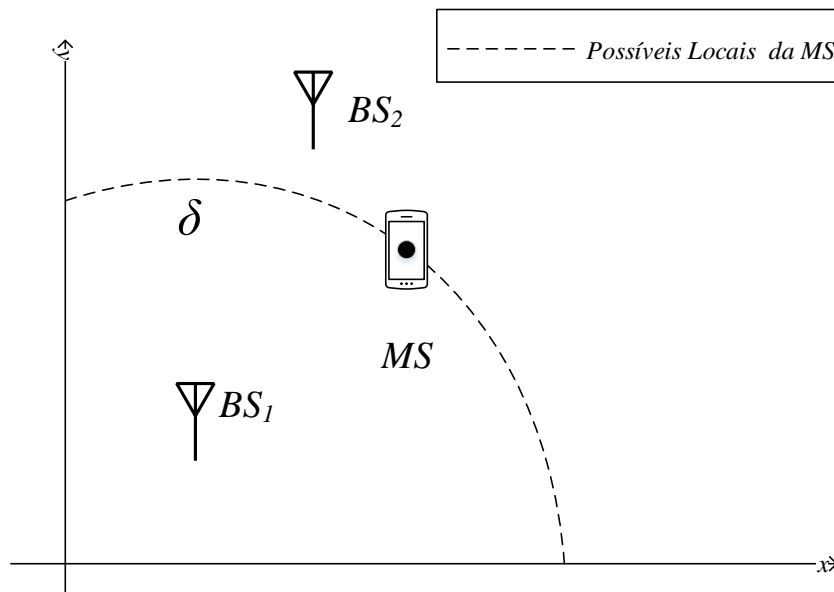
De acordo com [Zekavat e Buehrer \(2019\)](#), a diferença do tempo de chegada (do inglês, *Time Difference of Arrival* (TDoA)) é um dos parâmetros mais utilizados na localização por produzir resultados consistentes. Para se obter uma medida de TDoA é preciso utilizar pelo menos duas BSs, fixando uma como BS de referência. Com isso cada medição de TDoA (δ) pode ser obtida a partir de:

$$\delta_{q-1} = \|\mathbf{m} - \mathbf{b}_q\| - \|\mathbf{m} - \mathbf{b}_1\|, q = 2 \dots Q, \quad (2.5)$$

em que \mathbf{m} e \mathbf{b} são, respectivamente, as coordenadas de posicionamento da MS e da BS, q indica a q -ésima BS e Q é a quantidade de BSs.

A [Figura 2.7](#) ilustra um cenário no plano geométrico 2D em que o TDoA é estimado utilizando duas BSs. Nota-se que, assim como afirmado em ([VANKAYALAPATI; KAY; DING, 2014](#)), a diferença de tempo de chegada dos sinais produz uma hipérbole com os possíveis locais onde a MS está localizada. O TDoA é usado em algoritmos de trilateração, necessitando de pelo menos três BSs. A trilateração será explicada na [seção 2.3](#).

Figura 2.7 – Possíveis locais da MS utilizando duas BSs e ToA.



Fonte: Autoria própria.

2.2.4 Tempo de Ida e Volta

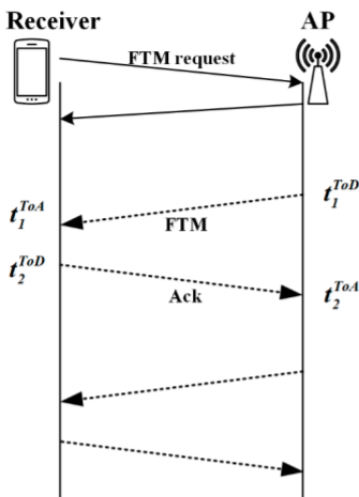
Conforme [Peral-Rosado et al. \(2020\)](#), o tempo de ida e volta (do inglês, *Round Trip Time* (RTT)) é similar ao ToA e também baseia-se no tempo de propagação do sinal.

Entretanto, o RTT mede o tempo de ida e volta do sinal, eliminando a necessidade de sincronização de relógio entre BS e MS.

Na localização utilizando RTT e WiFi, conforme apresentado em (CAO et al., 2020) e ilustrado na Figura 2.8, é preciso usar o protocolo WiFi *Fine Timing Measurement* (FTM), conforme definido em (IEEE, 2016), e registrar os tempos de partida (do inglês, *Time of Departure* (ToD)) e ToA do sinal para calcular o RTT.

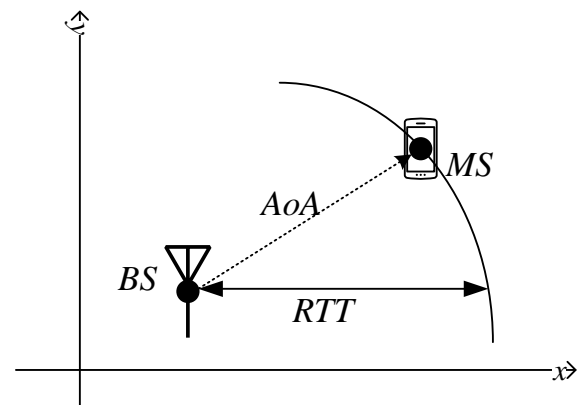
Nas redes de quinta geração (5G), pode haver várias medições de RTT que são enviadas a um servidor de localização, que determina a posição da MS (DWIVEDI et al., 2021). Por outro lado, ao ser combinada com AoA, apenas uma medida de RTT é necessária para determinar a localização da MS, conforme ilustrado na Figura 2.9.

Figura 2.8 – Protocolo WiFi FTM.



Fonte: Autoria de Cao et al. (2020).

Figura 2.9 – Cenário com a junção de RTT e AoA.



Fonte: Autoria própria.

2.2.5 Ângulos de Chegada e de Partida

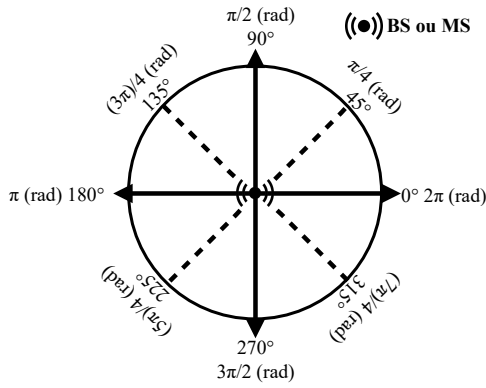
Os ângulos de chegada (do inglês, *Angle of Arrival* (AoA)) e de partida (do inglês, *Angle of Departure* (AoD)) indicam a direção que o sinal chega ou sai da BS ou da MS, respectivamente. A Figura 2.10 ilustra a circunferência trigonométrica em que a BS ou MS está no centro, os ângulos podem ser expressos em graus, no intervalo $[0^\circ, 360^\circ]$ ou em radianos, no intervalo $[0, 2\pi]$. A Figura 2.11 ilustra o AoA e o AoD em um cenário no plano 2D (duas dimensões), no contexto de *downlink*. Conforme Li, Conan e Pierre (2007) e Wymeersch (2018), pode-se relacionar AoA (θ) e AoD (ϕ) às coordenadas cartesianas da BS e MS a partir de:

$$\theta = \arctan\left(\frac{b_y - m_y}{b_x - m_x}\right), \quad (2.6)$$

$$\phi = \arctan\left(\frac{m_y - b_y}{m_x - b_x}\right), \quad (2.7)$$

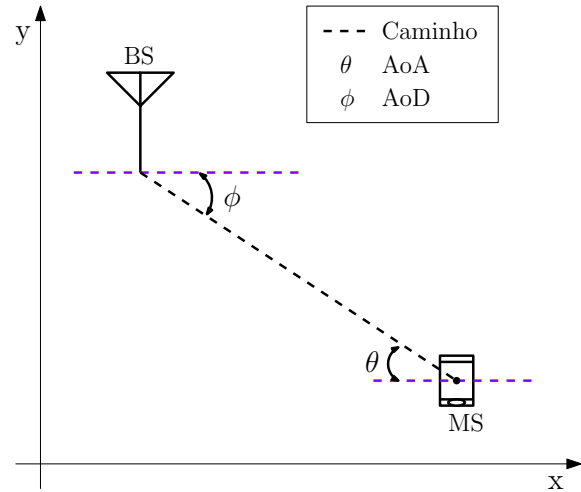
em que x e y são as coordenadas no plano cartesiano dos pontos $\mathbf{b} = (b_x, b_y)$ e $\mathbf{m} = (m_x, m_y)$, representando as posições da BS e MS, respectivamente.

Figura 2.10 – Intervalo de valores medidos para AoD/AoA.



Fonte: Autoria própria.

Figura 2.11 – Cenário com AoA e AoD no contexto de *downlink*.



Fonte: Autoria própria.

Ao usar o AoD de apenas uma BS determina-se uma reta em direção à MS, mas o local exato da MS é indeterminado. Para determinar a localização da MS usa-se a técnica de triangulação com pelo menos duas BSs, conforme descrito na [seção 2.3](#).

2.3 Técnicas de Localização

Técnica de localização é um mecanismo utilizado para localizar uma MS em um ambiente interno ou externo utilizando um ou mais parâmetros de localização apresentados na [seção 2.2](#). As principais técnicas de localização presentes na literatura são descritas, de maneira sucinta, a seguir.

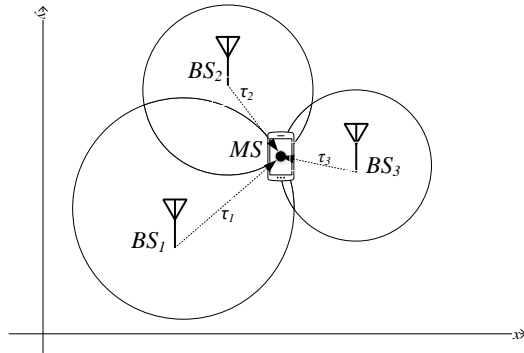
2.3.1 Triangulação e Trilateração

A triangulação é uma técnica de localização que utiliza medições de direção, como AoA e AoD. Para realizar a triangulação, são necessárias as medições de ângulo de ao menos dois pontos de referência, geralmente BSs. Este método determina a posição de uma MS pela intersecção das linhas de direção formadas com base nos ângulos medidos em relação a cada BS ([ZEKAVAT; BUEHRER, 2019](#)).

Em contraste, a trilateração é uma técnica que envolve a medição de distâncias de três ou mais pontos de referência sem a necessidade de medições angulares. O processo de trilateração usa parâmetros como o RSS, ToA, TDoA ou RTT para sobrepor círculos ou esferas cujos raios são determinados pelas distâncias medidas, encontrando o ponto de intersecção como a localização da MS ([ZEKAVAT; BUEHRER, 2019](#)).

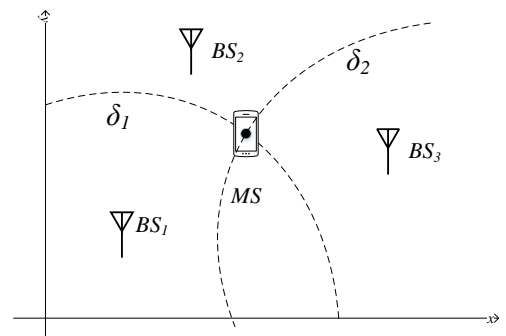
As Figuras 2.12 e 2.13 ilustram o uso de trilateração com os parâmetros ToA e TDoA, respectivamente, enquanto a Figura 2.14 demonstra o uso de triangulação utilizando AoD.

Figura 2.12 – Trilateração com ToA.



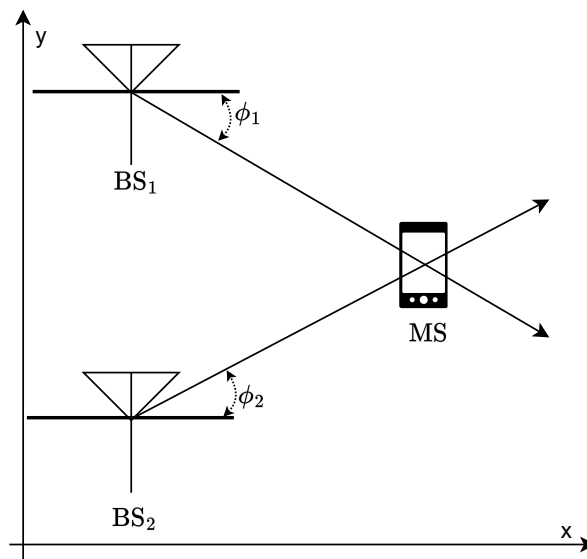
Fonte: Autoria própria.

Figura 2.13 – Trilateração com TDoA.



Fonte: Autoria própria.

Figura 2.14 – Triangulação com AoD.



Fonte: Autoria própria.

2.3.2 Estimadores Baseados em Máxima Verossimilhança e em Mínimos Quadrados Não Lineares

A localização da MS pode ser feita usando algoritmos baseados em diferentes técnicas estatísticas, sendo duas das principais o Estimador de Máxima Verossimilhança (do inglês, *Maximum Likelihood Estimation* (MLE)) e o estimador de Mínimos Quadrados

Não Lineares (do inglês, *Non-linear Least Squares* (NLS)) (YUDANTO et al., 2023). Essas técnicas utilizam diferentes fundamentos teóricos para processar medições e estimar a posição da MS.

O MLE é uma técnica estatística que busca os parâmetros do modelo que maximizam a verossimilhança dos dados observados. A verossimilhança é a probabilidade de obter os dados observados a partir um conjunto específico de parâmetros do modelo. Essa técnica é particularmente útil quando a distribuição estatística do erro é conhecida, permitindo modelar como os parâmetros influenciam a probabilidade dos dados (SHI et al., 2017).

O método de Taylor de primeira ordem, proposto por Foy (1976), é aplicado no MLE para facilitar a maximização da função de log-verossimilhança em situações onde a relação entre os parâmetros e os dados é complexa (MEI et al., 2022). Assim como em (SHIKUR; WEBER, 2014), a equação de iteração do método de Taylor, que lineariza a função de log-verossimilhança em torno do ponto de estimativa atual, é dada por:

$$\boldsymbol{\varrho}^{(o)} = \boldsymbol{\varrho}^{(o-1)} + (\mathbf{J}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{J})^{-1} \mathbf{J}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} [\boldsymbol{\beta} - \mathbf{f}(\boldsymbol{\varrho}^{(o-1)})], o = 1, 2, \dots \quad (2.8)$$

em que $\boldsymbol{\varrho}$ são as coordenadas estimadas da localização da MS, o é a respectiva iteração do método de Taylor, \mathbf{J} é uma matriz Jacobiana, $\mathbf{J} = \frac{\partial \mathbf{f}(\boldsymbol{\varrho}^{(o-1)})}{\partial \boldsymbol{\varrho}^{(o-1)}}$, $\boldsymbol{\Sigma}$ é a matriz diagonal de covariância do erro das medições, $\boldsymbol{\beta}$ é o vetor com os valores dos parâmetros de localização e $\mathbf{f}(\boldsymbol{\varrho}^{(o-1)})$ é um vetor que é determinado a cada iteração com base nas relações geométricas dos parâmetros e os pontos cartesianos de $\boldsymbol{\varrho}^{(o-1)}$. Este método permite iterar até que a diferença entre estimativas consecutivas seja minimizada, indicando convergência.

O NLS é uma técnica que minimiza a soma dos quadrados dos resíduos entre os dados observados e os dados modelados. Esta técnica é adequada para modelar relações não lineares entre variáveis sem a necessidade de especificar a distribuição dos erros (CUNHA, 2010).

Os métodos de *Gauss-Newton* e *Levenberg-Marquardt* são implementações do NLS que simplificam a resolução de problemas não lineares. O método de *Gauss-Newton* é expresso pela simplificação da equação (2.8), onde a covariância dos erros não é considerada:

$$\boldsymbol{\varrho}^{(o)} = \boldsymbol{\varrho}^{(o-1)} + (\mathbf{J}^T \mathbf{J})^{-1} \mathbf{J}^T [\boldsymbol{\beta} - \mathbf{f}(\boldsymbol{\varrho}^{(o-1)})], o = 1, 2, \dots \quad (2.9)$$

O método de *Levenberg-Marquardt* é uma modificação do método de *Gauss-Newton* que adiciona um parâmetro de amortecimento para melhorar a estabilidade e a convergência em problemas onde o método de *Gauss-Newton* pode falhar devido a condições inadequadas de linearização (DEUFLHARD, 2011).

Em (CONCEICAO; ROCHA, 2020), é proposto um algoritmo para estimar a localização da MS a partir do parâmetro TDoA em conjunto com NLS, usando os métodos de *Gauss-Newton* e *Levenberg-Marquardt*.

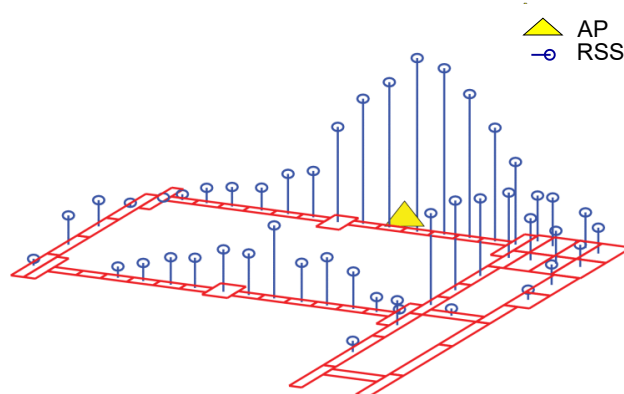
Uma das desvantagens dos estimadores baseados em MLE e NLS é a necessidade de uma estimativa inicial, $\mathbf{q}^{(0)}$, de posicionamento, visto que a convergência dos algoritmos pode ser sensível à estimativa inicial, podendo não convergir caso a estimativa inicial seja distante da localização real.

2.3.3 Estimadores Baseados em Impressão Digital de Sinais

A técnica baseada em impressão digital (*fingerprint*) envolve o cadastro e a manutenção de uma base de dados que contém a associação de valores de RSS para cada local específico do ambiente. O processo começa com a fase de coleta de dados, onde o RSS é medido em vários pontos fixos dentro do ambiente. Esses dados são usados para construir um mapa digital que associa cada ponto a um perfil de sinal específico (CAO et al., 2021).

Durante a fase de localização, o algoritmo compara o RSS medido pela MS com os perfis na base de dados para determinar a localização mais provável. A Figura 2.15 ilustra este procedimento em um ambiente contendo um AP de WiFi, demonstrando como diferentes locais no ambiente têm associações únicas de RSS.

Figura 2.15 – Localização utilizando *fingerprint*.



Fonte: (DAVIDSON; PICHÉ, 2017).

Embora Mendoza-Silva, Torres-Sospedra e Huerta (2019) afirmem que o desempenho desses algoritmos pode alcançar uma acurácia de cerca de 1 metro, o processo de manter o mapa de *fingerprint* atualizado deve ser feito constantemente. O ambiente pode sofrer alterações que afetam o RSS, como novos obstáculos (móveis, construções) ou alterações na configuração de transmissores de sinal. Frequentemente, é necessário realizar novas coletas de dados para que o sistema demonstre desempenho estável.

Entretanto, avanços recentes incluem o uso de aprendizado de máquina para melhorar a precisão dos algoritmos de *fingerprint*, permitindo que eles ajustem dinamicamente

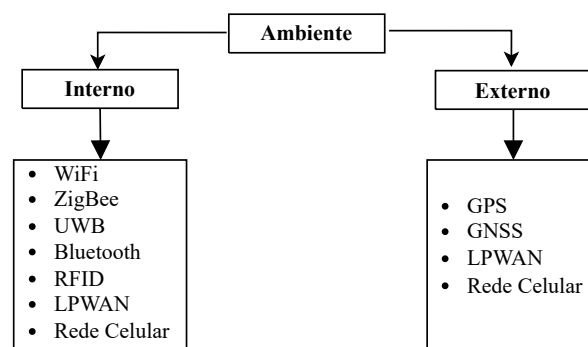
os modelos de sinal com base em dados coletados continuamente, o que pode reduzir significativamente a carga de manutenção manual (CAO et al., 2021).

Comparativamente, a técnica de *fingerprint* demonstra vantagens significativas em ambientes internos, particularmente quando comparada a métodos que exigem hardware adicional ou configurações complexas. Essa técnica utiliza as medições de RSS provenientes de diversas fontes, combinando sinais de diferentes tecnologias de redes sem fio, como WiFi e outras disponíveis.

2.4 Tecnologias de Comunicação Utilizadas na Localização

As tecnologias de comunicação podem ser divididas quanto ao ambiente (interno ou externo) em que geralmente são utilizadas para localização. A Figura 2.16 destaca as principais tecnologias utilizadas na localização. Nas próximas subseções, serão explorados detalhadamente os diferentes aspectos de cada tecnologia, evidenciando suas características e aplicações específicas.

Figura 2.16 – Principais tecnologias utilizadas na localização.



Fonte: Autoria própria.

2.4.1 WiFi

A tecnologia WiFi, também conhecida pelo padrão IEEE 802.11, utiliza ondas de rádio para permitir a comunicação sem fio entre dispositivos eletrônicos. No contexto de localização, o padrão IEEE 802.11 emprega principalmente o RSS dos sinais WiFi para determinar a posição de um dispositivo dentro de uma rede. O RSS é influenciado pela distância e por obstáculos físicos entre o dispositivo e o ponto de acesso (KONINGS et al., 2019).

O WiFi opera geralmente em duas bandas de frequência principais: 2,4 GHz e 5 GHz. Além disso, as tecnologias mais recentes, como o WiFi 6 (802.11ax) e o WiFi 7

(802.11be), começaram a utilizar a banda de 6 GHz, que oferece canais mais largos e menos congestionados, potencializando a acurácia da localização em ambientes congestionados. A banda de 2,4 GHz continua sendo mais comum para aplicações de localização devido à sua maior capacidade de penetração em obstáculos, embora seja mais suscetível a interferências (PARK et al., 2021).

O WiFi é amplamente utilizado para localização em ambientes internos. O principal parâmetro utilizado na localização baseada em WiFi é o RSS, frequentemente combinado com a técnica de *fingerprint*. Esta abordagem compara o RSS medido com um banco de dados pré-mapeado de RSS em várias localizações para estimar a posição do dispositivo (CAO et al., 2021).

Quando há um posicionamento adequado dos pontos de acesso e uma manutenção constante da base de dados do mapeamento, a localização por WiFi pode alcançar acurácia da ordem de centímetros. No entanto, a acurácia pode variar significativamente com mudanças no ambiente ou na configuração dos pontos de acesso (MENDOZA-SILVA; TORRES-SOSPEDRA; HUERTA, 2019).

Assim, a principal desvantagem da localização por WiFi é a necessidade de manutenção constante do mapeamento do ambiente devido à dinâmica de alterações estruturais e de configuração dos pontos de acesso que podem afetar a intensidade do sinal. Além disso, a precisão da localização pode ser comprometida por interferências de outros dispositivos operando na mesma faixa de frequência.

2.4.2 ZigBee

O *ZigBee* é um padrão de comunicação sem fio de baixa potência e curto alcance, definido pelo padrão IEEE 802.15.4. É projetado especificamente para aplicações de baixa taxa de dados e requer baixo consumo de energia, tornando-se ideal para dispositivos de IoT (YAN et al., 2018).

O *ZigBee* opera em três bandas de frequência: 868 MHz na Europa, 915 MHz na Austrália e América do Norte, e 2,4 GHz globalmente. Essas frequências permitem que o *ZigBee* seja utilizado mundialmente, embora operem em faixas não licenciadas, o que pode resultar em interferências de outros dispositivos eletrônicos (NIMI; SAMUNDISWARY, 2017).

Para localização, o *ZigBee* utiliza os parâmetros ToA e AoD/AoA. Esses parâmetros são utilizados para determinar a distância e a direção de um dispositivo em relação a outros pontos na rede, facilitando a triangulação e a trilateração para determinar a localização da MS no ambiente (OGUNTALA et al., 2018).

Segundo Latina, Reyes e Rollon (2022), a acurácia da localização via *ZigBee* pode variar, mas geralmente é eficaz dentro do alcance especificado do dispositivo. Em condições

ideais e sem interferências, *ZigBee* pode oferecer precisão na faixa de metros, adequada para muitas aplicações de monitoramento e controle em ambientes internos.

O *ZigBee* é amplamente utilizado em sistemas de automação residencial e industrial, monitoramento de saúde e sensores ambientais. Devido ao seu baixo consumo de energia e custo relativamente baixo, é especialmente adequado para redes de sensores que requerem comunicações frequentes e de baixa intensidade de dados (LATINA; REYES; ROLLON, 2022).

Além das interferências causadas por operar em bandas de frequência não licenciadas, o *ZigBee* pode enfrentar limitações de alcance e penetração em ambientes com muitos obstáculos físicos. Essa limitação pode afetar a consistência e a confiabilidade da localização em ambientes complexos. Assim, para implementar a localização com *ZigBee* é necessária uma infraestrutura de rede mais densa para cobrir áreas maiores (XIAO et al., 2016).

2.4.3 UWB

A tecnologia que utiliza sinais de banda ultra-larga (do inglês, *Ultra-Wideband* (UWB)) opera enviando pulsos de rádio de curta duração e baixa energia em uma banda ultra-larga, definida como sendo maior que 20% da frequência da portadora central. Essa característica permite que o UWB opere em uma faixa de frequência ampla, minimizando a interferência com outras tecnologias de comunicação (ALARIFI et al., 2016).

O UWB opera tipicamente em uma faixa de frequência que vai de 3,1 a 10,6 GHz, proporcionando a capacidade de transmitir dados com grande largura de banda. Para fins de localização, o UWB utiliza parâmetros baseados em distância e direção, incluindo ToA e AoA. Esses parâmetros permitem o uso de técnicas como trilateração, triangulação e *fingerprind* para determinar a localização das *tags* UWB dentro de um ambiente (SHI; MING, 2016; ALARIFI et al., 2016). A tecnologia UWB proporciona alta acurácia na localização, geralmente entre 10 e 50 cm. Esta precisão é possível devido à alta resolução temporal dos sinais de pulso curto que minimiza os erros na medição de distância e direção (ALARIFI et al., 2016).

Segundo Poulouse et al. (2020), o UWB é frequentemente utilizado em aplicações que requerem localização com alta acurácia, como sistemas de segurança interna, automação industrial, e rastreamento de ativos em ambientes complexos, onde a acurácia e a confiabilidade são críticas.

Uma das principais limitações do UWB é que a tecnologia ainda não é amplamente suportada em dispositivos de consumo como *smartphones*. Além disso, a necessidade de múltiplas *tags* podem elevar os custos de implementação, tornando-a menos viável para projetos com orçamento limitado ou para aplicações de grande escala (MAZHAR; KHAN;

SÄLLBERG, 2017).

2.4.4 BLE

A tecnologia de comunicação *Bluetooth Low Energy* (BLE) projetada especificamente para baixo consumo de energia, operando na frequência de 2,4 GHz. Diferente do *Bluetooth* clássico, o BLE é otimizado para transmissões de dados pequenas e intermitentes, o que reduz significativamente o consumo energético (JEON et al., 2018).

O BLE opera exclusivamente na banda de 2,4 GHz, semelhante ao WiFi, mas é projetado para ter um consumo energético muito menor, tornando-o ideal para dispositivos de IoT e aplicações de localização interna que requerem longa duração da bateria (MENDOZA-SILVA; TORRES-SOSPEDRA; HUERTA, 2019).

Para a localização, o BLE utiliza parâmetros como o RSS para determinar a distância até os *beacons*, que são pequenos transmissores do tamanho de uma moeda. Esses *beacons* são instalados em posições estratégicas e podem empregar técnicas de trilateração, triangulação e *fingerprint* para fornecer localização em ambientes internos (MAZHAR; KHAN; SÄLLBERG, 2017).

A localização via BLE pode alcançar uma acurácia de alguns metros, dependendo da densidade e da configuração dos *beacons*. O BLE é amplamente adotado em aplicações de localização em ambientes internos, especificamente em aplicações onde a precisão moderada e o baixo custo são essenciais. Também é comum em aplicações de IoT, onde pequenos dispositivos precisam comunicar pequenas quantidades de dados por longos períodos (JEON et al., 2018).

Embora o BLE ofereça vantagens significativas em termos de custo e consumo energético, sua limitação de alcance e a necessidade de múltiplos *beacons* para cobrir áreas maiores podem elevar o custo de implantação. Além disso, a interferência de outros dispositivos operando na mesma faixa de frequência pode impactar a precisão da localização (MENDOZA-SILVA; TORRES-SOSPEDRA; HUERTA, 2019).

2.4.5 RFID

A identificação por radiofrequência (do inglês, *Radio Frequency Identification* (RFID)) é uma tecnologia que utiliza sinais de rádio para transmitir a identidade codificada em etiquetas eletrônicas. O sistema consiste em etiquetas RFID, que contêm um microchip e uma antena, e leitores RFID, que podem ler as informações transmitidas pelas etiquetas a partir de uma distância específica (SHEN; JIN; LIU, 2016). O sistema de RFID pode operar em várias faixas de frequência, incluindo baixa frequência (do inglês, *Low Frequency* (LF)), alta frequência (do inglês, *High Frequency* (HF)) e ultra alta frequência (do inglês, *Ultra High Frequency* (UHF)). A escolha da frequência depende da aplicação específica e

pode influenciar tanto o alcance de leitura quanto a resistência a interferências (ASHOUR et al., 2023).

A localização por RFID geralmente utiliza o RSS para estimar a distância entre as etiquetas e os leitores. Os sistemas podem ser configurados para funcionar com múltiplos leitores, melhorando a acurácia com o uso de técnicas como trilateração e triangulação, dependendo da configuração dos leitores e da presença de LoS (ALARIFI et al., 2016). A acurácia da localização por RFID pode ser bastante alta, alcançando a ordem dos centímetros em condições ideais. No entanto, a acurácia é altamente dependente da quantidade e da disposição dos leitores RFID no ambiente, assim como das condições de propagação do sinal (BRENA et al., 2017).

RFID é amplamente utilizado para rastreamento de ativos, controle de inventário, gerenciamento de cadeia de suprimentos e acesso seguro. Em ambientes industriais, por exemplo, etiquetas RFID podem ser usadas para localizar ferramentas, equipamentos e até mesmo pessoal (ALARIFI et al., 2016). Embora o RFID ofereça muitos benefícios, ele também apresenta desafios, como a necessidade constante de LoS entre etiquetas e leitores para otimizar a acurácia. Além disso, os sistemas RFID podem ser susceptíveis a interferências se operarem na mesma frequência de outros dispositivos eletrônicos no ambiente.

2.4.6 LPWAN

A tecnologia de rede para área ampla com baixo consumo de energia (do inglês, *Low Power Wide Area Network* (LPWAN)) foi projetada para suportar comunicações de longo alcance com baixo consumo de energia. Ideal para conectar dispositivos IoT que transmitem pequenas quantidades de dados ao longo de grandes distâncias. A LPWAN é fundamental para aplicações que exigem eficiência energética e cobertura extensiva em ambientes internos e externos (GU; JIANG; TAN, 2019).

A tecnologia LPWAN pode ser vista como uma categoria de outras tecnologias, incluindo LoRa, Sigfox e NB-IoT, que operam em várias faixas de frequência, geralmente em bandas não licenciadas ou licenciadas dependendo da tecnologia específica e dos requisitos regulatórios de cada país. Como exemplo, LoRa pode operar nas frequências 868 e 915 MHz (MEKKI et al., 2019).

A localização via LPWAN pode utilizar os parâmetros RSS, TDoA e AoA, em conjunto com as técnicas de trilateração, triangulação e *fingerprint* (GU; JIANG; TAN, 2019; MEKKI et al., 2019). Embora a LPWAN forneça uma cobertura significativa, a acurácia da localização não é tão alta quanto aquela oferecida por tecnologias dedicadas de localização, como UWB e BLE, atendendo necessidades de aplicações que requerem apenas uma identificação aproximada da localização. Nos estudos de Svertoka et al. (2022)

e [Gu, Jiang e Tan \(2019\)](#), são descritos resultados onde a acurácia, usando LoRa, varia entre 2,5 e 6,6 m, tanto em ambiente interno quanto externo.

A tecnologia LPWAN é amplamente usada em aplicações de IoT para monitoramento ambiental, rastreamento de ativos, e gerenciamento de cidade inteligente, beneficiando-se de sua capacidade de operar por longos períodos com baixo consumo de energia. Uma desvantagem significativa da LPWAN é que ela não está disponível diretamente em dispositivos móveis comuns como *smartphones*. LPWAN requer uma infraestrutura adicional, como módulos externos, para conectar esses dispositivos às redes LPWAN. Além disso, as baixas taxas de transferência de dados e o alcance limitado em ambientes densos podem restringir sua aplicabilidade em certas situações ([GU; JIANG; TAN, 2019](#)).

2.4.7 GPS

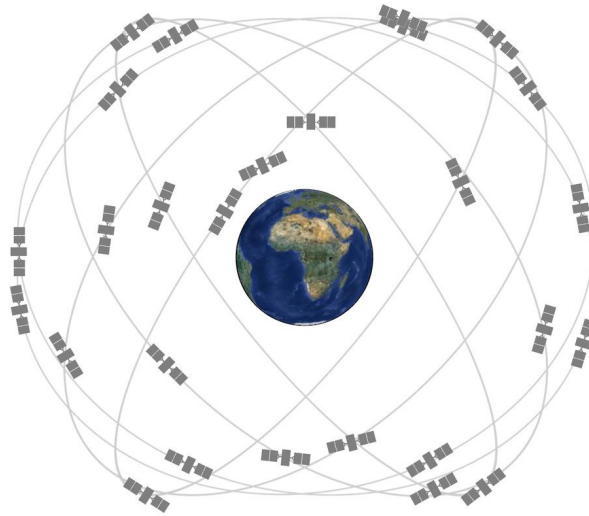
O GPS foi criado e é mantido pela força espacial dos Estados Unidos, sendo uma das constelações de satélites do sistema denominado *Global Navigation Satellite System* (GNSS¹). [Hinch \(2010\)](#) menciona que o GPS foi criado na década de 1960 exclusivamente para uso militar norte-americano.

O GPS é a principal tecnologia de localização para ambiente externo, sendo utilizada em todo o mundo ([PIRAS; CINA, 2010](#)). Há receptores GPS de baixo custo disponíveis na maioria dos *smartphones* sem custo adicional. O funcionamento do sistema GPS pode ser dividido em três segmentos básicos.

1. Segmento Espacial: conforme ilustrado na [Figura 2.17](#), a parte espacial do sistema GPS é composta por uma constelação de 24 satélites operantes distribuídos em 6 planos orbitais. Para garantir cobertura e funcionalidade contínuas, 31 satélites são mantidos ativos, dos quais 7 atuam como satélites de *backup*. Cada satélite está posicionado a aproximadamente 20.200 km de altura e orbita a Terra cerca de duas vezes ao dia ([GPS.GOV, 2021b](#)).
2. Segmento de Controle: o segmento de controle do GPS consiste em uma rede global de instalações terrestres que rastreiam os satélites GPS, monitoram suas transmissões, realizam análises e enviam comandos e dados para toda a constelação. Conforme informado em ([GPS.GOV, 2021a](#)), o segmento de controle inclui uma estação de controle mestre, uma estação de controle mestre alternativa, 11 antenas de comando e controle e 16 locais de monitoramento.

¹ Além do GPS, fazem parte do GNSS os sistemas de satélites: GLONASS (Rússia), Galileo (Europa) e BeiDou (China). O funcionamento destas outras constelações são semelhantes ao GPS. Usar o GNSS, ao invés de somente o GPS, proporciona melhoria na acurácia da localização, mas é necessário receptor próprio.

Figura 2.17 – Segmento espacial do sistema GPS.



Fonte: Autoria de [GPS.gov](https://www.gps.gov) (2021b).

3. Segmento do Usuário: o segmento do usuário é composto por um receptor que decodifica os sinais, possibilitando identificar os satélites que enviaram o sinal, as coordenadas do posicionamento do receptor, a velocidade e a direção do deslocamento ([GPS.GOV](https://www.gps.gov), 2014).

A [Figura 2.18](#) ilustra o esquema de funcionamento do GPS com os três segmentos. Há uma constante comunicação entre o centro de controle terrestre e o satélite que envia os dados de localização para o receptor.

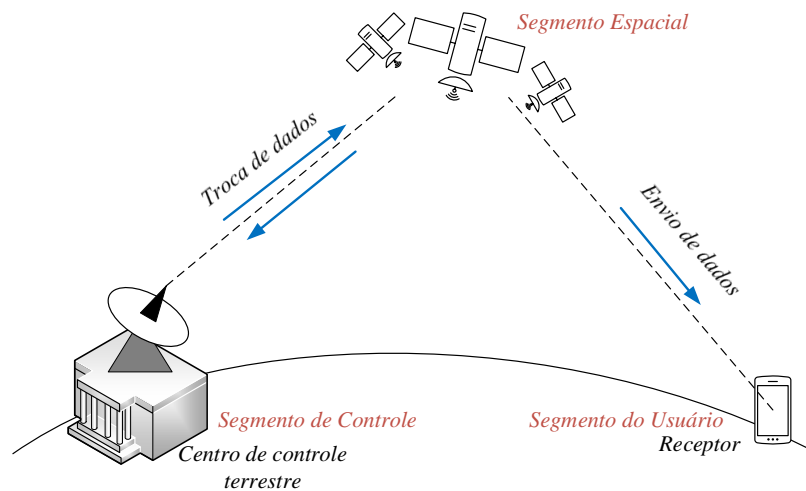
- **Técnica de Posicionamento**

Conforme ilustrado na [Figura 2.19](#), o posicionamento é feito por trilateração utilizando ToA de pelo menos 3 satélites. Os satélites possuem relógios atômicos e estão em constante gerenciamento pela estação de controle. Ainda assim, os receptores GPS estão suscetíveis a erros de relógio, o que gera erro na determinação do ToA. Para mitigar esse problema, um quarto satélite pode ser utilizado na localização com a função de estimar o deslocamento de relógio do receptor em relação ao relógio do sistema. O valor de deslocamento é utilizado para ajustar possíveis erros de estimação do ToA ([AQEL et al., 2016](#)).

- **Receptores GPS**

Para o uso civil, o GPS ganhou notoriedade em um vasto número de aplicações, principalmente a navegação. Receptores GPS estão presentes na ampla maioria dos

Figura 2.18 – Os três segmentos do sistema GPS.



Fonte: Autoria própria.

Figura 2.19 – GPS – Trilateração com ToA.



Fonte: Adaptado de Aqel et al. (2016).

smartphones atuais, mesmo nos de menor custo. Os receptores GPS de uso civil disponíveis nos *smartphones* são considerados de baixo custo e possibilitam acurácia em ambiente externo de 10 a 15 metros em 95% dos casos, o que para navegação em ambiente externo pode ser suficiente (PRADO; KRUEGER, 2006; USA, 2020).

Existem receptores GPS que melhoram significativamente a acurácia, mas geralmente apresentam custo elevado e requerem técnicas mais elaboradas. Um exemplo desses receptores utiliza a técnica *Real Time Kinematic* (RTK), que emprega uma estação de referência fixa em local conhecido para corrigir os erros de acurácia do GPS em tempo

real. Esta técnica permite alcançar acurácia na ordem dos centímetros e é primariamente usada em ambientes externos devido à necessidade de linha de visada desobstruída com os satélites. O processo de obtenção da localização pode ser mais demorado, especialmente ao estabelecer a conexão inicial com os satélites. Embora haja estudos para desenvolver RTK de baixo custo, esta tecnologia ainda demanda altos custos devido ao hardware especializado necessário e à infraestrutura de suporte (KHUMSA; SUTTHISANGIAM, 2023; SYSTEMS, 2022).

2.4.8 Rede Celular

A rede celular aproveita uma infraestrutura já amplamente estabelecida, o que representa uma vantagem significativa em termos de cobertura e custo de implementação. Diferentemente de outras tecnologias de localização que exigem a instalação de hardware específico, como *beacons* ou antenas adicionais, a rede celular utiliza para ambientes externos torres de transmissão que já estão presentes em quase todos os ambientes urbanos e em muitas áreas rurais. No ambiente industrial, assim como em outros espaços com grandes número de pessoas, antenas da rede celular podem ser instaladas em ambientes internos, atendendo a um grande número de cenários e ambientes. Dessa forma, a localização usando a rede celular pode funcionar tanto em ambientes internos quanto externos, ampliando a quantidade de aplicações potenciais (PERAL-ROSADO et al., 2018).

Historicamente, as especificações de acurácia para localização celular eram modestas, com a FCC exigindo uma acurácia de 300 metros em 95% dos casos em 1996 (FCC, 2021a). Nos últimos anos, no entanto, houve uma pressão significativa por melhorias em relação a acurácia. Regulamentações mais recentes da FCC e padrões da 3GPP agora visam níveis de acurácia na ordem dos centímetros, inclusive para ambientes internos, refletindo avanços tecnológicos e uso de tecnologias como mmWave e número massivo de antenas (mMIMO) (3GPP, 2024).

A localização por rede celular pode utilizar uma variedade de parâmetros, incluindo RSS, ToA, AoD e AoA . Esses parâmetros podem ser processados utilizando as técnicas de trilateração, triangulação, *fingerprint* e otimização para localizar a MS. A evolução contínua dessas técnicas contribui para a melhoria constante da acurácia da localização (MENDOZA-SILVA; TORRES-SOSPEDRA; HUERTA, 2019).

As aplicações de localização baseada em rede celular são variadas, abrangendo desde serviços de emergência, onde a precisão pode salvar vidas, até aplicações comerciais, como publicidade baseada em localização e análise de fluxo de pessoas em ambientes urbanos. Além disso, a localização celular é fundamental para muitas aplicações *indoor*, como na Indústria 4.0 e IoT , onde dispositivos precisam ser monitorados e gerenciados remotamente (PANDEY; PINKY; KUMAR, 2018).

O próximo capítulo abordará detalhadamente a localização utilizando a rede celular. Serão descritos os parâmetros e as técnicas empregados para efetuar a localização. Além disso, diversas técnicas que combinam vários parâmetros serão testadas e comparadas, permitindo avaliar qual é a mais adequada para a localização utilizando a rede celular.

2.5 Conclusão do Capítulo

Este capítulo explorou os fundamentos da localização utilizando sinais de radio-frequência, destacando sua importância crescente em um cenário tecnológico em constante evolução. As tecnologias de localização são fundamentais tanto em ambientes internos quanto externos, com cada tecnologia apresentando particularidades que as tornam mais adequadas para diferentes cenários.

A [Tabela 2.2](#) compara de forma concisa essas tecnologias, resumindo suas características principais. Essa tabela destaca não apenas as técnicas e parâmetros utilizados, mas também as vantagens, desvantagens e acurácia de cada abordagem, fornecendo uma visão sobre as áreas de aplicação de cada tecnologia.

Dentre os parâmetros discutidos no capítulo, observou-se uma divisão entre aqueles baseados em tempo e direção, cada um oferecendo distintos níveis de acurácia e aplicabilidade. As técnicas de trilateração, triangulação, e os estimadores MLE e NLS, bem como a técnica de *fingerprint*, foram examinadas em detalhes, proporcionando um entendimento de como cada uma pode ser aplicada na prática.

Importante ressaltar que, apesar da prevalência de algumas tecnologias em certas aplicações, a escolha da rede celular como foco das contribuições desta tese foi motivada por sua versatilidade e pela infraestrutura pronta, que abrange localizações internas e externas. A próxima fase desta pesquisa detalhará como a rede celular, especialmente com as inovações do 5G, como mmWave e mMIMO, melhoram a acurácia da localização, trazendo benefícios significativos para áreas como transporte, Indústria 4.0 e serviços personalizados baseados em localização.

O próximo capítulo aborda os métodos de localização utilizando a rede celular, explorando como os parâmetros podem ser otimizados e quais novas tecnologias podem ser integradas para melhorar ainda mais a acurácia dos sistemas de localização.

Tabela 2.2 – Principais características das tecnologias utilizadas na localização.

Tec.	Descrição	Parâmetros	Técnicas	Vantagens	Desv.	Acurácia
WiFi	Usa os pontos de acesso do ambiente para estimar a localização.	AoA/AoD; ToA; TDoA; RSS;	Triangulação; <i>Fingerprint</i> .	Estrutura de comunicação já existente.	Manutenção da base de dados para <i>fingerprint</i> .	Ambiente interno: 2 a 3 m
<i>ZigBee</i>	Padrão de comunicação comumente encontrado em equipamentos IoT.	AoA/AoD; ToA; TDoA; RSS.	Triangulação; Trilateração.	Baixo consumo energético;	Infraestrutura extra; Indisponibilidade nos <i>smartphones</i> .	Ambiente interno: 2 a 5 m
UWB	Equipamento que provê sinais com alta largura de banda e alta acurácia.	AoA/AoD; ToA; TDoA; RSS.	Triangulação; Trilateração; <i>Fingerprint</i> .	Baixo consumo energético; Alta acurácia.	Infraestrutura extra; Alto custo; Indisponibilidade nos <i>smartphones</i> .	Ambiente interno: 0.1 a 0.5 m
<i>beacons</i> BLE	Pequenos equipamentos <i>Bluetooth</i> de baixo custo e baixo consumo energético.	AoA/AoD; ToA; TDoA; RSS.	Triangulação; <i>Fingerprint</i> .	Facilidade na implantação; Baixo consumo energético.	Requer estrutura própria; Curto alcance.	Ambiente interno: 0,8 a 2 m
RFID	Etiquetas que transmitem um ID a um receptor.	RSS.	Trilateração; Triangulação.	Facilidade de implantação.	Requer estrutura própria; Alto custo dos leitores de etiquetas.	Ambiente interno: 2 a 5 m
LPWAN	Tecnologia que oferece baixo consumo energético e longo alcance.	AoA/AoD; TDoA; RSS.	Triangulação; Trilateração; <i>Fingerprint</i> .	Baixo consumo energético; Longo alcance.	Infraestrutura extra; Indisponibilidade nos <i>smartphones</i> .	Ambiente interno e externo: 2.5 a 6 m
GPS / GNSS	Satélites espaciais gerenciados por um centro de controle em terra.	ToA; RSS.	Trilateração.	Infraestrutura pronta; Receptores de baixo custo nos <i>smartphones</i> ;	Alto custo para melhorar acurácia;	Ambiente externo: 10 a 15 m;
Rede Celular	Usa os sinais provenientes das redes LTE da telefonia móvel.	AoA/AoD; ToA; TDoA; RSS.	Triangulação; Trilateração; Estimadores, como NLS e MLE.	Infraestrutura pronta; Disponível em ambiente interno e externo.	Baixa acurácia em ambiente interno;	Ambiente interno e externo: acima de 2 m

Tec.: Tecnologia; **Desv.:** Desvantagens

Fonte: Autoria própria.

3 Localização Utilizando a Rede Celular

Da primeira (1G) até a quinta geração (5G), o Serviço Móvel Celular (SMC) evoluiu e se popularizou em todo o mundo. Atualmente, de maneira similar aos serviços de saneamento básico e de distribuição de energia elétrica, o SMC é considerado uma *utility*¹, sendo utilizado não apenas para comunicações de voz, mas também, e principalmente, para comunicações de dados. As redes de nova geração (5G e *Beyond 5G* – B5G) proporcionam não apenas avanços significativos para aplicações já existentes, mas também possibilitam o surgimento de novas aplicações e tecnologias disruptivas. Estas tecnologias são capazes de revolucionar a maneira com que os seres humanos se relacionam com dispositivos do seu dia a dia, além de criar possibilidades de interações automáticas e inteligentes entre dispositivos, sem intervenção humana. Para tanto, o serviço de localização é um recurso viabilizador de várias aplicações, tanto em ambientes externos quanto em ambientes internos, onde serviços de localização via satélite, como o GPS, não oferecem a acurácia necessária para aplicações com requisitos mais exigentes. Além disso, para aplicações envolvendo comunicações massivas entre máquinas (do inglês, *massive Machine Type Communications* (mMTC)), um grande número de dispositivos pode ser necessário, como na Indústria 4.0. Com o objetivo de reduzir os custos financeiros, esses dispositivos podem ser projetados sem receptores de GPS. Neste contexto, a implementação de soluções de localização do UE que dependam apenas da infraestrutura da rede celular pode ser decisiva na viabilização de alguns serviços.

Neste capítulo, são apresentadas técnicas de localização do UE utilizando apenas a rede celular. Serão apresentados resultados de alguns métodos presentes na literatura. Além disso, são descritas relações geométricas para os principais parâmetros de localização. Ainda neste capítulo, é calculado o erro da estimação dos parâmetros de localização e são descritas as medidas de desempenho utilizadas. Por fim, são descritas as técnicas de localização apropriadas às condições de LoS e de NLoS.

3.1 Parâmetros de Localização e suas Relações Geométricas

Os principais parâmetros utilizados pelos métodos de localização utilizando a rede celular são: ToA, TDoA, Azimute de AoA, Elevação de AoA, Azimute de AoD e Elevação de AoD. Esses parâmetros são, respectivamente, representados por: τ , δ , θ^{az} , θ^{el} , ϕ^{az} , ϕ^{el} .

Neste capítulo, assume-se que os parâmetros de localização são estimados a partir de relações geométricas baseadas nas coordenadas cartesianas da BS, UE e SCs. Embora

¹ O termo *utility* é usado para descrever um serviço considerado básico para uma comunidade.

seja possível estimar esses parâmetros utilizando algoritmos presentes na literatura, como o *MUltiple SIgnal Classification* (MUSIC) (SCHMIDT, 1986), o *Space-Alternating Generalized Expectation-maximization* (SAGE) (FENG et al., 2017) e o *Distributed Compressed Sensing—Subspace Orthogonal Matching Pursuit* (DCS-SOMP) (DUARTE et al., 2005), optou-se por utilizar as relações geométricas neste capítulo devido à simplicidade na estimação dos parâmetros, permitindo assim focar nas técnicas de localização.

As relações geométricas entre os parâmetros de localização e as coordenadas cartesianas da BS, UE e SCs são fundamentais não apenas para definir os parâmetros de localização, mas também são necessárias em técnicas que empregam MLE ou NLS. Isso ocorre mesmo quando os parâmetros são derivados de algoritmos específicos, como MUSIC, SAGE e DCS-SOMP. Por exemplo, em técnicas que utilizam estimadores baseados no método de Taylor de primeira ordem, uma nova estimação do UE é calculada a cada iteração. As relações geométricas são essenciais para refinar esses parâmetros a partir das estimativas obtidas, permitindo uma comparação contínua com os parâmetros de entrada, independentemente de como foram inicialmente determinados.

As relações geométricas entre os parâmetros de localização e as coordenadas do UE, BS e SCs são definidas na literatura conforme a seguir.

Sejam:

- $\mathbf{b}_i = (b_{i,x}, b_{i,y}, b_{i,z})^T$ a posição da i -ésima BS,
- $\mathbf{m} = (m_x, m_y, m_z)^T$ a posição do UE,
- $\mathbf{s}_i = (s_{i,x}, s_{i,y}, s_{i,z})^T$ a posição do i -ésimo SC.

Nas formulações seguintes, para cada BS existe um conjunto de medições dos parâmetros de localização, c é a velocidade de propagação (velocidade da luz) e n representa o erro na determinação dos parâmetros, que será explicado na próxima seção.

Para a condição de LoS, tem-se:

$$\tau_i = \frac{\|\mathbf{b}_i - \mathbf{m}\|}{c} + n_i, \quad (3.1)$$

$$\theta_i^{az} = \text{atan} \left(\frac{b_{i,y} - m_y}{b_{i,x} - m_x} \right) + n_i, \quad (3.2)$$

$$\theta_i^{el} = \frac{\pi}{2} - \text{atan} \left(\frac{b_{i,z} - m_z}{\sqrt{(b_{i,x} - m_x)^2 + (b_{i,y} - m_y)^2}} \right) + n_i, \quad (3.3)$$

$$\phi_i^{az} = \text{atan} \left(\frac{m_y - b_{i,y}}{m_x - b_{i,x}} \right) + n_i, \quad (3.4)$$

$$\phi_i^{el} = \frac{\pi}{2} - \text{atan} \left(\frac{m_z - b_{i,z}}{\sqrt{(m_x - b_{i,x})^2 + (m_y - b_{i,y})^2}} \right) + n_i. \quad (3.5)$$

Para a condição de NLoS, tem-se:

$$\tau_i = \frac{\|\mathbf{s}_i - \mathbf{b}\| + \|\mathbf{s}_i - \mathbf{m}\|}{c} + n_i, \quad (3.6)$$

$$\theta_i^{az} = \text{atan} \left(\frac{s_{i,y} - m_y}{s_{i,x} - m_x} \right) + n_i, \quad (3.7)$$

$$\theta_i^{el} = \frac{\pi}{2} - \text{atan} \left(\frac{s_{i,z} - m_z}{\sqrt{(s_{i,x} - m_x)^2 + (s_{i,y} - m_y)^2}} \right) + n_i, \quad (3.8)$$

$$\phi_i^{az} = \text{atan} \left(\frac{s_{i,y} - b_y}{s_{i,x} - b_x} \right) + n_i, \quad (3.9)$$

$$\phi_i^{el} = \frac{\pi}{2} - \text{atan} \left(\frac{s_{i,z} - b_z}{\sqrt{(s_{i,x} - b_x)^2 + (s_{i,y} - b_y)^2}} \right) + n_i. \quad (3.10)$$

Para a estimação de TDoA são necessárias duas medidas de ToA, sendo que τ_1 é usada como referência. Portanto, para LoS ou NLoS, utiliza-se a seguinte equação:

$$\delta_{i-1} = (\tau_i - \tau_1) + n_{i-1}, i = 2, 3, \dots \quad (3.11)$$

3.2 Erros dos Parâmetros e Medidas de Desempenho

Os valores obtidos para os parâmetros utilizados pelos algoritmos de localização (ToA, RSS, TDoA, AoA e AoD) podem apresentar erros oriundos do estimador utilizado e do ruído do canal. A diferença entre o valor real e o valor estimado para um parâmetro de localização pode ser modelado por meio da variável aleatória n , conforme a seguir:

$$n \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2), \quad (3.12)$$

onde n é uma variável aleatória de uma distribuição Gaussiana com média zero e variância σ^2 . Os valores assumidos por n , para cada parâmetro, são multivariados e descorrelacionados. Nesta tese, assim como em (CHAN; HO, 1994; FU; TIAN, 2009; WEI; PALLEIT; WEBER, 2011; SHIKUR; WEBER, 2014; WYMEERSCH, 2018; ZEKAVAT; BUEHRER, 2019), o valor de n foi adicionado aos valores dos parâmetros obtidos a partir das relações geométricas, conforme as equações (3.1) a (3.11).

Para medir o desempenho dos métodos utilizados para localização do UE, foram feitas N simulações e calculou-se a raiz quadrada do erro quadrático médio (do inglês,

Root Mean Square Error (RMSE)). O RMSE é uma medida de desempenho utilizada em vários trabalhos de localização, como em (REYNA; MENGALI, 2013) e (NGUYEN; SHIN, 2019). O RMSE é obtido da seguinte maneira:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \|\mathbf{m} - \widehat{\mathbf{m}}_j\|_2^2}, \quad (3.13)$$

em que $\|\mathbf{m} - \widehat{\mathbf{m}}_j\|_2$ é a medida do erro de posicionamento, obtida a partir de:

$$\|\mathbf{m} - \widehat{\mathbf{m}}_j\|_2 = \sqrt{(m_x - \widehat{m}_{j,x})^2 + (m_y - \widehat{m}_{j,y})^2 + (m_z - \widehat{m}_{j,z})^2}, \quad (3.14)$$

em que $\mathbf{m} = (m_x, m_y, m_z)^T$ é a posição real do UE e $\widehat{\mathbf{m}}_j = (\widehat{m}_{j,x}, \widehat{m}_{j,y}, \widehat{m}_{j,z})^T$ é a posição estimada para o UE na j -ésima simulação.

Outra maneira de medir o desempenho de um estimador de localização é a partir do Limite Inferior de Cramér–Rao (do inglês, *Cramér–Rao Lower Bound* (CRLB)). O CRLB determina o menor erro possível, levando-se em conta a covariância dos erros de medida dos parâmetros. O CRLB é utilizado frequentemente como medida de desempenho, como em (LI; CONAN; PIERRE, 2007), Wei, Palleit e Weber (2011) e (SHIKUR; WEBER, 2014). O CRLB é calculado a partir de:

$$\text{CRLB} = (\mathbf{J}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{J})^{-1}, \quad (3.15)$$

em que \mathbf{J} é uma matriz Jacobiana e $\boldsymbol{\Sigma}$ é a matriz de covariância dos erros na medição dos parâmetros.

A matriz Jacobiana é obtida de:

$$\mathbf{J} = \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}}, \quad (3.16)$$

em que \mathbf{m} são os valores reais da posição do UE e $\mathbf{f}(\mathbf{m})$ representa uma função que é derivada das relações geométricas necessárias para a determinação dos parâmetros, utilizando os valores reais de \mathbf{m} . Neste contexto, $\mathbf{f}(\mathbf{m})$ refere-se especificamente à função que descreve como os parâmetros medidos se relacionam geometricamente com os valores reais \mathbf{m} . A forma exata de \mathbf{f} dependerá dos parâmetros sendo considerados e das respectivas relações geométricas. Por exemplo, para localização baseada em ToA, $\mathbf{f}(\mathbf{m})$ é obtido de (3.1).

A covariância σ dos erros de medida é uma matriz diagonal de ordem L :

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & 0 & \dots \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & \dots & 0 & \sigma_L^2 \end{bmatrix}, \quad (3.17)$$

em que L é a quantidade de caminhos.

3.3 Técnicas de Localização para Condição de LoS

Quando há condição de LoS entre BS e UE, localizar o UE é uma tarefa simples comparada à condição de NLoS. A seguir serão apresentados resultados de simulações utilizando as principais técnicas de localização para a condição de LoS.

3.3.1 Técnicas de Localização Utilizando ToA

No sentido de *downlink*, o ToA é medido calculando-se a diferença de tempo entre o instante em que o sinal é transmitido pela BS e o instante em que ele é recebido pelo UE. É preciso obter o ToA de várias BSs, necessitando que todo o conjunto de BSs e o UE estejam com relógios sincronizados (O'DONOUGHUE, 2020).

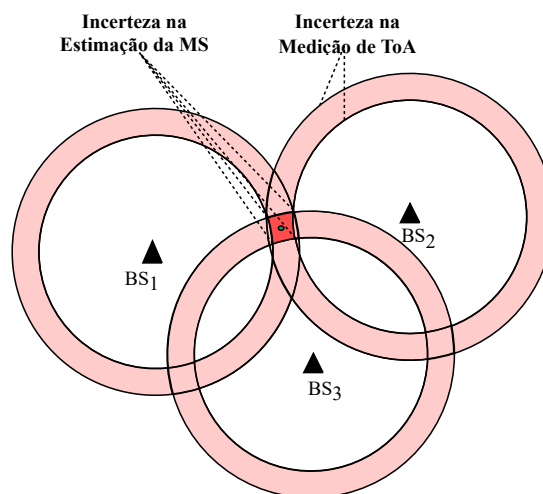
A medida de ToA, obtida de (3.1), pode ser convertida em distância, como segue:

$$d_q = \tau_q c, q = 1, 2, \dots, Q \quad (3.18)$$

em que d_q representa a distância (em metros) do UE até a q -ésima BS, c é a velocidade de propagação (velocidade da luz) e Q é a quantidade de BSs.

A partir de uma medida de ToA, é possível traçar a circunferência centrada na BS. Para uma BS, a localização do UE é um ponto indeterminado no perímetro da circunferência. Ao usar pelos menos três medidas de ToA é possível usar trilateração e determinar o ponto de intersecção entre as circunferências, com certa medida de incerteza, conforme ilustrado na Figura 3.1.

Figura 3.1 – Incertezas na medida e estimativa da posição do UE, utilizando ToA.



Fonte: Autoria própria.

Uma abordagem estatística baseada em MLE ou NLS pode ser usada para estimar a posição do UE. O método de Taylor de primeira ordem é um dos algoritmos mais citados na literatura sobre localização de UE. Conforme apresentado em (FOY, 1976) e (LI; CONAN; PIERRE, 2007), os algoritmos baseados no método de Taylor são iterativos. Em cada iteração, valores de ajuste são determinados e somados a uma estimativa inicial. As iterações continuam até que uma determinada tolerância seja satisfeita.

Assim, define-se uma estimativa inicial de $\widehat{\mathbf{m}}_{(1)} = (1, 1, 1)^T$ e o vetor com as medidas dos parâmetros $\mathbf{g} = (\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_L)^T$, em que L representa a quantidade de caminhos. O resultado de cada iteração do método de Taylor foi definido em (2.8). Para determinar $\widehat{\mathbf{m}}$, (2.8) é reescrita como:

$$\widehat{\mathbf{m}}_{(o)} = \widehat{\mathbf{m}}_{(o-1)} + (\mathbf{J}_o^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{J}_o)^{-1} \mathbf{J}_c^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} [\mathbf{g} - \mathbf{f}(\widehat{\mathbf{m}}_{(o-1)})], o = 2, 3, \dots \quad (3.19)$$

em que o é o número da iteração, $\mathbf{f}(\widehat{\mathbf{m}}) = (f_1(\widehat{\mathbf{m}}), \dots, f_L(\widehat{\mathbf{m}}))^T$ é a função da relação geométrica do parâmetro, que para ToA é obtida a partir de (3.1). \mathbf{J} é uma matriz Jacobiana com dimensão $L \times 3$ obtida de:

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(\widehat{\mathbf{m}})}{\partial \widehat{m}_x} & \frac{\partial f_1(\widehat{\mathbf{m}})}{\partial \widehat{m}_y} & \frac{\partial f_1(\widehat{\mathbf{m}})}{\partial \widehat{m}_z} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial f_L(\widehat{\mathbf{m}})}{\partial \widehat{m}_x} & \frac{\partial f_L(\widehat{\mathbf{m}})}{\partial \widehat{m}_y} & \frac{\partial f_L(\widehat{\mathbf{m}})}{\partial \widehat{m}_z} \end{bmatrix}, \quad (3.20)$$

$\boldsymbol{\Sigma}$ é uma matriz diagonal de ordem L contendo a covariância dos erros nas medições de ToA, da seguinte maneira:

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma^2 & 0 & \dots \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & \dots & 0 & \sigma^2 \end{bmatrix}. \quad (3.21)$$

O Algoritmo 1 determina a possível localização do UE utilizando o método de Taylor. Os valores de entrada do algoritmo são: Tol , para tolerância de convergência, $\boldsymbol{\Sigma}$ é a matriz diagonal de covariância das medidas de ToA, $\widehat{\mathbf{m}}$ é o valor inicial estimado para a posição do UE, \mathbf{g} é o vetor contendo todas as medidas do(s) parâmetro(s) de localização, que neste caso é ToA, Max é o limite de iterações, \mathbf{b} são as posições das BSs e L é a quantidade de caminhos. O algoritmo tem como saída o valor final estimado para a localização do UE.

Há alguns outros algoritmos, como o *Iterative Method for ToA Localization* (IMTL), apresentado em (ZOU; LIU, 2020). A solução iterativa IMTL é mostrada no Algoritmo 2. Este algoritmo se difere do método de Taylor por não necessitar de muitas inversões de matrizes, visando melhorar o tempo de execução, entretanto também necessita de uma estimativa inicial próxima da posição real do UE para garantir a convergência.

Algoritmo 1: ESTIMADOR BASEADO NO MÉTODO DE TAYLOR

Entrada: $Tol, \Sigma, \widehat{\mathbf{m}}_0, \mathbf{g}, Max, \mathbf{b}, L$
Saída: $\widehat{\mathbf{m}}_o$

```

1 início
2   para  $o \leftarrow 1$  até  $Max$  faça
3     para  $i \leftarrow 1$  até  $L$  faça
4        $f_i(\widehat{\mathbf{m}}_{o-1}) \leftarrow \|\widehat{\mathbf{x}} - \mathbf{b}_i\|$ 
5        $\mathbf{J}_{i,1:3} \leftarrow \left[ \frac{\partial f_i(\widehat{\mathbf{m}}_{o-1})}{\partial \widehat{m}_{o-1,x}}, \frac{\partial f_i(\widehat{\mathbf{m}}_{o-1})}{\partial \widehat{m}_{o-1,y}}, \frac{\partial f_i(\widehat{\mathbf{m}}_{o-1})}{\partial \widehat{m}_{o-1,z}} \right]$ 
6     fim
7      $\widehat{\mathbf{m}}_o \leftarrow \widehat{\mathbf{m}}_{o-1} + (\mathbf{J}^T \Sigma^{-1} \mathbf{J})^{-1} \mathbf{J}^T \Sigma^{-1} [\mathbf{g} - \mathbf{f}(\widehat{\mathbf{m}}_{o-1})]$ 
8      $\varepsilon \leftarrow \|\widehat{\mathbf{m}}_{o-1} - \widehat{\mathbf{m}}_o\|$ 
9     se  $\varepsilon \leq Tol$  então
10      | Interrompa
11    fim
12  fim
13  retorna  $\widehat{\mathbf{m}}_o$ 
14 fim
```

Foram conduzidas simulações utilizando os Algoritmos 1 e 2 e o desempenho em estimar a posição do UE foi aferido utilizando RMSE e CRLB, conforme (3.13) e (3.15), respectivamente.

Algoritmo 2: ESTIMADOR – IMTL

Entrada: $\widehat{\mathbf{m}}_0, \mathbf{g}, Max, Tol, \mathbf{b}, L$
Saída: $\widehat{\mathbf{m}}_o$

```

1 início
2   para  $o \leftarrow 1$  até  $Max$  faça
3      $\mathbf{s} = (0, 0, 0)^T$ 
4     para  $i \leftarrow 1$  até  $L$  faça
5        $\mathbf{s} \leftarrow \mathbf{s} + \frac{\mathbf{g}_i}{\|\widehat{\mathbf{m}}_{o-1} - \mathbf{b}_i\|} (\widehat{\mathbf{m}}_{o-1} - \mathbf{b}_i) + \mathbf{b}_i$ 
6     fim
7      $\widehat{\mathbf{m}}_o \leftarrow \frac{\mathbf{s}}{L}$ 
8      $\varepsilon \leftarrow \|\widehat{\mathbf{m}}_{o-1} - \widehat{\mathbf{m}}_o\|$ 
9     se  $\varepsilon \leq Tol$  então
10      | Interrompa
11    fim
12  fim
13  retorna  $\widehat{\mathbf{m}}_o$ 
14 fim
```

As simulações foram conduzidas utilizando os parâmetros da Tabela 3.1. Para gerar o gráfico exibido na Figura 3.2, variou-se a quantidade de BSs, mantendo fixo o desvio padrão em 0,1 m. No gráfico mostrado na Figura 3.3, variou-se o desvio padrão, mantendo

fixo o número de BSs em seis. Observa-se, nessas figuras, que a utilização do método de Taylor apresenta um desempenho superior em comparação com o método IMTL. Além disso, o RMSE diminui à medida que mais BSs são incluídas no método de localização e aumenta conforme o erro na medição de ToA cresce.

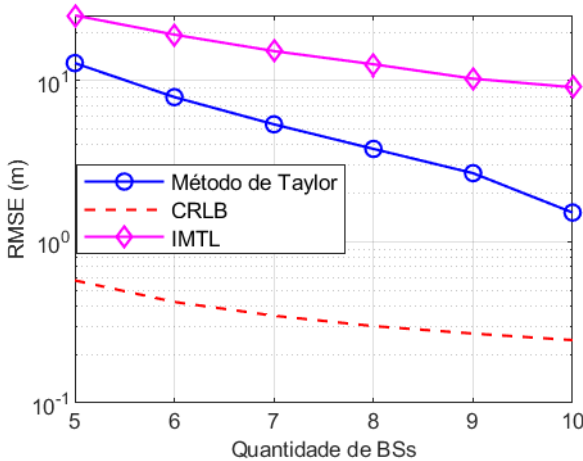
A Tabela 3.2 mostra a média da quantidade de iterações utilizadas por cada método e a média do tempo de processamento. Nota-se que o método de Taylor apresentou melhor desempenho, com menor número de iterações.

Tabela 3.1 – Parâmetros de simulação – variação da quantidade de BSs.

Posição do UE	$(70, 0, 0)^T$
Posição das BSs	Aleatórias entre -50 e 50, para as coordenadas x e y e entre 0 e 20, para a coordenada z
Estimativa inicial para $\hat{\mathbf{m}}$	$(1, 1, 1)^T$
Tolerância para interrupção das Iterações	$\varepsilon \leq 10^{-4}$
Limite máximo de Iterações	1000
Qtd de Simulações	1000

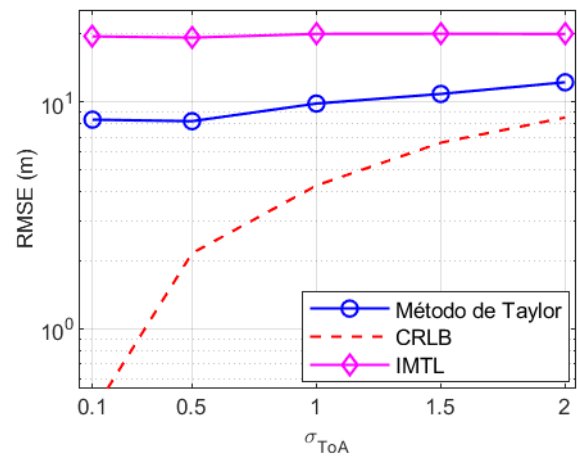
Fonte: Autoria própria.

Figura 3.2 – Localização por ToA – RMSE em relação à quantidade de BSs.



Fonte: Autoria própria.

Figura 3.3 – Localização por ToA – RMSE em relação ao crescimento no desvio padrão de ToA.



Fonte: Autoria própria.

3.3.2 Técnicas de Localização Utilizando TDoA

A medida de TDoA, conforme (3.11), é determinada a partir da diferença de diversas medidas de ToAs em relação a uma BS de referência e, assim como no ToA, exige-se sincronização entre as BSs (O'DONOUGHUE, 2020). Por exemplo, ao serem utilizadas três BSs serão determinadas duas medidas de TDoA, em que cada medida gera

Tabela 3.2 – Localização por ToA – IMTL vs Método de Taylor.

Método	Qtd. de Iterações (Média)	Tempo de Processamento (Média)
IMTL	58	1,3 s
Método de Taylor	8	0,6 s

Fonte: Autoria própria.

uma hipérbole, esses valores serão utilizados para realizar trilateração e localizar o UE, conforme ilustrado na [Figura 2.13](#).

O [Algoritmo 1](#) pode ser utilizado a partir das medidas de TDoA, de maneira similar ao que foi feito utilizando ToA na [subseção 3.3.1](#). Para isso, o vetor de parâmetros de localização é redefinido para $\mathbf{g} = (\delta_1, \dots, \delta_L)^T$, em que L é a quantidade de caminhos. A função $f(\widehat{\mathbf{m}})$ também é redefinida para representar a relação geométrica de TDoA, estabelecida em [\(3.11\)](#).

Os parâmetros baseados em tempo ToA e TDoA são frequentemente utilizados em métodos de localização, como em [\(ZOU; LIU, 2020\)](#) e [\(CONCEICAO; ROCHA, 2020\)](#). Visando estabelecer o parâmetro baseado em tempo que proporcione melhor desempenho para os algoritmos de localização, foram conduzidas simulações a partir do método de Taylor, definido no [Algoritmo 1](#). Foram definidos três métodos de localização, sendo eles: método utilizando apenas ToA, método utilizando apenas TDoA e método com a junção de ToA e TDoA.

Para a junção de ToA e TDoA, o vetor de medidas dos parâmetros, \mathbf{g} , foi redefinido para conter as medidas conjuntas dos dois parâmetros. Portanto, $\mathbf{g} = (\tau_1, \dots, \tau_L, \delta_1, \dots, \delta_L)^T$. As matrizes de covariância para o desvio padrão de ToA e TDoA foram criadas separadamente conforme [\(3.21\)](#) e denominadas Σ_{ToA} e Σ_{TDoA} , respectivamente. A partir destas duas matrizes, determinou-se uma única matriz diagonal, como segue:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{ToA} & 0 \\ 0 & \Sigma_{TDoA} \end{bmatrix}. \quad (3.22)$$

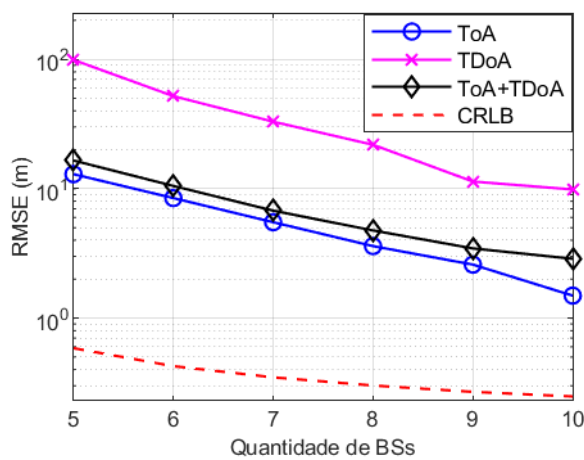
A função $\mathbf{f}(\widehat{\mathbf{m}})$ foi redefinida para representar as relações geométricas de ToA e TDoA, estabelecidas em [\(3.1\)](#) e [\(3.11\)](#), respectivamente. A simulação foi parametrizada conforme a [Tabela 3.1](#) e o [Algoritmo 1](#) foi executado para os três métodos.

Para gerar o gráfico exibido na [Figura 3.4](#) fixou-se o desvio padrão em 0,1 m. Percebe-se nessa figura que os métodos apresentam resultados semelhantes, mas o método que utiliza ToA apresenta menor RMSE e é o que mais se aproxima do CRLB.

Para gerar o gráfico exibido na [Figura 3.5](#), fixou-se o desvio padrão em 0,1 m e a quantidade de BSs em sete. Com isso foi gerada uma Função de Distribuição Acumulada

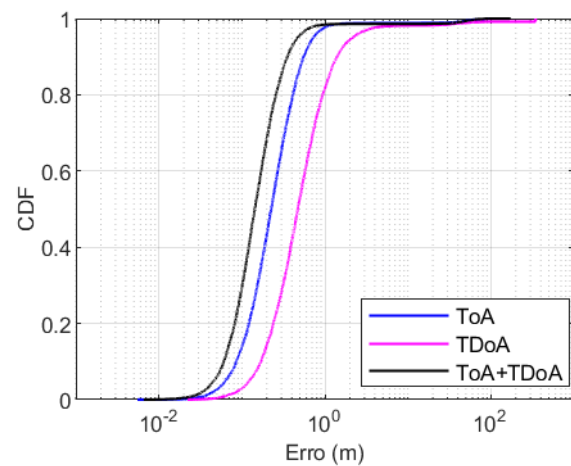
(do inglês, *Cumulative Distribution Function* (CDF)) em relação ao erro de localização. A CDF representa a probabilidade que o erro tem de assumir um valor menor ou igual a x metros. A CDF foi gerada a partir do resultado de 1000 simulações em que σ_{ToA} e σ_{TDoA} foram obtidos a partir de amostras de variáveis aleatórias Gaussianas independentes e identicamente distribuídas (i.i.d.). A Figura 3.5 evidencia que a técnica híbrida apresenta menor erro na maioria dos casos testados, embora apresente um maior RMSE, conforme a Tabela 3.3. Os valores elevados de RMSE obtidos pelo método híbrido estão relacionados à alta sensibilidade ao valor da estimativa inicial.

Figura 3.4 – Localização por ToA e TDoA – RMSE.



Fonte: Autoria própria.

Figura 3.5 – Localização por ToA e TDoA – CDF.



Fonte: Autoria própria.

O método que utiliza ToA apresenta menor RMSE e é mais fácil de implementar do que o método híbrido, além de requerer menos iterações para convergência, conforme apresentado na Tabela 3.3, que também mostra a quantidade média de iterações necessárias no método de Taylor e o RMSE.

Tabela 3.3 – ToA, TDoA e ToA + TDoA utilizando método de Taylor.

Método	Qtd. de Iterações (Média)	Tempo de Processamento (Média – (s))	RMSE (m)
ToA	8	0,60	1,93
TDoA	11	0,66	2,38
ToA + TDoA	10	0,71	2,57

Fonte: Autoria própria.

A análise dos resultados permite concluir que a estimação da localização utilizando ToA apresenta um desempenho superior em comparação ao uso de TDoA ou da combinação ToA + TDoA, exibindo maior acurácia e menor tempo de execução. O melhor desempenho do método que utiliza ToA deve-se à sua medição direta, enquanto o TDoA depende da diferença entre os tempos de chegada, o que pode introduzir erros adicionais devido a

desvios temporais entre diferentes BSs. Além disso, o parâmetro ToA tem a vantagem de ser mais fácil de obter.

3.3.3 Técnicas de Localização Utilizando RSS

A vantagem de usar RSS na localização do UE é a facilidade de se obter este parâmetro, não precisando de nenhuma técnica de estimação nem sincronização de relógio, como quando se usa ToA.

Um dos métodos para usar o RSS é criar um estimador associado a um modelo de perda de caminho (*path loss*) em relação à distância entre o UE e a BS, pois o sinal recebido no UE vai diminuindo a intensidade à medida em que o UE se distancia da BS. Um modelo de *path loss* amplamente usado foi apresentado em (2.1), reescrito aqui, por conveniência:

$$P_r(d_q) = P_r(d_{q,0}) - 10\psi \log_{10} \frac{d_q}{d_{q,0}} + n_q, \quad (3.23)$$

em que $P_r(d_{q,0})$ é a potência recebida (em dB) na distância de referência ($d_{q,0}$) entre a q -ésima BS e o UE (em metros), ψ é um expoente que varia dependendo do tipo de ambiente e da condição de propagação, conforme mostrado na Tabela 2.1, e n_q é o ruído, conforme (3.12). Considerando $d_{q,0} = 1$ e $d_q = \|\mathbf{m} - \mathbf{b}_q\|$, define-se o estimador:

$$\widehat{\mathbf{m}} = \arg \min_{\mathbf{m}} \sum_{q=1}^Q (P_r(d_q) - P_r(d_{q,0}) + 10\psi \log_{10} \|\mathbf{m} - \mathbf{b}_q\|)^2, \quad (3.24)$$

em que Q é a quantidade de BSs.

O Algoritmo 1 também pode ser utilizado para determinar a localização do UE a partir dos valores de RSS. Para isso, é preciso redefinir o vetor contendo as medidas dos parâmetros. Portanto, $\mathbf{g} = (P_r(d_1), \dots, P_r(d_Q))^T$.

Outro modo de usar o RSS é convertê-lo em distância. Assim, a partir do RSS obtido de (3.23), determina-se:

$$d_q = 10^{\frac{P_r(d_{q,0}) - P_r(d_q)}{10\psi}}, \quad (3.25)$$

em que $P_r(d_q)$ já incorpora o ruído n_q . Com isso, especifica-se o seguinte estimador:

$$\widehat{\mathbf{m}} = \arg \min_{\mathbf{m}} \sum_{q=1}^Q (d_q - \|\mathbf{m} - \mathbf{b}_q\|)^2. \quad (3.26)$$

Assim, para adequar a entrada do Algoritmo 1, redefine-se $\mathbf{g} = (d_1, \dots, d_Q)$ e $\mathbf{f}(\widehat{\mathbf{m}})$ a partir de (3.25). Com isso, aplica-se o Algoritmo 1 para se obter os valores de $\widehat{\mathbf{m}}$.

Outra maneira de usar o RSS é com a técnica de localização centroide (do inglês, *Centroid Localization* (CL)). Entretanto, originalmente esta técnica não usava o RSS, pois

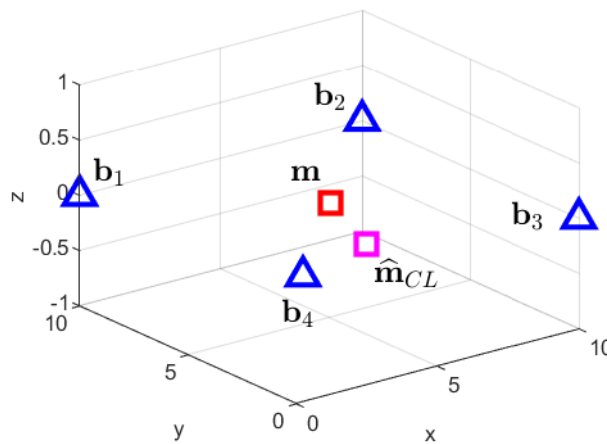
o método CL simplesmente usa as coordenadas das BSs para se determinar o centroide a partir de:

$$\widehat{\mathbf{m}} = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \mathbf{b}_q, \quad (3.27)$$

em que $\widehat{\mathbf{m}}$ é a posição estimada do UE, q se refere à q -ésima BS, representada sempre por \mathbf{b} , e Q é quantidade máxima de BSs.

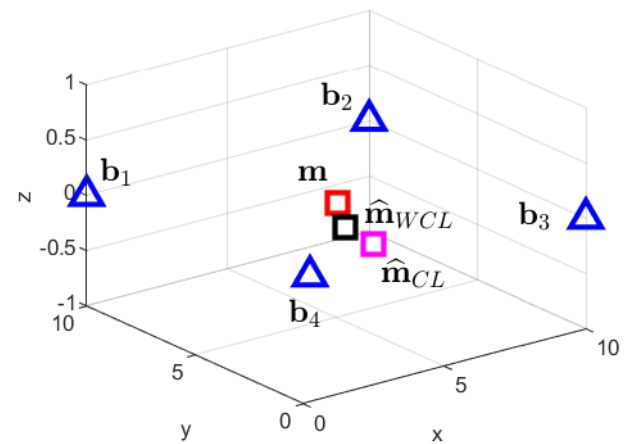
O resultado de uma localização CL é ilustrado na Figura 3.6. Nota-se que o local estimado do UE será sempre o centroide entre as BSs. Entretanto, o UE poderá estar em qualquer outro local. Com isso, o método CL não apresenta bons resultados, sendo utilizado apenas para determinar a estimativa inicial para algoritmos de mínimos quadrados, como o método de Taylor (BULUSU; HEIDEMANN; ESTRIN, 2000).

Figura 3.6 – Ilustração de localização utilizando CL.



Fonte: Autoria própria.

Figura 3.7 – Ilustração de localização utilizando CL e WCL.



Fonte: Autoria própria.

A baixa acurácia da localização CL motivou o desenvolvimento da localização centroide ponderada (do inglês, *Weighted Centroid Localization* (WCL)), descrita em (BEHNKE; TIMMERMANN, 2008), que pondera as BSs de acordo com a distância em relação ao UE. Portanto, estima-se a posição do UE a partir de:

$$\widehat{\mathbf{m}} = \frac{\sum_{q=1}^Q (W_q \mathbf{b}_q)}{\sum_{q=1}^Q W_q}, \quad (3.28)$$

em que W_q são os pesos definidos a partir da distância d_q . Para dar maior peso às menores distância, W_q deve ser obtido a partir de:

$$W_q = \frac{1}{d_q}. \quad (3.29)$$

Entretanto, a distância entre BS e UE não está sempre disponível, por isso usam-se as medidas de RSS como pesos. Como o valor de RSS é inversamente proporcional a d_q ,

estima-se o UE a partir de:

$$\widehat{\mathbf{m}} = \frac{\sum_{q=1}^Q (P_{r,q} \mathbf{b}_q)}{\sum_{q=1}^Q P_{r,q}}. \quad (3.30)$$

Na [Figura 3.7](#) nota-se que o uso de WCL melhora a acurácia da estimação. Entretanto, a melhoria não é significativa o bastante para tornar o WCL um método elegível para localização em redes de comunicações modernas, como mostra a [Tabela 3.4](#), que exhibe o erro, $\varepsilon = \|\widehat{\mathbf{m}} - \mathbf{m}\|_2$, para a simulação que deu origem às figuras [3.6](#) e [3.7](#). A parametrização da simulação é mostrada na [Tabela 3.5](#).

Tabela 3.4 – Erro dos métodos CL e WCL.

Método	ε
CL	3,35 m
WCL	1,26 m

Fonte: Autoria própria.

Tabela 3.5 – Parâmetros de simulação – Métodos CL e WCL.

Posição do UE	$(4, 2, 0)^T$
Posições das BSs	$(1, 1, 0)^T$
	$(10, 0, 0)^T$
	$(10, 10, 0)^T$
	$(0, 10, 0)^T$
$P_{r,0}$	30 dBm
ψ	3

Fonte: Autoria própria.

O desempenho do WCL é fortemente afetado pela incerteza ambiental (ψ), um problema que também impacta outras técnicas baseadas em RSS. A acurácia dos métodos CL e WCL é particularmente reduzida quando o UE não está posicionado centralmente em relação às BSs, refletindo a sensibilidade dessas técnicas às variações na distribuição espacial dos sinais.

Para exemplificar, alterando os valores do UE para $(12, 11, 0)^T$ na [Tabela 3.5](#), tem-se um erro de $\varepsilon = 8,86$ m. Por esse motivo o WCL, apesar de não ser o melhor candidato para localização utilizando a rede celular, é muito útil para localização em ambientes internos utilizando técnicas que possibilitem um controle de posicionamento dos sensores, como *Zigbee*, *WiFi* ou *Beacons BLE*, garantindo que o UE esteja em algum ponto da região central dos sensores envolvidos na localização.

Para analisar o desempenho das técnicas que utilizam RSS foram feitas simulações utilizando os seguintes métodos:

1. **Utilizando ToA, conforme o Algoritmo 1.**
2. **Utilizando RSS, a partir de (3.24), conforme o Algoritmo 1.**
3. **Utilizando a distância, a partir de (3.25), conforme o Algoritmo 1.**
4. **Utilizando WCL, conforme (3.30).**

Os parâmetros das simulações são mostrados na Tabela 3.6. A Figura 3.8 mostra que dentre as técnicas que utilizam RSS, a que aplica o modelo de *path loss* tem o melhor desempenho em termos de acurácia, embora esteja apenas ligeiramente à frente da técnica que converte RSS em distância. No entanto, ambas as técnicas baseadas em RSS demonstraram menor acurácia do que aquelas que utilizam ToA, reforçando a conclusão de que, apesar da facilidade de obtenção do RSS, sua acurácia é comprometida. Além disso, a técnica que emprega o WCL mostrou-se a menos eficaz, principalmente porque o UE nem sempre se localiza na região central das BSs.

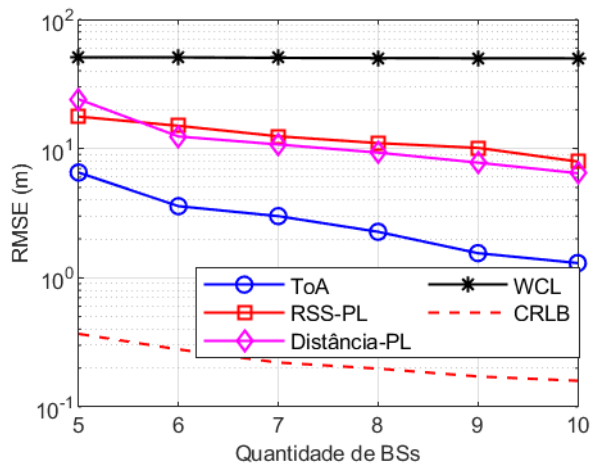
Tabela 3.6 – Parâmetros de simulação – Técnicas utilizando RSS.

Posição do UE	$(40, 0, 0)^T$
Posição das BSs	Aleatórias entre -50 e 50, para as coordenadas x e y e entre 0 e 20, para a coordenada z
Estimativa inicial para $\hat{\mathbf{m}}$,	$(1, 1, 1)^T$
Tolerância para interrupção das Iterações	$\varepsilon \leq 10^{-4}$
Limite máximo de Iterações	1000
Qtd de Simulações	1000
$P_{r,0}$	30 dB
ψ	3
σ - para distância	0,1 m
σ - para RSS	1 dB

Fonte: Autoria própria.

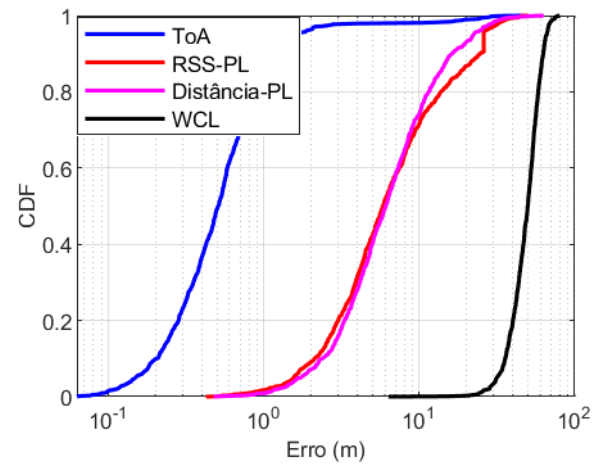
Para avaliar a probabilidade de localização, fixou-se a quantidade de BSs em sete e determinou-se a CDF dos resultados, revelando diferenças significativas no desempenho das técnicas. Como mostrado na Figura 3.9, as técnicas que aplicam o modelo de *path loss* têm desempenho comparável, enquanto o WCL apresenta resultados inferiores. A técnica com ToA, por outro lado, demonstra uma superioridade clara sobre as técnicas baseadas em RSS em termos de acurácia. A Tabela 3.7 detalha os dados de RMSE, acurácia em 95% e tempo de execução, destacando que, embora as técnicas que utilizam RSS sejam mais rápidas, elas comprometem significativamente a acurácia.

Figura 3.8 – RMSE em relação à quantidade de BSs.



Fonte: Autoria própria.

Figura 3.9 – CDF – Técnicas utilizando RSS.



Fonte: Autoria própria.

Tabela 3.7 – Resultados das simulações das técnicas que utilizam RSS.

Método	RMSE (m)	Acurácia em 95% (m)	Tempo de Execução (s)
ToA	3,54	0,51	0,43
RSS com PL	12,44	4,45	0,61
Distância com PL	10,75	6,24	0,23
WCL	50,35	50,10	0,04

Fonte: Autoria própria.

3.3.4 Técnicas de Localização Utilizando AoA/AoD

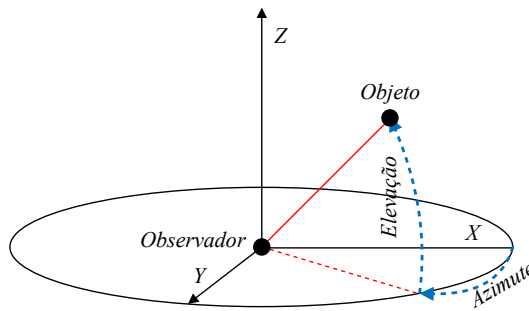
O AoD é o ângulo em que o sinal é emitido pela antena. Por outro lado, o AoA é o ângulo em que o sinal é recebido pela antena. Esses ângulos são usados para determinar a direção da propagação do sinal e, conseqüentemente, a posição relativa entre transmissor e receptor. Para estimar esses ângulos, usa-se um arranjo de antenas, o que permite que as diferenças de fase do sinal recebido por cada uma das antenas do arranjo sejam detectadas.

Adicionalmente, tanto o AoD quanto o AoA podem ser decompostos em dois componentes: o ângulo de azimute e o de elevação. O ângulo de azimute descreve a rotação horizontal ao redor do usuário ou da base, enquanto o ângulo de elevação refere-se à inclinação vertical do sinal. A acurácia na medição do ângulo de elevação requer que o arranjo de antenas seja bidimensional, ou seja, as antenas devem estar dispostas tanto horizontal quanto verticalmente. Esta configuração bidimensional é particularmente vital para análises das três dimensões de um ambiente, onde a altura relativa entre as antenas transmissora e receptora influencia significativamente a trajetória do sinal. Medir ambos os ângulos é essencial para aplicações que demandam alta acurácia na localização, como

sistemas de navegação interna e Indústria 4.0.

As formulações relacionadas aos ângulos estão de acordo com o sistema horizontal de coordenadas apresentado em (SICKLE, 2017), conforme ilustrado na Figura 3.10, que mostra os ângulos de um objeto em relação a um observador. Considera-se que o observador está posicionado na origem enquanto o objeto pode ser a BS, UE ou um Ponto de Reflexão (PR) qualquer.

Figura 3.10 – Ilustração do plano horizontal de coordenadas.



Fonte: Adaptado de Sickle (2017).

As técnicas de localização podem apresentar melhor acurácia ao utilizarem os parâmetros de ângulo, i.e., AoA e AoD. Essas técnicas podem ainda serem beneficiadas em abordagens híbridas, usando AoA ou AoD juntamente com um parâmetro de tempo, como o ToA.

3.3.5 Técnicas de Localização Híbridas

Uma maneira de combinar parâmetros de tempo e ângulos é utilizar ToA e AoA, conforme o Algoritmo 1. Para essa combinação, define-se $\mathbf{g} = (\tau_1, \dots, \tau_L, \theta_1^{az}, \dots, \theta_L^{az}, \theta_1^{el}, \dots, \theta_L^{el})$. A função $\mathbf{f}(\widehat{\mathbf{m}})$ é definida conforme as equações (3.1) a (3.5). Outra maneira é utilizar TDoA e AoA, conforme o Algoritmo 1. Para isso, define-se $\mathbf{g} = (\delta_1, \dots, \delta_L, \theta_1^{az}, \dots, \theta_L^{az}, \theta_1^{el}, \dots, \theta_L^{el})$. Utilizando o Algoritmo 1 foram conduzidas simulações para analisar o desempenho de técnicas híbridas que utilizam ângulos e tempo. As simulações foram parametrizadas conforme Tabela 3.8.

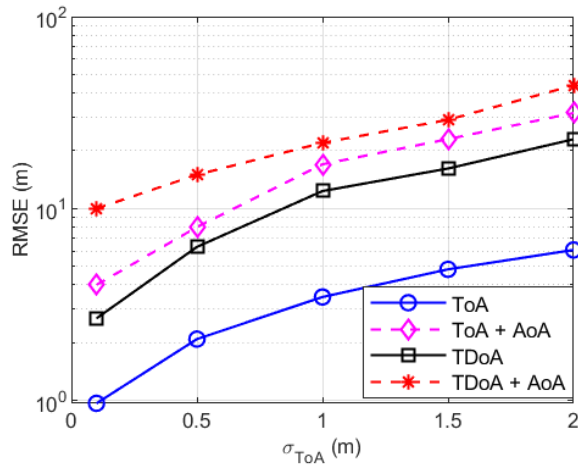
Foram conduzidas simulações fixando o número de BSs em sete e variando o σ . O resultado pode ser observado nas Figuras 3.11 e 3.12, em que se percebe o melhor desempenho da técnica utilizando ToA. A adição de parâmetros de ângulos não proporcionou melhoria na acurácia. Para gerar a Figura 3.11, o σ_{AoA} foi fixado em 0,02, e percebe-se que o RMSE aumenta para todos os métodos à medida que o σ_{ToA} aumenta. Para gerar a Figura 3.12, o σ_{ToA} foi fixado em 0,2, e, como esperado, a variação do σ_{AoA} afeta apenas os métodos híbridos.

Tabela 3.8 – Parâmetros de simulação para técnicas híbridas de localização LoS.

Posição do UE	$(40, 0, 0)^T$
Posições das BSs	Aleatórias entre -50 e 50, para as coordenadas x e y e entre 0 e 20, para a coordenada z
Estimativa inicial para $\hat{\mathbf{m}}$	$(1, 1, 1)^T$
σ - para ToA/TDoA	0,1 m
σ - para AoA	2°
Tolerância para interrupção das Iterações	$\varepsilon \leq 10^{-4}$
Qtd de Simulações	1000

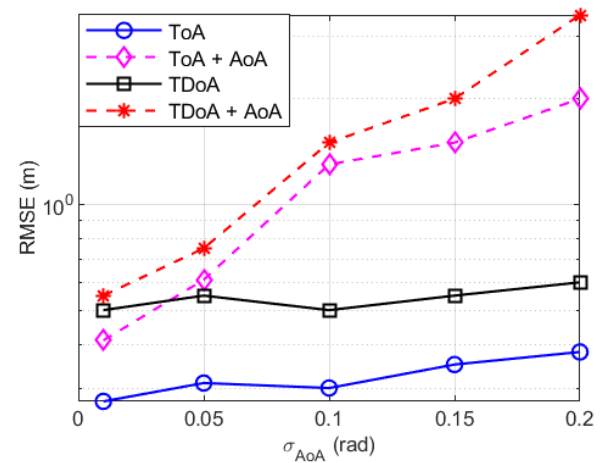
Fonte: Autoria própria.

Figura 3.11 – Técnicas híbridas – Variação de σ_{ToA} .



Fonte: Autoria própria.

Figura 3.12 – Técnicas híbridas – Variação de σ_{AoA} .



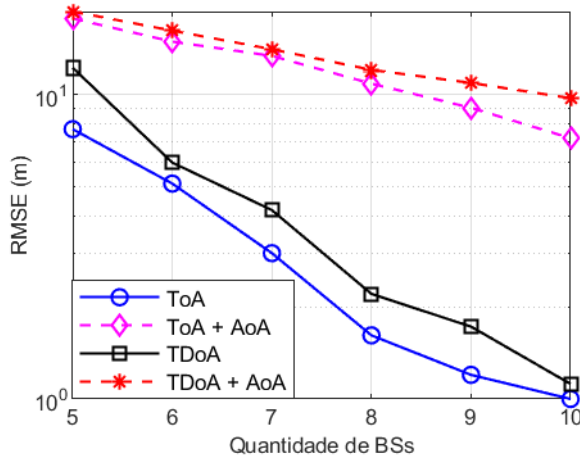
Fonte: Autoria própria.

Verificou-se o impacto da quantidade de BSs na localização do UE e o resultado pode ser observado na Figura 3.13. Percebe-se que o acréscimo do ângulo na estimação da localização não melhorou a acurácia.

Para concluir a análise da junção de parâmetros de ângulos e tempo foi gerada a CDF fixando a quantidade de BSs em sete. Os resultados podem ser vistos na Figura 3.14 e na Tabela 3.9. No gráfico da CDF, exibida na Figura 3.14, nota-se que os métodos que usam apenas parâmetros de tempo apresentam maior probabilidade de localização do que os métodos híbridos. A Tabela 3.9 exhibe o RMSE, a acurácia em 95% dos casos, a quantidade média de iterações e o tempo de execução das simulações.

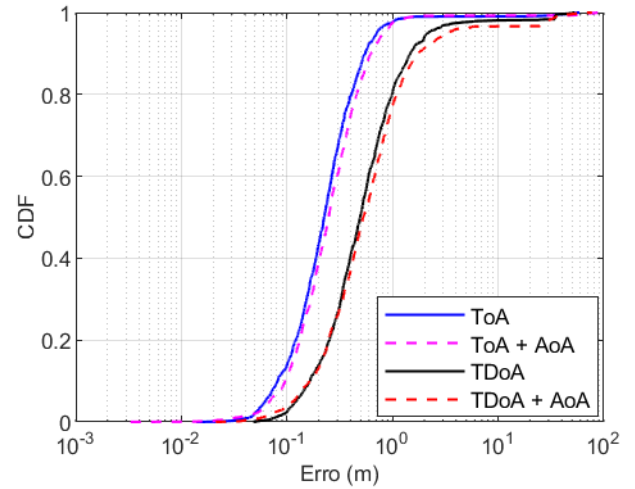
Observa-se que, ao adicionar parâmetros de ângulo em condições de LoS e utilizando algoritmos de mínimos quadrados, não há melhoria em relação aos métodos que utilizam apenas parâmetros de tempo. Isso ocorre porque, em condições de LoS, a informação fornecida pelo ToA é geralmente suficiente para a estimativa de localização do UE, enquanto

Figura 3.13 – Técnicas híbridas – Variação da quantidade de BSs.



Fonte: Autoria própria.

Figura 3.14 – Técnicas híbridas em condição de LoS – CDF.



Fonte: Autoria própria.

Tabela 3.9 – Resultados das simulações utilizando técnicas híbridas em condição de LoS.

Método	RMSE (m)	Acurácia em 95% (m)	Média de Iterações	Tempo de Execução (s)
ToA	3,01	3,54	6	0,40
ToA + AoA	13,38	13,98	8	0,85
TDoA	4,16	5,01	7	0,41
TDoA + AoA	14,06	14,36	8	0,87

Fonte: Autoria própria.

a adição do AoA/AoD pode introduzir erros adicionais nas medições (HU et al., 2017). Ao usar técnicas específicas, como mínimos quadrados ponderados, melhorias com a adição de AoA podem ser obtidas (BAI et al., 2021). Entretanto, em cenários LoS, é preferível utilizar apenas o ToA para a localização do UE, considerando a complexidade e o potencial de erro na obtenção do AoA/AoD.

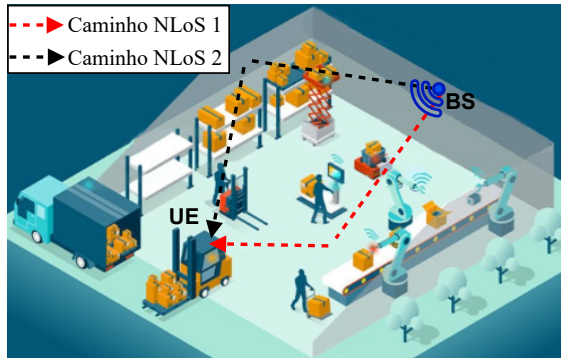
3.4 Técnicas para Condição de NLoS

Aplicar as técnicas analisadas até aqui em uma condição de NLoS pode levar a erros elevados na localização do UE. Na condição de NLoS, é preciso usar ToA e acrescentar as medidas de AoD e/ou AoA.

Nas redes celulares, é comum a presença de múltiplos caminhos em condição de NLoS. A Figura 3.15 ilustra um possível cenário de localização utilizando rede 5G. Nessa figura há uma BS que se comunica com vários UEs dispostos em um galpão, incluindo

braços robóticos e empilhadeiras autônomas. Para cada UE, podem ser gerados vários caminhos NLoS, conforme se dá destaque na [Figura 3.15](#), na comunicação entre a BS e uma empilhadeira, com dois caminhos NLoS.

Figura 3.15 – Cenário de localização – Galpão industrial.



Fonte: Autoria própria.

A seguir serão apresentados e simulados alguns métodos presentes na literatura para localização do UE em condição de NLoS.

3.4.1 Proposta de Wei, Palleit e Weber (2011)

Na proposta de [Wei, Palleit e Weber \(2011\)](#) uma formulação geométrica é apresentada para obter uma estimativa inicial da localização do UE. Para obter esse valor inicial os autores usam relações geométricas entre os parâmetros ToA, AoD e AoA com as coordenadas cartesianas do UE, BS e SCs, todas $\in \mathbb{R}^3$.

Os autores usam uma abordagem baseada em formulações para determinar o SC de duas maneiras: de um lado, a formulação determina o SC a partir da BS, e de outro, a partir do UE. As formulações apresentadas são:

$$\mathbf{s} = \mathbf{b} + d_1 \begin{pmatrix} \sin(\phi^{el}) \cos(\phi^{az}) \\ \sin(\phi^{el}) \sin(\phi^{az}) \\ \cos(\phi^{el}) \end{pmatrix}, \quad (3.31)$$

$$\mathbf{s} = \mathbf{m} + d_2 \begin{pmatrix} \sin(\theta^{el}) \cos(\theta^{az}) \\ \sin(\theta^{el}) \sin(\theta^{az}) \\ \cos(\theta^{el}) \end{pmatrix}, \quad (3.32)$$

em que \mathbf{b} é a posição da BS, \mathbf{m} é a posição do UE, \mathbf{s} é a posição do SC, ϕ representa o AoD, θ o AoA, d_1 é a distância entre a BS e o SC e d_2 é a distância entre o SC e o UE. Os sobrescritos az e el indicam o ângulo de azimute e de elevação, respectivamente.

Os autores utilizam o sistema formado pelas equações (3.31) e (3.32) para encontrar o valor de \mathbf{m} e, em seguida, usam um estimador baseado em mínimos quadrados para minimizar o erro a partir da distância euclidiana entre a BS e a posição estimada do UE.

3.4.2 Proposta de Shikur e Weber (2014)

Shikur e Weber (2014) apresentam uma técnica utilizando os parâmetros TDoA, AoA e AoD. O método proposto utiliza um modelo de propagação de sinal de salto único, que consiste na premissa de haver apenas uma reflexão em um espalhador (SC) no caminho NLoS entre a BS e o UE. Com base em relações geométricas dos parâmetros com as coordenadas cartesianas do UE, BS e SC, os autores desenvolvem um método de localização apenas do UE, dividido em duas etapas.

Na primeira etapa, os autores desenvolvem formulações a partir das coordenadas do UE, da BS e do SC, obtendo um sistema linear de equações. Os autores chamam esta primeira fase da solução de etapa geométrica. Na segunda etapa, utilizando os valores obtidos da primeira etapa, os autores aplicam o método de Taylor, conforme (2.8).

Os autores defendem como vantagem do seu método, a busca de valores iniciais utilizando a etapa geométrica. Segundo os autores a detecção destes valores é importante para garantir convergência do estimador de máxima verossimilhança. Entretanto, o método tem a desvantagem de precisar de pelo menos três BSs.

3.4.3 Proposta de Wymeersch (2018)

Nesse trabalho, o autor apresenta um método que estima a localização do UE e dos SCs. O método determina também o atraso de relógio, para melhorar a acurácia do ToA, e estima a orientação do UE. São utilizados os parâmetros ToA, AoA e AoD.

O autor considera um modelo de propagação de sinal de salto único. São utilizadas relações geométricas entre os parâmetros ToA, AoA e AoD e as coordenadas da BS, UE e SCs, todos $\in \mathbb{R}^3$. Como o atraso de relógio e a orientação do UE também devem ser estimados o autor apresenta as seguintes relações geométricas:

$$\tau_i = \|\mathbf{s}_i - \mathbf{b}\| + \|\mathbf{s}_i - \mathbf{m}\| + \beta, \quad (3.33)$$

$$\theta_i^{az} = \pi + \arctan2(s_{i,y} - m_y, s_{i,x} - m_x) - \alpha, \quad (3.34)$$

$$\theta_i^{el} = \arcsin\left(\frac{s_{i,z} - m_z}{\|\mathbf{s}_i - \mathbf{m}\|}\right), \quad (3.35)$$

$$\phi_i^{az} = \arctan2(s_{i,y}, s_{i,x}), \quad (3.36)$$

$$\phi_i^{el} = \arcsin \left(\frac{s_{i,z} - b_z}{\|\mathbf{s}_i - \mathbf{b}\|} \right), \quad (3.37)$$

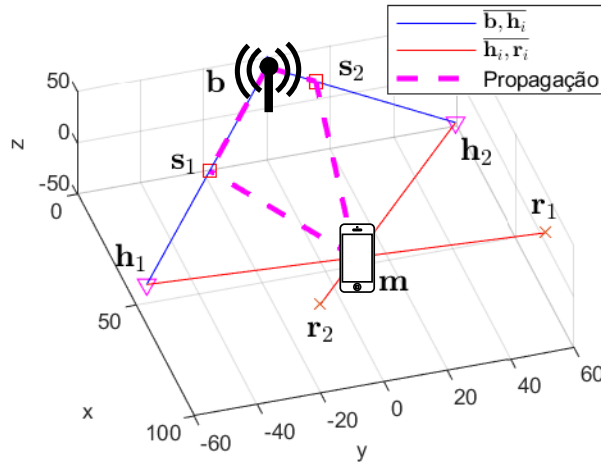
em que β representa o atraso de relógio e α representa a orientação do UE.

Para o desenvolvimento do método, primeiro usa-se o AoD para traçar uma reta que parte da BS, \mathbf{b} , na direção do SC, \mathbf{s} , até um ponto chamado de \mathbf{h} . Entretanto, como a posição do SC é desconhecida, é preciso garantir que a reta ultrapasse o mesmo, para isso é utilizado o ToA.

Segundo, a partir de \mathbf{h} e com o uso de AoA, é traçada uma nova reta na direção do UE. Mais uma vez é preciso que a reta ultrapasse o UE, assim também é utilizado o valor de ToA para definir o ponto final desta nova reta, chamado de \mathbf{r} .

A [Figura 3.16](#) ilustra o método do autor. É possível notar um cenário com dois SCs, pontos \mathbf{s}_1 e \mathbf{s}_2 , gerando assim duas retas \vec{hr} ($\vec{h_1r_1}$ e $\vec{h_2r_2}$) com um único ponto de intersecção. À medida que mais SCs são utilizados, mais retas são incluídas no cenário, todas convergindo para o mesmo ponto de intersecção.

Figura 3.16 – Exemplo do cenário proposto em ([WYMEERSCH, 2018](#)).



Fonte: Autoria própria.

Para determinar o ponto de intersecção entre as retas \vec{hr} , o autor divide todo o conjunto de retas em pares e, ao final, encontra o ponto de menor distância entre todas as retas. Por exemplo, no cenário ilustrado na [Figura 3.16](#), há apenas um par de retas ($\vec{h_1r_1}$ e $\vec{h_2r_2}$), então o ponto de menor distância é determinado entre essas duas retas. Caso houvesse mais SCs, outras combinações de pares seriam utilizadas para determinar a localização do UE.

Com a posição do UE conhecida, cada SC é localizado utilizando as relações apresentadas nas equações (3.33) a (3.37). Para estimar α e β o autor usa a mesma função que determina a distância entre duas retas. Os valores de α e β que obtiverem a menor distância são os possíveis valores de atraso de relógio e a orientação do UE.

O método apresentado em (WYMEERSCH, 2018) propõe resolver múltiplos problemas (e.g., estimar a localização e a orientação do UE) utilizando diversas técnicas (e.g., traçar retas no cenário e otimização para estimar o atraso do relógio e a orientação do UE). Dentre essas técnicas, destacam-se algoritmos que apresentam longo tempo de execução. Um exemplo é a técnica utilizada para determinar o ponto de interseção das retas, que requer um grande número de iterações para convergir.

3.4.4 Resultados e Discussões

Simulações foram conduzidas para avaliar o desempenho dos três métodos para condição de NLoS apresentados anteriormente. Para as simulações, os parâmetros são determinados a partir das relações geométricas com as coordenadas cartesianas das posições da BS, UE e SCs, conforme apresentado na seção 3.1. Foi considerado um cenário de apenas uma BS, um UE, e K SCs em posições aleatórias. Considerou-se ainda que há apenas uma reflexão (modelo de propagação de sinal de salto único) para cada caminho.

Para avaliação de desempenho dos métodos, foi determinado o RMSE e o CRLB, conforme (3.13) e (3.15), respectivamente. A parametrização das simulações foi escolhida para replicar um ambiente interno, como um galpão de fábrica, com 20 m de largura, 20 m de comprimento, e 10 m de altura, como ilustrado na Figura 3.15. O desvio padrão para o erro das medições de ToA e TDoA varia de 1 a 10 m e para os ângulos a variação é de 0,01 a 0,08 rad. Estes valores são utilizados em diversos trabalhos sobre localização, inclusive em (SHIKUR; WEBER, 2014), (WEI; PALLEIT; WEBER, 2011) e (WYMEERSCH, 2018). A Tabela 3.10 mostra a parametrização utilizada nas simulações desta seção.

Na simulação 1, avaliou-se o RMSE dos métodos em relação a variação do erro de ToA / TDoA. Para isso variou-se o σ de 1 a 10 m. Foram realizadas 1000 execuções para cada $\sigma_{ToA/TDoA}$ e determinado o RMSE. A Figura 3.17 mostra os resultados da Simulação 1. Percebe-se que o RMSE aumenta à medida que o erro de ToA aumenta.

Na simulação 2, foi fixado o σ_{ToA} em 1 e variou-se o $\sigma_{AoA/AoD}$ de 0,01 até 0,08. A Figura 3.18 apresenta os resultados da Simulação 2, onde o RMSE aumenta com o erro nos ângulos, embora essa variação seja menos evidente do que com erros de ToA. Em ambientes internos de menor escala, as variações angulares têm um impacto reduzido em comparação às variações de distância.

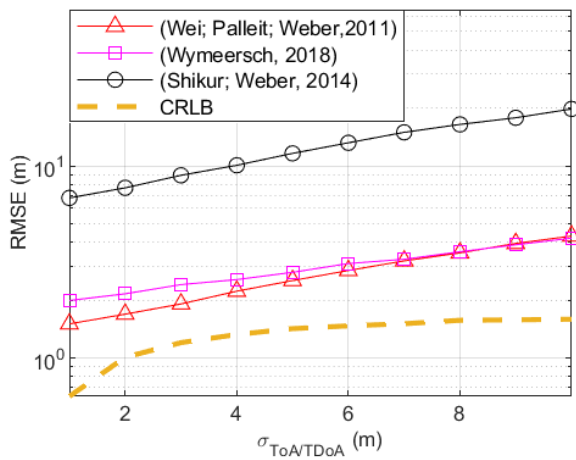
Na simulação 3, analisou-se o impacto da quantidade de caminhos NLoS no RMSE. Seguiu-se a orientação encontrada em (SHIKUR; WEBER, 2014) e (WEI; PALLEIT;

Tabela 3.10 – Parâmetros de simulação para técnicas de localização NLoS.

Posição do UE	$(5, 0, 0)^T$
Posição da BS	$(0, 0, 10)^T$
Posições dos SCs	Aleatórias entre -10 e 10, para as coordenadas x e y e entre 0 e 20, para a coordenada z
Qtd. de caminhos em condição de NLoS	5
$\sigma_{ToA/TDoA}$	1 a 10 m
$\sigma_{AoA/AoD}$	0,01 a 0,08 rad
Estimativa inicial para $\hat{\mathbf{m}}$	$(1, 1, 1)^T$
Tolerância para interrupção das iterações	$\varepsilon \leq 10^{-4}$
Limite máximo de iterações	1000
Qtd. de simulações	1000

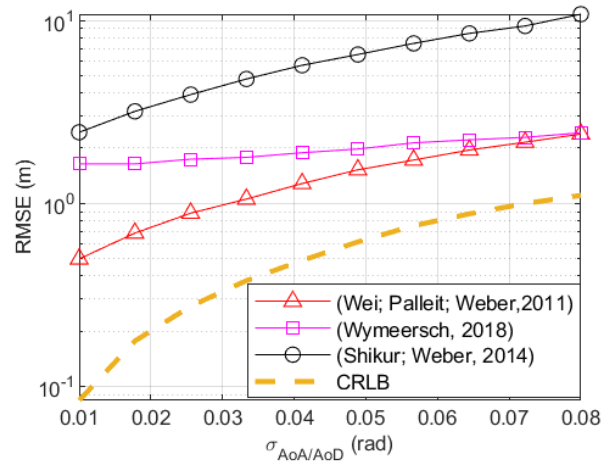
Fonte: Autoria própria.

Figura 3.17 – Técnicas para condição de NLoS – Variação do $\sigma_{ToA/TDoA}$.



Fonte: Autoria própria.

Figura 3.18 – Técnicas para condição de NLoS – Variação do $\sigma_{AoA/AoD}$.



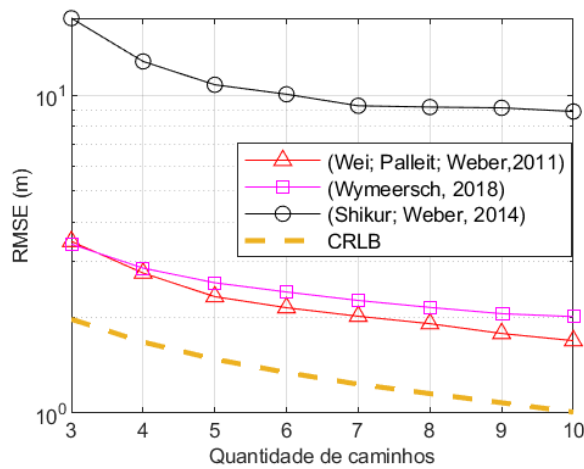
Fonte: Autoria própria.

WEBER, 2011) sobre a necessidade de existir pelo menos três caminhos em condição de NLoS. Fixaram-se erros de medida para os parâmetros de distância em 3 m e para os parâmetros de ângulo em 0,07 rad. Ao observar a Figura 3.19, fica claro como os múltiplos caminhos favorecem o desempenho dos métodos de localização, pois o RMSE diminui à medida que a quantidade de caminhos aumenta.

Verificou-se a probabilidade de localização dos métodos. Para isso foi determinada uma CDF, exibida na Figura 3.20. Nessa figura, a linha seccionada de cor laranja indica a probabilidade de erro de localização em 95% dos casos.

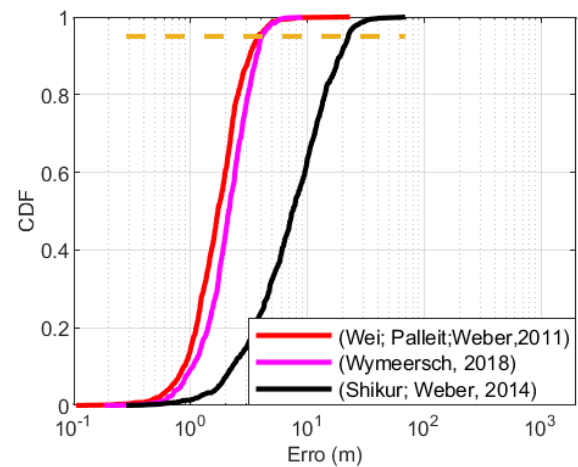
A Tabela 3.11 mostra o RMSE, a acurácia para 95% dos casos e o tempo de

Figura 3.19 – Técnicas para condição de NLoS – Variação da quantidade de caminhos.



Fonte: Autoria própria.

Figura 3.20 – Técnicas para condição de NLoS – CDF.



Fonte: Autoria própria.

execução. O método de Wymeersch (2018) apresenta RMSE próximos do método de Wei, Palleit e Weber (2011), mesmo tendo que estimar SCs, β e α . Entretanto, o método de Wymeersch (2018) se mostrou lento em relação aos demais. Os métodos de Wei, Palleit e Weber (2011) e Shikur e Weber (2014), embora rápidos, não estimam as posições dos SCs.

Tabela 3.11 – Resultados para técnicas de localização NLoS.

Método	RMSE (m)	Acurácia – 95% (m)	Tempo de execução (s)
Wei, Palleit e Weber (2011)	1,93	3,68	0,42
Wymeersch (2018)	2,35	4,17	9,34
Shikur e Weber (2014)	9,04	21,70	1,05

Fonte: Autoria própria

A Tabela 3.12 descreve os parâmetros utilizados para a localização do UE, relacionando-os com aplicações potenciais e os requisitos necessários para sua estimativa. Essa tabela também associa cada aplicação à condição de propagação do sinal e à acurácia alcançável, dependendo dos parâmetros e técnicas de localização utilizados. Na coluna de acurácia estimada, ‘baixa acurácia’ refere-se a erros superiores a 5 metros, ‘média acurácia’ refere-se a erros entre 1 e 5 metros, e ‘alta acurácia’ refere-se a erros inferiores a 1 metro. Observa-se que, para localização em ambientes internos, onde as aplicações requerem maior acurácia, há um maior esforço computacional para lidar com o conjunto de parâmetros necessários.

Tabela 3.12 – Condições para localização do UE e aplicações potenciais.

Par.	Cond. Propag.	Q_{BSs}	Antena	Técnica	Dim.	Esf. Comp.	Acur.	Aplicações
RSS	LoS	>2	Qualquer	Trilateração	2D	Baixo	Baixa	Ambientes urbanos e rurais: Navegação veicular
ToA	LoS	>2	Qualquer	Trilateração	2D	Baixo	Baixa	Ambientes urbanos e rurais: Navegação veicular
AoD/AoA	LoS	>1	Unidimensional	Triangulação	2D	Baixo	Baixa	Ambientes externos e internos: Navegação veicular; Marketing
AoD/AoA	LoS	>1	Bidimensional	Triangulação	3D	Médio	Baixa	Ambientes externos e internos: Navegação veicular; Marketing
ToA+ AoD/AoA	LoS	>0	Unidimensional	Relação Geométrica	2D	Baixo	Média	Agricultura inteligente; Navegação em ambientes externos
ToA+ AoD/AoA	LoS	>0	Bidimensional	Relação Geométrica	3D	Médio	Média	Agricultura inteligente; Navegação em ambientes internos
AoD+AoA	LoS/NLoS	>1	Unidimensional MIMO	Otimização/ Relação Geométrica	2D	Médio	Média	Navegação de pedestres em ambientes externos; veículos autônomos
AoD+AoA	LoS/NLoS	>1	Bidimensional MIMO	Otimização/ Relação Geométrica	3D	Alto	Média	Navegação em ambientes internos, como edifícios
ToA+ AoD+AoA	LoS/NLoS	>0	Unidimensional MIMO	Otimização/ Relação Geométrica	2D	Médio	Alta	Aplicações onde a altura não é importante
ToA+ AoD+AoA	LoS/NLoS	>0	Bidimensional MIMO	Otimização/ Relação Geométrica	3D	Alto	Alta	Ambientes industriais complexos; Veículos autônomos

Par.: Parâmetros; **Cond. Propag.:** Condição de Propagação; **Q_{BSs} :** Qtd. de BSs; **Dim.:** Dimensão da Localização; **Esf. Comp.:** Esforço Computacional; **Acur.:** Acurácia
 Fonte: Autoria própria.

3.5 Conclusão do Capítulo

Neste capítulo foram apresentadas algumas técnicas e métodos utilizados para localização em condição de LoS e NLoS utilizando apenas a rede celular e assumindo que os parâmetros de localização já haviam sido estimados.

Para a condição de LoS, o uso do parâmetro ToA com o método de Taylor apresentou resultados melhores em comparação aos demais métodos utilizados. Entretanto, estimar o ToA requer sincronização de relógio entre as BSs e o UE, o que nem sempre está disponível. Uma alternativa analisada foi o uso de RSS, um parâmetro geralmente disponível e de estimação simples. Entretanto, a acurácia da localização utilizando RSS é pior quando comparada à localização utilizando ToA.

Foram apresentadas algumas técnicas disponíveis na literatura sobre localização em ambiente interno sob condição de NLoS. Percebeu-se a dificuldade em aliar dois fatores importantes na localização do UE: realizar mapeamento do ambiente e proporcionar baixo tempo de execução. O tempo de execução do método é um fator importante a se considerar em sistemas de localização em tempo real, como aplicativos para orientação de pessoas em ambientes internos ou movimentação de mercadorias por uma empilhadeira em uma fábrica.

Adicionalmente, constatou-se uma lacuna na literatura quanto à determinação da condição de LoS ou NLoS nos caminhos de propagação. Embora essas condições não sejam mutuamente exclusivas, é reconhecido que em condição de LoS, os algoritmos podem ser simplificados, resultando em tempos de execução reduzidos. É importante ressaltar também que a utilização dos parâmetros AoD e AoA depende do uso de arranjos de antenas; com um arranjo unidimensional, apenas o azimute é estimado, enquanto um arranjo bidimensional é necessário para a estimativa de elevação, crucial para a localização em ambientes tridimensionais.

O próximo capítulo focará na localização dentro das redes 5G, explorando como suas características específicas impactam a localização de dispositivos móveis. Serão abordadas as propriedades distintas das redes 5G, incluindo as tecnologias mmWave e MIMO, que são fundamentais para o entendimento de como essas redes melhoram as capacidades de localização. Além disso, o capítulo detalhará os dois estágios fundamentais que precedem a etapa de localização do UE: (1) o modelo de canal mmWave MIMO adaptado para ambientes internos tridimensionais (3D) e (2) a estimativa de parâmetros de localização, que são essenciais para a implementação eficaz das técnicas de localização em redes 5G.

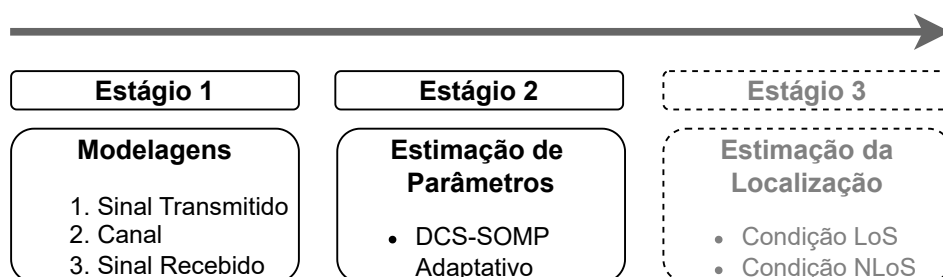
4 Modelagem de Canal e Estimação de Parâmetros em Redes 5G

As redes móveis de quinta geração apresentam características que melhoram a acurácia na estimativa dos parâmetros de localização. Com essa melhoria, os métodos de localização podem apresentar acurácia abaixo de um metro. De fato, as especificações e requisitos estabelecidos pela 3GPP no TS 22.261, disponível em (3GPP, 2024), detalham os níveis de acurácia alcançáveis pela rede 5G, chegando a 2 centímetros para ambientes internos. Essa acurácia habilita uma série de serviços inovadores, como navegação orientada para pedestres em ambientes internos e movimentação autônoma de empilhadeiras em ambientes de fábrica.

Este capítulo tem como objetivo mostrar o modelo de canal e a estimação dos parâmetros de localização. Para tanto, são exploradas as características específicas das redes 5G, incluindo as tecnologias mmWave, MIMO massivo e *beamforming*. Além disso, propõe-se um novo método para a estimativa de parâmetros de localização utilizando um modelo de canal 5G. Este método, baseado no DCS-SOMP, apresenta uma abordagem adaptativa para determinar a matriz de detecção, proporcionando uma maior eficiência e acurácia na localização do UE.

A abordagem completa de localização proposta nesta tese é composta por três estágios, conforme ilustrado na Figura 4.1. Este capítulo aborda os dois primeiros estágios, enquanto o último estágio será apresentado no Capítulo 5.

Figura 4.1 – Estágios 1 e 2 da localização em três estágios.



Fonte: Autoria própria.

4.1 Modelagem do Canal de Comunicação

A modelagem do canal de comunicação busca representar matematicamente as condições de propagação do sinal em determinado ambiente. Nesta tese, considera-se um

modelo de canal no sentido de *downlink* entre uma única BS e um único UE. Conforme descrito na Figura 4.1, a modelagem completa do canal abrange três componentes principais: o sinal transmitido, o modelo do canal e o sinal recebido. Nas subseções seguintes, serão descritos esses componentes e os conceitos fundamentais que influenciam a modelagem do canal.

4.1.1 O Ambiente Interno

A 3GPP, em seu relatório técnico TR 38.901 (3GPP, 2022), define detalhes para dois tipos de ambientes internos: de escritório (do inglês, *Indoor Office* (InO)) e de fábrica (do inglês, *Indoor Factory* (InF)). O ambiente InF é classificado em cinco tipos: poucos obstáculos e BS baixa (do inglês, *Sparse clutter, Low BS* (SL)), muitos obstáculos e BS baixa (do inglês, *Dense clutter, Low BS* (DL)), poucos obstáculos e BS alta (do inglês, *Sparse clutter, High BS* (SH)), muitos obstáculos e BS alta (do inglês, *Dense clutter, High BS* (DH)) e BS alta e UE alto (do inglês, *High Tx, High Rx* (HH)). Esses ambientes se diferenciam pela densidade de obstáculos, como máquinas, linhas de montagem e prateleiras. A Tabela 4.1 apresenta as características desses diferentes tipos de ambientes internos, incluindo tamanho, altura do ambiente (h_{amb}), altura dos obstáculos (h_{obs}), altura da BS (h_{BS}), altura do UE (h_{UE}), densidade de obstáculos (d_{OBS}) e condições de propagação do sinal.

Tabela 4.1 – Características dos ambientes internos.

Carac. \ Amb.	InO	InF				
		InF-SL	InF-DL	InF-SH	InF-DH	InF-HH
Descrição	Escritório	Poucos obstáculos BS baixa	Muitos obstáculos BS baixa	Poucos obstáculos BS alta	Muitos obstáculos BS alta	BS alta UE alto
Tamanho (m ²)	≤ 6000	20 ≤ m ² ≤ 160000				
h_{amb} (m)	3	≤ 25	≤ 15	≤ 25	≤ 15	≤ 25
h_{obs} (m)	N/A	$h_{obs} \leq 10$ (m) e $h_{obs} \leq l_{obs}$				
h_{BS} (m)	3	≤ h_{obs}		> h_{obs}		
h_{UE} (m)	1	≤ h_{obs}				> h_{obs}
d_{OBS} (%)	N/A	< 40	≥ 40	< 40	≥ 40	N/A
Condição	LoS/NLoS	LoS/NLoS	LoS/NLoS	LoS/NLoS	LoS/NLoS	LoS

Fonte: Dados obtidos de 3GPP (2022).

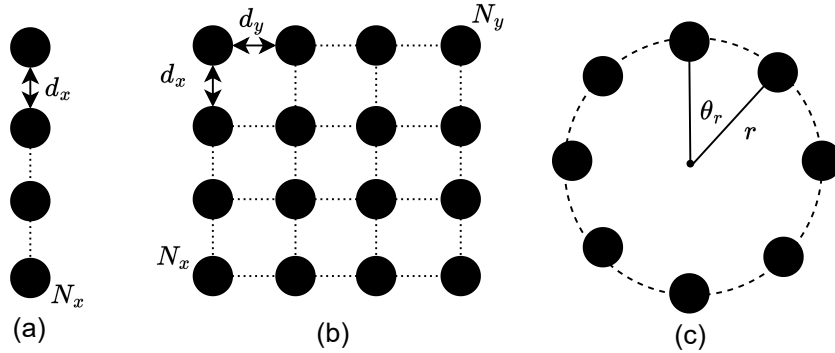
4.1.2 MIMO Massivo

O uso de arranjos de antenas na transmissão e recepção de sinais antecede o advento do 5G. No entanto, foi com o uso de mmWave no 5G, que o espaçamento entre as antenas dos arranjos tornou-se cada vez menor, permitindo o desenvolvimento de arranjos massivos de antenas (do inglês, *massive MIMO* (mMIMO)), definidos como os arranjos a partir de 64 antenas (SANGUINETTI; BJÖRNSON; HOYDIS, 2020). Essa escalabilidade no

número de antenas proporciona uma maior resolução angular, resultando em melhorias significativas na estimativa dos ângulos de chegada (AoA) e partida (AoD) dos sinais.

Conforme descrito por Hemadeh et al. (2018), um arranjo de antenas é classificado pela sua organização geométrica, como *Uniform Linear Array* (ULA), *Uniform Rectangular Array* (URA) e *Uniform Circular Array* (UCA). O arranjo ULA consiste em N_x elementos uniformemente espaçados ao longo de uma dimensão, com uma separação de d_x entre os elementos, conforme ilustrado na Figura 4.2(a). Por outro lado, o arranjo URA opera como uma matriz de ULAs, com espaçamento vertical (d_x) entre os N_x elementos e espaçamento horizontal (d_y) entre os N_y elementos, conforme ilustrado na Figura 4.2(b). Finalmente, o arranjo UCA possui um formato circular com N elementos, um raio (r) e espaçamento entre os elementos definido pelo ângulo de referência θ_r , conforme ilustrado na Figura 4.2(c).

Figura 4.2 – Arranjo de antenas: (a) ULA, (b) URA e (c) UCA.



Fonte: Autoria própria.

Cada arranjo de antenas apresenta um vetor resposta diferente, em consequência da posição física dos elementos. Para o arranjo ULA o vetor resposta (A_r) no UE é dado por:

$$A_r^{ULA} = (1, e^{j1\frac{2\pi}{\lambda}d_x \sin(\theta^{az})}, \dots, e^{j(N_x-1)\frac{2\pi}{\lambda}d_x \sin(\theta^{az})})^T, \quad (4.1)$$

em que $d_x = \lambda/2$ é a distância entre os elementos do arranjo, θ^{az} é o ângulo de azimute na recepção e $\lambda = c/F_c$ é o comprimento da onda, onde F_c é a frequência da portadora. Para o arranjo URA o vetor resposta é determinado a partir de:

$$A_r^{URA} = (1, e^{j1[\Theta]+1[\Theta]}, \dots, e^{j(N_x-1)[\Theta]+(N_y-1)[\Theta]})^T, \quad (4.2)$$

em que $\Theta = \frac{2\pi}{\lambda}d_x \sin(\theta^{el}) \cos(\theta^{az})$ e $\Theta = \frac{2\pi}{\lambda}d_y \sin(\theta^{el}) \cos(\theta^{az})$, sendo d_x a distância entre os elementos verticais e d_y a distância entre os elementos horizontais. Para o arranjo UCA o vetor resposta é definido a partir de:

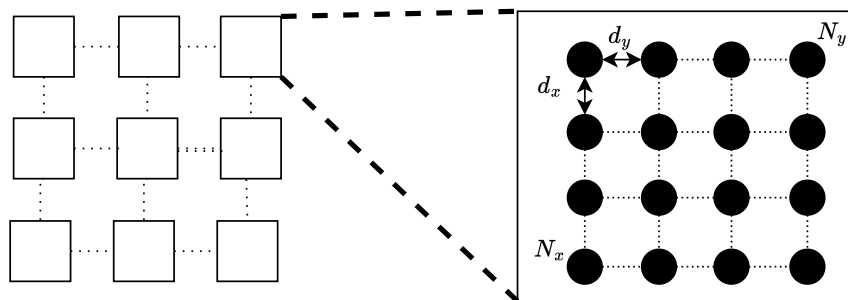
$$A_r^{UCA} = (\dots, e^{j\frac{2\pi}{\lambda}r \sin(\theta^{el}) \cos(\theta^{az} - \theta_r^{az})}, \dots)^T, \quad (4.3)$$

em que r é o raio e $\theta_r^{az} = \frac{2\pi}{N}(n-1)$ é o ângulo azimutal de referência, onde N é a quantidade total de elementos e $1 \leq n \leq N$.

Para determinar os vetores respostas na BS, seguem-se as equações (4.1) – (4.3) substituindo θ^{az} por ϕ^{az} e θ^{el} por ϕ^{el} .

Dentre os fatores que influenciam a escolha do arranjo de antenas estão a complexidade na modelagem e as limitações quanto ao que pode ser determinado (HEMADEH et al., 2018). O arranjo ULA apresenta menor complexidade, mas ao utilizá-la, só é possível determinar ângulos no plano bidimensional (MANIKAS, 2004). Por outro lado, os arranjos URA e UCA, embora sejam mais complexos, proporcionam a estimativa no espaço tridimensional (HEMADEH et al., 2018). Assim, com o objetivo de considerar um ambiente 3D, foi utilizado nesta tese um arranjo de antenas retangular, conforme sugerido pela 3GPP (3GPP, 2022). A 3GPP sugere o uso de um arranjo planar, conhecido como *Uniform Planar Array* (UPA), que consiste em um conjunto de painéis onde cada painel segue o arranjo URA, conforme ilustrado na Figura 4.3. Resultados similares podem ser obtidos com outros arranjos de antenas em duas dimensões, como por exemplo utilizando a UCA.

Figura 4.3 – Arranjo UPA. Cada painel segue o arranjo URA.



Fonte: Adaptado de 3GPP (2022).

4.1.3 Ondas Milimétricas

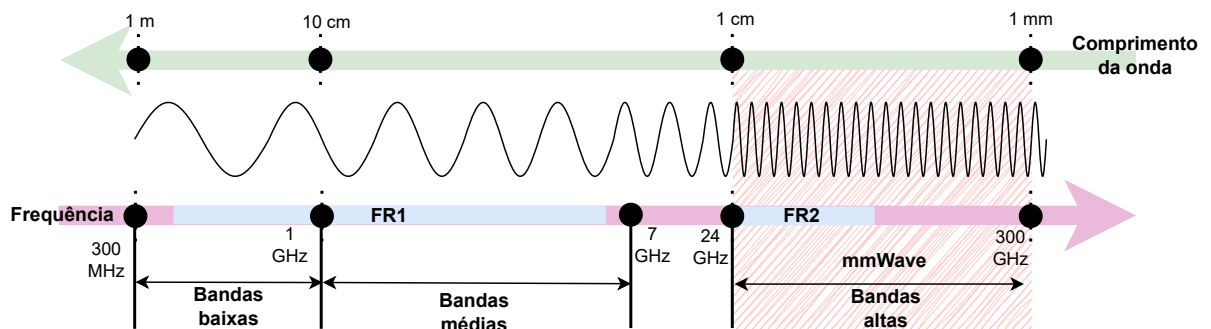
As ondas milimétricas (do inglês, *millimeter Wave* (mmWave)) são caracterizadas por seu curto comprimento de onda, sendo geralmente classificadas entre 30 e 300 GHz, embora para o *Frequency Range 2* (FR2) do 3GPP, frequências a partir de 24,25 GHz (n258) já sejam consideradas ondas milimétricas (AL-SHAMMARI et al., 2021). A Figura 4.4 ilustra o encurtamento da onda em relação ao aumento da frequência. Dentre as vantagens que esta característica proporciona, podem ser citadas:

- **Largura de banda ampla:** devido ao aumento na largura de banda, as comunicações mmWave suportam taxas de transferência de dados mais elevadas, além de possibilitar uma maior densidade de dispositivos conectados;
- **Menor interferência:** as transmissões mmWave são altamente direcionadas, o que reduz a interferência entre dispositivos e aumenta a eficiência espectral, permitindo

um melhor aproveitamento do espectro de frequência disponível;

- **Resolução temporal:** devido ao seu curto comprimento de onda, as ondas milimétricas melhoram tanto a resolução temporal quanto a espacial. Isso melhora a estimativa do tempo de chegada do sinal (ToA), o que pode ser essencial para aplicações sensíveis ao tempo, como comunicações em tempo real e localização exata.

Figura 4.4 – Comprimento da onda em relação ao aumento da frequência.



Fonte: Adaptado de Attiah et al. (2015).

A melhora na resolução temporal auxilia os métodos de localização que dependem de ToA, como os métodos propostos nesta tese. Uma preocupação com o uso de mmWave é o curto alcance da onda e o baixo poder de penetração. No entanto, essa limitação também pode ser vantajosa para a estimativa de ToA, pois resulta em um menor número de reflexões. Além disso, pode ocorrer uma densificação da rede, conhecida como *Ultra-Dense Network* (UDN), com uma BS a cada 20 metros, o que pode reduzir a quantidade de caminhos em condição de NLoS (3GPP, 2022).

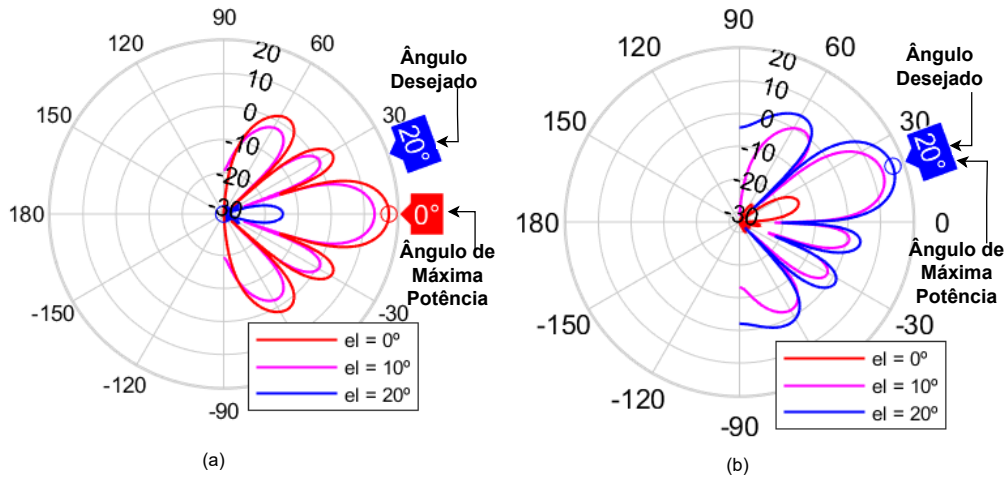
4.1.4 Formação de Feixe e Modelo de Transmissão

A formação de feixe (*beamforming*) é uma técnica essencial para melhorar o desempenho e a eficiência das comunicações sem fio. Ao ajustar os pesos de cada elemento da antena transmissora, o *beamforming* direciona o sinal transmitido diretamente ao UE. Essencialmente, atua como uma ferramenta de otimização da transmissão de sinal, ajustando tanto a amplitude quanto a fase das ondas transmitidas por cada elemento do arranjo de antenas, melhorando o processo de comunicação mesmo em ambientes desafiadores.

Ao analisar a Figura 4.5, observa-se o padrão de radiação azimutal de uma antena URA_{8x8} em coordenadas polares, considerando ângulos desejados de azimute (ϕ^{az}) e elevação (ϕ^{el}) ambos de 20°. No gráfico, os ângulos de azimute são representados ao longo da circunferência, enquanto as linhas coloridas indicam diferentes ângulos de elevação.

Na Figura 4.5(a), tem-se o diagrama de radiação (mostrando ângulo de azimute versus potência de irradiação) de um sinal plotado para três diferentes ângulos de elevação, para fins de comparação. Pode-se observar que, quando os ângulos de elevação e de azimute estão em 0° simultaneamente, a potência é máxima. Na direção desejada (ângulo de azimute de 20° e ângulo de elevação de 20°) a potência é baixa, em torno de -20 dB. Ao aplicar *beamforming*, nota-se na Figura 4.5(b) que a irradiação na direção desejada é máxima, em torno de 18 dB.

Figura 4.5 – Padrão de radiação de um arranjo URA $_{8 \times 8}$ (a) sem *beamforming* e (b) com *beamforming*, em que $\phi^{az} = 20^\circ$, e $\phi^{el} = 20^\circ$.



Fonte: Autoria própria. Gerado a partir da *toolbox* 5G do MATLAB®.

A diretividade do padrão de radiação é ajustada por meio de um vetor de pesos, também conhecido como vetor de *beamforming*, denotado por $\mathbf{F}[n] = (F_1[n], \dots, F_{N_t}[n]) \in \mathbb{C}^{N_t}$, que é aplicado ao conjunto de sinais transmitidos em cada elemento da antena para cada subportadora n . Isso confere diretividade e melhora o sinal na recepção. Dessa forma, considerando $\mathbf{x}[n] = (x_1[n], \dots, x_{M_t}[n])^T \in \mathbb{C}^{M_t}$ como o conjunto de sinais piloto transmitidos por um arranjo de N_t elementos em N subportadoras, estabelece-se o seguinte modelo de transmissão:

$$\mathbf{w}[n] = \mathbf{F}[n]\mathbf{x}^T[n], \quad (4.4)$$

em que $\mathbf{w}[n] \in \mathbb{C}^{N_t \times M_t}$. Para efeitos de localização, assim como assumido por [Shahmansoori et al. \(2018\)](#) e [Zhou, Liu e Lau \(2019\)](#), considera-se que \mathbf{x} é composto por símbolos piloto. Portanto, o vetor \mathbf{w} é considerado como vetor de pesos do *beamforming* que incorpora os símbolos piloto transmitidos.

4.1.5 Modelo do Canal e do Sinal Recebido

Conforme descrito pela 3GPP em ([3GPP, 2022](#)), o modelo de canal para ambiente interno em redes 5G é altamente dependente da direção de partida e chegada do sinal

para cada um dos L caminhos que compõe uma transmissão. Assim, seguindo o modelo da 3GPP, também assumido em (ZHOU; LIU; LAU, 2019), o canal $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}$ de *downlink* para cada subportadora, pode ser estabelecido a partir de:

$$\mathbf{H}[n] = \mathbf{A}_r[n] \mathbf{\Gamma}[n] \mathbf{A}_t^H[n], \quad (4.5)$$

em que \mathbf{A}_r e \mathbf{A}_t são as matrizes dos seguintes vetores resposta:

$$\mathbf{A}_t[n] = (\mathbf{a}_{t,n}(\phi_0^{az}, \phi_0^{el}), \dots, \mathbf{a}_{t,n}(\phi_{L-1}^{az}, \phi_{L-1}^{el})), \quad (4.6)$$

$$\mathbf{A}_r[n] = (\mathbf{a}_{r,n}(\theta_0^{az}, \theta_0^{el}), \dots, \mathbf{a}_{r,n}(\theta_{L-1}^{az}, \theta_{L-1}^{el})), \quad (4.7)$$

em que o subscrito $l = (0, \dots, L-1)$, representa o parâmetro para 2D-AoD (ϕ_l^{az}, ϕ_l^{el}) e 2D-AoA ($\theta_l^{az}, \theta_l^{el}$) do l -ésimo caminho. Considera-se ainda que o caminho $l = 0$ poderá ser o único caminho LoS. As matrizes $\mathbf{A}_t[n]$ e $\mathbf{A}_r[n]$ são dependentes do arranjo de antenas e, nesta tese, considera-se o arranjo URA. Portanto, os vetores $\mathbf{a}_{t,n}(\phi_l^{az}, \phi_l^{el})$ e $\mathbf{a}_{r,n}(\theta_l^{az}, \theta_l^{el})$ são determinados a partir de (4.2), considerando N_t antenas na transmissão e N_r antenas na recepção.

A Figura 4.6 apresenta o gráfico com a resposta do canal modelado com um arranjo URA considerando diferentes números de antenas. Foram selecionados dois caminhos de propagação com os seguintes parâmetros: $\phi_1 = (15^\circ, 65^\circ)$, $\theta_1 = (30^\circ, 95^\circ)$, $\phi_2 = (45^\circ, 35^\circ)$ e $\theta_2 = (75^\circ, 65^\circ)$. Nesse gráfico, o eixo x representa a combinação de $[\phi^{az}, \phi^{el}]$, o eixo y representa a combinação de $[\theta^{az}, \theta^{el}]$, enquanto o eixo z mostra a resposta do canal. É evidente que os ângulos se tornam mais distintos à medida que aumenta o número de antenas. Portanto, o uso de um maior número de antenas melhora a resolução angular e pode melhorar a acurácia dos métodos de estimação de parâmetros.

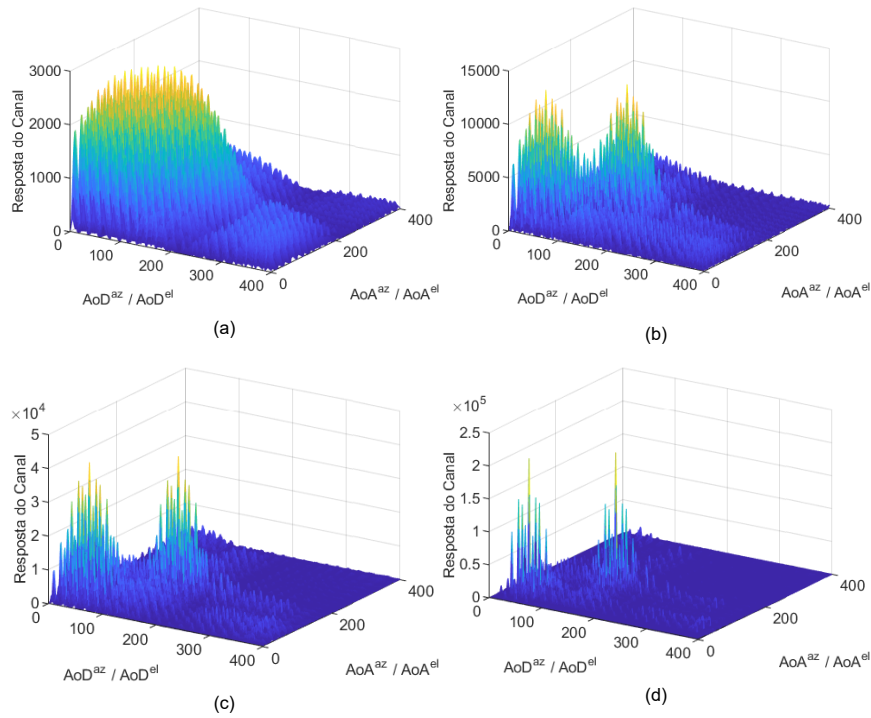
Em (4.5), $\mathbf{\Gamma}$ é escrito em função do tempo de propagação do sinal e do *path loss*, sendo definido como:

$$\mathbf{\Gamma}[n] = \sqrt{N_t N_r} \times \text{diag} \left\{ \frac{h_0}{\sqrt{\rho_0}} e^{\frac{-j2\pi n \tau_0}{NT_s}}, \dots, \frac{h_{L-1}}{\sqrt{\rho_{L-1}}} e^{\frac{-j2\pi n \tau_{L-1}}{NT_s}} \right\}, \quad (4.8)$$

em que ρ_l é o *path loss*, h_l é o ganho complexo do canal, τ_l é o ToA e $T_s = \frac{1}{2B}$ representa o período de amostragem, onde B é a largura de banda. Para o cálculo da perda de *path loss*, foi seguido o modelo descrito pela 3GPP em (3GPP, 2022), denominado modelo Alpha-Beta-Gamma (ABG), que incorpora o FSPL. Conforme pode ser observado em (4.9), α e γ são coeficientes que determinam o peso da influência da distância e da frequência no modelo de *path loss* adotado. O β é uma constante de otimização da análise estatística utilizada para obter o modelo ABG e, assim como o α e o γ , depende do ambiente, conforme Tabela 4.2.

$$\rho = \alpha_\rho \log_{10}(d_\tau) + \beta_\rho + \gamma_\rho \log_{10}(F_c) + \sigma_{SF}, \quad (4.9)$$

Figura 4.6 – Resposta do canal para arranjo URA, onde a largura é igual a altura, com (a) 16 antenas, (b) 36 antenas, (c) 64 antenas e (d) 144 antenas.



Fonte: Autoria própria.

em que F_c é a frequência da portadora, d_τ é a distância total entre BS e UE, σ_{SF} é o fator de sombreamento que, junto com os coeficientes α_ρ , β_ρ e γ_ρ , variam conforme o ambiente e a condição de propagação, conforme apresentado na [Tabela 4.2](#).

Tabela 4.2 – Parâmetros para o cálculo de *path loss*.

Ambiente	Condição	α_ρ	β_ρ	γ_ρ	σ_{SF}
InO	LoS	20,00	32,40	17,30	3,00
	NLoS	31,90	32,40	20,00	8,29
InF	LoS	21,50	31,84	19,00	4,00
InF-SL		25,50	33,00	20,00	5,70
InF-DL	NLoS	35,70	18,60	20,00	7,20
InF-SH		23,00	32,40	20,00	5,90
InF-DH		21,90	33,63	20,00	4,00

Fonte: Dados obtidos de [3GPP \(2022\)](#).

Para concluir o primeiro estágio da abordagem de localização, o sinal recebido no UE para a subportadora n pode ser obtido a partir de:

$$\mathbf{y}[n] = \mathbf{H}[n]\mathbf{w}[n] + \mathbf{n}[n], \quad (4.10)$$

em que $\mathbf{n} \in \mathbb{C}^{N_r}$ se refere ao ruído do canal, com média 0 e variância σ^2 .

4.2 Estimação de Parâmetros

O segundo estágio da abordagem de localização proposta envolve a estimação conjunta de cinco parâmetros de localização: tempo de chegada (ToA), os ângulos de partida em termos de azimute e elevação (2D-AoD), e os ângulos de chegada em termos de azimute e elevação (2D-AoA). A estimativa desses cinco parâmetros é baseada no sinal recebido, sendo necessário estimar esses parâmetros para cada caminho de propagação, o que torna essa tarefa desafiadora (SHAHMANSOORI et al., 2018; MA; XIAO; LEI, 2023).

Um método consolidado na literatura de estimação de Direção de Chegada (do inglês, *Direction of Arrival* (DoA)), é o *Multiple Signal Classification* (MUSIC) (SCHMIDT, 1986). No método MUSIC, são determinados os autovalores e autovetores da matriz de covariância do sinal recebido para estimar os ângulos de chegada (DoA). A matriz de covariância é construída a partir dos sinais captados pelas antenas, considerando tanto os múltiplos caminhos de uma mesma fonte quanto os sinais de diferentes fontes. Isso permite que o método MUSIC identifique corretamente os ângulos de chegada, mesmo em cenários complexos com múltiplas fontes e caminhos de propagação variados. O método MUSIC tem se mostrado eficaz na estimação única de AoA ou AoD, como demonstrado em (GUNJAL; RAJ, 2020) e (ZHOU; ZHAO; CUI, 2008). Além disso, pode ser usado para a estimação conjunta de AoA e AoD, conforme apresentado em (ZHANG et al., 2010). No entanto, essa abordagem conjunta requer alta complexidade computacional devido à busca bidimensional necessária, conforme discutido em (MA; XIAO; LEI, 2023).

Assim, buscando realizar a estimativa conjunta dos parâmetros, exploraram-se métodos baseados em *Compressed Sensing* (CS), que permitem a reconstrução de sinais esparsos a partir de um número reduzido de amostras (DONOHO, 2006). Em vez de adquirir o sinal completo, o CS usa a esparsidade inerente dos sinais para capturar apenas componentes importantes, ignorando os restantes. Isso resulta em uma significativa redução na quantidade de dados necessários para a reconstrução precisa do sinal (CHEN et al., 2023). Uma extensão do CS é o *Distributed Compressed Sensing* (DCS), que se aplica a sistemas distribuídos, como redes de sensores. O DCS aproveita a correlação entre sinais de diferentes sensores para melhorar a eficiência da compressão e a precisão da reconstrução. Essa abordagem é especialmente útil em cenários onde múltiplos dispositivos estão coletando dados de forma colaborativa (MACHIDON; PEJOVIĆ, 2023).

Para auxiliar na resolução dos métodos baseados em CS, desenvolveu-se o algoritmo iterativo *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP). O OMP seleciona, a cada iteração, o componente que mais se correlaciona com o sinal residual e atualiza a estimativa do sinal. Esse processo continua até que o resíduo seja suficientemente pequeno, permitindo a

reconstrução do sinal esparsos de forma eficiente (SHAHMANSOORI et al., 2018). Uma variante do OMP, *Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit* (SOMP), lida com múltiplos sinais simultaneamente. Este método é especialmente útil em sistemas com múltiplas antenas (como sistemas mMIMO), onde vários sinais esparsos precisam ser recuperados ao mesmo tempo. O SOMP considera a correlação entre diferentes sinais para melhorar a precisão da estimativa conjunta (DUARTE et al., 2005).

Ao combinar os princípios de DCS e SOMP, tem-se o DCS-SOMP para lidar com sinais esparsos em ambientes distribuídos ou em sistemas com múltiplas antenas (CONCEICAO; ROCHA, 2023). Este método constrói uma matriz de detecção que captura as correlações entre diferentes fontes e caminhos. A aplicação do DCS-SOMP envolve a maximização da correlação entre o sinal recebido e a matriz de detecção, seguida pelo cálculo do resíduo e refinamento iterativo. Isso permite a recuperação precisa de sinais em cenários complexos, aproveitando a esparsidade e a distribuição dos dados (DUARTE et al., 2005).

As estimativas obtidas por meio do DCS-SOMP são utilizadas em diversas áreas, tais como imagem por ressonância magnética (do inglês, *Magnetic Resonance Imaging* (MRI)), sistemas de comunicação MIMO, localização em redes de sensores, e monitoramento ambiental (SHAFIEI; BEHESHTI; YAZDIAN, 2018; VUCKOVIC; RAHANVARD, 2023). No entanto, as estimativas para localização dependem de uma matriz de detecção com um número de candidatos tão grande que o tempo de execução inviabiliza o uso em tempo real desses algoritmos (CONCEICAO; ROCHA, 2023).

A pesquisa conduzida nesta tese identificou que as estimativas obtidas a partir do DCS-SOMP podem ser significativamente aprimoradas ao calcular adaptativamente os componentes da matriz de detecção, proporcionando estimativas precisas com um número reduzido de candidatos, conforme publicado por Conceicao e Rocha (2023). Este método adaptativo otimiza a busca durante cada iteração, reduzindo a complexidade computacional e permitindo uma implementação mais eficiente em tempo real.

4.2.1 DCS-SOMP Adaptativo

Geralmente, o processo de estimação de parâmetros usando o método DCS-SOMP é dividido em duas etapas: (1) construção da matriz de detecção e (2) aplicação do algoritmo de correlação. A proposta adaptativa está na primeira etapa, onde a matriz de detecção é ajustada para aumentar o valor de correlação entre o sinal recebido e a matriz de detecção. Antes de descrever o processo adaptativo, será apresentado como a matriz de detecção é construída e como funciona o DCS-SOMP.

(1) Construção da Matriz de Detecção:

De acordo com a descrição em (3GPP, 2022), o ângulo de azimute pertence ao

intervalo $[0, 2\pi]$ e o ângulo de elevação pertence ao intervalo $[0, \pi]$. Portanto, seja q_{az} a quantidade de candidatos para ângulos de azimute uniformemente espaçados dentro do intervalo $[0, 2\pi]$, e q_{el} a quantidade de candidatos para ângulos de elevação uniformemente espaçados dentro do intervalo $[0, \pi]$. Definem-se $\tilde{\boldsymbol{\phi}}^{(0)} = (\tilde{\phi}_1^{(0)}, \dots, \tilde{\phi}_{q_{az}}^{(0)})$, $\dot{\boldsymbol{\phi}}^{(0)} = (\dot{\phi}_1^{(0)}, \dots, \dot{\phi}_{q_{el}}^{(0)})$ como candidatos para azimute e elevação de AoD, respectivamente, e $\tilde{\boldsymbol{\theta}}^{(0)} = (\tilde{\theta}_1^{(0)}, \dots, \tilde{\theta}_{q_{az}}^{(0)})$, $\dot{\boldsymbol{\theta}}^{(0)} = (\dot{\theta}_1^{(0)}, \dots, \dot{\theta}_{q_{el}}^{(0)})$ como candidatos para azimute e elevação de AoA, respectivamente. A matriz $\mathbf{U}_t^{(0)} \in \mathbb{C}^{N_t \times q_{az} q_{el}}$ contém os vetores resposta para cada combinação possível de azimute e elevação de AoD:

$$\mathbf{U}_t^{(0)} = (\mathbf{a}_t(\tilde{\boldsymbol{\phi}}^{(0)}, \dot{\boldsymbol{\phi}}^{(0)})). \quad (4.11)$$

Da mesma maneira, a matriz $\mathbf{U}_r^{(0)} \in \mathbb{C}^{N_r \times q_{az} q_{el}}$ contém os vetores resposta para cada combinação possível de azimute e elevação de AoA:

$$\mathbf{U}_r^{(0)} = (\mathbf{a}_r(\tilde{\boldsymbol{\theta}}^{(0)}, \dot{\boldsymbol{\theta}}^{(0)})). \quad (4.12)$$

Finalmente, a matriz de detecção $\boldsymbol{\omega}^{(0)}$ para a subportadora n é determinada a partir de:

$$\boldsymbol{\omega}^{(0)}[n] = (\mathbf{U}_t^{(0)} \mathbf{w}[n])^T \otimes \mathbf{U}_r^{(0)}, \quad (4.13)$$

em que $\mathbf{w}[n]$ é o vetor de *beamforming* que contém os dados transmitidos, conforme (4.4), e \otimes denota o produto de *Kronecker*. Ressalta-se que $\boldsymbol{\omega}^{(0)} \in \mathbb{C}^{(N_t M_t) \times (q_{az} q_{el})^2}$, indicando que o número de elementos em $\boldsymbol{\omega}$ está diretamente relacionado aos valores de q_{az} e q_{el} .

O número de candidatos (q_{az}, q_{el}) para DCS-SOMP é essencial para obter estimativas aproximadas de 2D-AoD e 2D-AoA. No entanto, elevar o número de candidatos também aumenta o uso de memória, como mostrado na Figura 4.8. O aprimoramento proposto para o DCS-SOMP introduz uma abordagem de busca adaptativa, ajustando dinamicamente a matriz de detecção durante cada iteração.

(2) Aplicação do Algoritmo de Correlação:

O método DCS-SOMP determina o índice \tilde{h}_l da correlação máxima entre (4.10) e (4.13). Portanto, para o l -ésimo caminho, \tilde{h}_l é definido como segue:

$$\tilde{h}_l = \underset{m=1, \dots, (q_{az} q_{el})^2}{\operatorname{argmax}} \sum_{n=1}^N \frac{|\boldsymbol{\omega}_m^H[n] \mathbf{R}_l[n]|}{\|\boldsymbol{\omega}_m[n]\|_2}, \quad (4.14)$$

em que \mathbf{R}_l representa o resíduo do sinal recebido e m representa cada coluna em $\boldsymbol{\omega}$. O operador H denota a transposta conjugada (ou Hermitiana) da matriz. $\mathbf{R}_l = \mathbf{y}$ quando $l = 1$.

O índice \tilde{h}_l é convertido em uma combinação de $(\phi_l^{az}, \phi_l^{el})$ e $(\theta_l^{az}, \theta_l^{el})$. Novos valores para 2D-AoD $(\phi_l^{az}, \phi_l^{el})$ são determinados da seguinte maneira:

$$I_\phi^l = \frac{\tilde{h}_l}{q_{az} q_{el}}, \quad \iota_l^{az} = \left\lfloor \frac{I_\phi^l}{q_{az}} \right\rfloor, \quad \iota_l^{el} = I_\phi^l \bmod q_{el}, \quad (4.15)$$

$$\phi_l^{az} = \tilde{\phi}_{\iota_l^{az}}^{(0)}, \quad \phi_l^{el} = \dot{\phi}_{\iota_l^{el}}^{(0)}. \quad (4.16)$$

Similarmente, novos valores para 2D-AoA ($\theta_l^{az}, \theta_l^{el}$) são determinados a partir de:

$$I_\theta^l = \tilde{h}_l - I_\phi^l q_{az} q_{el}, \quad \gamma_l^{az} = \left\lfloor \frac{I_\theta^l}{q_{az}} \right\rfloor, \quad \gamma_l^{el} = I_\theta^l \bmod q_{el}, \quad (4.17)$$

$$\theta_l^{az} = \tilde{\theta}_{\gamma_l^{az}}^{(0)}, \quad \theta_l^{el} = \dot{\theta}_{\gamma_l^{el}}^{(0)}. \quad (4.18)$$

Finalmente, o método DCS-SOMP atualiza o resíduo para a n -ésima subportadora a partir de:

$$\beta_l[n] = \frac{\boldsymbol{\omega}_{\tilde{h}_l}^H[n] \mathbf{R}_l[n]}{\|\boldsymbol{\omega}_{\tilde{h}_l}[n]\|_2^2}, \quad (4.19)$$

$$\mathbf{R}_{l+1}[n] = \mathbf{R}_l[n] - \beta_l[n] \boldsymbol{\omega}_{\tilde{h}_l}[n]. \quad (4.20)$$

Semelhante ao que é descrito em (SHAHMANSOORI et al., 2018), a estimativa de ToA fornece uma distância máxima de $NT_s c$ (m). Portanto, a distância referente ao ToA pode ser estimada a partir de:

$$d_\tau = - \left(\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} (\arg(\beta_l[n+1]) - \arg(\beta_l[n])) \right) NT_s \frac{c}{2\pi}, \quad (4.21)$$

em que d_τ é a distância (m) percorrida pelo sinal. A função $\arg(\cdot)$ representa a fase (ou argumento) de um número complexo. Por fim, o ToA é obtido de:

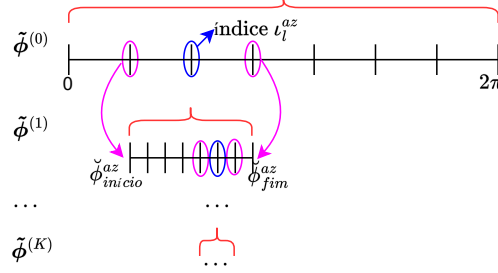
$$\tau_l = \begin{cases} d_\tau/c, & \text{se } d_\tau \geq 0 \\ (d_\tau + NT_s c)/c, & \text{se } d_\tau < 0, \end{cases} \quad (4.22)$$

em que c é a velocidade da luz.

DCS-SOMP Adaptativo:

O método proposto baseia-se na estimação adaptativa dos elementos da matriz de detecção, onde o espaço de busca pode ser distinto, sendo dinamicamente definido, para cada ângulo estimado, ou seja, 2D-AoD e 2D-AoA. A Figura 4.7 ilustra a seleção adaptativa de ângulos candidatos a cada iteração do DCS-SOMP. Essa figura ilustra a busca proposta para o ângulo azimutal AoD, mas o mesmo procedimento é aplicável para os demais ângulos de interesse. Em resumo, na iteração k , o intervalo de pesquisa ($\tilde{\phi}^{(k)}$) é adaptado dinamicamente usando o índice (ι_l^{az}) do intervalo de pesquisa anterior ($\tilde{\phi}^{(k-1)}$). Novos parâmetros são estimados a cada iteração. O processo continua até que um número predeterminado de iterações (K) seja atingido ou até que a diferença entre estimativas sucessivas seja menor que um limite de tolerância pré-estabelecido (ρ).

Figura 4.7 – Procedimento adaptativo para seleção de candidatos para azimute AoD.



Fonte: Autoria própria.

Os candidatos a azimute de AoD ($\tilde{\phi}^{(k)}$) são dinamicamente calculados a partir de q_{az} valores uniformemente espaçados dentro de um novo intervalo $[\check{\phi}_{início}^{az}, \check{\phi}_{fim}^{az}]$, em que:

$$\check{\phi}_{início}^{az} = \begin{cases} \tilde{\phi}_{l_i^{az}-1}^{(k-1)}, & \text{se } l_i^{az} > 1 \\ 0, & \text{se } l_i^{az} = 1 \end{cases} \quad \text{e} \quad \check{\phi}_{fim}^{az} = \begin{cases} \tilde{\phi}_{l_i^{az}+1}^{(k-1)}, & \text{se } l_i^{az} < q_{az} \\ q_{az}, & \text{se } l_i^{az} = q_{az} \end{cases}. \quad (4.23)$$

De maneira semelhante, os candidatos a elevação de AoD ($\dot{\phi}^{(k)}$) são dinamicamente determinados com q_{el} valores uniformemente espaçados dentro de um novo intervalo $[\check{\phi}_{início}^{el}, \check{\phi}_{fim}^{el}]$, onde:

$$\check{\phi}_{início}^{el} = \begin{cases} \dot{\phi}_{l_i^{el}-1}^{(k-1)}, & \text{se } l_i^{el} > 1 \\ 0, & \text{se } l_i^{el} = 1 \end{cases} \quad \text{e} \quad \check{\phi}_{fim}^{el} = \begin{cases} \dot{\phi}_{l_i^{el}+1}^{(k-1)}, & \text{se } l_i^{el} < q_{el} \\ q_{el}, & \text{se } l_i^{el} = q_{el} \end{cases}. \quad (4.24)$$

Os candidatos a azimute de AoA ($\tilde{\theta}^{(k)}$) são determinados usando q_{az} valores uniformemente espaçados dentro de um novo intervalo $[\check{\theta}_{início}^{az}, \check{\theta}_{fim}^{az}]$, onde:

$$\check{\theta}_{início}^{az} = \begin{cases} \tilde{\theta}_{\gamma_l^{az}-1}^{(k-1)}, & \text{se } \gamma_l^{az} > 1 \\ 0, & \text{se } \gamma_l^{az} = 1 \end{cases} \quad \text{e} \quad \check{\theta}_{fim}^{az} = \begin{cases} \tilde{\theta}_{\gamma_l^{az}+1}^{(k-1)}, & \text{se } \gamma_l^{az} < q_{az} \\ q_{az}, & \text{se } \gamma_l^{az} = q_{az} \end{cases}. \quad (4.25)$$

Similarmente, os candidatos a elevação de AoA ($\dot{\theta}^{(k)}$) são determinados com q_{el} valores uniformemente espaçados dentro de um novo intervalo $[\check{\theta}_{início}^{el}, \check{\theta}_{fim}^{el}]$, onde:

$$\check{\theta}_{início}^{el} = \begin{cases} \dot{\theta}_{\gamma_l^{el}-1}^{(k-1)}, & \text{se } \gamma_l^{el} > 1 \\ 0, & \text{se } \gamma_l^{el} = 1 \end{cases} \quad \text{e} \quad \check{\theta}_{fim}^{el} = \begin{cases} \dot{\theta}_{\gamma_l^{el}+1}^{(k-1)}, & \text{se } \gamma_l^{el} < q_{el} \\ q_{el}, & \text{se } \gamma_l^{el} = q_{el} \end{cases}. \quad (4.26)$$

Assim, usando $\tilde{\phi}^{(k)}$, $\dot{\phi}^{(k)}$, $\tilde{\theta}^{(k)}$, e $\dot{\theta}^{(k)}$ determina-se a nova matriz de detecção da seguinte maneira:

$$\mathbf{U}_t^{(k)} = (\mathbf{a}_t(\tilde{\phi}^{(k)}, \dot{\phi}^{(k)})), \quad (4.27)$$

$$\mathbf{U}_r^{(k)} = (\mathbf{a}_t(\tilde{\theta}^{(k)}, \dot{\theta}^{(k)})), \quad (4.28)$$

$$\boldsymbol{\omega}^{(k)}[n] = (\mathbf{U}_t^{(k)} \mathbf{x}^{(g)}[n])^T \otimes \mathbf{U}_r^{(k)}. \quad (4.29)$$

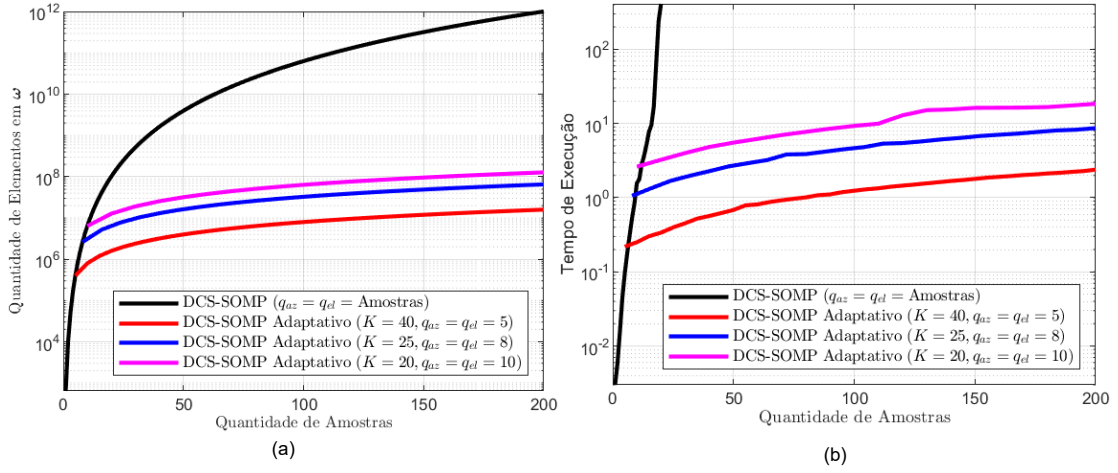
Usando \mathbf{R}_l e $\boldsymbol{\omega}^{(k)}$, determinam-se novos valores para $(\phi_l^{az}, \phi_l^{el})$, $(\theta_l^{az}, \theta_l^{el})$ e τ_l^{el} das equações (4.16), (4.18), e (4.22), respectivamente, o que inicia uma nova iteração ($k + 1$). Embora a etapa adaptativa melhore a matriz de detecção para a estimativa de 2D-AoD e de 2D-AoA, a contínua maximização da correlação em cada iteração do processo adaptativo também impacta positivamente a precisão da estimativa do ToA.

A abordagem adaptativa envolve usar um número reduzido de candidatos para obter um grande número de amostras no espaço de busca, enquanto consome menos memória. Isso se deve ao tamanho reduzido da matriz $\boldsymbol{\omega}$ em termos de seu número total de elementos. Além disso, a abordagem adaptativa requer menos tempo para uma estimativa do conjunto de parâmetros, mantendo maior acurácia.

Ao analisar a Figura 4.8, conclui-se que, ao usar o método DCS-SOMP, apenas uma pequena parte do espaço amostral é abrangida, caso o espaço de memória ou o tempo de execução sejam limitados. Utilizando os recursos computacionais definidos na seção 4.3, as simulações revelaram que, ao utilizar mais de 18 amostras na matriz de detecção, o DCS-SOMP torna-se impraticável em termos de tempo de execução e memória, levando aproximadamente 40 minutos para realizar uma estimação, o que não é recomendado para sistemas de localização em tempo real. Por outro lado, o método adaptativo consome menos recursos e abrange espaços amostrais maiores. O número de elementos (q_ω) para $\boldsymbol{\omega}$ foi obtido de: $q_\omega = ((N_t M_t)(q_{az} q_{el})^2) K$, onde $K = 1$ para DCS-SOMP. Para gerar a Figura 4.8, definiu-se arbitrariamente o número de antenas no transmissor para $N_t = 64$ e o número de símbolos transmitidos para $M_t = 20$, resultados semelhantes foram obtidos com outros valores.

O DCS-SOMP adaptativo é detalhado no Algoritmo 3, com a etapa de busca adaptativa especificada na linha 28. Detalhes adicionais sobre a busca adaptativa podem ser encontrados no Algoritmo 4. Uma limitação do DCS-SOMP, como apresentado em (SHAHMANSOORI et al., 2018), é a necessidade de se conhecer previamente a quantidade de caminhos de propagação (L). Esta tese propõe uma abordagem aprimorada que detecta automaticamente a quantidade de caminhos, analisando a razão entre a correlação máxima e a média do resíduo ao longo das iterações. Observou-se que essa razão tende a aumentar com as iterações, porém, experimenta uma queda significativa de mais de 20% quando não há mais caminhos relevantes a considerar. A determinação da quantidade de caminhos é descrita nas linhas de 19 a 24 do Algoritmo 3.

Figura 4.8 – Comparação entre DCS-SOMP e DCS-SOMP Adaptativo: (a) variação no tamanho da matriz de detecção e (b) tempo de execução.



Fonte: Autoria própria.

4.2.2 Vetor de *Beamforming* Adaptativo

Com o objetivo de aprimorar o processo de estimação dos parâmetros de localização, foi proposto um método adaptativo para a estimação dos valores dos vetores de *beamforming* \mathbf{w} , derivado da equação (4.4). Uma melhor estimativa para \mathbf{w} torna a localização de dispositivos em redes móveis que utilizam *beamforming*, como as redes MIMO 5G, mais precisa, conforme o esquema proposto a seguir.

Seja $\hat{\boldsymbol{\alpha}}^{(j)} = (\boldsymbol{\tau}, \boldsymbol{\phi}^{az}, \boldsymbol{\phi}^{el}, \boldsymbol{\theta}^{az}, \boldsymbol{\theta}^{el})$ o conjunto de parâmetros a serem estimados em cada *slot* de tempo j . Assume-se que a BS transmita sinais piloto em vários *slots* de tempo usando N subportadoras. Desta maneira, no *slot* de tempo (j) o sinal recebido $\hat{\mathbf{y}}^{(j)}$ e o vetor de *beamforming* $\hat{\mathbf{w}}^{(j)}$ são usados para fazer a estimativa de $\hat{\boldsymbol{\alpha}}^{(j)}$. O cálculo adaptativo de $\hat{\mathbf{w}}^{(j+1)}$ é feito conforme a seguir:

$$\hat{\mathbf{w}}^{(j+1)} = \hat{\mathbf{w}}^{(j)} + \eta \check{\mathbf{H}} \|\mathbf{y}^{(j)} - \hat{\mathbf{y}}^{(j+1)}\|_F^2, \quad (4.30)$$

em que $\check{\mathbf{H}}$ é determinado a partir de (4.5) usando $\hat{\boldsymbol{\alpha}}^{(j)}$, η é a taxa ajustável de aprendizagem e $\|\cdot\|_F^2$ é a norma de Frobenius entre o sinal anterior e o atual. O sinal atual é determinado a partir de:

$$\hat{\mathbf{y}}^{(j+1)} = \check{\mathbf{H}} \hat{\mathbf{w}}^{(j)}. \quad (4.31)$$

A Figura 4.9 mostra um resumo gráfico do esquema de *Beamforming* Adaptativo proposto.

O *Beamforming* Adaptativo proposto baseia-se no algoritmo dos mínimos quadrados e a convergência ocorre quando $\|\mathbf{y}^{(j)} - \hat{\mathbf{y}}^{(j+1)}\|_F^2 < \epsilon$, onde ϵ é um limite arbitrário preestabelecido.

Algoritmo 3: DCS-SOMP ADAPTATIVO

Entrada: \mathbf{y} , $\boldsymbol{\omega}^{(0)}$, $\tilde{\boldsymbol{\phi}}^{(0)}$, $\dot{\boldsymbol{\phi}}^{(0)}$, $\tilde{\boldsymbol{\theta}}^{(0)}$, $\dot{\boldsymbol{\theta}}^{(0)}$, q_{az} , q_{el} , K , N
Saída: ϕ_l^{az} , ϕ_l^{el} , θ_l^{az} , θ_l^{el} , τ_l , L

- 1 **início**
- 2 $\mathbf{R}_1 \leftarrow \mathbf{y}$
- 3 $l \leftarrow 1$
- 4 **enquanto** *verdadeiro* **faça**
- 5 $\tilde{h}_l \leftarrow -1$
- 6 $\max_{corr} \leftarrow -1$
- 7 $\text{total}_{corr} \leftarrow 0$
- 8 **para** $m \leftarrow 1$ **até** $(q_{az}q_{el})^2$ **faça**
- 9 $\text{corr} \leftarrow 0$
- 10 **para** $n \leftarrow 1$ **até** N **faça**
- 11 $\text{corr} \leftarrow \text{corr} + \frac{[\boldsymbol{\omega}_m^{(0)}[n]]^T \mathbf{R}_l[n]}{\|\boldsymbol{\omega}_m^{(0)}[n]\|_2}$
- 12 **fim**
- 13 **se** $\text{corr} > \max_{corr}$ **então**
- 14 $\tilde{h}_l \leftarrow m$
- 15 $\max_{corr} \leftarrow \text{corr}$
- 16 **fim**
- 17 $\text{total}_{corr} \leftarrow \text{total}_{corr} + \text{corr}$
- 18 **fim**
- 19 $\text{med}_{corr} \leftarrow \frac{\text{total}_{corr}}{(q_{az}q_{el})^2}$
- 20 $r_l \leftarrow \frac{\max_{corr}}{\text{med}_{corr}}$
- 21 **se** $l > 1$ **e** $\frac{r_{l-1} - r_l}{r_{l-1}} \geq 0,2$ **então**
- 22 $L \leftarrow l - 1$
- 23 **Interrompa**
- 24 **fim**
- 25 Determine ι_l^{az} , ι_l^{el} , γ_l^{az} e γ_l^{el} usando as equações (4.15) e (4.17)
- 26 Determine $(\phi_l^{az}, \phi_l^{el})$ usando a equação (4.16)
- 27 Determine $(\theta_l^{az}, \theta_l^{el})$ usando a equação (4.18)
- 28 Usando $[\mathbf{R}_l, \iota_l^{az}, \iota_l^{el}, \gamma_l^{az}, \gamma_l^{el}, \tilde{\boldsymbol{\phi}}^{(0)}, \dot{\boldsymbol{\phi}}^{(0)}, \tilde{\boldsymbol{\theta}}^{(0)}, K, N, q_{az}, q_{el}]$ como entrada,
 determine $[\phi_l^{az}, \phi_l^{el}, \theta_l^{az}, \theta_l^{el}, \tau_l]$ usando o Algoritmo 2
- 29 **para** $n \leftarrow 1$ **até** N **faça**
- 30 Determine $\beta_l[n]$ usando a equação (4.19)
- 31 Determine $\mathbf{R}_{l+1}[n]$ usando a equação (4.20)
- 32 **fim**
- 33 $l \leftarrow l + 1$
- 34 **fim**
- 35 **fim**

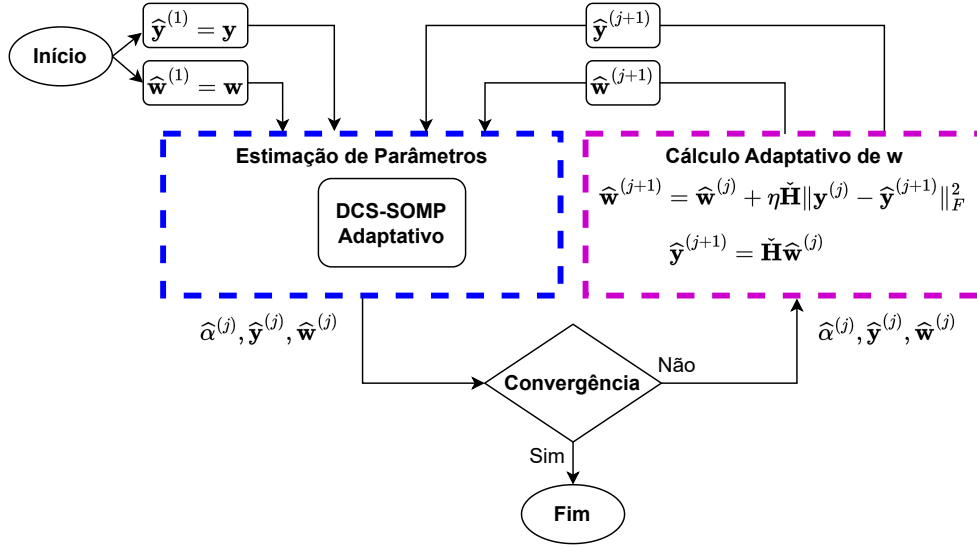
Algoritmo 4: BUSCA ADAPTATIVA

Entrada: $\mathbf{R}_l, \iota_l^{az}, \iota_l^{el}, \gamma_l^{az}, \gamma_l^{el}, \tilde{\boldsymbol{\phi}}^{(0)}, \dot{\boldsymbol{\phi}}^{(0)}, \tilde{\boldsymbol{\theta}}^{(0)}, K, N, q_{az}, q_{el}$
Saída: $\phi_l^{az}, \phi_l^{el}, \theta_l^{az}, \theta_l^{el}, \tau_l$

- 1 início
- 2 **para** $k \leftarrow 1$ **até** K **faça**
- 3 Determine $[\check{\phi}_{start}^{az}, \check{\phi}_{end}^{az}]$ usando a equação (4.23)
- 4 Determine $[\check{\phi}_{start}^{el}, \check{\phi}_{end}^{el}]$ usando a equação (4.24)
- 5 Determine $[\check{\theta}_{start}^{az}, \check{\theta}_{end}^{az}]$ usando a equação (4.25)
- 6 Determine $[\check{\theta}_{start}^{el}, \check{\theta}_{end}^{el}]$ usando a equação (4.26)
- 7 $\tilde{\boldsymbol{\phi}}^{(k)} \leftarrow [\check{\phi}_{start}^{az}, \dots, \check{\phi}_{end}^{az}]$
- 8 $\dot{\boldsymbol{\phi}}^{(k)} \leftarrow [\check{\phi}_{start}^{el}, \dots, \check{\phi}_{end}^{el}]$
- 9 $\tilde{\boldsymbol{\theta}}^{(k)} \leftarrow [\check{\theta}_{start}^{el}, \dots, \check{\theta}_{end}^{el}]$
- 10 **para** $n \leftarrow 1$ **até** N **faça**
- 11 Determine $\boldsymbol{\omega}^{(k)}[n]$ usando a equação (4.29)
- 12 **fim**
- 13 $\tilde{h}_l \leftarrow -1$
- 14 $max_{corr} \leftarrow -1$
- 15 **para** $m \leftarrow 1$ **até** $(q_{az}q_{el})^2$ **faça**
- 16 $corr \leftarrow 0$
- 17 **para** $n \leftarrow 1$ **até** N **faça**
- 18 $corr \leftarrow corr + \frac{[\boldsymbol{\omega}_m^{(k)}[n]]^T \mathbf{R}_l[n]}{\|\boldsymbol{\omega}_m^{(k)}[n]\|_2}$
- 19 **fim**
- 20 **se** $corr > max_{corr}$ **então**
- 21 $\tilde{h}_l \leftarrow m$
- 22 **fim**
- 23 **fim**
- 24 Determine $\iota_l^{az}, \iota_l^{el}, \gamma_l^{az}$ e γ_l^{el} usando as equações (4.15) e (4.17)
- 25 Determine $(\phi_l^{az}, \phi_l^{el})$ usando a equação (4.16)
- 26 Determine $(\theta_l^{az}, \theta_l^{el})$ usando a equação (4.18)
- 27 **para** $n \leftarrow 1$ **até** N **faça**
- 28 Determine $\beta_l[n]$ usando a equação (4.19)
- 29 **fim**
- 30 Determine τ_l usando a equação (4.22)
- 31 **fim**
- 32 **fim**

4.3 Resultados e Discussões

Utilizando o software MATLAB[®], instalado em um computador com o sistema operacional Windows 11 e as seguintes configurações de hardware: processador Intel Core i5-10300H de 2.5 GHz, 16 GB de RAM e NVIDIA GTX 1650 como placa de vídeo dedicada, configurou-se um ambiente de simulação conforme descrito na Tabela 4.3 e ilustrado na Figura 4.10, podendo incluir um caminho LoS e até quatro caminhos NLoS. De acordo

Figura 4.9 – Resumo gráfico do esquema de *Beamforming* Adaptativo.

Fonte: Autoria própria.

com Mendrzik et al. (2019), o alcance limitado das ondas milimétricas reduz o número de caminhos de reflexão. Além disso, conforme observado em (SUN et al., 2018), o erro na estimativa dos parâmetros aumenta com o número de caminhos no canal, o que também ocorre nos métodos presentes nesta tese. Por isso, o número de caminhos em condição de NLoS foi restrito a quatro. Essa situação é distinta do processo de estimação da localização, no qual o erro de localização diminui conforme a quantidade de caminhos aumenta. Os valores reais dos parâmetros, apresentados na Tabela 4.4, onde o caminho 0 é o único em condição de LoS, foram estabelecidos com base nas relações geométricas definidas de (3.1) a (3.10), sem a adição de ruído, que já está presente no sinal recebido.

A Figura 4.11 ilustra as iterações e a convergência do método DCS-SOMP Adaptativo referente ao caminho 0. Esta figura exibe separadamente os resultados das estimativas dos cinco parâmetros: 2D-AoD, 2D-AoA e ToA, facilitando a comparação dos valores obtidos por meio do método DCS-SOMP e os valores reais. Para o método DCS-SOMP, optou-se por utilizar 18 candidatos para os ângulos, pois, com os recursos computacionais disponíveis, valores superiores aumentaram o tempo de execução de 2,5 minutos para aproximadamente 40 minutos por execução, além de consumir mais de 20 GB de espaço em disco, excedendo o limite permitido no simulador. Como mostrado na Figura 4.8. No caso do DCS-SOMP Adaptativo, selecionaram-se apenas 6 candidatos, com um limite de 11 iterações. Observa-se que o método adaptativo alcança maior acurácia na estimativa dos parâmetros, mesmo com um número reduzido de candidatos.

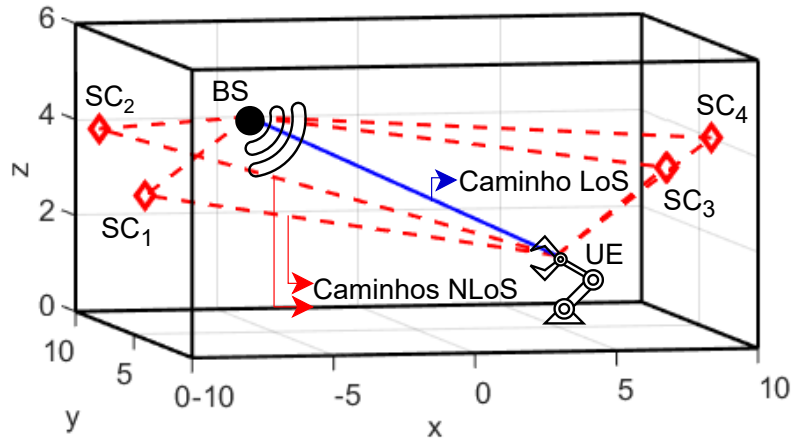
A complexidade computacional do DCS-SOMP e do DCS-SOMP Adaptativo foi analisada em termos de tempo de execução e número de operações matemáticas. Seguindo

Tabela 4.3 – Características do ambiente de simulação.

Ambiente	InF-SH
Dimensões do ambiente (m)	$20 \times 10 \times 6$ ($C \times L \times A$)
Posição da BS	$\mathbf{b} = (-8, 0, 5)^T$
Posição do UE	$\mathbf{m} = (7, 10, 1)^T$
Posições dos SCs	$\mathbf{s}_1 = (-10, 4, 3)^T$ $\mathbf{s}_2 = (-10, 8, 4)^T$ $\mathbf{s}_3 = (10, 8, 3)^T$ $\mathbf{s}_4 = (10, 4, 4)^T$
F_c	28 GHz
B	100 MHz
Subportadoras N	10
Quantidade de antenas (N_t/N_r)	64
Quantidade de símbolos transmitidos M_t	20

Fonte: Autoria própria.

Figura 4.10 – Diagrama do ambiente de simulação.



Fonte: Autoria própria.

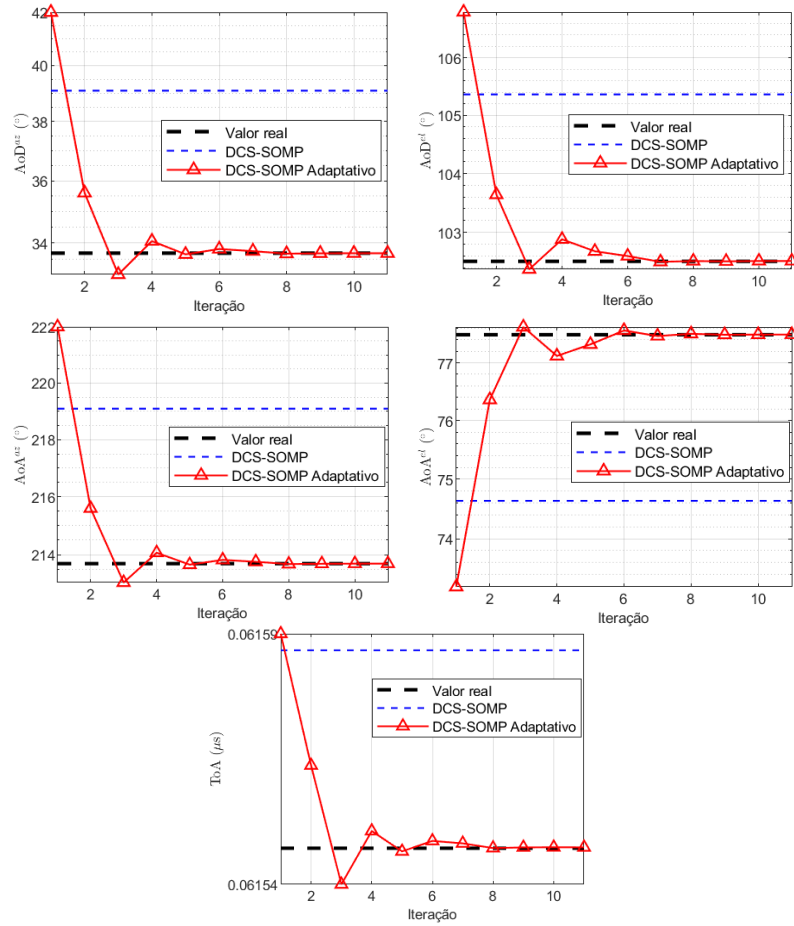
a análise fornecida em (QI; WU, 2011) e (ZHOU et al., 2021), a complexidade do algoritmo SOMP é $O(LN_t q_c)$, onde $q_c = q_{az} q_{el}$ denota todas as combinações possíveis para os candidatos aos ângulos de azimute (q_{az}) e elevação (q_{el}). No método DCS-SOMP, realiza-se o produto de Kronecker (produto tensorial para matrizes) para estimar os parâmetros 2D-AoD e 2D-AoA, resultando em $O(LN_t (q_c)^2)$. No método DCS-SOMP Adaptativo, fixa-se o número de candidatos e atualizam-se os valores dos candidatos a cada iteração. Assim, a complexidade do DCS-SOMP Adaptativo é $O(LN_t q_c q_{it})$, onde q_{it} é o número de iterações. As principais operações matemáticas são devido às equações (4.13) e (4.14). O

Tabela 4.4 – Valores reais dos parâmetros.

Caminho	ToA (μs)	AoD ^{az} ($^\circ$)	AoD ^{el} ($^\circ$)	AoA ^{az} ($^\circ$)	AoA ^{el} ($^\circ$)
0	0,0616	33,69	102,51	213,69	77,48
1	0,0768	116,56	114,09	199,44	83,66
2	0,0797	104,03	96,91	186,70	80,05
3	0,0856	23,96	95,79	-33,69	60,98
4	0,0860	12,52	93,10	-63,43	65,90

Fonte: Autoria própria.

Figura 4.11 – Iterações do DCS-SOMP Adaptativo em relação ao DCS-SOMP.



Fonte: Autoria própria.

número total de operações matemáticas, q_{op} , é determinado como segue:

$$q_{op} = (q_{op}^w + q_{op}^h)(q_{it}L + 1), \quad (4.32)$$

onde q_{op}^w é o número de operações matemáticas para construir a matriz de detecção, (4.13), determinado como segue:

$$q_{op}^w = N(q_c M_t N_t + q_c (M_t N_t - 1) + M_t N_t (q_c)^2), \quad (4.33)$$

e q_{op}^h é o número de operações matemáticas para determinar a máxima correlação, (4.14), determinado como segue:

$$q_{op}^h = (2N_t M_t) N(q_c)^2. \quad (4.34)$$

Para avaliar o desempenho do esquema de *Beamforming* Adaptativo, conforme proposto na subseção 4.2.2, a Figura 4.12 apresenta uma comparação do RMSE na estimação dos parâmetros desta simulação em função da variação da Relação Sinal-Ruído (do inglês, *Signal-to-Noise Ratio* (SNR)). O RMSE foi calculado conforme (3.13), baseando-se em 100 execuções de cada método de estimação, considerando o caminho 4. No *Beamforming* Adaptativo, adotou-se uma taxa de aprendizagem de $\eta = 0,01$, que se mostrou mais eficaz nos testes, alcançando melhorias significativas com uma convergência média após 5 iterações (*slots* de tempo). A análise da Figura 4.12 revela que os métodos DCS-SOMP Adaptativo e *Beamforming* Adaptativo apresentam menor RMSE em comparação ao método DCS-SOMP. Além disso, com o aumento da SNR, o RMSE dos métodos DCS-SOMP Adaptativo e *Beamforming* Adaptativo diminui. O *Beamforming* Adaptativo, em particular, consegue reduzir significativamente o erro na estimação dos parâmetros em relação ao DCS-SOMP. Observa-se também que o método DCS-SOMP apresenta um RMSE estável, independente da SNR. Isso ocorre devido ao baixo número de candidatos para cobrir um grande espaço amostral.

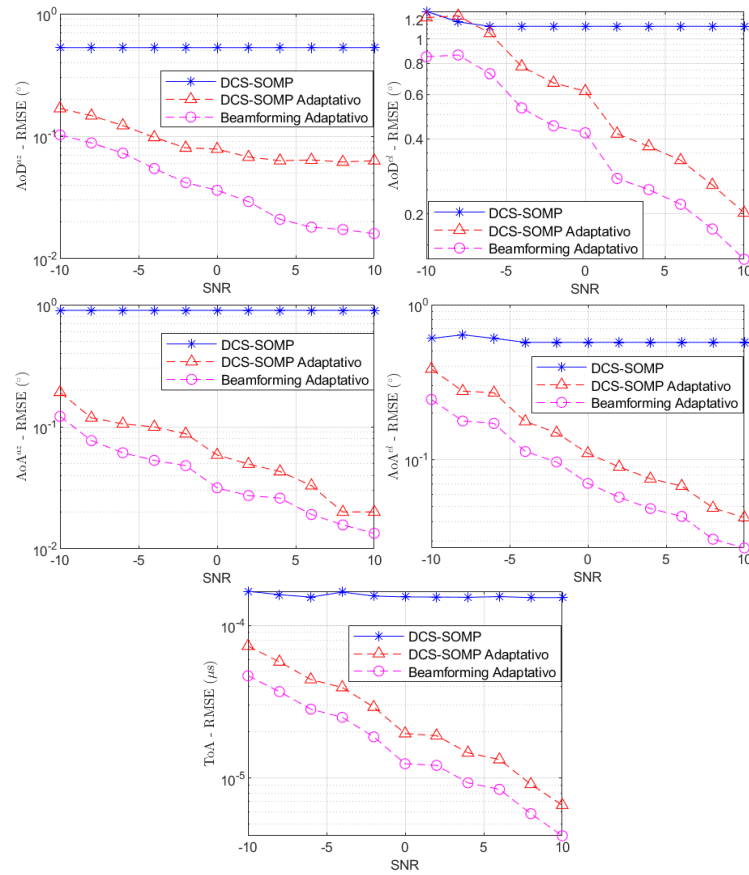
A Figura 4.13 ilustra o padrão de radiação na recepção, referente a uma estimação para o caminho 3, onde o sinal deveria chegar na direção de $\theta^{az} = -33,69^\circ$ e $\theta^{el} = 60,98^\circ$. Na figura, a diretividade na recepção é mostrada antes (Figura 4.13(a)) e depois (Figura 4.13(b)) de executar o *Beamforming* Adaptativo. Observa-se que o *Beamforming* Adaptativo consegue direcionar corretamente o sinal, tanto em azimute quanto em elevação.

4.4 Conclusão do Capítulo

Neste capítulo foram descritos os dois primeiros estágios da abordagem de localização proposta nesta tese. No estágio 1, foi estabelecido o modelo do canal, da transmissão e da recepção. No estágio 2, foi detalhado o método proposto para estimação dos parâmetros de localização, o DCS-SOMP Adaptativo. Esse método demonstrou desempenho superior em comparação com o DCS-SOMP, conseguindo realizar a estimação dos parâmetros com menor consumo de recursos computacionais. O DCS-SOMP Adaptativo usa uma quantidade menor de candidatos em relação ao DCS-SOMP, tornando-o mais rápido. Mesmo com um número menor de candidatos, o DCS-SOMP Adaptativo consegue abranger um grande espaço amostral de busca, pois utiliza iterações para alterar dinamicamente a matriz de detecção e realizar uma seleção aprimorada dos candidatos.

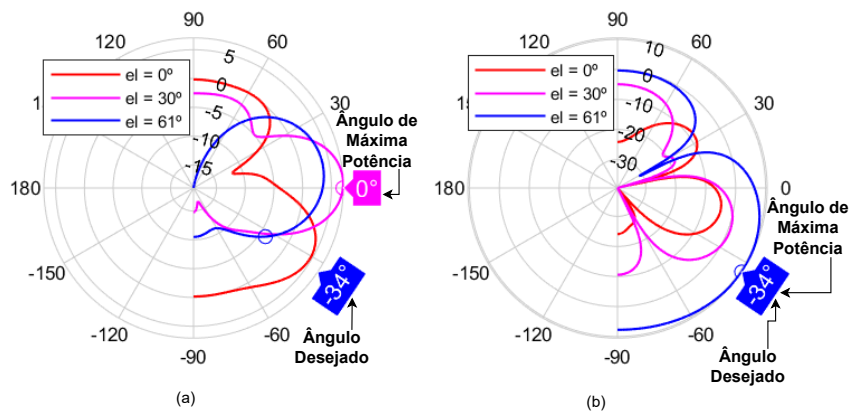
Além disso, foi proposto um esquema de *Beamforming* Adaptativo, que emprega o método DCS-SOMP Adaptativo para aprimorar ainda mais a estimação dos parâmetros de

Figura 4.12 – Comparação dos RMSEs na estimação dos cinco parâmetros utilizando DCS-SOMP, DCS-SOMP Adaptativo e *Beamforming* Adaptativo.



Fonte: Autoria própria.

Figura 4.13 – Padrão de radiação na recepção do sinal (a) antes do *Beamforming* Adaptativo e (b) depois do *Beamforming* Adaptativo.



Fonte: Autoria própria.

localização. O *Beamforming* Adaptativo realiza sucessivas estimações dos parâmetros de localização, e a cada estimacão, o vetor de *beamforming* é melhorado usando um algoritmo de mínimos quadrados. Percebeu-se que o uso do método de *Beamforming* Adaptativo melhora o sinal na recepção, diminuindo os efeitos do ruído do canal.

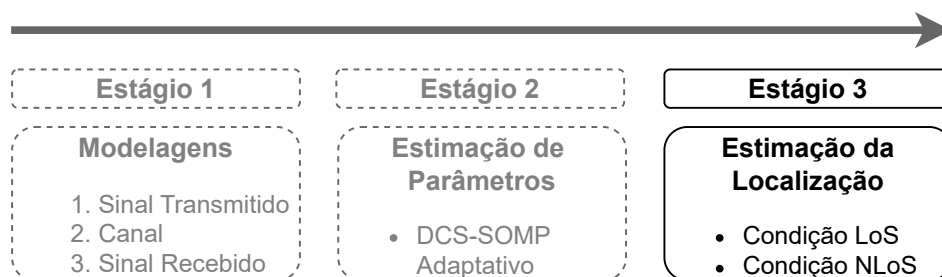
No próximo capítulo, serão apresentados algoritmos de localização que utilizam os métodos propostos neste capítulo para estimacão dos parâmetros de localização. Serão apresentados métodos distintos para as condições de LoS e NLoS. Esses métodos de localização são agrupados em uma abordagem chamada de *IndoorLoc*, que seleciona qual dos métodos utilizar dependendo da condição de propagação.

5 Abordagem de Localização em Ambiente Interno: *IndoorLoc*

A [Figura 5.1](#) destaca o estágio final da abordagem de localização proposta nesta tese: a estimação da localização. Nesse estágio, as posições do UE e dos SCs são determinados usando os parâmetros obtidos dos sinais recebidos por meio dos estágios de modelagem de canal e estimação de parâmetros discutidos no [Capítulo 4](#).

Este capítulo detalha os métodos propostos para localização nas condições de LoS e NLoS e compara os resultados obtidos por meio dessas técnicas com três outros métodos descritos na literatura para localização em ambientes internos sob condição de NLoS. Além disso, a abordagem proposta é validada por meio de simulações conforme um cenário específico estabelecido pela 3GPP. Isso permite a avaliação da acurácia horizontal¹ e vertical² da metodologia em relação ao nível de serviço especificado pela 3GPP em ([3GPP, 2024](#)).

Figura 5.1 – Estágio 3 da localização em três estágios.



Fonte: Autoria própria.

Conforme discutido no [Capítulo 3](#), muitos métodos de localização estimam a posição do UE sem considerar a condição de propagação do sinal, seja ela LoS ou NLoS. Tal abordagem pode resultar na aplicação inadequada de técnicas desenvolvidas para LoS em cenários de NLoS, e vice-versa. A identificação exata da condição de propagação entre o UE e a BS é imprescindível para a aplicação de algoritmos específicos para cada cenário, potencializando a acurácia e reduzindo o tempo de execução em comparação com algoritmos genéricos que desconsideram estas variáveis.

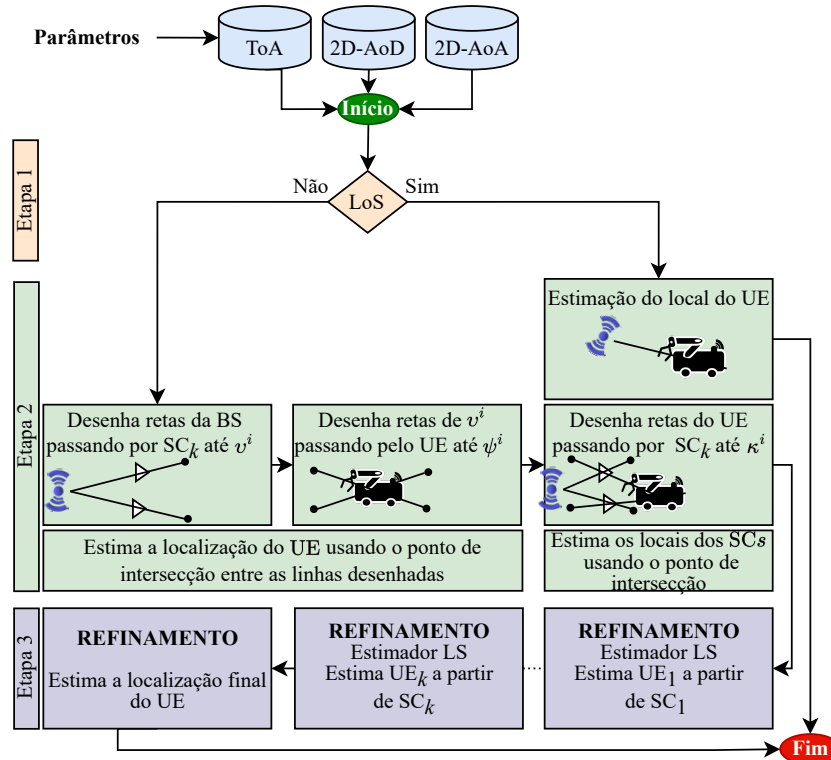
Nesse contexto, propõe-se o *IndoorLoc*, uma abordagem dividida em três etapas principais, ilustradas na [Figura 5.2](#). A primeira etapa consiste na determinação da condição

¹ **Acurácia Horizontal** refere-se à acurácia da estimativa da posição de um dispositivo em relação às coordenadas horizontais (latitude e longitude), ou seja, no plano x-y.

² **Acurácia Vertical** refere-se à acurácia da estimativa da posição de um dispositivo em relação à coordenada vertical (altitude), ou seja, na direção z.

de propagação (LoS ou NLoS). Na segunda, implementa-se o método de localização adequado ao cenário identificado. Por fim, na terceira etapa, aprimoram-se os resultados obtidos para cenários NLoS usando um algoritmo que aplica o método de Gauss-Newton para minimizar o erro na estimativa de localização, ajustando um modelo não linear baseado nos parâmetros ToA, 2D-AoD e 2D-AoA (DEUFLHARD, 2011).

Figura 5.2 – Fluxograma das três etapas do IndoorLoc.



Fonte: Autoria própria.

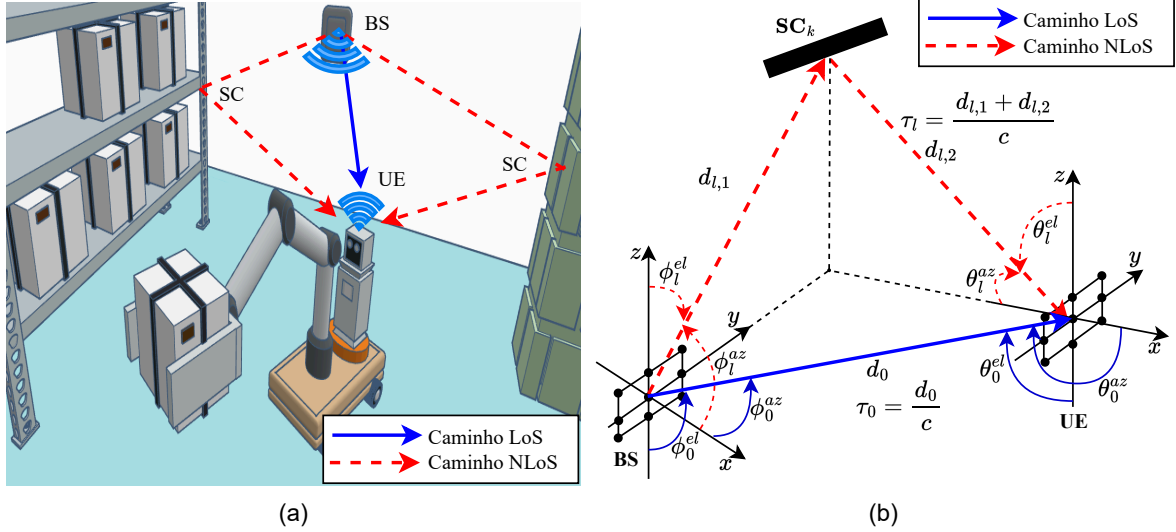
Antes de detalhar cada etapa do IndoorLoc, será introduzido o modelo do sistema. A próxima seção descreverá os parâmetros e explicará como eles foram organizados para servirem como entradas para o IndoorLoc.

5.1 Modelo do Sistema

Como descrito na subseção 4.1.1, considera-se um ambiente de fábrica indoor em que a BS está posicionada acima dos obstáculos e do UE, conforme definido no relatório técnico TR 38.901 da 3GPP com a sigla InF-SH (3GPP, 2022). Assume-se uma estação base (BS) em uma posição conhecida. Além disso, assumem-se K pontos de reflexão (SC) e um UE, todos em posições desconhecidas. Os sinais alcançam o UE através de múltiplos caminhos, podendo incluir condições de LoS e NLoS, conforme ilustrado

na Figura 5.3. A Figura 5.3(a) retrata um ambiente de fábrica com uma empilhadeira autônoma movimentando mercadorias em um armazém, enquanto a Figura 5.3(b) detalha a geometria do ambiente com os parâmetros de localização.

Figura 5.3 – Modelo do sistema: (a) ambiente de fábrica e (b) geometria do ambiente.



Fonte: Autoria própria.

Na Figura 5.3(b), os símbolos τ_l , ϕ_l^{az} , ϕ_l^{el} , θ_l^{az} e θ_l^{el} representam, respectivamente, o ToA, o azimute do AoD, a elevação do AoD, o azimute do AoA e a elevação do AoA. O índice $l = 0, \dots, L-1$ designa o l -ésimo caminho de propagação, sendo que o caminho $l = 0$ é o único que pode estar em condição de LoS. Assim, os parâmetros podem ser organizados nos seguintes vetores: $\boldsymbol{\tau} = (\tau_0, \tau_1, \dots, \tau_{L-1})^T$, $\boldsymbol{\theta}^{az} = (\theta_0^{az}, \theta_1^{az}, \dots, \theta_{L-1}^{az})^T$, $\boldsymbol{\theta}^{el} = (\theta_0^{el}, \theta_1^{el}, \dots, \theta_{L-1}^{el})^T$, $\boldsymbol{\phi}^{az} = (\phi_0^{az}, \phi_1^{az}, \dots, \phi_{L-1}^{az})^T$ e $\boldsymbol{\phi}^{el} = (\phi_0^{el}, \phi_1^{el}, \dots, \phi_{L-1}^{el})^T$.

Na Figura 5.3(b), d representa a distância Euclidiana e c indica a velocidade da luz. Em cenários de NLoS, o valor de τ_l é calculado a partir de $d_{l,1}$ e $d_{l,2}$, sendo $d_{l,1}$ a distância, em metros, entre a BS e o k -ésimo SC, enquanto $d_{l,2}$ é a distância entre o l -ésimo SC e o UE. Ressalta-se que os valores de $\boldsymbol{\tau} = (\tau_0, \dots, \tau_l, \dots, \tau_{L-1})$ são classificados em ordem crescente, utilizando l como chave de ordenação para organizar θ_l^{az} , θ_l^{el} , ϕ_l^{az} e ϕ_l^{el} . Nessas condições, τ_0 , θ_0^{az} , θ_0^{el} , ϕ_0^{az} e ϕ_0^{el} referem-se ao caminho sob condição de LoS, quando presente.

Os SCs são tratados como paredes ásperas de edifícios ou superfícies naturais presentes em ambientes internos, cada um responsável por uma única reflexão especular. A localização é representada em coordenadas retangulares, onde x , y e z correspondem à latitude, longitude e altitude, respectivamente. Assim, as localizações de BS, UE e SCs são representadas por $\mathbf{b} = (b_x, b_y, b_z)^T$, $\mathbf{m} = (m_x, m_y, m_z)^T$ e $\mathbf{s}_k = (s_{k,x}, s_{k,y}, s_{k,z})^T$,

respectivamente, com \mathbf{b} , \mathbf{m} e \mathbf{s} pertencentes ao \mathbb{R}^3 .

Considera-se ainda que a localização será feita com sinais de *downlink*, havendo sincronização de relógio de alta precisão entre a BS e o UE, permitindo uma estimativa exata de ToA, como também suposto em (QUAN et al., 2020; PAN et al., 2022). No âmbito das redes 5G, essa sincronização pode ser efetivada pelo uso do Protocolo de Tempo Preciso Generalizado (do inglês, *Generalized Precision Time Protocol* (gPTP)), baseado na norma IEEE 802.1AS (IEEE, 2020). O gPTP, um perfil do Protocolo de Tempo Preciso (do inglês, *Precision Time Protocol* (PTP)), é definido pela norma IEEE 1588 (IEEE, 2008).

5.2 Detecção da Condição de LoS

Para determinar a existência de um caminho em condição de LoS, é necessário analisar os primeiros valores dos vetores $\boldsymbol{\theta}^{az}$, $\boldsymbol{\theta}^{el}$, $\boldsymbol{\phi}^{az}$ e $\boldsymbol{\phi}^{el}$. Particularmente, a partir do valor inicial θ_0^{az} , calcula-se o ângulo azimutal oposto, Ψ^{az} , utilizando o seguinte procedimento:

$$\Psi^{az} = \begin{cases} \theta_0^{az} + \pi, & \text{se } \theta_0^{az} \leq 0,5\pi \\ \theta_0^{az} - \pi, & \text{se } \theta_0^{az} > 0,5\pi \end{cases}. \quad (5.1)$$

A partir de θ_0^{el} , o ângulo de elevação oposto, Ψ^{el} , é calculado da seguinte maneira:

$$\Psi^{el} = \pi - \theta_0^{el}. \quad (5.2)$$

Conforme descrito em (YU; GUO, 2009), a existência de um caminho em condição de LoS é confirmada quando $\phi_0^{az} = \Psi^{az}$ e $\phi_0^{el} = \Psi^{el}$, supondo que não haja erros na medição dos ângulos. Assim, define-se uma tolerância de erro (Tol) para essas medições, a fim de verificar a presença de um caminho LoS, conforme a seguinte regra:

$$\Xi = \begin{cases} 1, & \text{se } |\phi_0^{az} - \Psi^{az}| \leq Tol \wedge |\phi_0^{el} - \Psi^{el}| \leq Tol \\ 0, & \text{se } |\phi_0^{az} - \Psi^{az}| > Tol \vee |\phi_0^{el} - \Psi^{el}| > Tol \end{cases}, \quad (5.3)$$

em que Ξ é uma variável de decisão binária que indica a existência de um caminho em condição de LoS. Quando $\Xi = 1$, confirma-se a presença de um caminho LoS (podendo ou não existir um ou mais caminhos NLoS); já $\Xi = 0$ indica a exclusividade de caminhos em condição de NLoS.

5.3 Métodos de Localização

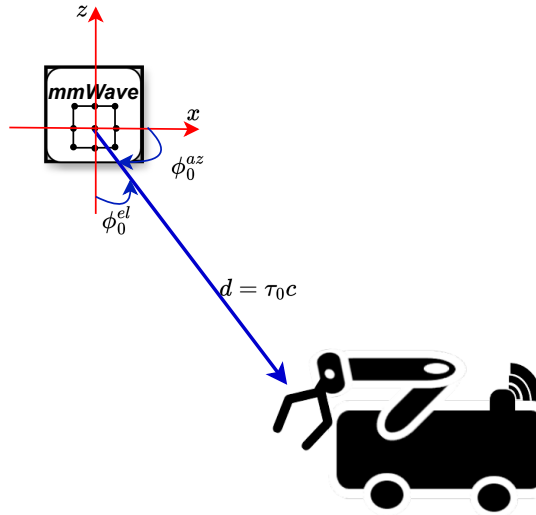
Foram implementados três métodos de localização, sendo dois para a condição de LoS e um para NLoS. No Apêndice A, é apresentado um método para a condição de LoS que utiliza várias BSs e a equação geral da circunferência para estimar a localização do

UE, empregando apenas o ToA. Este método é detalhado no apêndice porque não utiliza o modelo de canal descrito no Capítulo 4. Os dois métodos que compõem o *IndoorLoc*, um para LoS e outro para NLoS, necessitam de apenas uma BS e estão alinhados com o modelo de canal descrito no Capítulo 4. Esses métodos serão detalhados a seguir.

5.3.1 Método para a Condição de LoS

Para a condição de LoS, isto é, $\Xi = 1$, e com a posição da BS conhecida, juntamente com o acesso aos parâmetros ToA e 2D-AoD, é possível determinar a posição do UE de maneira simplificada. A Figura 5.4 ilustra o cenário e os parâmetros empregados neste método.

Figura 5.4 – Ilustração do cenário de localização em condição de LoS utilizando ToA combinado com AoD.



Fonte: Autoria própria.

Na Figura 5.4, τ_0 representa o ToA, ϕ_0^{az} o azimute do AoD, ϕ_0^{el} a elevação do AoD, e d é a distância, em metros, entre a BS e o UE. Esta distância é calculada pela equação:

$$d = \tau_0 c, \quad (5.4)$$

em que c é a velocidade de propagação do sinal. Considerando que a BS está localizada no ponto $\mathbf{b} = (b_x, b_y, b_z)$ e o UE no ponto $\mathbf{m} = (m_x, m_y, m_z)$, a posição estimada do UE, $\hat{\mathbf{m}}$, é determinada por:

$$\hat{\mathbf{m}} = \mathbf{b} + d \begin{bmatrix} \sin(\phi_0^{el}) \cos(\phi_0^{az}) \\ \sin(\phi_0^{el}) \sin(\phi_0^{az}) \\ \cos(\phi_0^{el}) \end{bmatrix}. \quad (5.5)$$

Esse método estima a localização do UE usando apenas uma BS. No Apêndice A, será apresentada uma modificação desse método que utiliza várias BSs para localizar o UE.

5.3.2 Método para a Condição de NLoS

Nesta seção, propõe-se um método para localização do UE baseado na propagação do sinal em condição de NLoS. Primeiramente, estima-se a posição inicial, tanto para o UE quanto para os SCs, utilizando uma técnica de intersecção de retas. A seguir, realiza-se um refinamento nas posições estimadas, utilizando o método de Gauss-Newton para minimizar o erro de localização em um modelo não linear baseado nos parâmetros ToA, 2D-AoD e 2D-AoA. A fase de refinamento é apresentada na [seção 5.4](#).

Portanto, trata-se de um método de localização e mapeamento simultâneos (do inglês, *Simultaneous Localization and Mapping* (SLAM)), que estima a posição do UE e dos SCs simultaneamente. Os métodos SLAM são adequados para ambientes internos, onde não se sabe a posição dos pontos de reflexão ([MENDRZIK; WYMEERSCH; BAUCH, 2018](#)). Considera-se o modelo de propagação de salto único, que consiste na premissa de haver apenas uma reflexão entre BS e UE. Para cada caminho de propagação, o sinal é representado por duas retas, sendo uma reta da BS até o SC e outra do SC até o UE. As retas são traçadas a partir dos parâmetros ToA, AoD e AoA, e então é feita uma estimativa inicial da posição do UE e dos SCs, determinando-se o ponto de intersecção entre as retas traçadas.

O método de intersecção de retas foi proposto por [Wymeersch \(2018\)](#) e apresentado na [seção 3.4](#). Entretanto, a proposta desta tese se diferencia do método de [Wymeersch \(2018\)](#) por usar outro algoritmo para calcular o ponto de intersecção entre as retas, determinando a intersecção conjunta de todas as retas. Ressalta-se que os parâmetros foram determinados no estágio de estimação de parâmetros, descrito no [Capítulo 4](#). Além disso, por se tratar de um método exclusivo para a condição de NLoS, serão usados apenas os parâmetros τ , ϕ^{az} , ϕ^{el} , θ^{az} e θ^{el} extraídos para condição de NLoS, ou seja, para $l = 1, \dots, L - 1$.

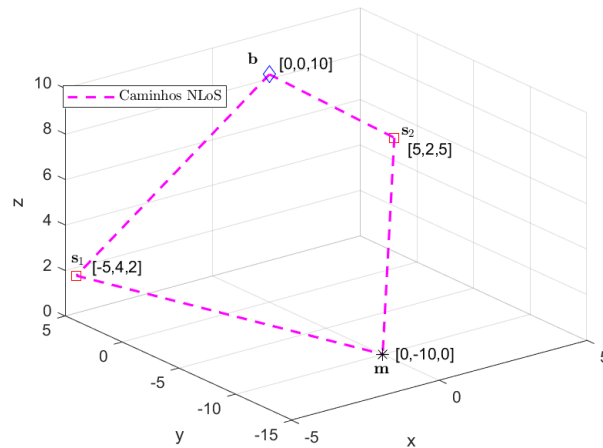
Para melhor compreensão do método proposto, cada um dos passos do método serão explicados e exemplificados a seguir. Inicialmente considera-se o cenário mostrado na [Figura 5.5](#) em que têm-se a BS (ponto \mathbf{b}), dois SCs (pontos \mathbf{s}_1 e \mathbf{s}_2) e o UE (ponto \mathbf{m}).

São entradas para o método de localização proposto: a posição da BS e os parâmetros ToA, AoA e AoD. São necessários dois passos para obtenção das retas que serão utilizadas no algoritmo de determinação do ponto de intersecção entre as retas. Primeiro, utilizando AoD, obtém-se o ponto \mathbf{h}_l a partir de:

$$\mathbf{h}_l = \mathbf{b} + \tau_l c \begin{bmatrix} \sin(\phi_l^{el}) \cos(\phi_l^{az}) \\ \sin(\phi_l^{el}) \sin(\phi_l^{az}) \\ \cos(\phi_l^{el}) \end{bmatrix}. \quad (5.6)$$

A [Figura 5.6](#) mostra o cenário de exemplo após a estimação de \mathbf{h}_l . Uma reta é traçada a partir da BS e então ultrapassa \mathbf{s}_l , tendo \mathbf{h}_l como seu ponto final. O tamanho da reta $\overline{\mathbf{b}\mathbf{s}_l}$ será o mesmo de $\tau_l c$, garantindo assim que a reta cruze \mathbf{s}_l .

Figura 5.5 – Cenário inicial – Exemplo de localização com dois pontos de reflexão.

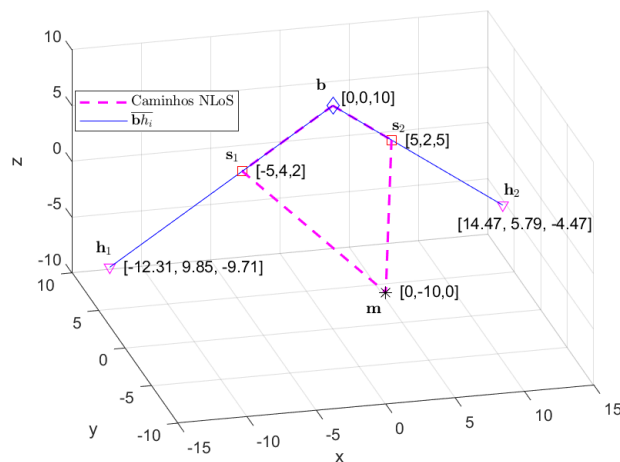


Fonte: Autoria própria.

O segundo passo é determinar o ponto \mathbf{r}_l utilizando AoA, a partir de:

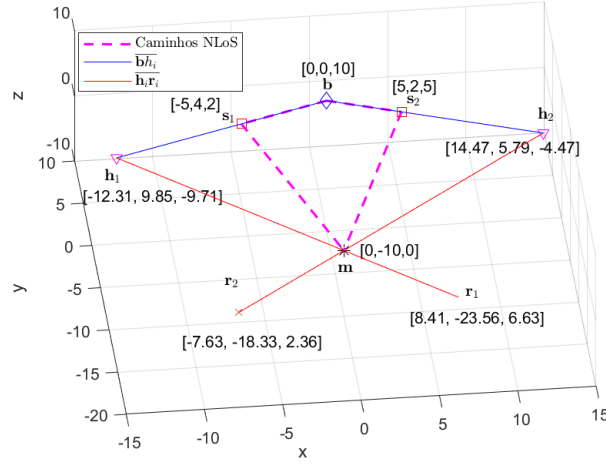
$$\mathbf{r}_l = \mathbf{b} + \tau_l c \begin{bmatrix} \sin(\pi - \theta_l^{el}) \cos(\theta_l^{az} - \pi) \\ \sin(\pi - \theta_l^{el}) \sin(\theta_l^{az} - \pi) \\ \cos(\pi - \theta_l^{el}) \end{bmatrix}. \quad (5.7)$$

Na Figura 5.7 é possível analisar o cenário de exemplo ao se determinar \mathbf{r}_l . Percebe-se que uma reta é traçada a partir de \mathbf{h}_l que cruza o ponto \mathbf{m} e tem o ponto \mathbf{r}_l como seu limite final. É possível perceber que as retas $\overline{\mathbf{h}_l \mathbf{r}_l}$ apresentam um ponto de intersecção, que é o local do UE.

 Figura 5.6 – Cenário após determinar s_l .


Fonte: Autoria própria.

Com pelo menos duas retas $\overline{\mathbf{h}_l \mathbf{r}_l}$ é possível determinar o ponto mais próximo entre elas. Em (TRAA, 2013), é possível encontrar a teoria para se determinar a menor

Figura 5.7 – Cenário após determinar r_l .


Fonte: Autoria própria.

distância entre várias retas no plano de duas dimensões. Esta teoria foi expandida para o espaço de três dimensões e proposto o [Algoritmo 5](#), que determina a intersecção de várias retas no espaço, tornando o processo mais rápido do que a proposição encontrada em ([WYMEERSCH, 2018](#)), que determina a distância apenas de duas retas por vez.

O [Algoritmo 5](#) tem como entrada as variáveis \mathbf{U} , \mathbf{V} e L , onde \mathbf{U} representa uma matriz $L \times 3$, contendo todos os pontos iniciais de um conjunto de retas, \mathbf{V} representa uma matriz $L \times 3$, contendo todos os pontos finais de um conjunto de retas e L é a quantidade de retas. A saída do algoritmo é o ponto de intersecção entre todas as retas $\overline{\mathbf{UV}}$.

A partir dos valores de $\widehat{\mathbf{m}}$ é possível obter a localização de cada SC. Para isso é necessário acrescentar o ponto \mathbf{k}_l no cenário. Este ponto é localizado na direção do SC a partir do UE utilizando a seguinte formulação:

$$\mathbf{k}_l = \widehat{\mathbf{m}} - \tau_l c \begin{bmatrix} \sin(\pi - \theta_l^{el}) \cos(\theta^{az_l} - \pi) \\ \sin(\pi - \theta_l^{el}) \sin(\theta^{az_l} - \pi) \\ \cos(\pi - \theta_l^{el}) \end{bmatrix}. \quad (5.8)$$

O cenário de exemplo pode ser atualizado, como visto na [Figura 5.8](#), que mostra os pontos e retas envolvidos na localização de cada SC. Percebe-se que a reta $\overline{\mathbf{mk}_l}$ tem um ponto de intersecção com a reta $\overline{\mathbf{bs}_l}$. Assim, o [Algoritmo 5](#) também pode ser utilizado para detectar o ponto de intersecção das retas $\overline{\mathbf{mk}_l}$ e $\overline{\mathbf{bs}_l}$. As saídas do [Algoritmo 5](#) são armazenadas em \widehat{s}_l . Portanto, cada retorno do [Algoritmo 5](#) será o local estimado de um SC, $\widehat{\mathbf{s}}_k$.

Algoritmo 5: INTERSECÇÃO DE RETAS NO ESPAÇO

Entrada:
U /*Conjunto de pontos iniciais*/
V /*Conjunto de pontos finais*/
L /*Número de retas*/

Saída:
p /*Ponto de intersecção*/

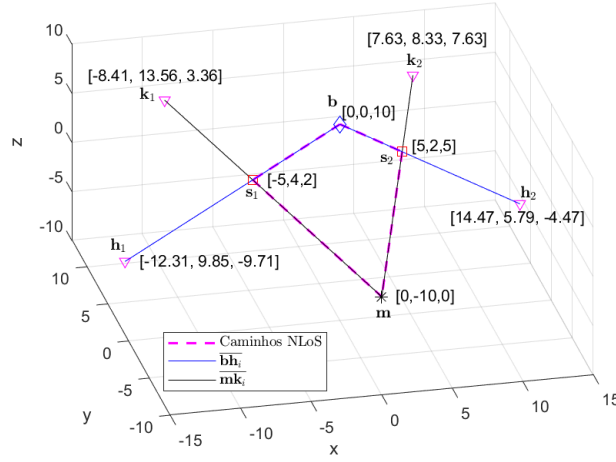
```

1 A ← U - V
2 para  $i \leftarrow 1$  até  $L$  faça
3   |  $W \leftarrow \sqrt{\sum_{k \leftarrow 1}^3 (\mathbf{A}_{i,k}^2)}$ 
4   | para  $j \leftarrow 1$  até 3 faça
5   |   |  $\mathbf{A}_{i,j} \leftarrow \frac{\mathbf{A}_{i,j}}{W}$ 
6   |   fim
7   fim
8   para  $i \leftarrow 1$  até 3 faça
9   |   para  $j \leftarrow 1$  até 3 faça
10  |   | se  $i=j$  então
11  |   |   |  $\mathbf{H}_{i,j} \leftarrow \sum_{k \leftarrow 1}^L (\mathbf{A}_{k,j}^2 - 1)$ 
12  |   |   senão
13  |   |   |  $\mathbf{H}_{i,j} \leftarrow \sum_{k \leftarrow 1}^L (\mathbf{A}_{k,i} \mathbf{A}_{k,j})$ 
14  |   |   fim
15  |   | fim
16  |   fim
17   $\mathbf{C}_{1,1} \leftarrow \sum_{i \leftarrow 1}^L \mathbf{U}_{i,1} \mathbf{A}_{i,1}^2 - 1 + \mathbf{U}_{i,2} \mathbf{A}_{i,1} \mathbf{A}_{i,2} + \mathbf{U}_{i,3} \mathbf{A}_{i,1} \mathbf{A}_{i,3}$ 
18   $\mathbf{C}_{2,1} \leftarrow \sum_{i \leftarrow 1}^L \mathbf{U}_{i,1} \mathbf{A}_{i,1} \mathbf{A}_{i,2} + \mathbf{U}_{i,2} \mathbf{A}_{i,2}^2 - 1 + \mathbf{U}_{i,3} \mathbf{A}_{i,1} \mathbf{A}_{i,3}$ 
19   $\mathbf{C}_{3,1} \leftarrow \sum_{i \leftarrow 1}^L \mathbf{U}_{i,1} \mathbf{A}_{i,1} \mathbf{A}_{i,3} + \mathbf{U}_{i,2} \mathbf{A}_{i,1} \mathbf{A}_{i,2} + \mathbf{U}_{i,3} \mathbf{A}_{i,3}^2 - 1$ 
20   $\mathbf{p} \leftarrow (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{C}$ 
21 retorna  $\mathbf{p}$ 

```

5.4 Refinamento do Método para Condição de NLoS

Os valores de $\widehat{\mathbf{m}}$ e $\widehat{\mathbf{s}}_k$ são refinados através de um algoritmo de mínimos quadrados baseado no método de Gauss-Newton, conforme apresentado no [Algoritmo 1](#). São estimadas conjuntamente as coordenadas do UE e dos SCs, por aplicar o método de Gauss-Newton para cada caminho separadamente. Portanto, os valores de $\widehat{\mathbf{m}}$ e $\widehat{\mathbf{s}}_k$ são agrupados para compor uma única estimativa inicial, com isso tem-se o vetor $\mathbf{q}_k^0 = (\widehat{m}_x, \widehat{m}_y, \widehat{m}_z, \widehat{s}_{k,x}, \widehat{s}_{k,y}, \widehat{s}_{k,z})^T$. Os parâmetros são agrupados no vetor $\boldsymbol{\beta}_l = (\tau_l, \theta_l^{az}, \theta_l^{el}, \phi_l^{az}, \phi_l^{el})^T$.

Figura 5.8 – Cenário após determinar \mathbf{k}_l .


Fonte: Autoria própria.

Assim, tem-se cada iteração definida por:

$$\mathbf{e}_k^o = \mathbf{e}_k^{o-1} + (\mathbf{J}^T \mathbf{J})^{-1} \mathbf{J}^T [\boldsymbol{\beta}_l - \mathbf{f}(\mathbf{e}_k^{o-1})], \quad o = 2, 3, \dots \quad (5.9)$$

em que \mathbf{J} é a matriz Jacobiana $\frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{e}_k^{o-1})}{\partial \mathbf{e}_k^{o-1}}$. O vetor $\mathbf{f}(\mathbf{e}_k^{o-1}) = (\hat{\tau}_l, \hat{\theta}_l^{az}, \hat{\theta}_l^{el}, \hat{\phi}_l^{az}, \hat{\phi}_l^{el})$ é determinado usando as relações geométricas entre os parâmetros em $\mathbf{f}(\mathbf{e}_k^{o-1})$ e as coordenadas cartesianas dos pontos $\hat{\mathbf{m}}$, $\hat{\mathbf{s}}_k$ e \mathbf{b} . Estas relações também foram assumidas em (SHIKUR; WEBER, 2014) e (WEI; PALLEIT; WEBER, 2011), para a condição de propagação NLoS, como segue:

$$\hat{\tau}_l = \frac{\|\hat{\mathbf{s}}_k - \mathbf{b}\| + \|\hat{\mathbf{s}}_k - \hat{\mathbf{m}}\|}{c}, \quad (5.10)$$

$$\hat{\theta}_l^{az} = \text{atan} \left(\frac{\hat{s}_{k,y} - m_y}{\hat{s}_{k,x} - \hat{m}_x} \right), \quad (5.11)$$

$$\hat{\theta}_l^{el} = \frac{\pi}{2} - \text{atan} \left(\frac{\hat{s}_{k,z} - \hat{m}_z}{\sqrt{(\hat{s}_{k,x} - \hat{m}_x)^2 + (\hat{s}_{k,y} - \hat{m}_y)^2}} \right), \quad (5.12)$$

$$\hat{\phi}_l^{az} = \text{atan} \left(\frac{\hat{s}_{k,y} - b_y}{\hat{s}_{k,x} - b_x} \right), \quad (5.13)$$

$$\hat{\phi}_l^{el} = \frac{\pi}{2} - \text{atan} \left(\frac{\hat{s}_{k,z} - b_z}{\sqrt{(\hat{s}_{k,x} - b_x)^2 + (\hat{s}_{k,y} - b_y)^2}} \right). \quad (5.14)$$

Para uma melhor compreensão da localização do UE e dos SCs, pode-se reescrever

$\boldsymbol{\varrho}$ na forma de matriz, como segue:

$$\boldsymbol{\varrho} = \left. \begin{bmatrix} \varrho_{1,1} & \varrho_{1,2} & \cdots & \varrho_{1,K} \\ \varrho_{2,1} & \varrho_{2,2} & \cdots & \varrho_{2,K} \\ \varrho_{3,1} & \varrho_{3,2} & \cdots & \varrho_{3,K} \\ \varrho_{4,1} & \varrho_{4,2} & \cdots & \varrho_{4,K} \\ \varrho_{5,1} & \varrho_{5,2} & \cdots & \varrho_{5,K} \\ \varrho_{6,1} & \varrho_{6,2} & \cdots & \varrho_{6,K} \end{bmatrix} \right\} \begin{array}{l} \text{Localização do UE} \\ \text{Localização dos SCs} \end{array} \quad (5.15)$$

em que cada coluna é o resultado de (5.9) para o k -ésimo SC. Assim, determina-se a localização final de cada SC da seguinte maneira:

$$\hat{\mathbf{s}}_k = \boldsymbol{\varrho}_{4:6,k} \quad k = 1, 2, \dots, K. \quad (5.16)$$

Para a localização do UE são obtidas K posições diferentes. O valor único da localização do UE é determinado a partir de:

$$\hat{\mathbf{m}} = \frac{1}{K} \sum_{l=1}^K \boldsymbol{\varrho}_{1:3,k}. \quad (5.17)$$

A necessidade de haver a etapa de refinamento será avaliada nos experimentos, onde serão comparados os resultados obtidos somente com a etapa geométrica com aqueles obtidos da etapa de refinamento. O Algoritmo 6 detalha as três etapas do *IndoorLoc*.

5.5 Resultados e Discussões

O ambiente de simulação foi configurado conforme descrito na seção 4.3, possibilitando realizar a localização a partir dos parâmetros estimados utilizando o método DCS-SOMP Adaptativo com *beamforming*. Um diagrama e as características do ambiente de simulação são apresentadas na Figura 5.9.

São apresentados dois conjuntos de simulações. O primeiro visa comparar as propostas desta tese com outros três métodos presentes na literatura. O segundo conjunto de simulações testa o *IndoorLoc* segundo as configurações da 3GPP em (3GPP, 2022), aplicando a probabilidade de condição LoS e analisando acurácia horizontal e vertical, possibilitando classificar o *IndoorLoc* em um dos níveis de serviço definidos pela 3GPP.

Para o primeiro conjunto de simulações, as propostas desta tese para a condição de NLoS são identificadas como:

- **Proposta 1** – Método geométrico de intersecção das retas sem etapa de refinamento;
- **Proposta 2** – Método geométrico de intersecção das retas com etapa de refinamento.

Algoritmo 6: ABORDAGEM DE LOCALIZAÇÃO DO UE E DOS SCs

Entrada: $\tau, \theta^{az}, \theta^{el}, \phi^{az}, \phi^{el}, \mathbf{b}, L, tol$
Saída: $\widehat{\mathbf{m}}, \widehat{\mathbf{s}}$

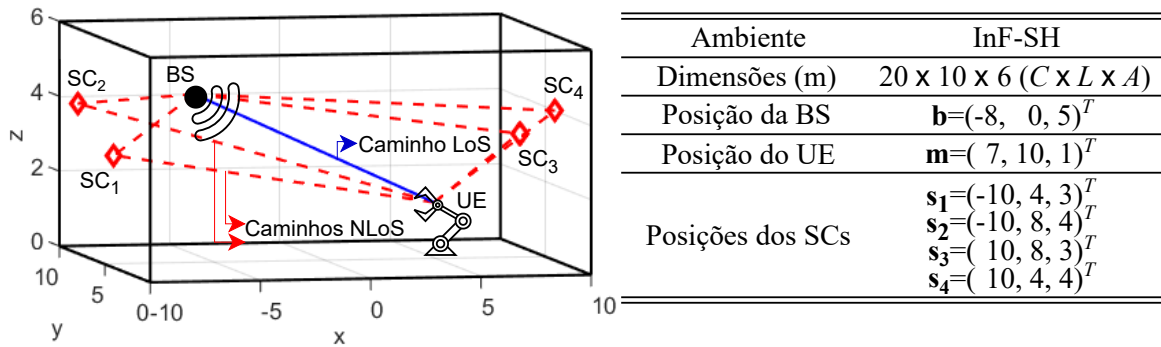
```

1 início
2    $\widehat{\mathbf{m}} \leftarrow [ ]$ 
3    $\widehat{\mathbf{s}} \leftarrow [ ]$ 
4   Determine  $\Xi$  usando a equação (5.3)
5   se  $\Xi = 1$  então
6     Determine  $\widehat{\mathbf{m}}$  usando a equação (5.5)
7   senão
8     se  $L > 1$  então
9       para  $l$  de 1 até  $L$  faça
10        Determine  $\mathbf{h}_l$  usando a equação (5.6)
11        Determine  $\mathbf{r}_l$  usando a equação (5.7)
12      fim
13       $\mathbf{U} \leftarrow \mathbf{h}$ 
14       $\mathbf{V} \leftarrow \mathbf{r}$ 
15      Utilizando  $\mathbf{U}$ ,  $\mathbf{V}$  e  $L$  como entrada, determine  $\widehat{\mathbf{m}}$  usando o Algoritmo 5
16       $\mathbf{U} \leftarrow [\widehat{\mathbf{m}}, \mathbf{b}]$ 
17       $k \leftarrow 1$ 
18      para  $l \leftarrow 1$  até  $L$  faça
19        Determine  $\mathbf{k}_l$  usando a equação (5.8)
20         $\mathbf{V} \leftarrow [\mathbf{h}_l, \mathbf{k}_l]$ 
21         $q_l \leftarrow 2$  /*Número de retas*/
22        Utilizando  $\mathbf{U}$ ,  $\mathbf{V}$  e  $q_l$  como entrada, determine  $\widehat{\mathbf{s}}_l$  usando o Algoritmo 5
23         $\beta_l \leftarrow [\tau_l, \theta_l^{az}, \theta_l^{el}, \phi_l^{az}, \phi_l^{el}]^T$ 
24         $\boldsymbol{\varrho}_k^0 \leftarrow [\widehat{m}_x, \widehat{m}_y, \widehat{m}_z, \widehat{s}_{k,x}, \widehat{s}_{k,y}, \widehat{s}_{k,z}]^T$ 
25        Ajuste  $\boldsymbol{\varrho}_k$  usando a equação (5.9)
26        Determine o valor final de  $\widehat{\mathbf{s}}_k$  usando a equação (5.16)
27        Determine o valor final de  $\widehat{\mathbf{m}}$  usando a equação (5.17)
28         $k \leftarrow k + 1$ 
29      fim
30    fim
31  fim
32  retorna  $\widehat{\mathbf{m}}, \widehat{\mathbf{s}}$ 
33 fim
```

Os resultados das simulações utilizando as Propostas 1 e 2 são comparados àqueles obtidos utilizando os métodos propostos por Shikur e Weber (2014), Wymeersch (2018) e Wei, Palleit e Weber (2011), detalhados na seção 3.4. Além disso é possível comparar os resultados dos métodos NLoS com o resultado do método LoS.

O desempenho dos métodos é comparado com base na variação da Relação Sinal-Ruído (SNR) e no número de caminhos utilizados na localização. Para produzir o gráfico na Figura 5.10, o número de caminhos foi fixado em quatro, e o RMSE, que quantifica o erro de localização, foi calculado para 100 execuções em cada valor de SNR. A análise da

Figura 5.9 – Diagrama e características do ambiente de simulação.



Fonte: Autoria própria.

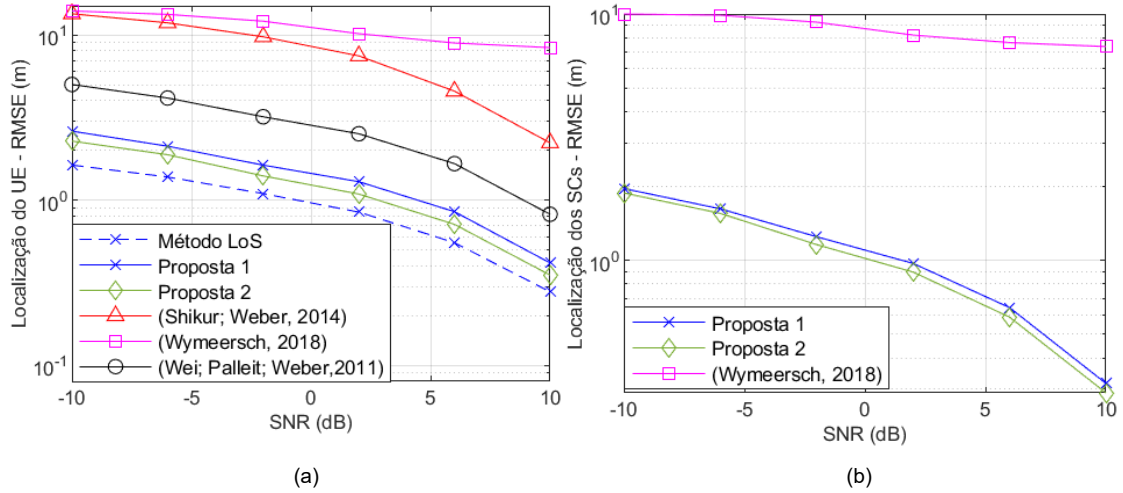
Figura 5.10(a) revela que o erro de localização diminui à medida que a SNR aumenta. O método LoS se destaca, sendo preferível quando a condição de propagação de LoS está disponível. Adicionalmente, as propostas 1 e 2 apresentam desempenho superior em termos de RMSE comparado aos demais métodos NLoS. A etapa de refinamento mostrou-se eficaz em aprimorar o método geométrico de localização, com a proposta 2 obtendo os melhores resultados.

Na Figura 5.10(b), observa-se o desempenho dos métodos para a localização dos SCs, isto é, para o mapeamento do ambiente. É perceptível que os métodos propostos também demonstram um desempenho superior ao método de Wymeersch (2018), que é o único entre os comparados que também realiza a localização dos SCs.

Para avaliar o impacto da variação no número de caminhos usados na localização, a SNR foi mantida constante em 0 dB. O RMSE do erro de localização para o UE e os SCs foi calculado a partir de 100 execuções para cada configuração de número de caminhos. É importante destacar que, em condição de NLoS, a quantidade mínima necessária de caminhos é de dois. Os gráficos que ilustram esta análise estão disponíveis na Figura 5.11. Nele, observa-se melhoria no desempenho de todos os métodos à medida que se aumenta o número de caminhos utilizados. Adicionalmente, as propostas desta tese demonstram um desempenho superior em comparação aos demais métodos.

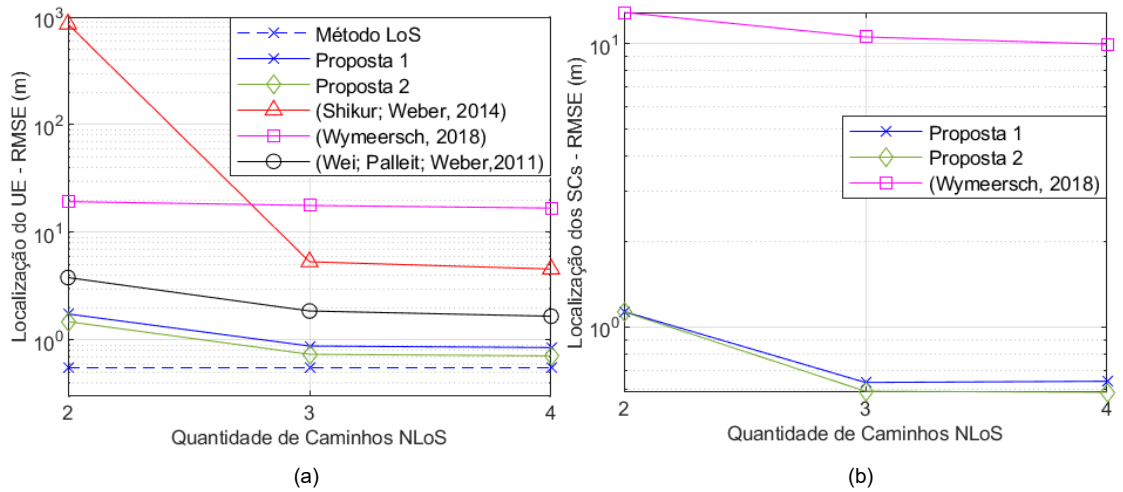
A probabilidade de localização do UE por cada método é ilustrada através das respectivas curvas de Função de Distribuição Cumulativa (CDF), conforme apresentado na Figura 5.12(a), geradas a partir dos erros de localização ordenados de maneira crescente. O gráfico da CDF na Figura 5.12(a) destaca também a probabilidade de localização para 95% das tentativas, evidenciando que as propostas desta tese apresentam erros menores para a maioria das execuções do algoritmo de localização em comparação com os outros métodos.

Figura 5.10 – Comparação do RMSE da localização em função da variação da SNR para diferentes métodos. (a) Localização do UE. (b) Localização dos SCs. Quantidade de caminhos fixos em quatro ($L = 4$).



Fonte: Autoria própria.

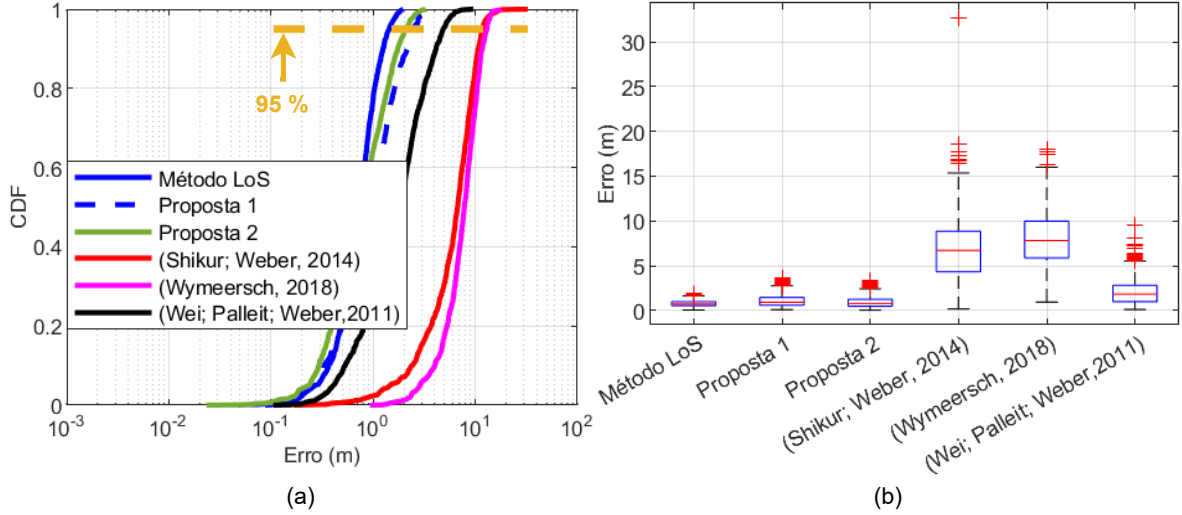
Figura 5.11 – Comparação do RMSE da localização em função da variação da quantidade de caminhos NLoS para diferentes métodos. (a) Localização do UE. (b) Localização dos SCs. SNR mantida constante em 0 dB.



Fonte: Autoria própria.

O desempenho dos métodos é avaliado por meio do *boxplot* mostrado na Figura 5.12(b). Nessa representação, a base e o topo de cada caixa indicam, respectivamente, o primeiro e o terceiro quartis dos erros medidos. A linha vermelha marca o 50º percentil, enquanto o marcador vermelho em forma de cruz identifica os *outliers*, isto é, valores

Figura 5.12 – Comparação de desempenho dos métodos de localização usando (a) CDF e (b) *boxplot*.



Fonte: Autoria própria.

de erro significativamente afastados dos demais. Os resultados mostram que os métodos propostos possuem mediana e dispersão inferiores em relação aos demais métodos.

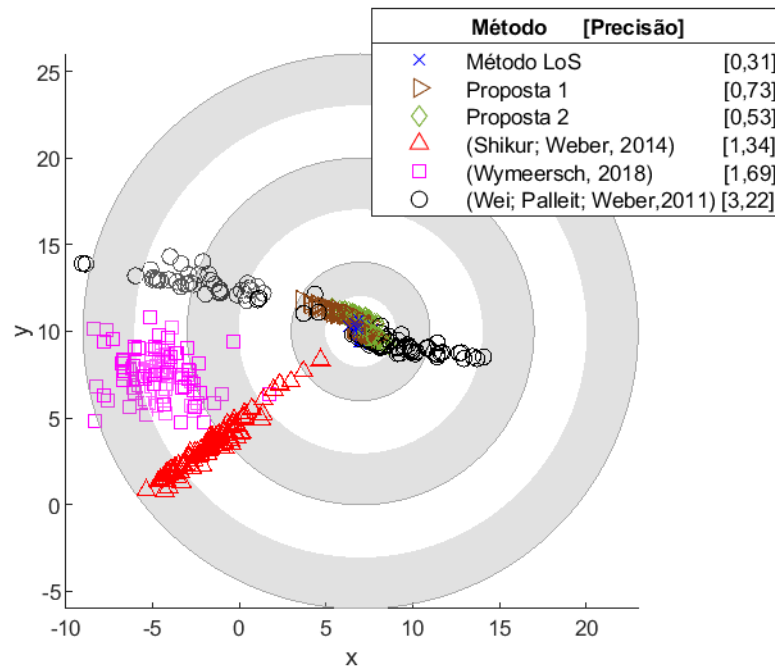
A acurácia dos métodos de localização foi determinada em termos de exatidão e precisão. Conforme descrito em (ISO, 2023), enquanto a exatidão mede o quão próxima a estimativa está do alvo, a precisão mede a consistência entre as estimativas. Essa consistência pode ser analisada determinando-se o desvio padrão das estimativas: quanto maior o desvio padrão, mais impreciso é o método. Assim, a precisão σ dos métodos foi obtida a partir de:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \|\widehat{\mathbf{m}}_r - \tilde{\mathbf{m}}\|_2^2}, \quad (5.18)$$

em que R é o total de execuções, $\widehat{\mathbf{m}}_r$ é a r -ésima localização estimada e $\tilde{\mathbf{m}}$ é a média das estimações. A Figura 5.13 mostra tanto a exatidão quanto a precisão dos métodos usando a ilustração de um alvo, onde, quanto mais perto do centro, mais exata é a r -ésima estimação, e a precisão pode ser vista pela proximidade entre as estimações. Na legenda da Figura 5.13 é apresentada a precisão calculada para cada método. Nota-se que os métodos propostos apresentam melhor acurácia que os demais, pois são mais exatos e precisos.

Para concluir o primeiro conjunto de simulações, a Tabela 5.1 apresenta os valores de RMSE, acurácia em 95% e tempo total de execução, derivados dos dados que compõem a CDF e o *boxplot*. Observa-se que o método LoS e a Proposta 2 alcançam erro inferior a 1 m. É notável também a vantagem de incorporar a etapa de refinamento, que, apesar de

Figura 5.13 – Acurácia dos métodos de estimação.



Fonte: Autoria própria.

aumentar o tempo de execução, resulta em uma significativa melhoria na acurácia.

Tabela 5.1 – Dados finais da comparação dos métodos propostos.

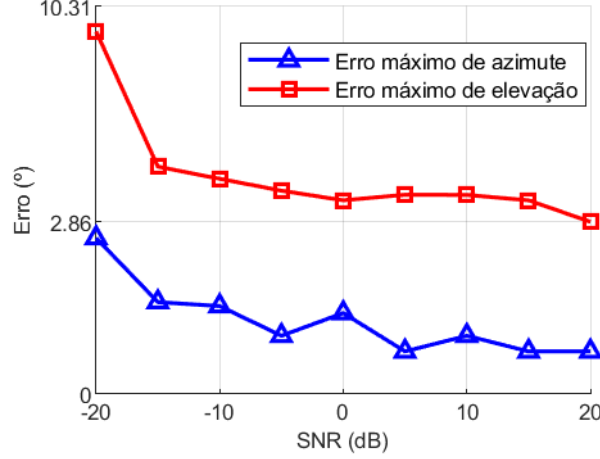
Método	RMSE (m)	Acurácia – 95% (m)	Tempo de execução (s)
Método LoS	0,65	1,43	0,10
Proposta 1	1,08	2,48	0,19
Proposta 2	0,91	1,85	0,94
Shikur e Weber (2014)	6,69	11,75	0,50
Wymeersch (2018)	7,88	11,99	8,97
Wei, Palleit e Weber (2011)	2,08	4,85	0,22

Fonte: Autoria própria.

O objetivo do segundo conjunto de simulações é classificar o *IndoorLoc* em um dos níveis de serviço estabelecidos pela 3GPP, conforme descrito em (3GPP, 2024). Inicialmente, investigou-se o valor de tolerância (Tol) necessário para considerar um caminho como LoS. O erro entre o AoD e o oposto do AoA foi calculado, conforme as equações (5.1) e (5.2), limitando-se aos caminhos LoS. Esse erro foi analisado em função da variação da SNR, com os resultados apresentados na Figura 5.14. Verificou-se que o erro máximo não ultrapassou $10,31^\circ$ para elevação e $2,86^\circ$ para azimute. Com base nesses resultados,

definiu-se $Tol = 11^\circ$ para uso em (5.3), ou seja, $\Xi = 1$ se $|\phi_0^{az} - \Psi^{az}| \leq 11 \wedge |\phi_0^{el} - \Psi^{el}| \leq 11$.

Figura 5.14 – Verificação do valor de tolerância necessário para classificar um caminho como LoS.



Fonte: Autoria própria.

Do primeiro conjunto de simulações, conclui-se que sempre que um caminho LoS for identificado, isto é, $\Xi = 1$, o método LoS será empregado. Caso contrário, o método NLoS, identificado como Proposta 2, será utilizado, desde que existam mais de um caminho em condição de NLoS.

Para determinar a frequência de uso do método LoS, adotaram-se as diretrizes da 3GPP, conforme estabelecido em (3GPP, 2022), que define a probabilidade de LoS em função do ambiente. Conforme especificado na Figura 5.9, o cenário simulado é um ambiente de fábrica, identificado pela sigla InF-SH. De acordo com a descrição em (3GPP, 2022), a probabilidade de um caminho estar em condição de LoS, Pr_{LoS} , para este ambiente é determinada a partir de:

$$Pr_{LoS} = \exp\left(-\frac{d_{2D}}{ks}\right), \quad (5.19)$$

em que d_{2D} é a distância entre o UE e a BS, sem considerar a altura, ks é determinado a partir de:

$$ks = -\frac{d_c}{\ln(1 - d_{OBS})} \cdot \frac{h_{BS} - h_{MS}}{h_{OBS} - h_{MS}}, \quad (5.20)$$

em que d_c é a distância média entre os objetos no ambiente, medida em metros, d_{OBS} é a densidade de obstáculos no ambiente, expressa em porcentagem, h_{BS} é a altura da BS, h_{OBS} é a altura máxima dos obstáculos e h_{MS} é a altura do UE.

Portanto, conforme estabelecido na Figura 5.9, os valores $d_{2D} = 18,02$, $h_{BS} = 5$ e $h_{MS} = 1$ foram definidos. Os demais parâmetros foram ajustados conforme os limites especificados pela 3GPP para o ambiente InF-SH, com $d_c = 10$, $d_{OBS} = 0,3$ e $h_{OBS} = 4$.

Utilizando esses valores na equação (5.19), a probabilidade de incidência de LoS calculada foi de 61,74%.

Para esta simulação, foram considerados os níveis de acurácia estabelecidos pela FCC e pela 3GPP. A FCC define uma acurácia horizontal de 50 metros (nos eixos x e y) e uma acurácia vertical de 3 metros (eixo z) para 95% dos casos (FCC, 2021b). Por outro lado, o TS 22.601 da 3GPP, especifica níveis de serviço de posicionamento com base na acurácia (3GPP, 2024). A Tabela 5.2 detalha esses níveis de serviço e as acurácias vertical e horizontal correspondentes para 95% dos casos.

Tabela 5.2 – Requerimentos de acurácia para ambientes internos estabelecidos pela 3GPP.

Nível de Serviço	Acurácia Horizontal 95% (m)	Acurácia Vertical 95% (m)
1	10	3
2	3	3
3	1	2
4	1	2
5	0,3	2
6	0,3	2
7	0,2	0,2

Fonte: Dados obtidos de 3GPP (2024)

Para avaliar a acurácia dos resultados obtidos pela abordagem proposta e permitir uma comparação com os padrões estabelecidos pela FCC e pela 3GPP, os RMSEs horizontal e vertical foram calculados separadamente. O RMSE horizontal, referente aos eixos x e y, foi determinado da seguinte maneira:

$$\text{RMSE}_{horizontal} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{m}_{[x,y]} - \widehat{\mathbf{m}}_{[x,y]}\|_2^2}, \quad (5.21)$$

em que N é a quantidade de simulações, $\widehat{\mathbf{m}}$ é a posição estimada do UE e \mathbf{m} é a posição real.

O RMSE vertical foi obtido a partir de:

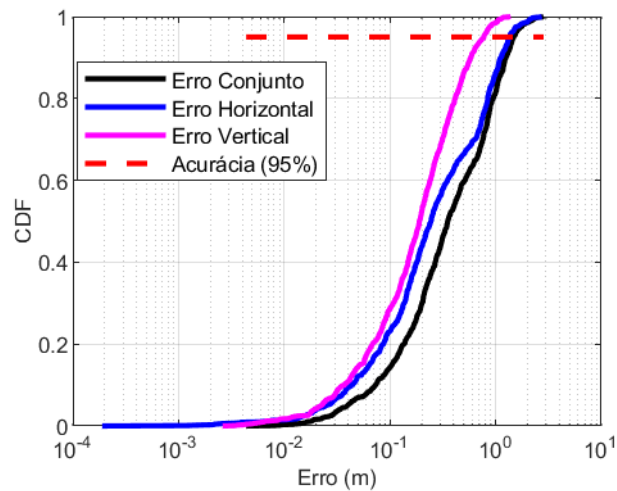
$$\text{RMSE}_{vertical} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{m}_{[z]} - \widehat{\mathbf{m}}_{[z]}\|_2^2}. \quad (5.22)$$

Além disso, também foi computado o RMSE para os três eixos conjuntamente, a partir de (3.13).

A partir de 1000 execuções de localização, com SNR variando aleatoriamente entre -20 e 20 dB, foi gerada a CDF ilustrada na Figura 5.15. Esta análise possibilita avaliar

os erros horizontal e vertical. Observa-se que os níveis de acurácia para 95% dos casos se mantêm abaixo de 1,5 m. Além disso, a acurácia vertical mostrou-se superior à horizontal, indicando uma maior acurácia na identificação de, por exemplo, o andar de um edifício.

Figura 5.15 – CDF da abordagem de localização.



Fonte: Autoria própria.

A [Tabela 5.3](#) mostra uma série de dados extraídos a partir do mesmo conjunto utilizado na CDF. Os dados incluem o RMSE, a acurácia total, abrangendo os três eixos (x, y e z), além da acurácia horizontal e vertical.

Tabela 5.3 – Dados finais do *IndoorLoc*.

Métrica	Valor Obtido
RMSE (m)	0,7384
Acurácia Total para 95% (m)	1,4855
Acurácia Horizontal para 95% (m)	1,3588
Acurácia Vertical para 95% (m)	0,7702

Fonte: Autoria própria.

Devido à natureza da abordagem, que emprega um método específico conforme a condição de propagação, LoS ou NLoS, não foi possível realizar comparações diretas com outros métodos, devido à falta de propostas similares na literatura. A análise dos dados na [Tabela 5.3](#) revela que o RMSE alcança uma acurácia abaixo de 1 m.

Em relação à acurácia para 95% dos casos, os resultados cumprem com os padrões exigidos pela FCC. Conforme a análise na [Tabela 5.2](#), a acurácia horizontal alcançada de 1,35 m satisfaz o nível de serviço 2 definido pela 3GPP, enquanto a acurácia vertical posiciona o método proposto nos níveis de serviço 3 a 6. Em termos gerais, foi alcançada uma acurácia de 1,48 m em 95% dos casos, enquanto a acurácia média foi de 73,84 cm.

5.6 Conclusão do Capítulo

Este capítulo apresentou dois métodos de localização desenvolvidos nesta pesquisa. Para situações com condição de LoS, recomendou-se uma técnica simplificada que utiliza apenas uma BS e os parâmetros ToA e 2D-AoD. Constatou-se que, quando a condição de LoS está disponível, esse método é preferível em relação aos métodos que não distinguem a condição de propagação, pois demonstrou maior acurácia e menor tempo de execução.

Para situações em que há apenas a condição de NLoS, foi proposto um método que usa os parâmetros de localização ToA, 2D-AoD e 2D-AoA para traçar retas no ambiente onde o sinal propaga conforme o modelo de propagação de salto único. Essas retas se cruzam em um ponto comum, onde é estimada a posição do UE. Para o método NLoS, foi proposta uma etapa adicional de refinamento usando o método de Gauss-Newton para minimizar o erro de localização em um modelo não linear baseado nos parâmetros ToA, 2D-AoD e 2D-AoA. Embora tenha aumentado o tempo de execução, essa etapa de refinamento aprimorou significativamente a acurácia da localização. Os métodos desenvolvidos foram comparados com outros métodos existentes na literatura sobre localização, alcançando resultados superiores.

Introduziu-se também a abordagem de localização denominada *IndoorLoc*. O *IndoorLoc* avalia os múltiplos caminhos originados de uma BS em um ambiente interno 3D e determina a presença de caminhos em condição de LoS. Para determinar a condição de LoS, o *IndoorLoc* avalia os parâmetros 2D-AoD e 2D-AoA, verificando se os ângulos são opostos. Com base nessa avaliação, o *IndoorLoc* seleciona automaticamente entre os métodos para condições de LoS ou NLoS.

Além disso, um cenário com incertezas foi simulado, configurado conforme as especificações da 3GPP e definindo-se aleatoriamente a variação da SNR. Os resultados alcançados estão em conformidade com as exigências da FCC e se enquadram no nível 2 da tabela de especificações da 3GPP para acurácia horizontal, e nos níveis 3 a 6 para acurácia vertical. O método proposto apresentou um RMSE de 0,73 m, garantindo um erro máximo de 1,48 m em 95% dos casos.

6 Conclusões Finais e Trabalhos Futuros

Esta tese desenvolveu diversos métodos de localização do UE em ambientes internos usando exclusivamente a rede celular, com um foco nos parâmetros ToA, AoD e AoA extraídos de canais de comunicação que utilizam mmWave e MIMO. Uma nova abordagem de localização, denominada *IndoorLoc*, foi proposta para identificar o método de localização mais eficaz baseado nos vários caminhos provenientes de uma única BS.

Os estudos revisados na literatura indicaram que a utilização da rede celular para estimar a localização do UE é vantajosa, especialmente pela capacidade de aproveitar a infraestrutura existente. Especificamente nas redes 5G, características como ondas milimétricas e tecnologia MIMO são especialmente benéficas para a localização. Foi demonstrado que os múltiplos caminhos originados de uma BS podem aprimorar significativamente a localização do UE.

Diversos parâmetros para a localização foram explorados, concluindo-se que uma estimativa exata desses parâmetros influencia diretamente na acurácia do método de localização. Para realizar a localização no plano tridimensional e obter resultados com altos níveis de acurácia, constatou-se a necessidade de estimar os parâmetros ToA, 2D-AoD e 2D-AoA.

A abordagem proposta foi dividida em três estágios principais: modelagem do canal de comunicação, estimação dos parâmetros e estimação das posições do UE e dos espalhadores. Considerou-se um modelo de propagação de sinal de salto único, com apenas uma reflexão para cada caminho NLoS. A modelagem do canal revelou que, para ambientes internos em redes 5G com uso de MIMO e mmWave, o canal é fortemente dependente dos parâmetros ToA, 2D-AoD e 2D-AoA. Utilizou-se um arranjo retangular de antenas (URA) e o canal foi modelado para uma propagação em ambiente 3D.

Um método de estimação de parâmetros baseado no algoritmo DCS-SOMP foi proposto e implementado. O método desenvolvido foi chamado de DCS-SOMP Adaptativo, pois ajusta a matriz de busca dinamicamente, melhorando tempo e acurácia na estimação dos parâmetros. O DCS-SOMP Adaptativo estima eficientemente todos os cinco parâmetros de localização. Uma metodologia iterativa para ajustar os pesos do vetor de *beamforming* a partir do DCS-SOMP Adaptativo também foi implementada e resultou em melhorias na estimação dos parâmetros.

Foram estabelecidos métodos específicos de localização para as condições de LoS e NLoS. Para LoS, a localização utilizou apenas ToA e AoD. Para NLoS, um método SLAM foi desenvolvido para ambientes internos, que estima simultaneamente as posições do UE e dos pontos de reflexão, considerando apenas um salto de reflexão. Este método

baseia-se na geometria e nos parâmetros ToA, 2D-AoD e 2D-AoA, determinando o ponto de distância mínima entre as retas traçadas. Adicionalmente, um estágio de refinamento foi incorporado, proporcionando melhorias significativas nos resultados.

O *IndoorLoc* foi avaliado em um ambiente simulado similar ao previsto para a Indústria 4.0. Os resultados experimentais mostraram um RMSE de 0,73 m e uma acurácia de 1,48 m em 95% dos casos, alinhados com as novas especificações da FCC e 3GPP para redes 5G, qualificando o sistema como adequado para serviços de nível 2 para acurácia vertical e níveis 3 a 6 para acurácia horizontal.

Trabalhos Futuros

Existem muitas oportunidades para futuras pesquisas sobre localização em redes 5G e B5G, especialmente considerando os altos requisitos das especificações exigidas pela 3GPP, que visam uma acurácia de 0,2 m para 95% dos casos. Para alcançar essa acurácia, é essencial melhorar a estimativa dos parâmetros de localização e incorporar hardware específico, como *Reconfigurable Intelligent Surfaces* (RIS), que podem manipular de forma programável a propagação de ondas eletromagnéticas para otimizar a estimação do canal. A implementação dessa tecnologia na localização do UE promete avanços significativos na acurácia e requer investigação detalhada.

Além disso, futuras pesquisas podem explorar a integração de comunicação, localização e sensoriamento (do inglês, *Integrated Sensing, Localization and Communication* (ISLAC)). Essa abordagem integrada pode melhorar a eficiência dos sistemas de localização, utilizando sinergias entre diferentes tecnologias. Outra área promissora é a localização usando WiFi em altas frequências, por exemplo, 60 GHz, que pode proporcionar alta acurácia devido a alta frequência e largura de banda disponível. A exploração de novas frequências e bandas de comunicação, junto com o desenvolvimento de técnicas avançadas de processamento de sinal, abrirá caminho para soluções inovadoras em localização. Esses tópicos não apenas ampliarão o entendimento atual, mas também contribuirão para o desenvolvimento de tecnologias de localização mais robustas e precisas em ambientes complexos.

Outra área de grande potencial para trabalhos futuros é a implementação prática das técnicas de localização e sensoriamento, que pode ser explorada em colaboração com o Centro de Excelência em Redes Inteligentes Sem Fio e Serviços Avançados (CERISE). O CERISE tem como um dos seus objetivos fortalecer e acelerar a inserção da tecnologia 5G e pós-5G e suas aplicações, tais como tecnologias imersivas e máquinas inteligentes, através de projetos de PD&I, criação de *startups* e desenvolvimento de recursos humanos.

- **Integração com o CERISE**

Como trabalho futuro, pretende-se implementar as propostas desta tese em ambiente

real. Para tanto, pretende-se utilizar rádios definidos por software (do inglês, *Software Defined Radios* (SDRs)) para realizar a localização do UE. Para conduir os testes práticos, pretende-se utilizar o laboratório do grupo de pesquisa InComm, localizado na Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação (EMC) da UFG.

Até o momento, foram conduzidas provas de conceito (do inglês, *Proof of Concept* (PoC)) visando a localização de indivíduos usando as informações de estado do canal (do inglês, *Channel State Information* (CSI)). A coleta do CSI foi feita de duas maneiras: (1) utilizando SDRs, nessa abordagem foram usados dois modelos de SDR disponíveis no InComm (BladeRF e USRP B200) em conjunto com o software MATLAB, usando um SDR para transmissão e outro para recepção; (2) utilizando duas placas de WiFi (Intel Ax210), sendo uma para transmissão e outra para recepção. Nessa abordagem a coleta do CSI foi feita usando as bibliotecas disponíveis na plataforma de software *PicoScenes*.

Nos testes práticos, o CSI foi coletado para localização passiva de um indivíduo e identificação de pose. Criaram-se *datasets* de treinamento e testes, coletando o CSI para duas poses diferentes (sentado e em pé), bem como para localização em diferentes pontos da sala. Utilizaram-se algoritmos de classificação, como *K-Nearest Neighbors* (KNN) e *Support Vector Machine* (SVM), para o treinamento e teste dos dados. Os algoritmos de classificação foram feitos usando a linguagem de programação Python. Os resultados, usando as coletas de CSI feitas com as placas de WiFi e algoritmo de classificação com SVM, alcançaram 96% de acurácia para pose e 93% para localização.

Além das atividades práticas, futuros trabalhos podem explorar sinergias entre os diferentes eixos do CERISE. A integração de técnicas de localização com a infraestrutura *5G-OPEN RAN* e conceitos de *Cell-Free* mMIMO pode abrir novos caminhos para melhorias na precisão e eficiência dos sistemas de localização. A pesquisa sobre essas sinergias pode incluir:

- **Implementação de Redes *Cell-Free* mMIMO:** Estudar como a ausência de células pode melhorar a localização e a cobertura, eliminando interferências e melhorando a capacidade de gerenciamento de rede.
- **Desenvolvimento de Algoritmos de Localização para *5G-OPEN RAN*:** Adaptar e otimizar os algoritmos de localização para funcionarem em uma infraestrutura de rede aberta e programável, permitindo maior flexibilidade e inovação na prestação de serviços de localização.
- **Exploração de Tecnologias Imersivas e Máquinas Inteligentes:** Integrar técnicas de localização com aplicações de realidade estendida (XR), navegação autônoma e máquinas inteligentes conectadas, para criar sistemas mais inteligentes e responsivos.

Portanto, uma parte importante dos trabalhos futuros deve focar na aplicação prática das técnicas desenvolvidas nesta tese, explorando as sinergias entre diferentes tecnologias e continuando a colaboração com o CERISE para promover a inovação e o desenvolvimento de soluções avançadas para redes de comunicação.

Referências

- 3RD GENERATION PARTNERSHIP PROJECT. *3GPP TR 38.901 V 17.0.0*: Technical specification group radio access network. Valbonne - FRANCE, 2022. 98 p. Citado 12 vezes nas páginas 28, 81, 83, 84, 85, 86, 87, 89, 104, 113, 119 e 140.
- 3RD GENERATION PARTNERSHIP PROJECT. *3GPP TS 22.261 V 18.13.0*: Service requirements for the 5g system. Valbonne - FRANCE, 2024. 120 p. Citado 6 vezes nas páginas 26, 51, 80, 103, 118 e 120.
- AL-SHAMMARI, B. K. J. et al. An overview of mmwave communications for 5g. In: *2021 International Conference on Communication & Information Technology (ICICT)*. [S.l.: s.n.], 2021. p. 133–139. Citado na página 83.
- ALARIFI, A. et al. Ultra wideband indoor positioning technologies: Analysis and recent advances. *Sensors*, v. 16, n. 5, 2016. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1424-8220/16/5/707>>. Citado 2 vezes nas páginas 45 e 47.
- AQEL, M. O. A. et al. Review of visual odometry: types, approaches, challenges, and applications. *SpringerPlus*, v. 5, p. 2193–1801, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 49 e 50.
- ASHOUR, A. F. et al. Spectrum-based Malware Detection for RFID Memory Banks in LF, HF, and UHF Bands. In: *2023 IEEE International Opportunity Research Scholars Symposium (ORSS)*. [S.l.: s.n.], 2023. p. 70–73. Citado na página 47.
- ATTIAH, M. L. et al. Dynamic multi-state ultra-wideband mm-wave frequency selection for 5G communication. In: *2015 IEEE 12th Malaysia International Conference on Communications (MICC)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 219–224. Citado na página 84.
- BAI, L. et al. A TOA-AOA Hybrid Localization Method in 5G Network with MIMO Antennas. In: YANG, C.; XIE, J. (Ed.). *China Satellite Navigation Conference (CSNC 2021) Proceedings*. Singapore: Springer Singapore, 2021. p. 285–295. ISBN 978-981-16-3138-2. Citado na página 71.
- BEHNKE, R.; TIMMERMANN, D. Awcl: Adaptive weighted centroid localization as an efficient improvement of coarse grained localization. In: *2008 5th Workshop on Positioning, Navigation and Communication*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 243–250. Citado na página 65.
- BLANCO, A. et al. Performance evaluation of single base station toa-aoa localization in an lte testbed. In: *2019 IEEE 30th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–6. Citado na página 27.
- BRENA, R. F. et al. Evolution of indoor positioning technologies: A survey. *Journal of Sensors*, Hindawi, v. 2017, p. 2630413, Mar 2017. ISSN 1687-725X. Disponível em: <<https://doi.org/10.1155/2017/2630413>>. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 47.
- BULUSU, N.; HEIDEMANN, J.; ESTRIN, D. Gps-less low-cost outdoor localization for very small devices. *IEEE Personal Communications*, v. 7, n. 5, p. 28–34, 2000. Citado na página 65.

- BURDEN, R. L. B.; FAIRES, J. D. *Numerical Analysis*. Ninth. Boston, MA, USA: Cengage Learning, 2011. ISBN 0-538-73351-9. Citado na página 139.
- CAO, H. et al. Indoor Positioning Method Using WiFi RTT Based on LOS Identification and Range Calibration. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, v. 9, n. 11, 2020. ISSN 2220-9964. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2220-9964/9/11/627>>. Citado na página 38.
- CAO, X. et al. A universal Wi-Fi fingerprint localization method based on machine learning and sample differences. *Satellite Navigation*, v. 2, n. 27, p. 2662–1363, 2021. Citado 3 vezes nas páginas 42, 43 e 44.
- CHAN, Y.; HO, K. A Simple and Efficient Estimator for Hyperbolic Location. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 42, n. 8, p. 1905–1915, 1994. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 56.
- CHEN, B. et al. *Self-Supervised Scalable Deep Compressed Sensing*. 2023. Citado na página 88.
- CONCEICAO, P. F.; ROCHA, F. G. C. Localização de Dispositivos Móveis em Redes LTE Utilizando TDoA e NLS. In: *X Conferência Nacional em Comunicações, Redes e Segurança da Informação*. [S.l.: s.n.], 2020. Citado 2 vezes nas páginas 41 e 62.
- CONCEICAO, P. F.; ROCHA, F. G. C. Adaptive DCS-SOMP for Localization Parameter Estimation in 5G Networks. *Sensors*, v. 23, n. 22, 2023. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1424-8220/23/22/9073>>. Citado 3 vezes nas páginas 26, 29 e 89.
- CUNHA, M. *Métodos Numéricos - 2ªEd.* Campinas, SP: UNICAMP, 2010. ISBN 9788526808775. Citado na página 41.
- DAVIDSON, P.; PICHÉ, R. A survey of selected indoor positioning methods for smartphones. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, v. 19, n. 2, p. 1347–1370, 2017. Citado na página 42.
- DEUFLHARD, P. Newton methods for nonlinear problems: Affine invariance and adaptive algorithms. In: _____. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011. cap. 4, p. 173–231. Citado 2 vezes nas páginas 41 e 104.
- DIGGELEN, F. V. *A-GPS: Assisted GPS, GNSS, and SBAS*. [S.l.: s.n.], 2009. Citado na página 26.
- DONOHO, D. Compressed Sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 52, n. 4, p. 1289–1306, 2006. Citado na página 88.
- DUARTE, M. et al. Distributed Compressed Sensing of Jointly Sparse Signals. *Conference Record of the Thirty-Ninth Asilomar Conference on signals, Systems and Computers, 2005.*, p. 1537–1541, 2005. Citado 3 vezes nas páginas 29, 55 e 89.
- DWIVEDI, S. et al. Positioning in 5g networks. *IEEE Communications Magazine*, v. 59, n. 11, p. 38–44, 2021. Citado na página 38.

FASCISTA, A. et al. Low-Complexity Accurate Mmwave Positioning for Single-Antenna Users Based on Angle-of-Departure and Adaptive Beamforming. In: *ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 4866–4870. Citado na página 27.

FCC. *Revision of the Commission's Rules to Ensure Compatibility With Enhanced 911 Emergency Calling Systems*. 2004. Federal Communications Commission. Disponível em: <<https://www.fcc.gov/document/revision-commissions-rules-ensure-compatibility-enhanced-36>>. Citado na página 25.

FCC. *911 and E911 Services*. 2021. Federal Communications Commission. Disponível em: <<https://www.fcc.gov/general/9-1-1-and-e9-1-1-services>>. Acesso em: 22 jul 2021. Citado na página 51.

FCC. *Indoor Location Accuracy Timeline and Live Call Data Reporting Template*. 2021. Federal Communications Commission. Disponível em: <<https://www.fcc.gov/public-safety-and-homeland-security/policy-and-licensing-division/911-services/general/location-accuracy-indoor-benchmarks>>. Acesso em: 12 mai 2022. Citado na página 120.

FELLAN, A. et al. "Enabling Communication Technologies for Automated Unmanned Vehicles in Industry 4.0". In: *2018 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 171–176. Citado na página 26.

FENG, R. et al. Comparison of music, unitary ESPRIT, and SAGE algorithms for estimating 3D angles in wireless channels. In: *2017 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 1–6. Citado 3 vezes nas páginas 27, 28 e 55.

FOY, W. H. Position-Location Solutions by Taylor-Series Estimation. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-12, n. 2, p. 187–194, 1976. Citado 3 vezes nas páginas 25, 41 e 59.

FU, Y.; TIAN, Z. Cramer–rao bounds for hybrid toa/doa-based location estimation in sensor networks. *IEEE Signal Processing Letters*, v. 16, n. 8, p. 655–658, 2009. Citado na página 56.

GENG, C.; YUAN, X.; HUANG, H. Exploiting Channel Correlations for NLOS ToA Localization With Multivariate Gaussian Mixture Models. *IEEE Wireless Communications Letters*, v. 9, n. 1, p. 70–73, 2020. Citado na página 28.

GEOK, T. K. et al. Review of Indoor Positioning Radio Wave Technology. *Applied Sciences*, v. 11, n. 1, 2021. ISSN 2076-3417. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2076-3417/11/1/279>>. Citado 4 vezes nas páginas 26, 31, 32 e 33.

GPS.GOV. *GPS Applications*. 2014. National Coordination Office for Space-Based Positioning, Navigation, and Timing. Disponível em: <<https://www.gps.gov/applications/>>. Acesso em: 22 jul 2021. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 49.

GPS.GOV. *Control Segment*. 2021. National Coordination Office for Space-Based Positioning, Navigation, and Timing. Disponível em: <<https://www.gps.gov/systems/gps/control/>>. Acesso em: 22 jul 2021. Citado na página 48.

GPS.GOV. *Space Segment*. 2021. National Coordination Office for Space-Based Positioning, Navigation, and Timing. Disponível em: <<https://www.gps.gov/systems/gps/space>>. Acesso em: 22 jul 2021. Citado 2 vezes nas páginas 48 e 49.

GU, C.; JIANG, L.; TAN, R. LoRa-Based Localization: Opportunities and Challenges. In: *Proceedings of the 2019 International Conference on Embedded Wireless Systems and Networks*. USA: Junction Publishing, 2019. (EWSN '19), p. 413–418. ISBN 9780994988638. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 48.

GUNJAL, M. M.; RAJ, A. B. Improved Direction of Arrival Estimation Using Modified MUSIC Algorithm. In: *2020 5th International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES)*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 249–254. Citado na página 88.

HATA, M. Empirical formula for propagation loss in land mobile radio services. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 29, n. 3, p. 317–325, 1980. Citado na página 33.

HEMADEH, I. A. et al. Millimeter-Wave Communications: Physical Channel Models, Design Considerations, Antenna Constructions, and Link-Budget. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, v. 20, n. 2, p. 870–913, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 82 e 83.

HINCH, S. *Outdoor Navigation with GPS*. Wilderness Press, 2010. (Outdoor Navigation with GPS). ISBN 9780899976501. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=EQNLAQAQBAJ>>. Citado na página 48.

HU, E. et al. Efficient and robust convex relaxation methods for hybrid toa/aoa indoor localization. In: SUN, J. et al. (Ed.). *China Satellite Navigation Conference (CSNC) 2017 Proceedings: Volume II*. Singapore: Springer Singapore, 2017. p. 591–606. ISBN 978-981-10-4591-2. Citado na página 71.

IEEE. IEEE Standard for a Precision Clock Synchronization Protocol for Networked Measurement and Control Systems. *IEEE Std 1588-2008 (Revision of IEEE Std 1588-2002)*, p. 1–269, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 106.

IEEE. Ieee standard for information technology—telecommunications and information exchange between systems local and metropolitan area networks—specific requirements - part 11: Wireless lan medium access control (mac) and physical layer (phy) specifications. *IEEE Std 802.11-2016 (Revision of IEEE Std 802.11-2012)*, p. 1–3534, 2016. Citado na página 38.

IEEE. IEEE Standard for Local and Metropolitan Area Networks—Timing and Synchronization for Time-Sensitive Applications. *IEEE Std 802.1AS-2020 (Revision of IEEE Std 802.1AS-2011)*, p. 1–421, 2020. Citado na página 106.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. *ISO 5725-1:2023 – Accuracy (trueness and precision) of measurement methods and results: Part 1: General principles and definitions*. Switzerland, 2023. 141 p. Citado na página 117.

JEON, K. E. et al. BLE beacons for internet of things applications: Survey, challenges, and opportunities. *IEEE Internet of Things Journal*, v. 5, n. 2, p. 811–828, 2018. Citado na página 46.

- JIA, Y. et al. Motion feature and millimeter wave multi-path aoa-toa based 3d indoor positioning. In: *2018 IEEE 29th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–7. Citado na página [27](#).
- KHAN, M. A. et al. Location Awareness in 5G Networks Using RSS Measurements for Public Safety Applications. *IEEE Access*, v. 5, p. 21753–21762, 2017. Citado na página [34](#).
- KHUMSA, T.; SUTTHISANGIAM, N. A Novel of RTK Survey with TGM2017 Height Determination using IoT Device. In: *2023 14th International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*. [S.l.: s.n.], 2023. p. 359–364. Citado na página [51](#).
- KIM, B. et al. A multi-pronged approach for indoor positioning with wifi, magnetic and cellular signals. In: *2014 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 723–726. Citado na página [35](#).
- KOIVISTO, M. et al. Joint Device Positioning and Clock Synchronization in 5G Ultra-Dense Networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, v. 16, n. 5, p. 2866–2881, 2017. Citado na página [28](#).
- KONINGS, D. et al. Device-free localization systems utilizing wireless rssi: A comparative practical investigation. *IEEE Sensors Journal*, v. 19, n. 7, p. 2747–2757, 2019. Citado na página [43](#).
- KURT, S.; TAVLI, B. Path-Loss Modeling for Wireless Sensor Networks: A review of models and comparative evaluations. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, v. 59, n. 1, p. 18–37, 2017. Citado 2 vezes nas páginas [33](#) e [34](#).
- LATINA, M. A. E.; REYES, A.; ROLLON, E. M. Optimization of RSSI-based Zigbee Indoor Localization System for Determining Distances Between Unknown Nodes. In: *2022 First International Conference on Electrical, Electronics, Information and Communication Technologies (ICEEICT)*. [S.l.: s.n.], 2022. p. 1–6. Citado 2 vezes nas páginas [44](#) e [45](#).
- LI, H.; FAN, Y. Fast Joint TOA and AOA Estimation for Multipath Signals Based on Improved Propagator Method. In: *2022 IEEE 5th Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC)*. [S.l.: s.n.], 2022. v. 5, p. 934–940. Citado na página [27](#).
- LI, J.; CONAN, J.; PIERRE, S. Position Location of Mobile Terminal in Wireless MIMO Communication Systems. *Journal of Communications and Networks*, v. 9, n. 3, p. 254–264, 2007. Citado 3 vezes nas páginas [38](#), [57](#) e [59](#).
- LIU, Q. et al. Simulation and Analysis of Device Positioning in 5G Ultra-Dense Network. In: *2019 15th International Wireless Communications Mobile Computing Conference (IWCMC)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1529–1533. Citado na página [27](#).
- MA, T.; XIAO, Y.; LEI, X. Channel Reconstruction-Aided MUSIC Algorithms for Joint AoA AoD Estimation in MIMO Systems. *IEEE Wireless Communications Letters*, v. 12, n. 2, p. 322–326, 2023. Citado na página [88](#).

- MACHIDON, A. L.; PEJOVIĆ, V. Deep learning for compressive sensing: a ubiquitous systems perspective. *Artificial Intelligence Review*, v. 56, n. 4, p. 3619–3658, Apr 2023. ISSN 1573-7462. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s10462-022-10259-5>>. Citado na página 88.
- MANIKAS, A. *Differential Geometry in Array Processing*. London, UK: Imperial College Press, 2004. ISBN 1-86094-422-1. Citado na página 83.
- MAZHAR, F.; KHAN, M. G.; SÄLLBERG, B. Precise Indoor Positioning Using UWB: A Review of Methods, Algorithms and Implementations. *Wireless Personal Communications*, v. 97, n. 3, p. 4467–4491, Dec 2017. ISSN 1572-834X. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s11277-017-4734-x>>. Citado na página 46.
- MEI, X. et al. RSS Localization Using Multistep Linearization in the Presence of Unknown Path Loss Exponent. *IEEE Sensors Letters*, v. 6, n. 8, p. 1–4, 2022. Citado na página 41.
- MEKKI, K. et al. A comparative study of LPWAN technologies for large-scale IoT deployment. *ICT Express*, v. 5, n. 1, p. 1–7, 2019. ISSN 2405-9595. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405959517302953>>. Citado na página 47.
- MENDOZA-SILVA, G. M.; TORRES-SOSPEDRA, J.; HUERTA, J. A Meta-Review of Indoor Positioning Systems. *Sensors*, v. 19, n. 20, 2019. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1424-8220/19/20/4507>>. Citado 5 vezes nas páginas 31, 42, 44, 46 e 51.
- MENDRZIK, R.; WYMEERSCH, H.; BAUCH, G. Joint localization and mapping through millimeter wave mimo in 5g systems. In: *2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–6. Citado na página 108.
- MENDRZIK, R. et al. Harnessing NLOS Components for Position and Orientation Estimation in 5G Millimeter Wave MIMO. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, v. 18, n. 1, p. 93–107, 2019. Citado na página 97.
- NGUYEN, T. L. N.; SHIN, Y. An efficient rss localization for underwater wireless sensor networks. *Sensors*, v. 19, n. 14, 2019. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1424-8220/19/14/3105>>. Citado na página 57.
- NIMI, T.; SAMUNDISWARY, P. Comparative analysis of ZigBee network with tree and mesh topology for different range of frequencies. In: *2017 2nd International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 560–564. Citado na página 44.
- O'DONOUGHUE, N. A. *Emitter Detection and Geolocation for Electronic Warfare*. [S.l.]: Artech House, 2020. (Artech House electronic warfare library). ISBN 9781630815646. Citado 2 vezes nas páginas 58 e 61.
- OGUNTALA, G. et al. Indoor location identification technologies for real-time iot-based applications: An inclusive survey. *Computer Science Review*, v. 30, p. 55–79, 2018. ISSN 1574-0137. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1574013718301163>>. Citado na página 44.

- PAN, M. et al. Efficient Joint DOA and TOA Estimation for Indoor Positioning With 5G Picocell Base Stations. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, v. 71, p. 1–19, 2022. Citado na página 106.
- PANDEY, A.; PINKY, P.; KUMAR, S. Localization using stochastic gradient descent method in a 5g network. In: *2018 15th IEEE India Council International Conference (INDICON)*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–6. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 51.
- PARK, K.-M. et al. Fine-Resolution Ranging Scheme Based on Signal Strength in Indoor Hallway With Rough-Surface Slab Waveguide. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, v. 70, p. 1–10, 2021. Citado na página 44.
- PERAL-ROSADO, J. A. del et al. Exploitation of 3d city maps for hybrid 5g rtt and gnss positioning simulations. In: *ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 9205–9209. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 37.
- PERAL-ROSADO, J. A. del et al. Survey of Cellular Mobile Radio Localization Methods: From 1G to 5G. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, v. 20, n. 2, p. 1124–1148, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 51.
- PIRAS, M.; CINA, A. Indoor positioning using low cost gps receivers: Tests and statistical analyses. In: *2010 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1–7. Citado na página 48.
- POOSAMANI, N.; RHEE, I. Towards a practical indoor location matching system using 4G LTE PHY layer information. In: *2015 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 284–287. Citado na página 35.
- POULOSE, A. et al. An Accurate Indoor User Position Estimator For Multiple Anchor UWB Localization. In: *2020 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 478–482. Citado na página 45.
- PRADO, A. do; KRUEGER, C. P. Análise da acurácia nos posicionamentos diferenciais aplicando as técnicas dgps e rtk. *Revista Brasileira de Cartografia*, v. 55, n. 1, fev. 2006. Disponível em: <<http://www.seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/43485>>. Citado na página 50.
- QI, C.; WU, L. A hybrid compressed sensing algorithm for sparse channel estimation in MIMO OFDM systems. In: *2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 3488–3491. Citado na página 98.
- QUAN, X. et al. Joint Approximate Maximum Likelihood Localization Algorithm in 5G New Radio Systems. In: *2020 IEEE 31st Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 1–6. Citado na página 106.
- RASTORGUEVA-FOI, E. et al. Beam-based device positioning in mmwave 5g systems under orientation uncertainties. In: *2018 52nd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 3–7. Citado na página 27.
- RATHNAYAKE, R. M. M. R. et al. RSSI and Machine Learning-Based Indoor Localization Systems for Smart Cities. *Eng*, v. 4, n. 2, p. 1468–1494, 2023. ISSN 2673-4117. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2673-4117/4/2/85>>. Citado na página 35.

- REYNA, E. Arias-de; MENGALI, U. A maximum likelihood uwb localization algorithm exploiting knowledge of the service area layout. *Wireless Personal Communications*, v. 69, n. 4, p. 1413–1426, Apr 2013. ISSN 1572-834X. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s11277-012-0642-2>>. Citado na página 57.
- SANGUINETTI, L.; BJÖRNSON, E.; HOYDIS, J. Toward Massive MIMO 2.0: Understanding Spatial Correlation, Interference Suppression, and Pilot Contamination. *IEEE Transactions on Communications*, v. 68, n. 1, p. 232–257, 2020. Citado na página 81.
- SCHMIDT, R. Multiple emitter location and signal parameter estimation. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, v. 34, n. 3, p. 276–280, 1986. Citado 2 vezes nas páginas 55 e 88.
- SHAFIEI, A.; BEHESHTI, M.; YAZDIAN, E. Distributed compressed sensing for despeckling of SAR images. *Digital Signal Processing*, v. 81, p. 138–154, 2018. ISSN 1051-2004. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1051200418305177>>. Citado na página 89.
- SHAHMANSOORI, A. et al. Position and Orientation Estimation Through Millimeter-Wave MIMO in 5G Systems. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, v. 17, n. 3, p. 1822–1835, March 2018. ISSN 1536-1276. Citado 9 vezes nas páginas 27, 28, 29, 31, 85, 88, 89, 91 e 93.
- SHEN, J.; JIN, C.; LIU, D. A survey on the research of indoor rfid positioning system. In: SUN, X. et al. (Ed.). *Cloud Computing and Security*. Cham: Springer International Publishing, 2016. p. 264–274. ISBN 978-3-319-48674-1. Citado na página 46.
- SHI, G.; MING, Y. Survey of indoor positioning systems based on ultra-wideband (uwb) technology. In: ZENG, Q.-A. (Ed.). *Wireless Communications, Networking and Applications*. New Delhi: Springer India, 2016. p. 1269–1278. ISBN 978-81-322-2580-5. Citado na página 45.
- SHI, X. et al. MLE-based localization and performance analysis in probabilistic LOS/NLOS environment. *Neurocomputing*, v. 270, p. 101–109, 2017. ISSN 0925-2312. Distributed Control and Optimization with Resource-Constrained Networked Systems. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231217310810>>. Citado na página 41.
- SHIKUR, B. Y.; WEBER, T. TDOA/AOD/AOA Localization in NLOS Environments. In: *2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 6518–6522. Citado 12 vezes nas páginas 25, 27, 28, 41, 56, 57, 73, 75, 77, 112, 114 e 118.
- SICKLE, J. *"Basic GIS Coordinates - 3rd Edition"*. [S.l.]: CRC Press, 2017. 208 p. Citado na página 69.
- SUN, F. et al. Real-valued DOA estimation with unknown number of sources via reweighted nuclear norm minimization. *Signal Processing*, v. 148, p. 48–55, 2018. ISSN 0165-1684. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165168418300616>>. Citado na página 97.

- SVERTOKA, E. et al. LoRaWAN: Lost for Localization? *IEEE Sensors Journal*, v. 22, n. 23, p. 23307–23319, 2022. Citado na página 47.
- SYSTEMS, G. G. *Top 5 best RTK GNSS Receivers for Land Surveying*. 2022. Global GPS Systems. Disponível em: <<https://globalgpssystems.com/gnss/top-5-best-rtk-gps-receivers-for-land-surveyors/>>. Acesso em: 14/05/2023. Citado na página 51.
- TALVITIE, J. et al. High-accuracy joint position and orientation estimation in sparse 5g mmwave channel. In: *ICC 2019 - 2019 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–7. Citado na página 27.
- TRAA, J. *Least-Squares Intersection of Lines*. [S.l.]: UIUC, 2013. Available for free at <https://silo.tips/download/least-squares-intersection-of-lines>. Citado na página 109.
- USA, D. of D. *Global Positioning System, Standard Positioning Service, Performance Standard - 5th Edition*. Washington, DC: Office of the Department of Defense, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 50.
- VANKAYALAPATI, N.; KAY, S.; DING, Q. TDOA based direct positioning maximum likelihood estimator and the cramer-rao bound. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, v. 50, n. 3, p. 1616–1635, 2014. Citado na página 37.
- VUCKOVIC, K.; RAHANVARD, N. Localization Techniques in Multiple-Input Multiple-Output Communication: Fundamental Principles, Challenges, and Opportunities. In: KISHK, A. A.; CHEN, X. (Ed.). *MIMO Communications*. Rijeka: IntechOpen, 2023. cap. 15. Disponível em: <<https://doi.org/10.5772/intechopen.112037>>. Citado na página 89.
- WEI, X.; PALLEIT, N.; WEBER, T. “AOD/AOA/TOA-based 3D positioning in NLOS multipath environments”. In: *2011 IEEE 22nd International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 1289–1293. Citado 10 vezes nas páginas 28, 56, 57, 72, 75, 76, 77, 112, 114 e 118.
- WEN, F. et al. A Survey on 5G Massive MIMO Localization. *Digital Signal Processing*, v. 94, p. 21 – 28, 2019. ISSN 1051-2004. Special Issue on Source Localization in Massive MIMO. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1051200419300569>>. Citado na página 27.
- WYMEERSCH, H. A Simple Method for 5G Positioning and Synchronization without Line-of-Sight. *arXiv preprint arXiv:1812.05417*, 2018. Citado 13 vezes nas páginas 10, 25, 27, 38, 56, 74, 75, 77, 108, 110, 114, 115 e 118.
- XIAO, J. et al. A survey on wireless indoor localization from the device perspective. *ACM Comput. Surv.*, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, v. 49, n. 2, jun. 2016. ISSN 0360-0300. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/2933232>>. Citado na página 45.
- YAN, D. et al. Research on positioning system based on Zigbee communication. In: *2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 1027–1030. Citado na página 44.

- YANG, Y. et al. Cooperative Indoor Localization System Based UWB and Random Forest Algorithm In Complicated Underground NLOS Scenario. In: *2022 9th International Conference on Digital Home (ICDH)*. [S.l.: s.n.], 2022. p. 271–276. Citado na página 28.
- YASSIN, A. et al. Recent advances in indoor localization: A survey on theoretical approaches and applications. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, v. 19, n. 2, p. 1327–1346, 2017. Citado na página 31.
- YIMEI, K.; JIAWEI, W. A high-precision TOA-based positioning algorithm without the restriction of strict time synchronization for wireless systems. In: *2016 IEEE 13th International Conference on Signal Processing (ICSP)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1666–1670. Citado na página 36.
- YU, K.; GUO, Y. J. Statistical NLOS Identification Based on AOA, TOA, and Signal Strength. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 58, n. 1, p. 274–286, 2009. Citado na página 106.
- YUDANTO, R. et al. Ultra-Wideband Localization: Advancements in Device and System Calibration for Enhanced Accuracy and Flexibility. *IEEE Journal of Indoor and Seamless Positioning and Navigation*, v. 1, p. 242–253, 2023. Citado na página 41.
- ZEKAVAT, R.; BUEHRER, R. M. *Handbook of Position Location: Theory, Practice, and Advances*. [S.l.]: Wiley-IEEE Press, 2019. Citado 3 vezes nas páginas 37, 39 e 56.
- ZHANG, X. et al. Direction of departure (dod) and direction of arrival (doa) estimation in mimo radar with reduced-dimension music. *IEEE Communications Letters*, v. 14, n. 12, p. 1161–1163, 2010. Citado na página 88.
- ZHOU, B.; LIU, A.; LAU, V. Successive Localization and Beamforming in 5G mmWave MIMO Communication Systems. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 67, n. 6, p. 1620–1635, 2019. Citado 4 vezes nas páginas 28, 31, 85 e 86.
- ZHOU, L.; ZHAO, Y. jun; CUI, H. High resolution wideband DOA estimation based on modified MUSIC algorithm. In: *2008 International Conference on Information and Automation*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 20–22. Citado na página 88.
- ZHOU, Y. et al. Exploiting Spatial–Temporal Joint Sparsity for Underwater Acoustic Multiple-Input–Multiple-Output Communications. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, v. 46, n. 1, p. 352–369, 2021. Citado na página 98.
- ZOU, Y.; LIU, H. A Simple and Efficient Iterative Method for Toa Localization. In: *ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 4881–4884. Citado 3 vezes nas páginas 36, 59 e 62.

Apêndices

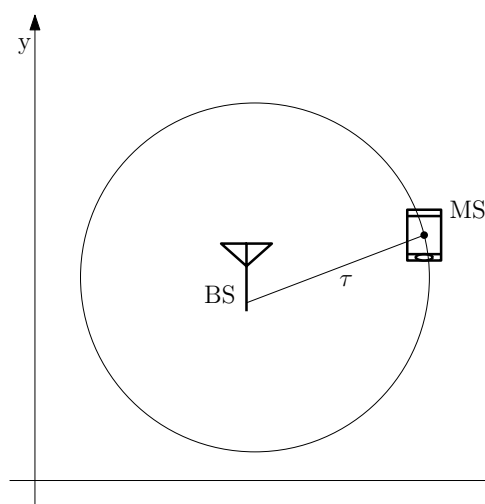
APÊNDICE A – Métodos de Localização para Condição de LoS Utilizando várias BSs

Serão apresentados a seguir dois métodos para a condição de LoS que usam mais de uma BS para estimar a localização do UE. O primeiro método usa a equação geral da circunferência, enquanto o segundo é uma modificação do método apresentado na [subseção 5.3.1](#).

A.1 Método de Localização a partir de ToA e Equação Geral da Circunferência

A distância entre um UE e uma BS pode ser vista como o raio de uma circunferência, como ilustra a [Figura A.1](#). Assim, propõe-se um método que usa a Equação Geral da Circunferência (EGC) para elaborar um sistema linear de equações que pode ser resolvido com baixo custo computacional para estimar as coordenadas do UE em um ambiente sob condição de LoS utilizando no mínimo três BSs.

Figura A.1 – Ilustração do cenário de localização com ToA.



Fonte: Autoria própria.

Considera-se uma rede com Q BSs de coordenadas conhecidas, $\mathbf{b}_q = (b_{q,x}, b_{q,y})^T$, em que q é o índice que representa a BS, e um UE em posição desconhecida, $\mathbf{m} = (m_x, m_y)^T$. Considera-se ainda que há um conjunto de Q estimativas para ToA, $\boldsymbol{\tau} = (\tau_1, \dots, \tau_Q)$, um para cada BS. O ToA pode ser convertido em distância da seguinte maneira: $d = \tau_q c$, em que c é a velocidade da luz.

Pode-se notar, ao analisar a [Figura A.1](#), que τc é o raio de uma circunferência. Conforme descrição encontrada em ([BURDEN; FAIRES, 2011](#)), a equação geral de uma circunferência, para cada BS, é dada por:

$$(x - u_q)^2 + (y - w_q)^2 = d_q^2. \quad (\text{A.1})$$

As variáveis em ([A.1](#)) se relacionam com as posições do UE e da BS da seguinte maneira: $x = m_x$, $y = m_y$, $u_q = b_{q,x}$ e $w_q = b_{q,y}$. Para melhor compreensão do desenvolvimento das formulações seguintes, mantém-se a notação utilizada em ([A.1](#)). Desenvolvendo ([A.1](#)) para determinar x e y obtém-se, para cada BS:

$$x^2 - 2xu_q + y^2 - 2yw_q = d_q^2 - u_q^2 - w_q^2. \quad (\text{A.2})$$

Nota-se que ([A.2](#)) é uma equação de grau 2. Para que o sistema de equações seja de grau 1, realiza-se a combinação de ([A.2](#)) para duas BSs. Portanto, para cada duas BS obtém-se o seguinte sistema de grau 2:

$$\begin{cases} x^2 - 2xu_1 + y^2 - 2yw_1 = d_1^2 - u_1^2 - w_1^2 \\ x^2 - 2xu_2 + y^2 - 2yw_2 = d_2^2 - u_2^2 - w_2^2 \end{cases}. \quad (\text{A.3})$$

De ([A.3](#)) obtém-se apenas uma equação de grau 1:

$$x(2u_2 - 2u_1) + y(2w_2 - 2w_1) = d_1^2 - u_1^2 - w_1^2 - d_2^2 + u_2^2 + w_2^2. \quad (\text{A.4})$$

Portanto, são necessárias duas BSs para formar uma equação de grau 1. A partir de ([A.4](#)), sabe-se que u , w e d são valores conhecidos, resta determinar x e y , que podem ser encontrados resolvendo a equação linear, que agora está no formato $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$, em que $\mathbf{A}_{1,1} = (-2u_1 + 2u_2)$; $\mathbf{A}_{1,2} = (-2w_1 + 2w_2)$ e $\mathbf{b}_1 = d_1^2 - u_1^2 - w_1^2 - d_2^2 + u_2^2 + w_2^2$.

À medida que se adiciona mais BSs, a quantidade de equações de grau 1 aumenta da seguinte maneira:

$$N_L = \frac{L!}{2!(L-2)!}, \quad (\text{A.5})$$

em que L é a quantidade de equações de grau 2 e N_L é a quantidade de equações de grau 1.

Por fim é obtido um sistema linear de grau 1, como segue:

$$\begin{bmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} \\ \vdots & \vdots \\ A_{N_L,1} & A_{N_L,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_{N_L} \end{bmatrix}. \quad (\text{A.6})$$

O sistema pode ser resolvido a partir de:

$$\widehat{\mathbf{m}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b}, \quad (\text{A.7})$$

em que $\widehat{\mathbf{m}}$ é a posição estimada do UE. Este método pode ser estendido para o espaço 3D, acrescentado uma incógnita em ([A.1](#)) e reformulando as demais equações.

A.2 Método de Localização a partir da Combinação Entre ToA e AoD

Este método foi apresentado na [subseção 5.3.1](#), onde foram apresentadas formulações para obter a posição estimada do UE $\widehat{\mathbf{m}}$, a partir de uma única BS. Ao aplicar o método para cada BS disponível na rede, obtém-se um conjunto de estimativas do UE, $\mathbf{M} = (\widehat{\mathbf{m}}_1, \dots, \widehat{\mathbf{m}}_Q)$. A partir de \mathbf{M} pode-se determinar um único valor para $\widehat{\mathbf{m}}$ de duas maneiras. A primeira é calcular a média aritmética entre os elementos de \mathbf{M} , da seguinte maneira:

$$\widehat{\mathbf{m}} = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \widehat{\mathbf{m}}_q. \quad (\text{A.8})$$

A localização do UE ainda pode ser obtida com média ponderada, em que os pesos são as medidas de distância a partir de ToA, isto é, $d_q = \tau_q c$. Para favorecer as menores distância calcula-se $w_q = \frac{1}{d_q}$ e então determina-se $\widehat{\mathbf{m}}$ a partir de:

$$\widehat{\mathbf{m}} = \frac{\sum_{q=1}^Q w_q \widehat{\mathbf{m}}_q}{\sum_{q=1}^Q w_q}. \quad (\text{A.9})$$

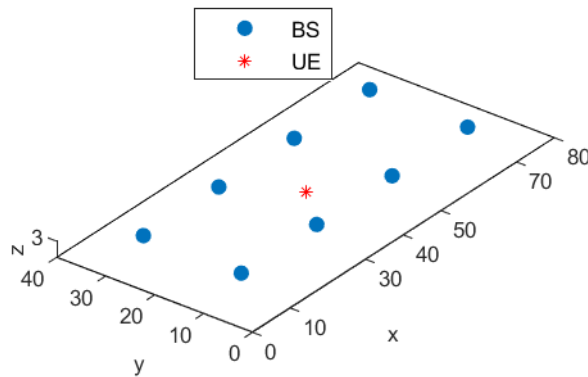
A.3 Resultados e Discussões

A simulação foi configurada para representar um ambiente interno de escritório, conforme definido pela 3GPP sob a sigla InO ([3GPP, 2022](#)). Este ambiente é descrito como sendo amplo e com alta densidade de BSs, posicionadas a uma distância de 20 metros entre si. Conforme ilustrado na [Figura A.2](#), o ambiente simulado tem dimensões de 80 x 40 x 3 metros, com as BSs dispostas a partir do ponto $(10, 10, 3)^T$ em duas fileiras, cada uma contendo 4 BSs. As BSs estão espaçadas por 20 metros e mantêm uma altura de 3 metros. O UE foi posicionado no centro do ambiente, especificamente na posição $(40, 20, 1)^T$.

Os parâmetros ToA e AoD foram extraídos utilizando o método DCS-SOMP Adaptativo com *beamforming*, conforme descrito na [subseção 4.2.2](#). Para os experimentos, cada BS e o UE foram equipados com um arranjo URA de 64 antenas. Além disso, a frequência da portadora foi definida em 28 GHz, com um total de 10 subportadoras.

As abordagens desta tese para condição de LoS incluem a Proposta – ECG, descrita na [seção A.1](#); a Proposta – ToA + AoD com Média Simples, obtida a partir de [\(A.8\)](#); e a Proposta – ToA + AoD com Média Ponderada, obtida a partir de [\(A.9\)](#). Essas propostas foram avaliadas em comparação com os métodos de Taylor e IMTL, explicados na [subseção 3.3.1](#), utilizando o RMSE como métrica de desempenho, calculado conforme [\(3.13\)](#).

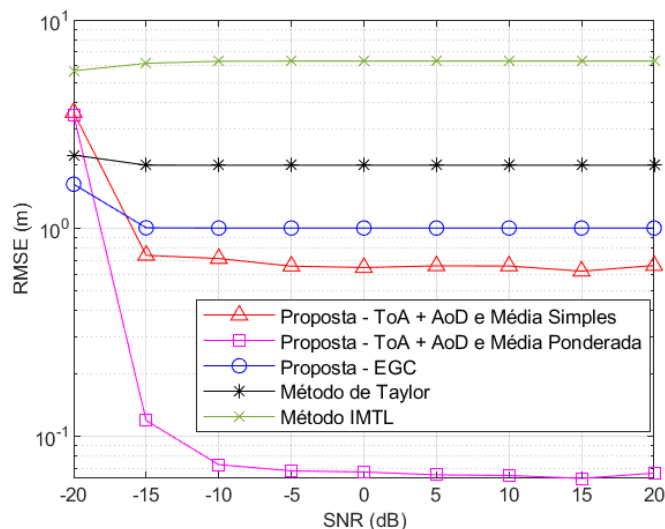
Figura A.2 – Ambiente de simulação dos métodos para condição de LoS.



Fonte: Autoria própria.

O desempenho dos métodos foi avaliado em função da variação da SNR. A Figura A.3 ilustra o RMSE obtido em 100 execuções para cada nível de SNR, mantendo o número de caminhos fixo em cinco. Para os métodos IMTL e Taylor, foi estabelecida uma tolerância de 0,001 nas iterações. Foi observado que os métodos que utilizam ToA e AoD apresentam desempenho superior, especialmente quando a SNR é igual ou inferior a -15 dB. Isso destaca que um método simples e não iterativo, que incorpora o parâmetro AoD, pode superar métodos iterativos em termos de eficácia.

Figura A.3 – RMSE dos métodos para condição de LoS em relação à variação da SNR. Quantidade de caminhos fixos em cinco ($L = 5$).

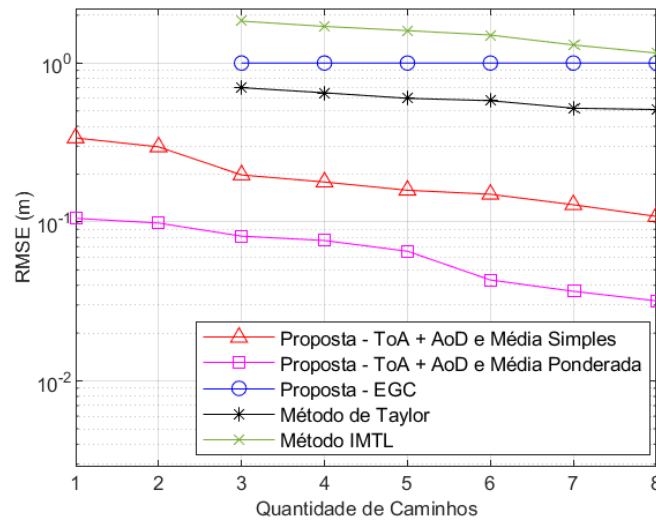


Fonte: Autoria própria.

Para examinar como o número de BSs influencia o desempenho dos métodos de localização, a quantidade de BSs foi variada de 1 a 8 (sendo um caminho LoS por BS), mantendo a SNR fixa em 0 dB. Os resultados estão apresentados na Figura A.4. Os

resultados estão apresentados na [Figura A.4](#). Observou-se que as propostas utilizando ToA e AoD superam as demais, não só por apresentarem um RMSE mais baixo, mas também pela menor quantidade de caminhos necessários para localizar o UE. Com apenas uma BS, já é possível realizar a localização eficazmente, enquanto os outros métodos iterativos requerem no mínimo 3 caminhos.

Figura A.4 – RMSE dos métodos para condição de LoS em relação à variação da quantidade de caminhos. SNR fixa em 0 dB.



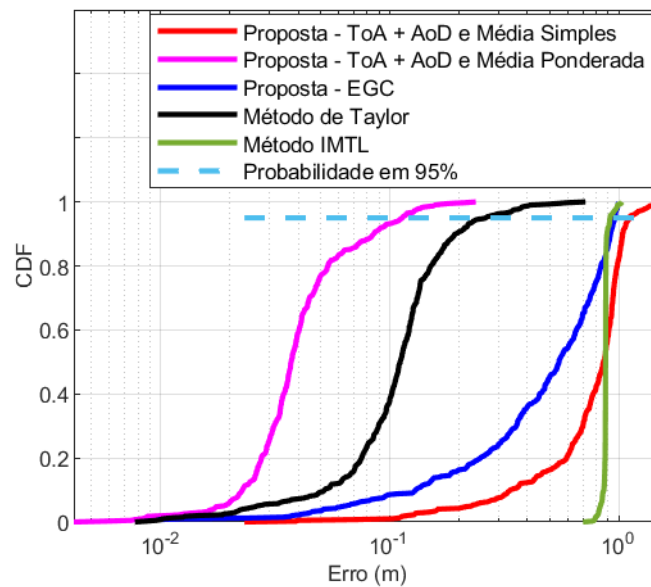
Fonte: Autoria própria.

A probabilidade de localização dos métodos é ilustrada na [Figura A.5](#), que exibe a Função de Distribuição Cumulativa (CDF) para os métodos utilizando 7 caminhos com a SNR fixada em -10 dB. Nessa configuração, destaca-se que o método que combina ToA e AoD com média ponderada apresenta o melhor desempenho. Por outro lado, embora o método de Taylor tenha mostrado melhorias, o desempenho ainda é superado pelo método com média ponderada.

Para concluir a comparação entre os métodos na condição de LoS, a [Tabela A.1](#) apresenta o RMSE, a probabilidade de localização para 95% dos casos e o tempo de execução para cada método. Essa tabela foi elaborada utilizando os mesmos dados que geraram a CDF. Destaca-se que todos os métodos alcançaram um RMSE abaixo de 1 m, porém a proposta que utiliza ToA e AoD com média ponderada destaca-se com o melhor desempenho. Observa-se também que, embora o método iterativo de Taylor apresente um erro baixo, ele requer um tempo de execução significativamente maior.

Dentre os métodos avaliados sob condições de LoS, o método híbrido (ToA + AoD) proposto nesta tese destacou-se em termos de acurácia e eficiência no tempo de execução comparado aos demais. Entre as opções para calcular a média de localização do UE empregadas no método híbrido, a média ponderada provou ser a mais eficaz,

Figura A.5 – CDF do métodos com a quantidade de caminhos fixados em sete e SNR fixada em -10 dB.



Fonte: Autoria própria.

Tabela A.1 – Dados numéricos para os métodos sob condição de LoS.

Método	RMSE (m)	Probabilidade para 95% (m)	Tempo de execução (s)
Proposta – ToA+AoD, Média Simples	0,78	1,10	0,04
Proposta – ToA+AoD, Média Ponderada	0,04	0,11	0,04
Proposta – EGC	0,54	0,96	0,29
Método de Taylor	0,12	0,26	2,00
Método IMTL	0,87	0,91	0,31

Fonte: Autoria própria.

resultando no menor erro em todas as situações testadas. Adicionalmente, ambas as propostas utilizando ToA e AoD oferecem um tempo de execução extremamente baixo e conseguem realizar a localização com apenas uma BS. Além disso, o método que utiliza a equação geral da circunferência também se mostra uma alternativa viável para localização do UE quando apenas ToA está disponível, ampliando as possibilidades de aplicação dos métodos desenvolvidos nesta pesquisa.