



UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Adriano Eustáquio Santos

**Algoritmo adaptativo para melhoria de desempenho do arranjo de  
antenas inteligentes 5G**

Manaus

2021

Adriano Eustáquio Santos

**Algoritmo adaptativo para melhoria de desempenho do arranjo de antenas inteligentes 5G**

**Versão Original**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Amazonas, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica na área de concentração de Sistemas de Controle e Automação Modernos.

Orientador: Prof. Dr. Celso Barbosa Carvalho

Manaus

2021

## Ficha Catalográfica

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

S237a Santos, Adriano Eustáquio  
Algoritmo adaptativo para melhoria de desempenho do arranjo de antenas inteligentes 5G / Adriano Eustáquio Santos . 2021  
102 f.: il. color; 31 cm.

Orientador: Celso Barbosa Carvalho  
Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal do Amazonas.

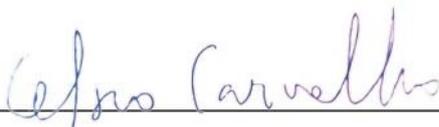
1. Arranjo de antenas inteligentes 5G. 2. Feixe adaptativo. 3. Iterações. 4. Erro quadrático médio. 5. Convergência. I. Carvalho, Celso Barbosa. II. Universidade Federal do Amazonas III. Título

# **Algoritmo adaptativo para melhoria de desempenho do arranjo de antenas inteligentes 5G**

Adriano Eustáquio Santos

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Amazonas, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica na área de concentração de Sistemas de Controle e Automação Modernos.

Aprovada por:



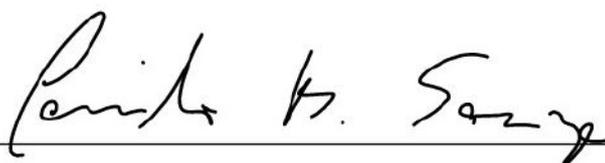
---

Prof. Dr. Celso Barbosa Carvalho  
Orientador (CETELI/UFAM)



---

Prof. Dr. Edjair de Souza Mota  
Membro (ICOMP/UFAM)



---

Dr. Camilo Batista de Souza  
Membro (SIDIA)

Manaus  
2021

*À minha família.*

# AGRADECIMENTOS

À minha mãe, Maria, por me apoiar sempre e me confortar em meus fracassos. Ao meu pai, José (*in memoriam*), por criar em mim uma base forte de valores morais. À minha irmã, Aline, por me fazer ver o lado bom da vida sempre que preciso de ânimo. À minha madrinha, Balduina, e ao seu marido, Douglas, por me mostrarem o mundo da forma como ele realmente é e me prepararem para ele. À minha esposa, Yasmin, pelo amor, carinho e compreensão diários.

Ao Prof. Dr. Celso Barbosa Carvalho, meu orientador, pela amizade, confiança, incentivo, críticas, revisões e sugestões durante a elaboração desta dissertação.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Amazonas, pela oportunidade.

Ao meu primo Leandro Santos, por revisar meus trechos em minha língua nativa.

Ao amigo José Luís Cardassi, pelas várias discussões técnicas.

Ao amigo Robert Nunes, pelo suporte com o MatLab sempre que precisei.

Ao amigo Rogério Ramos, pelo suporte com o TeXstudio.

À secretária Ana Marcilene, por mover montanhas para me ajudar sempre que precisei de ajuda em relação a documentos, matrículas, resolução de dúvidas e ajuda com processos, fazendo tudo com eficiência, rapidez e profissionalismo exemplar.

As instituições que apoiaram esta pesquisa, especificamente pelo financiamento da Samsung Eletrônica da Amazônia Ltda, conforme previsto no Art. 48 do decreto no 6.008/2006, nos termos da Lei Federal no 8.387/1991, através de convênio No 004, firmado com o CETELI/UFAM.

*“When you let me take I’m grateful. When you let me give I’m blessed.”*

*(Leonard Nimoy)*

# RESUMO

O algoritmo LMS (*Least Mean Squares*) calcula recursivamente os pesos de um arranjo de antenas inteligentes. Em sua forma convencional, o LMS inicializa seu vetor de pesos com valor zero, realiza sua execução com o número de iterações configuradas e, após estas iterações, gera uma função de fator de arranjo de cobertura para os ângulos do usuário e interferência. Após isto, o algoritmo usa os valores dos pesos da última iteração da execução anterior, como pesos iniciais para a primeira iteração da execução atual, a fim de gerar os novos ângulos devido ao deslocamento do usuário. Teoricamente, quanto maior o número de iterações, mais tempo o algoritmo precisará para zerar ou convergir para o menor valor possível de erro médio quadrático mínimo (*Minimum Mean Square Error* - MMSE) entre a saída do algoritmo e o sinal de referência. Porém, essa premissa não ocorre de fato na prática após uma ou um conjunto de muitas iterações. De acordo com padrões de qualidade da comunicação fornecidos pela rede, sabe-se qual é o MMSE aceitável para que a comunicação entre usuário e rede ocorra, mesmo durante o deslocamento do usuário. Este trabalho de dissertação de mestrado propõe o algoritmo F-LMS (*Fast - LMS*), uma modificação do algoritmo LMS que encerra suas iterações no momento em que o valor de MMSE desejado é alcançado. Ao se parar as iterações no momento do MMSE, o valor do erro usado para o ajuste dos pesos será o menor possível dentro das requisições de qualidade da rede, até a iteração do momento, fazendo com que a saída e a cobertura do F-LMS apresentem precisão superior em relação aos demais algoritmos. Devido ao deslocamento do usuário, o F-LMS adapta seu feixe de cobertura de acordo com as novas posições angulares e, através do critério de relação entre magnitude do sinal de cobertura no ângulo do usuário desejado e magnitude do sinal de cobertura no ângulo da interferência, decide se reduz ou aumenta o número de antenas em operação no arranjo com o objetivo de economizar tempo de processamento e diminuir a quantidade de operações matemáticas do algoritmo. Os resultados foram obtidos por meio de simulações na ferramenta computacional MATLAB. Os resultados obtidos a partir da utilização da proposta F-LMS foram comparados com os resultados obtidos a partir da utilização dos algoritmos LMS, L-LMS (*Leaky - LMS*) e VSS-LMS (*Variable Step Size - LMS*). O F-LMS mostrou-se mais rápido, mais preciso e com menor número de operações matemáticas do que os algoritmos LMS, L-LMS e VSS-LMS.

**Palavras-chave:** Arranjo de antenas inteligentes 5G, Feixe adaptativo, LMS, L-LMS, VSS-LMS, Erro quadrático médio, Iterações, Convergência, Número de operações matemáticas.

# ABSTRACT

The LMS (Least Mean Squares) algorithm recursively calculates the weights of an array of smart antennas. In its conventional form, the LMS initializes its weight vector with zero values, performs its execution with the number of configured iterations and, after these iterations, generates a coverage array factor function for user and interference angles. After that, the algorithm uses the weight values from the last iteration of the previous run, as initial weights for the first iteration of the current run, in order to generate the new angles due to the displacement of the user. Theoretically, the greater the number of iterations, the longer the algorithm will need to converge to zero or to the smallest possible minimum mean square error (MMSE) between the output of the algorithm and the reference signal. However, this premise does not actually occur in practice after one or a set of many iterations. According to communication quality standards provided by the network, it is known what is the acceptable MMSE for communication between user and network to occur, even during the displacement of the user. This master's dissertation work proposes the F-LMS algorithm (Fast - LMS), a modification of the LMS algorithm that ends its iterations at the moment the desired MMSE value is reached. When stopping the iterations at the time of the MMSE, the error value used to adjust the weights will be the smallest possible within the requests for network quality, up to the moment iteration, causing the output and coverage of the F-LMS have superior precision in relation to other algorithms. Due to the displacement of the user, the F-LMS adapts its coverage beam according to the new angular positions and, through the criterion of relationship between the magnitude of the coverage signal at the desired user angle and magnitude of the coverage signal at the interference angle, decide whether to reduce or increase the number of operating antennas in the array in order to save time processing and decrease the number of mathematical operations of the algorithm. The results were obtained through simulations in the MATLAB computational tool. The results obtained from the use of the F-LMS proposal were compared with the results obtained from the use of LMS, L-LMS (Leaky - LMS) and VSS-LMS (Variable Step Size - LMS) algorithms. The F-LMS proved to be faster, more accurate and with a smaller number of mathematical operations than the LMS, L-LMS and VSS-LMS algorithms.

**Keywords:** 5G Smart antenna array, Beamforming, LMS, L-LMS, VSS-LMS, Mean square error, Iterations, Convergence, Number of mathematical operations.

# LISTA DE ILUSTRAÇÕES

1	Torre de transmissão com vários arranjos de $N$ antenas espaçadas uniformemente de forma linear. Os arranjos estão instalados de forma vertical. Fonte: (GUNN, 2015). . . . .	21
2	Convergência para o valor mínimo de um algoritmo baseado em gradiente descendente. Fonte: (MONZINGO; MILLER, 2004). . . . .	23
3	Efeitos da convergência otimizada do LMS. . . . .	25
4	Exemplo de um sinal L-LMS antes de passar pelo processo de vazamento. . . .	26
5	Exemplo de um sinal L-LMS após passar pelo processo de vazamento. . . . .	27
6	Valores da parcela de convergência $(a\mu + ge(k)^2)$ do VSS-LMS. . . . .	28
7	Exemplo de movimento aleatório de partículas suspensas em um meio. . . . .	34
8	Exemplo de movimento browniano do algoritmo LMS. . . . .	35
9	Exemplo de MMSE relacionado ao movimento browniano do LMS. . . . .	36
10	Exemplo de movimento browniano do algoritmo F-LMS. . . . .	37
11	Exemplo de MMSE relacionado ao movimento browniano do F-LMS. . . . .	38
12	Fluxograma particionado por diferentes cores representando o LMS em amarelo, L-LMS em verde, VSS-LMS em azul e F-LMS em rosa. Em cinza estão os blocos comuns à todos os algoritmos. . . . .	39
13	Efeito decremento ou incremento do número de antenas operantes de um arranjo linear para as mesmas posições angulares do usuário desejado ( $-25^\circ$ ) e da interferência ( $-45^\circ$ ). . . . .	42
14	Diferença de proporção do peso no valor final de $ AF $ . . . . .	43
15	Simulação de cobertura com feixes adaptativos para o usuário incidente no ângulo $-40^\circ$ e interferência incidente no ângulo $-60^\circ$ , para $N = 4, 6, 8, \text{ e } 10$ . . . .	48
16	Operações matemáticas dos algoritmos. . . . .	50
17	Tempo de execução dos algoritmos. . . . .	56
18	Aprendizado dos algoritmos. . . . .	59

19	MMSE dos algoritmos. . . . .	62
20	Fatores de arranjo dos algoritmos. . . . .	65
21	Side Lobe Level dos algoritmos. . . . .	66
22	Relação $D/I$ dos algoritmos. . . . .	68
23	Deslocamento do usuário desejado e da interferência, para $N = 4, 6, 8,$ e $10$ . . . . .	72
24	Operações matemáticas dos algoritmos ao final do deslocamento. . . . .	75
25	Tempo de execução dos algoritmos ao final do deslocamento. . . . .	80
26	Número de iterações realizadas ao final do deslocamento. . . . .	82
27	Número de antenas acionadas em cada posição angular do deslocamento. . . . .	84
28	MMSE dos algoritmos em cada posição angular do deslocamento. . . . .	87
29	Relação $D/I$ dos algoritmos em cada posição angular do deslocamento. . . . .	89
30	Consumo energético médio do arranjo de antenas lineares ao final do deslocamento. . . . .	91

## LISTA DE TABELAS

1	Tabela de referências . . . . .	32
2	Parâmetros dos experimentos. . . . .	49
3	Quantidade de operações matemáticas dos algoritmos. . . . .	51
4	Número de operações matemáticas dos algoritmos. . . . .	52
5	Redução da quantidade de operações matemáticas do F-LMS em relação ao LMS [%]. . . . .	53
6	Redução da quantidade de operações matemáticas do F-LMS em relação ao L-LMS [%]. . . . .	54
7	Redução da quantidade de operações matemáticas do F-LMS em relação ao VSS-LMS [%]. . . . .	55
8	Tempo dos algoritmos [ms]. . . . .	57
9	Economia no tempo de processamento do F-LMS [%]. . . . .	58
10	Número de iterações dos algoritmos [k]. . . . .	60
11	Redução nas iterações do F-LMS [%]. . . . .	60
12	MMSE dos algoritmo [dB]. . . . .	63
13	Diferença do MMSE do F-LMS [dB]. . . . .	63
14	Side Lobe Level dos algoritmos [dB]. . . . .	67
15	Diferença do side lobe level do F-LMS [dB]. . . . .	67
16	Relação $D/I$ dos algoritmos [dB]. . . . .	69
17	Diferença da Relação $D/I$ do F-LMS [dB]. . . . .	69
18	Parâmetros do sistema. . . . .	73
19	Parâmetros de configuração do arranjo de antenas. . . . .	73
20	Número total de operações matemáticas dos algoritmos. . . . .	76
21	Redução total da quantidade de operações matemáticas do F-LMS em relação ao LMS [%]. . . . .	77

22	Redução total da quantidade de operações matemáticas do F-LMS em relação ao L-LMS [%]. . . . .	78
23	Redução total da quantidade de operações matemáticas do F-LMS em relação ao VSS-LMS [%]. . . . .	79
24	Tempo de execução dos algoritmos ao final do deslocamento [ms]. . . . .	81
25	Economia no tempo de processamento do F-LMS [%]. . . . .	81
26	Redução do número de antenas operantes para os arranjos com 4 antenas [%]. .	85
27	Redução do número de antenas operantes para os arranjos com 6 antenas [%]. .	85
28	Redução do número de antenas operantes para os arranjos com 8 antenas [%]. .	85
29	Redução do número de antenas operantes para os arranjos com 10 antenas [%].	86
30	Proporção das execuções em que o F-LMS possui MMSE menor que os demais algoritmos [%]. . . . .	88
31	Proporção das execuções em que o F-LMS possui a Relação $D/I$ maior que os demais algoritmos [%]. . . . .	90
32	Consumo energético médio ao final do deslocamento [ $W/h$ ]. . . . .	92
33	Economia do consumo energético médio [%]. . . . .	92

# LISTA DE ALGORITMOS

1	Algoritmo F-LMS . . . . .	45
---	---------------------------	----

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

2G	Segunda geração de comunicações móveis
3G	Terceira geração de comunicações móveis
4G	Quarta geração de comunicações móveis
5G	Quinta geração de comunicações móveis
6G	Sexta geração de comunicações móveis
AF	Array Factor
CA	Carrier Aggregation
CGM	Conjugate Gradient Method
CMA	Constant Modulus Algorithm
CMM-RBF	Complex Multiple-input Multiple-output Radial Basis
D/I	Relação da magnitude de $AF$ em $\theta_u$ pela magnitude de $AF$ em $\theta_i$
F-LMS	Fast - LMS
Fr-LMS	Fractional - LMS
GA	Genetic Algorithm
GFDMA	Generalised Frequency Division Multiple Access
GWO	Grey Wolf Optimization
IoT	Internet of Things
L-LMS	Leaky - LMS
LCMV	Linearly Constrained Minimum Variance
LMS	Least Mean Squares
MIMO	Multiple-input and multiple-output
MMSE	Minimum MSE
MSE	Mean Square Error
MVDR	Minimum Variance Distortionless Response

N-LMS	Normalized LMS
PSO	Particle Swarm Optimization
RLS	Recursive Least Squares
RWP	Random Way Point
SiVSS-LMS	Signal VSS-LMS
SLL	Side Lobe Level
SMI	Sample Matrix Inversion
VSS-LMS	Variable Step Size - LMS

## LISTA DE SÍMBOLOS

$a$	Primeira constante de aceleração de convergência
$AVa_{max}$	Autovalor máximo
$b$	Fator de vazamento
$d(k)$	Sinal de referência na amostra $k$
$e^*$	Complexo conjugado de $e$
$e(k)$	Erro quadrático médio de cada iteração $k$
$g$	Segunda constante de aceleração de convergência
$k$	Iteração atual
$k_{total}$	Total de iterações
$N$	Número de elementos do arranjo
$\vec{R}_{xx}$	Matriz de autocorrelação do sinal de entrada
$\vec{x}(k)$	Sinal de entrada
$y$	Saída do sistema
$\vec{w}_{opt}$	Pesos ótimos
$\lambda$	Comprimento de onda
$\pi$	Constante igual a 3,1415...
$\sigma^2$	Variância do ruído
$\theta_i$	Ângulo da interferência
$\theta_u$	Ângulo do usuário
$s$	Espaçamento entre antenas
$\mu$	Tamanho do passo de convergência
$\mu_{opt}$	Tamanho ótimo do passo de convergência
$z$	Constante de propagação

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>18</b>
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E TRABALHOS RELACIONADOS</b>	<b>21</b>
2.1	Fundamentação teórica . . . . .	21
2.1.1	Definição da equação da onda eletromagnética . . . . .	21
2.1.2	Least Mean Squares - LMS . . . . .	23
2.1.3	Leaky - Least Mean Squares - L-LMS . . . . .	26
2.1.4	Variable Step Size - Least Mean Squares - VSS-LMS . . . . .	28
2.2	Trabalhos relacionados . . . . .	29
2.2.1	Tabela de referências . . . . .	31
2.2.2	Considerações e contribuições deste trabalho . . . . .	33
<b>3</b>	<b>FAST - LEAST MEAN SQUARES - F-LMS</b>	<b>34</b>
3.1	Fast - Least Mean Squares - F-LMS . . . . .	34
3.1.1	Fluxograma comparativo entre LMS, L-LMS, VSS-LMS e F-LMS . . . . .	38
3.2	Geração da cobertura da posição angular atual e adaptação do feixe . . . . .	40
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E AVALIAÇÃO DE EFICIÊNCIA</b>	<b>46</b>
4.1	Resultados obtidos para a geração da cobertura no momento em que o usuário entra na área coberta pela rede . . . . .	46
4.2	Resultados obtidos durante a mobilidade do usuário e a análise de eficiência dos algoritmos durante a adaptação das posições angulares do usuário desejado e da interferência . . . . .	70
<b>5</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS</b>	<b>94</b>
5.1	Conclusões . . . . .	94

5.2	Trabalhos futuros . . . . .	95
5.2.1	Mecanismo de ajuste inteligente de pesos para adaptação de $N$ por demanda do usuário . . . . .	95
5.2.2	Análise de cobertura para outras arquiteturas de arranjo de antenas . . .	95
5.2.3	Ferramenta computacional para escolha do algoritmo otimizado de acordo com as posições angulares do erro e da interferência . . . . .	96
5.2.4	Análise do consumo energético . . . . .	96
5.2.5	Análise de aplicações em IoT e 6G . . . . .	96
<b>REFERÊNCIAS</b>		<b>97</b>
<b>APÊNDICE A</b>		<b>101</b>
<b>APÊNDICE B</b>		<b>102</b>

# 1 INTRODUÇÃO

A quinta geração de redes de comunicações móveis (5G), que usa, entre outras técnicas de acesso (VAEZI; DING; POOR, 2019), o Acesso Múltiplo por Divisão de Frequências Generalizadas (do inglês, *Generalised Frequency Division Multiple Access - GFDM*) (TELECO, 2015) e possui o raio médio máximo de 1 Km, permite o aumento dinâmico do quadro de mensagens, suporta um alto número de agregação de portadoras (do inglês, *Carrier Aggregation - CA*) e opera nas frequências de ondas milimétricas. Estas ondas possuem seu comprimento e raio de cobertura menores do que os das redes legadas (2G, 3G e 4G)(BARBOSA, 2021), e por isso necessitam de antenas com múltiplos receptores e múltiplos transmissores (do inglês, *Multiple-Input Multiple-Output - MIMO*) implantadas de forma massiva (do inglês, *Massive MIMO*). O 5G, recentemente adotado por várias companhias de telefonia celular no mundo inteiro, é capaz de prover taxas altas de sinalização aos seus usuários, latência baixa e um número elevado de dispositivos conectados em relação às gerações anteriores. O número elevado de dispositivos conectados é possível graças ao aumento da largura de banda, do número de bandas agregadas, das frequências de operação e do número de antenas em torno da região escolhida para a implementação da tecnologia 5G. Além disso, o 5G possui cobertura dinâmica, que é capaz de se adaptar as demandas da rede usando feixes adaptativos de cobertura gerados por algoritmos de rastreamento do usuário, diferentemente das gerações anteriores onde os feixes são fixos. Para facilitar o entendimento do funcionamento de um cobertura dinâmica, faz-se uso de um exemplo de cobertura de um condomínio em um lado de uma rua, onde pode-se reduzir a cobertura durante o horário comercial pois presume-se que parte dos moradores estão trabalhando nos escritórios de suas empresas e uma escola do outro lado da rua, onde não há necessidade de se disponibilizar cobertura total de madrugada pois presume-se que, em geral, não há atividade acadêmicas ocorrendo em sua totalidade naquele momento.

O gerenciamento dos recursos da rede é feito para que a alocação destes meios ofereça a possibilidade de conexão ao usuário e este faça uso dos serviços que a rede dispõe. No que diz respeito aos recursos de cobertura em centros urbanos, esse gerenciamento é feito por algoritmos de formação de feixes de cobertura adaptativos.

Existem diferentes classes de algoritmos que são responsáveis por fazer o rastreamento do usuário dentro da área de cobertura de um feixe adaptativo (AZIZ et al., 2010)(AMIN-NEJAD; GASHTEROODKHANI; BASHARKHAH, 2018) e estes serão escolhidos de acordo com as necessidades de projeto. Um dos mais comuns, por estar sendo usado a mais de seis décadas e estar consolidado em várias áreas da engenharia, é o algoritmo de Mínimos Quadrados Médios (do inglês, *Least Mean Squares*), LMS, parte da classe dos algoritmos baseados no método do gradiente descendente (CHOPRA; LAKHMANI, 2017)(WIDROW; HOFF, 1960).

O LMS foi criado por Bernard Widrow<sup>1</sup> e seu primeiro aluno de doutorado, Ted Hoff em 1960 (WIDROW; HOFF, 1960). É baseado no método do gradiente descendente, que calcula recursivamente o erro quadrático médio (do inglês, *Mean Square Error*), MSE, entre o sinal de referência e a saída do sistema, ajustando os pesos de sua função a cada iteração, convergindo para o erro quadrático médio mínimo (do inglês, *Minimum MSE*), MMSE. Uma constante de convergência é responsável por determinar a rapidez com que o LMS irá convergir para o MMSE. Essa constante é previamente configurada, fazendo com que a taxa de convergência seja a mesma a cada iteração realizada pelo LMS.

Quando o LMS está no início do processo de convergência, é possível realizar passos de convergência maiores, pois o MSE ainda é grande em relação ao erro das iterações finais. Desta forma, pode-se fazer uso de uma variável de convergência. Essa variável foi responsável pela criação do LMS com Tamanho de Passo Variável (do inglês, *Variable Step Size - LMS*), VSS-LMS (CHOPRA; LAKHMANI, 2017).

Durante a realização das iterações pelos algoritmos, em momentos onde se tem valores altos de ruídos, uma pequena parte do ruído é recalculada novamente juntamente com os pesos da nova iteração, favorecendo o aumento descontrolado dos pesos da função do LMS, causando, indesejavelmente, a divergência do LMS. Para sanar essa possibilidade de divergência, é realizado a adição de um mecanismo de perdas ou vazamento. Esse mecanismo limita a saída e previne o sistema de comportamentos não-lineares e é responsável pela criação do LMS com Mecanismo de Vazamento (do inglês, *Leaky - LMS*), L-LMS (SCHWARZ, 2016)(FERREIRA; JERONIMO, 2003).

Durante a convergência dos algoritmos LMS, L-LMS e VSS-LMS, nota-se que, na prática, o MSE não converge em direção ao sinal de referência em todas as iterações. Observa-se pequenas divergências, causadas por erros no núcleo de processamento de dados da rede de comunicação, que fazem o MSE atingir o menor valor (MMSE) antes da última iteração, e depois divergir. O impacto deste estudo seria o de propor um novo algoritmo mais rápido e derivado

---

<sup>1</sup>Bernard Widrow: Professor de engenharia elétrica da Universidade de Stanford e co-inventor do LMS.

do LMS (do inglês, *Fast - LMS*), F-LMS, em que tem-se a opção de configurar previamente um valor desejado para o MMSE, possibilitando o sistema interromper as iterações no momento em que o MMSE pré-configurado for atingido, economizando tempo de processamento e diminuindo a quantidade de operações matemáticas. Devido ao deslocamento do usuário, pode-se analisar a relação entre a magnitude do sinal de cobertura no ângulo do usuário desejado e magnitude do sinal de cobertura no ângulo interferente para ser verificada a qualidade da cobertura e, então, decidir sobre o número de antenas operantes do arranjo com o objetivo de economizar tempo de processamento e diminuir a quantidade de operações matemáticas do F-LMS. Os resultados foram obtidos por meio de simulações na ferramenta computacional MATLAB. O F-LMS obteve redução de 93,46% de sua quantidade de operações matemáticas em relação ao L-LMS, 61,70% de economia no tempo de processamento em relação ao LMS e teve MMSE 62,34dB menor que o VSS-LMS.

Os objetivos deste trabalho de dissertação de mestrado são: apresentar o algoritmo proposto, F-LMS, e sua capacidade de reduzir os fatores de tempo de execução da geração da cobertura adaptativa, quantidade de operações matemáticas e erro entre a saída do algoritmo adaptativo e sinal de referência, dentro de um feixe adaptativo de cobertura na frequência de 3,5 GHz, que será usada para compor as frequências do espectro 5G no Brasil.

Os próximos capítulos deste trabalho de dissertação de mestrado estão organizados como a seguir: o Capítulo 2 apresenta uma fundamentação teórica sobre o arranjo uniforme linear de antenas e a elaboração das equações que regem a forma de onda eletromagnética que será processada pelos algoritmos LMS, L-LMS e VSS-LMS; o capítulo 3 versa sobre o algoritmo proposto F-LMS; no Capítulo 4 são exibidos os resultados obtidos e avaliações de eficiência; o capítulo 5 é dedicado às conclusões da presente pesquisa e trabalhos futuros.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E TRABALHOS RELACIONADOS

### 2.1 Fundamentação teórica

#### 2.1.1 Definição da equação da onda eletromagnética

Um arranjo de antenas uniformemente espaçadas é um arranjo em que as antenas estão espaçadas de forma equidistantes e linear. A Figura 1 ilustra um arranjo de antena uniforme linear (GUNN, 2015):



Figura 1: Torre de transmissão com vários arranjos de  $N$  antenas espaçadas uniformemente de forma linear. Os arranjos estão instalados de forma vertical. Fonte: (GUNN, 2015).

Conforme a Equação 2.1, a função de fator do arranjo linear de antenas,  $AF$ , é (GROSS, 2015):

$$AF = 1 + e^{j(zs \sin(\theta))} + e^{j2(zs \sin(\theta))} + \dots + e^{j(N-1)(zs \sin(\theta))} \quad (2.1)$$

Onde  $N$  é o número de antenas do arranjo,  $s$  é o espaçamento entre as antenas e  $z$  é a constante de propagação dada pela Equação 2.2:

$$z = 2\pi/\lambda \quad (2.2)$$

O código da geração da função de fator de arranjo  $AF$  é encontrado Apêndice A.

Para rastrear um usuário dentro da área de cobertura de um feixe de antenas adaptativo, pode-se utilizar um algoritmo de cálculo de posições angulares baseado no método do gradiente descendente, que permite a adaptação dos pesos da função de  $AF$  através de iterações recursivas (MATLAB, 2017). Nesta seção serão apresentadas as características do algoritmo LMS (*Least Mean Squares*) (GROSS, 2015) e os seus derivados L-LMS (*Leaky - LMS*) e VSS-LMS (*Variable Step Size - LMS*) (UNCINI, 2015).

A Figura 2 ilustra a convergência de um algoritmo baseado em gradiente descendente, com pontos calculados em cada iteração e que, após cada iteração, se aproximam uns dos outros, convergindo para o valor mínimo esperado (MONZINGO; MILLER, 2004):

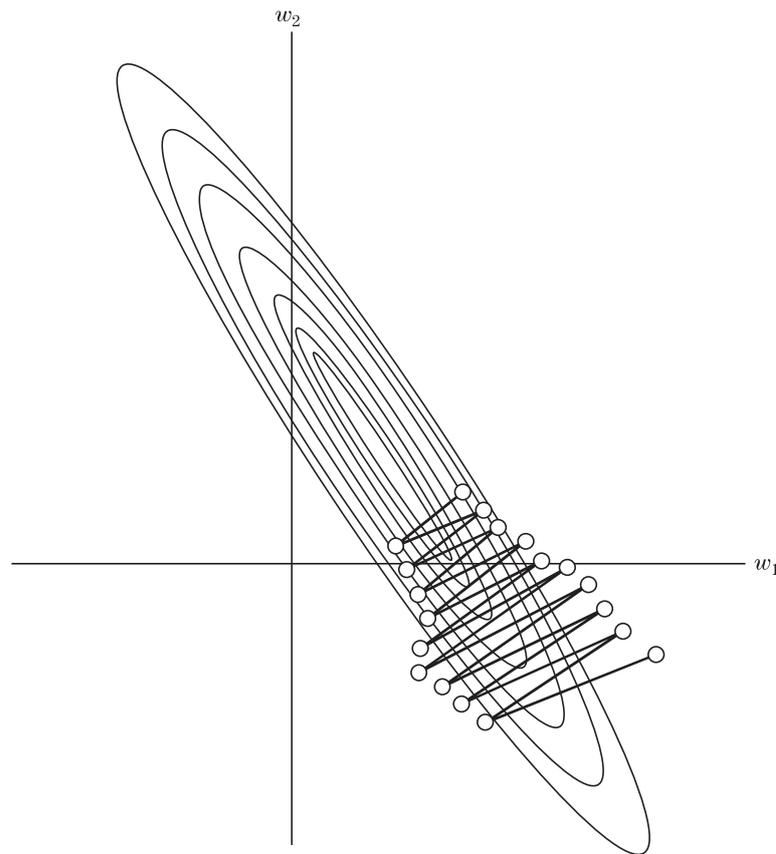


Figura 2: Convergência para o valor mínimo de um algoritmo baseado em gradiente descendente. Fonte: (MONZINGO; MILLER, 2004).

### 2.1.2 Least Mean Squares - LMS

O algoritmo LMS baseia-se no gradiente descendente (método numérico usado para otimização) (MONZINGO; MILLER, 2004) encontrando iterativamente o menor erro entre o sinal de referência e o valor de saída do algoritmo, calculando e modificando recursivamente o vetor de pesos matemáticos da função matemática do arranjo composto por  $N$  antenas, posicionando o feixe principal de cobertura (lóculo principal do arranjo de antenas) no ângulo de geração do feixe de sinal na direção do usuário desejado e anulando a cobertura nos ângulos dos sinais interferentes, diminuindo a radiação nos feixes restantes (lóculos secundários do arranjo de antenas).

O AF do LMS é composto pela soma das parcelas dos sinais, na posição angular do usuário desejado e posição angular do usuário interferente, multiplicada pelo vetor de pesos. Conforme Equações 2.3 e 2.4, o vetor coluna de direção do sinal  $N \times 1$ ,  $x(\theta)$ , e a função do fator de arranjo linear  $N \times 1$  para cada antena são representados respectivamente (GROSS, 2015):

$$x(\theta) = \begin{bmatrix} 1 \\ e^{j(zs \sin(\theta_u))} \\ \vdots \\ e^{j(N-1)(zs \sin(\theta_u))} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ e^{j(zs \sin(\theta_i))} \\ \vdots \\ e^{j(N-1)(zs \sin(\theta_i))} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

$$AF = w^H x(\theta) \quad (2.4)$$

Onde  $w^H$  é o vetor de pesos do AF que, por propriedades do LMS, é inicializado como um vetor  $N \times 1$  composto de zeros. O operador  $H$  é o Hermitiano de  $W$  (a matriz que representa esse operador é igual à sua transposta conjugada).

Conforme Equações 2.5, 2.6 e e 2.7, o princípio de funcionamento do LMS consiste em comparar o sinal da saída do sistema,  $y(k)$ , com o sinal de referência,  $d(k)$ , calcular o erro,  $e(k)$ , e adaptar os pesos para a próxima iteração,  $w(k+1)$ , repetindo esses passos durante  $k$  iterações. Conforme Equação 2.5, o erro  $e(k)$  é (MONZINGO; MILLER, 2004)(SAXENA; KOTHARI, 2014):

$$e(k) = d(k) - y(k) \quad (2.5)$$

Onde  $d(k)$  é o sinal de referência usado pelo sistema na iteração  $k$ . A Equação 2.6 representa a saída do sistema,  $y(k)$ :

$$y(k) = \vec{w}^H(k) \vec{x}(k) \quad (2.6)$$

Conforme Equação 2.7 (MONZINGO; MILLER, 2004), a função de pesos matemáticos para a iteração seguinte  $w(k+1)$  é:

$$\vec{w}(k+1) = \vec{w}(k) + 2\mu e^*(k) \vec{x}(k) \quad (2.7)$$

Em que  $e^*(k)$  representa o complexo conjugado de  $e(k)$ .

Conforme Equação 2.8 (MONZINGO; MILLER, 2004), o valor ótimo de  $\mu$  para a convergência mais rápida é:

$$0 < \mu < \frac{1}{AV a_{max}} \quad (2.8)$$

Onde  $AVa_{max}$  é o maior autovalor da matriz de autocorrelação de  $\vec{x}(k)$ ,  $R_{xx}$ . Caso essa condição não seja atendida, o algoritmo irá divergir e perder a estabilidade.

A Equação 2.9 apresenta o maior autovalor da matriz  $R_{xx}$ :

$$AVa_{max} \leq \frac{1}{\text{trace}(R_{xx})} \quad (2.9)$$

Neste trabalho, o valor de  $\mu$  que proporcionou a convergência com o menor número de iterações, de acordo com experimentos empíricos realizados no *software* MATLAB, foi de  $\mu = 0,745 \frac{1}{AVa_{max}}$ . O código do LMS é encontrado no Apêndice A. O código da função  $\vec{w}(k+1)$  do LMS é encontrado no Apêndice B.

A Figura 3 demonstra os efeitos da convergência otimizada do LMS:

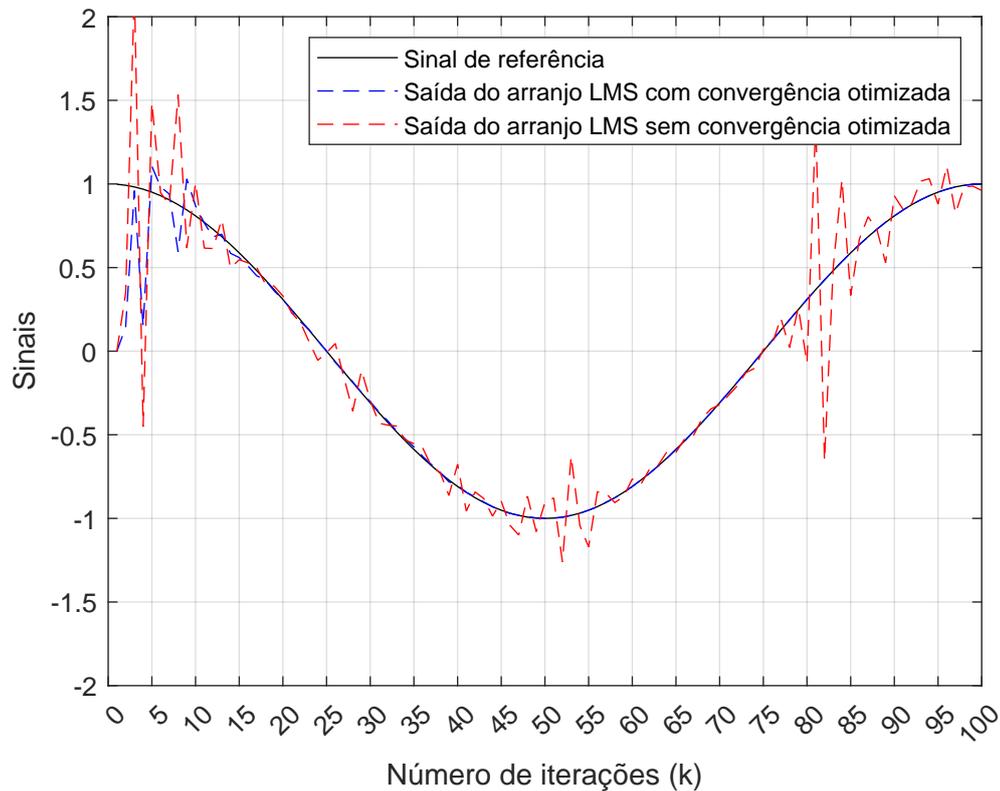


Figura 3: Efeitos da convergência otimizada do LMS.

Nota-se na Figura 3 que, ao se fazer uso dos parâmetros de convergência otimizada, o LMS apresenta convergência mais rápida e comportamento convergente durante a maioria das iterações, em relação ao LMS sem convergência otimizada.

### 2.1.3 Leaky - Least Mean Squares - L-LMS

O algoritmo L-LMS é uma variação do LMS voltada para sistemas que possuem instabilidade na variação da amplitude dos sinais (SHARMA; SENAPATI; ROY, 2018)(SENAPATI et al., 2018). Os sinais podem apresentar valores de amplitude superiores aos limites suportados pelo canal de transmissão. Quando isso ocorre, é necessário que o sistema efetue um "vazamento" na amplitude do sinal, para adequá-lo aos limites suportados pelo canal (HAYKIN, 2013)(CHOPRA; LAKHMANI, 2017).

Conforme Equação 2.10, a função  $\vec{w}(k + 1)$  do L-LMS é:

$$\vec{w}(k + 1) = (1 - (b\mu))\vec{w}(k) + 2\mu e^*(k)\vec{x}(k) \quad (2.10)$$

Onde  $b$  é chamado de fator de vazamento (do inglês, *Leaky Factor Mean Squares*), responsável por "vazar" a magnitude do sinal até que o mesmo esteja contido dentro dos limites do canal. O código da função  $\vec{w}(k + 1)$  do L-LMS é encontrado no Apêndice B.

A Figura 4 mostra o funcionamento do L-LMS:

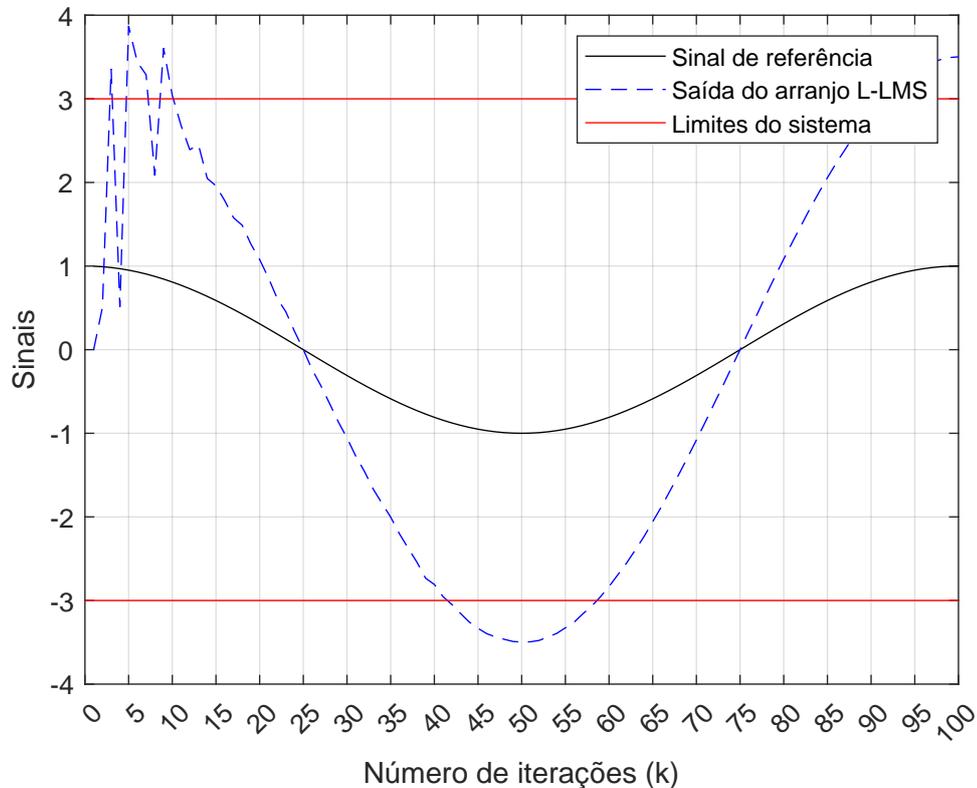


Figura 4: Exemplo de um sinal L-LMS antes de passar pelo processo de vazamento.

Na Figura 4, o canal possui limitantes de magnitude de  $[-3 \ 3]$ , porém o sinal L-LMS possui

amplitude dentro do intervalo  $[-3,5 \ 4]$ . O sistema não é capaz de trabalhar com componentes do sinal que não estão contidos entre seus limites e portanto perde parte da informação e, por consequência disso, a capacidade de atualizar os pesos da função  $AF$ . Logo, o sistema irá perder a estabilidade e divergir. A rede que opera com L-LMS, informa a porcentagem da magnitude do sinal que ultrapassou os limites do canal (informa o tamanho de  $b$  para que o sinal L-LMS não ultrapasse os limites do canal de transmissão) para que o L-LMS possa atenuar somente a amplitude necessária do sinal, sem comprometer excessivamente a qualidade do sinal (HAYKIN, 2013)(CHOPRA; LAKHMANI, 2017). Quando o sinal do L-LMS não ultrapassa os limites do canal de transmissão,  $b = 0$ , o algoritmo L-LMS se comporta exatamente igual ao LMS. A Figura 5 mostra o sinal do L-LMS após passar pelo processo de confinamento do sinal dentro dos limites do canal de transmissão:

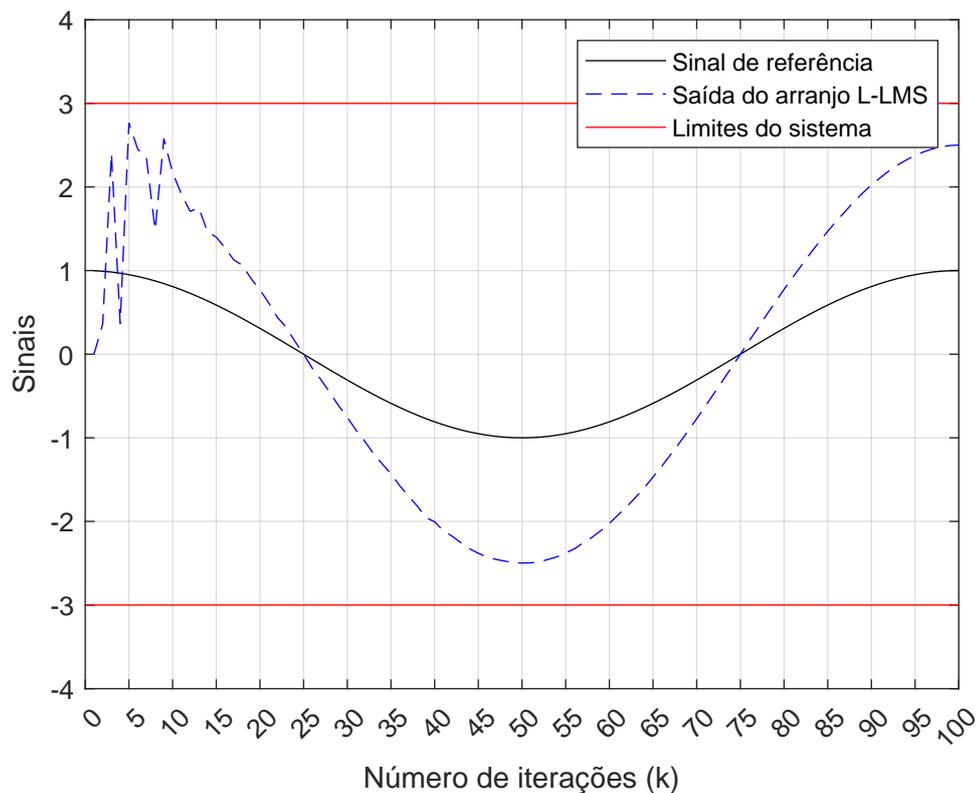


Figura 5: Exemplo de um sinal L-LMS após passar pelo processo de vazamento.

Na Figura 5, após o confinamento, o sinal está contido dentro dos limites do canal e poderá ser aproveitado em sua integridade para o processo de adaptação dos pesos da função de  $AF$ .

Neste trabalho, o valor  $b$  que obteve a convergência com o menor número de iterações, de acordo com experimentos empíricos realizados no *software* MATLAB, foi o de  $b = 0,135$ .

### 2.1.4 Variable Step Size - Least Mean Squares - VSS-LMS

O VSS-LMS foi criado para resolver o problema da convergência lenta do LMS (JALAL et al., 2020)(AGHDAM; BAGBY; PLA, 2016), variando de forma controlada o valor de  $\mu$  (LI et al., 2017). Conforme Equação 2.11, a função de  $\vec{w}(k + 1)$  do VSS-LMS é:

$$\vec{w}(k + 1) = \vec{w}(k) + (a\mu + ge(k)^2)e^*(k)\vec{x}(k) \quad (2.11)$$

Onde as constante  $a$  e  $g$  são responsáveis por acelerar a convergência em relação ao passo de convergência  $\mu$  e ao erro  $e$  respectivamente. A multiplicação por 2 é removida para que o algoritmo não extrapole os limites de convergência impostos pelas constantes de aceleração da convergência. O código da função  $\vec{w}(k + 1)$  do VSS-LMS é encontrado no Apêndice B.

A Figura 6 demonstra a variação do valor da parcela de convergência da equação  $\vec{w}(k + 1)$ :

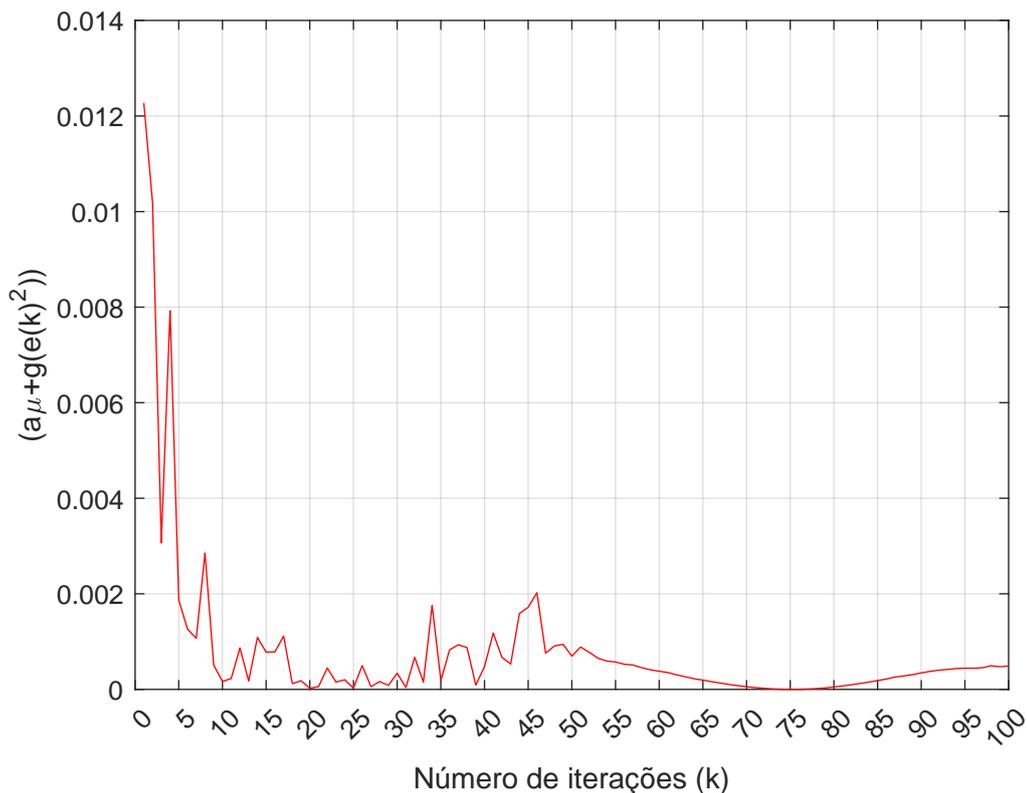


Figura 6: Valores da parcela de convergência ( $a\mu + ge(k)^2$ ) do VSS-LMS.

Na Figura 6, a parcela de convergência ( $a\mu + ge(k)^2$ ) equivale ao  $\mu$  do LMS, mas com a diferença de que para o VSS-LMS, essa parcela varia com valor inversamente proporcional ao número de iterações. Nas primeiras iterações, ( $a\mu + ge(k)^2$ ) começa elevado, decaindo ao decorrer das iterações, se comportando de forma inversamente proporcional ao número de iterações

para que não haja o aumento extrapolado da parcela de convergência, causando a divergência do VSS-LMS (KUMAR et al., 2020)(CHOPRA; LAKHMANI, 2017).

Neste trabalho, os valores de  $a$  e  $g$  que proporcionaram a convergência mais rápida, de acordo com experimentos empíricos realizados no *software* MATLAB, foram os de  $a = 0,937$  e  $g = 0,01$ .

## 2.2 Trabalhos relacionados

Diversos trabalhos de pesquisa tem proposto soluções para a melhoria da cobertura do feixe adaptativo, redução do tempo de execução e redução da quantidade de operações matemáticas dos algoritmos de feixe adaptativo. Nesta seção, apresenta-se alguns trabalhos que motivaram a elaboração desta dissertação de mestrado em relação aos parâmetros de melhoria de cobertura, redução do tempo de execução e redução da quantidade de operações matemáticas. São eles:

- O trabalho de MOHSIN (MOHSIN; DAGHAL; SALLOMI, 2020) propôs a comparação entre os algoritmos LMS, Algoritmo Genético (do inglês, *Genetic Algorithm*), GA, e Otimização de Grey Wolf (do inglês, *Grey Wolf Optimization*), GWO, para analisar os parâmetros de diretividade, magnitude dos lóbulos laterais e magnitude do lóbulo mãe na direção do usuário desejado. O método do algoritmo GA escolhe os melhores candidatos de uma população gerada aleatoriamente, para garantir diversidade. O algoritmo GWO imita o método de caça dos lobos cinzentos na natureza, onde associa-se as hierarquias de caça do lobo cinzento com as hierarquias dos membros das equações de cálculo dos pesos a serem otimizados pelo algoritmo. O GWO necessita de um número menor de repetições, menos amostras para gerar a cobertura e menor tempo de processamento. O GA obteve as menores magnitudes de lóbulos laterais e o LMS obteve a maior diretividade.
- O trabalho de BELAY (BELAY; KORNEGAY; CEESAY, 2021) compara a eficiência dos algoritmos Inversão de Amostra de Matriz (do inglês, *Sample Matrix Inversion*), SMI, Algoritmo do Módulo Constante (do inglês, *Constant Modulus Algorithm*), CMA, Mínimos Quadrados Recursivos (do inglês, *Recursive Least Squares*), RLS, e LMS no que diz respeito ao ângulo de meia potência, magnitude dos lóbulos laterais, magnitude do sinal da função de fator de arranjo nos ângulos do usuário desejado e da interferência e consumo energético. O SMI realiza uma única iteração usando a técnica da inversão de matriz. O CMA minimiza a dispersão do erro e das posições angulares em torno de valores desejáveis. O RLS calcula o MSE de forma recursiva. As análises realizadas mostram que o CMA é o que tem o feixe principal mais estreito na direção do usuário desejado,

o nulo mais profundo na direção da interferência, menor potência desperdiçada nos lóbulos laterais, possuindo eficiência energética de 72% em relação aos demais algoritmos analisados.

- O trabalho de RAJA et al. (RAJA et al., 2019) propõe o algoritmo LMS Fracional (do inglês, *Fractional - LMS*), Fr-LMS, que opera com derivadas fracionais durante o cálculo recursivo de seu gradiente descendente, obtendo resultados mais precisos. O Fr-LMS, em relação ao LMS, obteve melhorias na acurácia da geração do feixe adaptativo de cobertura, convergência mais rápida e menor variância no número de iterações por execução, durante o deslocamento do usuário. O LMS obteve menor número de iterações por execução.
- O trabalho de THALLURI et al. (THALLURI et al., 2020) analisa a comparação dos algoritmos Variância Mínima Linearmente Restrita (do inglês, *Linearly Constrained Minimum Variance*), LCMV, Resposta Sem Distorção de Variação Mínima (do inglês, *Minimum Variance Distortionless Response*), MVDR, e Otimização por Enxame de Partículas (do inglês, *Particle Swarm Optimization*), PSO, na criação do feixe adaptativo de cobertura e sua acurácia ao posicionar o feixe do lóbulo principal no ângulo do usuário desejado e o nulo no ângulo da interferência. O LCMV busca minimizar o sinal de saída,  $y(k)$ , do algoritmo considerando as restrições lineares destinadas a recuperar o sinal de interesse e filtrar os sinais indesejados. O MVDR explora a premissa de que a variação dos sinais capturados é a soma das variações do sinal desejado e do ruído. O PSO otimiza um problema iterativamente ao tentar melhorar a solução candidata com respeito à uma dada medida de qualidade. O MVDR obteve nulos de até  $-60dB$ ,  $20dB$  menor que os demais.
- O trabalho de JERIPOTULA (JERIPOTULA; KUMAR; NAIK, 2019) analisa o desempenho dos algoritmos LMS e LMS com Vazamento (do inglês, *Leaky - LMS*), L-LMS, comparando-os no que diz respeito à magnitude dos lóbulos laterais e a magnitude do nulo no ângulo da interferência. O método do L-LMS atenua o valor da amplitude do sinal de entrada quando há extrapolação da amplitude suportada pelo sistema. O L-LMS obteve nulo  $20dB$  menor que o LMS.
- O trabalho de KUMAR et al. (KUMAR et al., 2020) analisa o desempenho dos algoritmos LMS com Passo de Convergência Variável (do inglês, *Variable Step Size - LMS*), VSS-LMS, e Sinal Unitário VSS-LMS (do inglês, *Signal VSS-LMS*), SiVSS-LMS, comparando-os no que diz respeito à Relação  $D/I$  e a magnitude do nulo no ângulo da interferência. O método do VSS-LMS usa constantes que podem ser configuradas para acelerar a velocidade da convergência durante as primeiras iterações, onde o MSE é rela-

tivamente maior, e desacelera-la nas iterações finais, onde o erro é relativamente menor. O SiVSS-LMS opera de forma similar ao VSS-LMS, mas substituindo os valores do erro,  $e$ , por sinais de amplitude unitária, recebendo os valores de  $\pm 1$  de acordo com os valores de  $e$  para simplificar as operações matemáticas. O SiVSS-LMS obteve Relação  $D/I$  5dB maior que o VSS-LMS.

- O trabalho de MAYER (MAYER; SOARES; SOARES, 2020) propõe o algoritmo Base Radial Complexa de Múltiplas Entradas e Múltiplas Saídas (do inglês, *Complex Multiple-input Multiple-output Radial Basis*), CMM-RBF, em comparação com o LMS, para avaliar o desempenho da cobertura e a eliminação parcial das distorções angulares na geração do feixe adaptativo de cobertura. O CMM-RBF é uma rede neural de funções de base radial. A saída do algoritmo é uma combinação de funções de base radial das entradas e parâmetros de qualidade da rede inseridos nos neurônios. O CMM-RBF obteve cobertura com menos distorções angulares do que o LMS.
- O trabalho de DAKULAGI (DAKULAGI; ALAGIRISAMY, 2020) compara os algoritmos LMS, SMI, RLS e Método do Gradiente Conjugado (do inglês, *Conjugate Gradient Method*), CGM, no que diz respeito ao tempo de convergência, magnitude do nulo e acurácia da cobertura. O método do CGM converge em no máximo  $n$  passos onde  $n$  é o tamanho da matriz formada pelo produto vetorial entre o vetor de direção,  $\vec{x}$ , e o vetor de pesos,  $\vec{w}$ . O CGM foi 60% mais rápido do que o LMS.
- O trabalho de HYDAYAT et al. (HIDAYAT et al., 2021) analisa a velocidade de convergência do LMS Normalizado (do inglês, *Normalized - LMS*), N-LMS, ao decorrer de 1000 iterações. O método do N-LMS normaliza as entradas do sistema para reduzir o intervalo de valores que elas podem apresentar e, com isso, permitir o melhor planejamento da constante de passo de convergência. O N-LMS teve sua convergência estabilizada ao atingir 10% das iterações.

### 2.2.1 Tabela de referências

A Tabela 1 realça os propósitos e resultados dos trabalhos mencionados no início desta seção.

Tabela 1: Tabela de referências

Referência	Algoritmo	Proposta	Cenário	Resultados
(MOHSIN; DAGHAL; SALLOMI, 2020)	GA, GWO e LMS.	Prover melhor cobertura que o LMS.	Diferentes ângulos do usuário desejado.	O LMS possui diretividade $3dB$ maior que o GA.
(BELAY; KORNEGAY; CEESAY, 2021)	SMI, CMA LMS e RLS.	Perder menos potência do que o LMS.	Diferentes espaçamentos entre antenas.	CMA é $72\%$ mais econômico que os demais.
(RAJA et al., 2019)	Fr-LMS e LMS.	Prover acurácia maior do que o LMS.	Deslocamento do usuário.	Fr-LMS é $86\%$ menos variante que o LMS.
(THALLURI et al., 2020)	PSO, LCMV e MVDR.	Analisar a cobertura mais precisa.	Diferentes números de antenas.	O nulo do MVDR é $20dB$ menor que os demais.
(JERIPOTULA; KUMAR; NAIK, 2019)	L-LMS e LMS.	Comparar a qualidade da cobertura.	Diferentes números de antenas.	L-LMS obteve MMSE $20dB$ menor que o LMS.
(KUMAR et al., 2020)	VSS-LMS e SiVSS-LMS.	Comparar a qualidade da cobertura e os nulos.	Diferentes números de antenas.	SiVSS-LMS obteve Relação $D/I$ $5dB$ maior que o VSS-LMS.
(MAYER; SOARES; SOARES, 2020)	CMM-RBF e LMS.	Prover menor desvio angular que o LMS.	500 iterações.	O CMM-RBF obteve feixe $4^\circ$ mais estreito que o LMS.
(DAKULAGI; ALAGIRISAMY, 2020)	LMS, SMI, RLS e CGM.	Comparar a rapidez de convergência.	Múltiplas interferências.	O CGM foi $60\%$ mais rápido que o LMS.
(HIDAYAT et al., 2021)	N-LMS.	Analisar a rapidez de convergência.	1000 iterações.	O N-LMS estabilizou a convergência em $10\%$ das iterações.

## 2.2.2 Considerações e contribuições deste trabalho

A partir dos trabalhos revisados na subseção anterior, conclui-se que:

- Os trabalhos de MOHSIN (MOHSIN; DAGHAL; SALLOMI, 2020) e MAYER (MAYER; SOARES; SOARES, 2020) propõem algoritmos baseados em tabelas de treinamento (algoritmos que necessitam de componentes armazenadores de dados para gravar os dados de treinamento) para prover cobertura de melhor qualidade em relação ao LMS para usuários estáticos e em movimento.
- Os trabalhos de BELAY (BELAY; KORNEGAY; CEESAY, 2021) e JERIPOTULA (JERIPOTULA; KUMAR; NAIK, 2019) realizam a comparação de diferentes algoritmos com o LMS em relação ao desperdício de potência nos lóbulos secundários.
- Os trabalhos de RAJA et al. (RAJA et al., 2019) e KUMAR et al. (KUMAR et al., 2020) propõem variações do LMS que utilizam um número fixo de iterações durante o cálculo do MSE para a análise de qualidade de cobertura.
- Os trabalhos de THALLURI et al. (THALLURI et al., 2020), JERIPOTULA (JERIPOTULA; KUMAR; NAIK, 2019) e KUMAR et al. (KUMAR et al., 2020) analisam a alteração da qualidade de cobertura em arranjos com diferentes números de antenas.
- Os trabalhos de DAKULAGI (DAKULAGI; ALAGIRISAMY, 2020) e HIDAYAT (HIDAYAT et al., 2021) analisam a qualidade da cobertura em cenários com múltiplas interferências e alto número de iterações, respectivamente.

Desta forma, este trabalho de dissertação de mestrado diferencia-se dos demais à medida que elaborou-se um algoritmo capaz de reduzir o número de iterações durante o cálculo do erro quadrático médio, MSE, de acordo com um valor limiar de erro quadrático médio mínimo, MMSE, estipulado e pré-configurado pela rede como parâmetro de qualidade, reduzindo o tempo de execução, número de operações matemáticas e melhorando a qualidade da cobertura no processo de ingresso do usuário na área coberta, sem fazer uso de dispositivos de armazenamento de dados de treinamento. Além disso, durante o deslocamento do usuário, elaborou-se um mecanismo de ajuste dinâmico dos pesos matemáticos da função de fator de arranjo,  $|AF|$ , baseando-se na relação de magnitude do sinal de  $|AF|$  no ângulo do usuário desejado pelo ângulo da interferência, Relação  $D/I$ , como parâmetro de qualidade para que possa-se reduzir o número de antenas operantes do arranjo em momentos que a cobertura do arranjo apresenta qualidade superior aos parâmetros estipulados pela rede para garantir a comunicação.

### 3 FAST - LEAST MEAN SQUARES - F-LMS

#### 3.1 Fast - Least Mean Squares - F-LMS

O LMS, L-LMS e VSS-LMS executam suas iterações para alcançarem o menor MMSE possível atingido pelo número de iterações previamente configurado. Teoricamente, quanto maior o número de iterações, mais tempo o algoritmo precisará para convergir o valor de MMSE para 0 e menor ele será. Porém, essa premissa não ocorre de fato na prática. Devido a erros no núcleo de processamento de dados da rede de comunicação, nem sempre o algoritmo irá convergir após uma iteração, necessitando de poucas iterações para retomar uma iteração convergente após uma divergente (WIENER, 1921).

O botânico britânico Robert Brown<sup>2</sup> nomeou em 1827 o fenômeno do movimento aleatório de partículas suspensas em um meio líquido ou gasoso como Movimento Browniano (BROWN, 1828)(PERRIN; HAMMICK, 1916)(WIENER, 1921), como mostra a Figura 7:

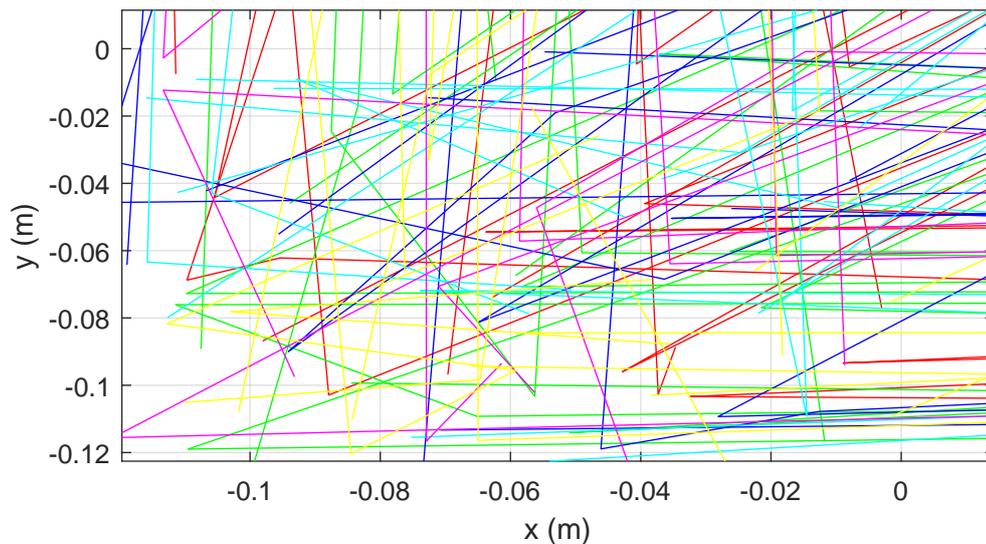


Figura 7: Exemplo de movimento aleatório de partículas suspensas em um meio.

<sup>2</sup>Robert Brown: Foi um botânico e físico escocês. Foi descobridor do movimento browniano e realizou estudos pioneiros sobre o núcleo das células vegetais.

Na Figura 7, pode-se observar diferentes trajetórias aleatórias percorridas por diferentes partículas envolvidas em um meio.

Norbert Wiener<sup>3</sup> realizou vários estudos relacionados ao movimento browniano aplicado ao processamento de sinais (WIENER, 1921). Realizou-se a analogia dos experimentos de Wiener ao movimento browniano pelo fato de que, de acordo com os erros do núcleo de processamentos de dados da rede, as iterações podem ter comportamentos convergentes e divergentes (aleatórios) que remetem ao comportamento das partículas envolvidas em um meio, estudadas por Brown. Tem-se nas Figuras 8 e 9, em um experimento simples de 100 iterações, o comportamento do movimento browniano na convergência do LMS e no MMSE, respectivamente:

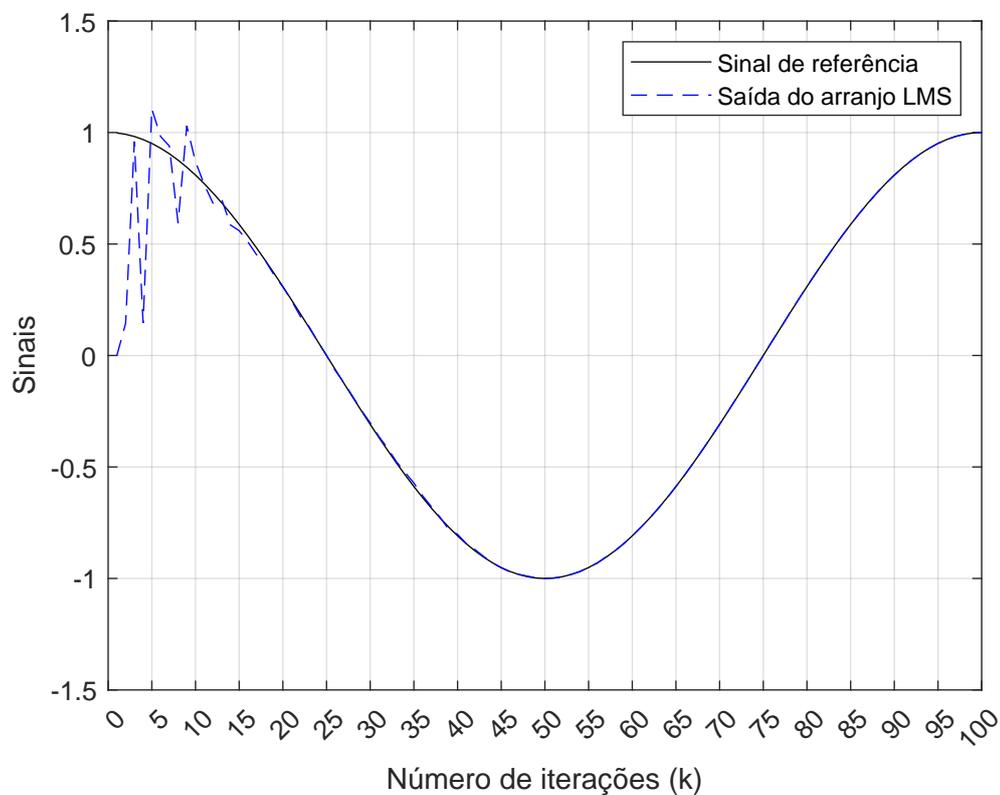


Figura 8: Exemplo de movimento browniano do algoritmo LMS.

Na Figura 8, pode-se analisar a conversão do sinal da saída do LMS em direção ao sinal de referência, usado para referência de calibração do LMS.

<sup>3</sup>Norbert Wiener: Foi professor de matemática no Massachusetts Institute of Technology (MIT). Se tornou um dos primeiros pesquisadores em processos de ruídos estocástico e matemático, contribuindo com trabalhos relevantes para engenharia eletrônica, comunicação eletrônica e sistemas de controle.

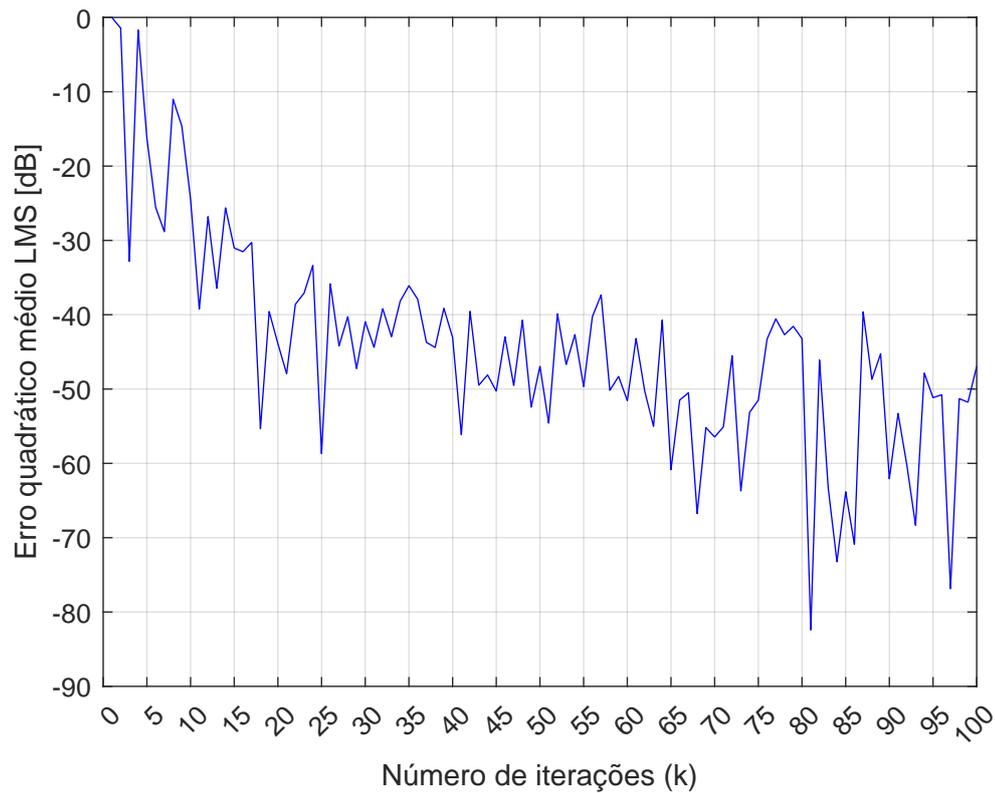


Figura 9: Exemplo de MMSE relacionado ao movimento browniano do LMS.

Verifica-se na Figura 9 como o movimento browniano reflete no valor do MMSE. Aproximadamente na iteração de número 81 o MMSE chega a alcançar a marca de aproximadamente  $-83dB$  (valor mínimo registrado para este experimento). Porém, o LMS não assumirá este valor pois ainda restam 19 iterações para finalizar o número de iterações configurado. Ao final das 100 iterações configuradas, o MMSE fica próximo de  $-47dB$ .

A proposta deste trabalho de dissertação de mestrado, F-LMS, é criar um algoritmo que possa ser operado de acordo com um MMSE previamente configurado, baseado em históricos de operações analisados pela rede. Assim, quando o algoritmo atingir o MMSE configurado, ele irá parar as iterações, ocasionando um processamento digital reduzido e eliminando o risco do movimento browniano elevar o MMSE.

Conforme Equação 3.1, a função de adaptação dos pesos  $\vec{w}(k+1)$  do F-LMS é:

$$\vec{w}(k+1) = \vec{w}(k) + 2\mu e^*(k)\vec{x}(k) \quad (3.1)$$

As equações de  $\vec{w}(k+1)$  do F-LMS e LMS são idênticas. Porém, o F-LMS recebe o auxílio das Equações 3.2, 3.3 e 3.4 para cálculo do erro quadrático médio da iteração atual  $MSE(k)$ , verificar o MMSE e identificar o momento para parar as iterações, respectivamente:

$$MSE(k) = |e(k)|^2 \quad (3.2)$$

$$MME = \begin{cases} MSE(k), & MSE(k) \leq MME_0 \\ MSE(k_{max}) \end{cases} \quad (3.3)$$

Onde  $MME_0$  é o MMSE desejado pré-configurado.

$$k = \begin{cases} k, & MSE(k) \leq MME_0 \\ k_{max} \end{cases} \quad (3.4)$$

Onde  $k_{max}$  é o número máximo de iterações do sistema.

Os códigos da função  $\vec{w}(k+1)$  do F-LMS e dos os mecanismos de verificação do MMSE são encontrados no Apêndice B.

Por exemplo, ao se configurar o MMSE desejado como  $-40dB$ , para o mesmo caso anterior, o algoritmo F-LMS se comporta da forma apresentada nas Figuras 10 e 11:

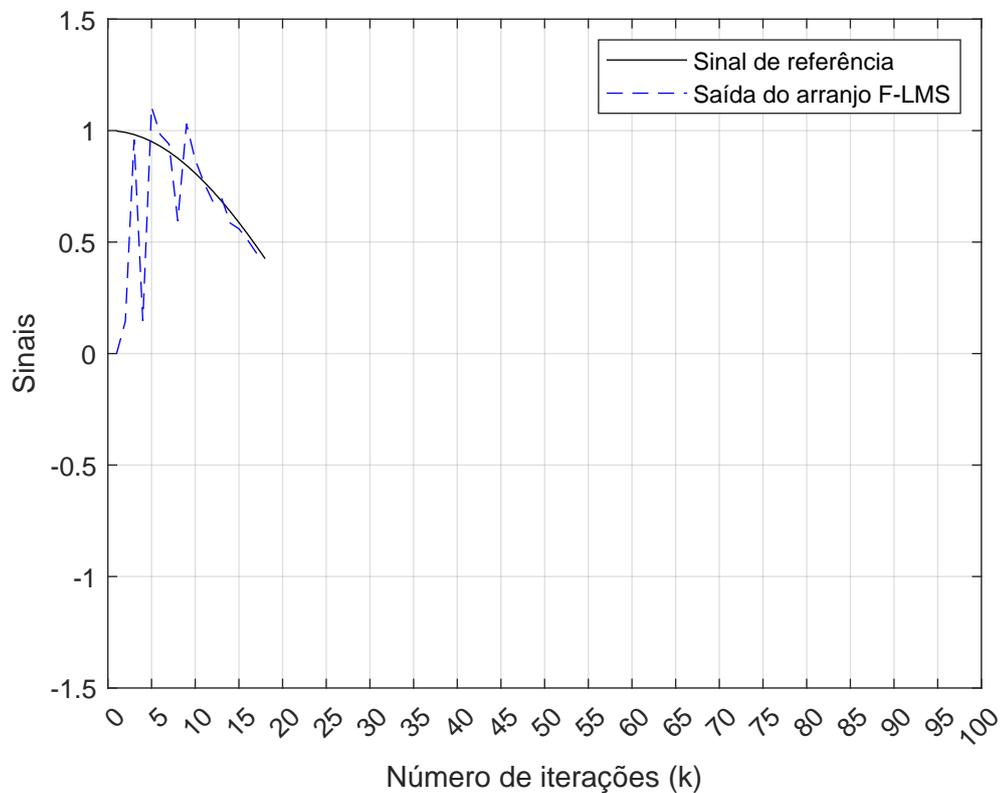


Figura 10: Exemplo de movimento browniano do algoritmo F-LMS.

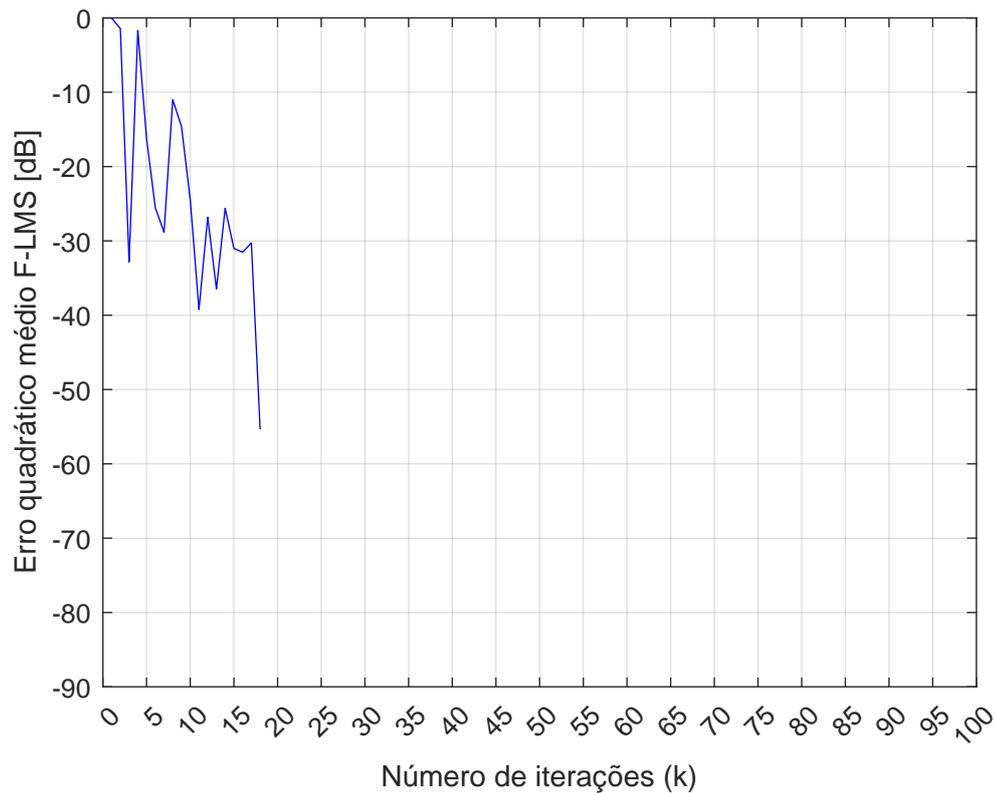


Figura 11: Exemplo de MMSE relacionado ao movimento browniano do F-LMS.

Nota-se nas Figuras 10 e 11 que, quando atinge o MMSE pré-configurado, o F-LMS interrompe a convergência e assume o valor do MSE da iteração atual como MMSE, respectivamente, pois já foi calibrado o suficiente de acordo com os parâmetros de boa comunicação fornecidos pela rede.

A escolha do MMSE como fator de interrupção das iterações tem como motivo o fato de que os parâmetros da de qualidade da cobertura gerada pelo feixe adaptativo dependem diretamente do MMSE (Relação D/I, Ângulo de meia potência, Diretividade, Ganhos).

### 3.1.1 Fluxograma comparativo entre LMS, L-LMS, VSS-LMS e F-LMS

A Figura 12 representa um fluxograma particionado por diferentes cores que facilita o entendimento individual de cada um dos algoritmos LMS, L-LMS, VSS-LMS e F-LMS:

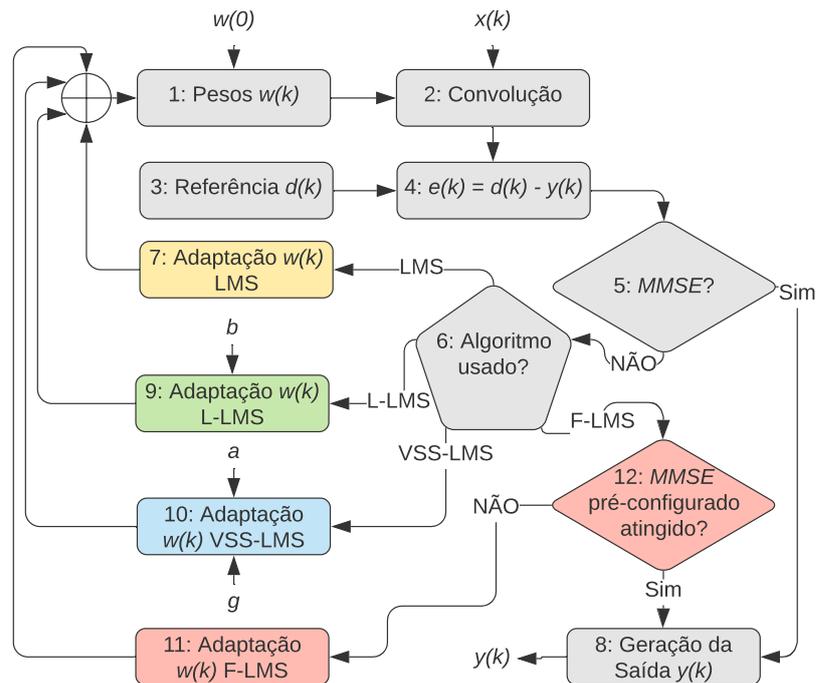


Figura 12: Fluxograma particionado por diferentes cores representando o LMS em amarelo, L-LMS em verde, VSS-LMS em azul e F-LMS em rosa. Em cinza estão os blocos comuns à todos os algoritmos.

As funções de cada bloco do fluxograma da Figura 12 são apresentadas a seguir:

- Bloco 1: Inicializar o vetor de pesos  $\vec{w}(k)$  com o valor  $\vec{w}(0)$ . Por convenção, define-se  $\vec{w}(k) = 0$ .
- Bloco 2: Convoluir o vetor do sinal de entrada do sistema  $\vec{x}(k)$  com o vetor de pesos  $\vec{w}(k)$ .
- Bloco 3: Enviar as informações do vetor do sinal de referência  $\vec{d}(k)$  para o Bloco 4, onde será calculado o erro.
- Bloco 4: Calcula o erro através da subtração do sinal de referência  $\vec{d}(k)$  pelo sinal de saída  $\vec{y}(k)$ . O erro será usado para calcular o  $MSE(k)$ .
- Bloco 5: A cada iteração, calcula-se o  $MSE(k)$ . Quando não há mais iterações, o valor do  $MSE(k)$  da última iteração é atribuído ao MMSE. Se há mais iterações para serem executadas, o algoritmo vai para o Bloco 6, se não ele vai para o Bloco 8.
- Bloco 6: Verifica qual algoritmo está sendo utilizado para saber qual técnica de adaptação de pesos irá utilizar.
- Bloco 7: Utiliza a Equação 2.7 para adaptar os pesos de acordo com as regras do LMS.

- Bloco 8: Gera a saída criando a função  $AF$  com base nos pesos finais encontrados e o MMSE.
- Bloco 9: Utiliza a Equação 2.10 para adaptar os pesos de acordo com as regras do L-LMS, recebendo o valor de  $b$  para preencher seu valor na equação.
- Bloco 10: Utiliza a Equação 2.11 para adaptar os pesos de acordo com as regras do VSS-LMS, recebendo os valores de  $a$  e  $g$  para preencher seus valores na equação.
- Bloco 11: Utiliza as Equações 3.1, 3.2, 3.3 e 3.4 para adaptar os pesos de acordo com as regras do F-LMS.
- Bloco 12: Verifica se o F-LMS já atingiu o MMSE configurado previamente a cada iteração. Se sim, ele encaminha o F-LMS para o Bloco 8 para a geração da saída. Se não, ele envia o F-LMS para o Bloco 11 para iniciar uma nova iteração.

## 3.2 Geração da cobertura da posição angular atual e adaptação do feixe

Os algoritmos de feixe adaptativo tem como principal papel gerar cobertura adaptativa para todas as posições angulares referentes ao deslocamento do usuário (HAMZA; ATTIA, 2020)(LAREW; LOVE, 2019). Nesta Seção, descreve-se o mecanismo proposto para adaptação dos pesos matemáticos da função de fator do arranjo  $|AF|$  após a execução momentânea do algoritmo adaptativo (para a geração da cobertura da posição angular atual)(RAJA et al., 2019), bem como os critérios de decisão, baseados na Relação  $D/I$ , por incrementar ou decrementar o número de antenas operantes do arranjo para se economizar tempo de processamento e reduzir a quantidade de operações matemáticas da execução seguinte do algoritmo referente a próxima posição angular, devido ao deslocamento do usuário (JALAL et al., 2020)(PENG; LONG; DOU, 2019).

Conforme Equação 3.5, as regras para a alteração do número de antenas operantes do arranjo linear de antenas são:

$$N_{oper} = \begin{cases} N - 1, & D/I > D_0/I_0 \quad e \quad N > N_{max}/2 \\ N + 1, & D/I \leq D_0/I_0 \quad e \quad N < N_{max} \\ N, & N = N_{max}/2 \quad ou \quad N = N_{max} \end{cases} \quad (3.5)$$

Onde  $D/I$  é a relação entre magnitude de  $|AF|$  no ângulo do usuário desejado e magnitude de  $|AF|$  no ângulo do sinal interferente (PELAES et al., 2016),  $D_0/I_0$  é a Relação  $D/I$  informada pela rede como limiar de qualidade para a comunicação eficiente, que não gera distorções angulares na geração da cobertura, e  $N_{max}$  é o número máximo de antenas operantes (número de antenas que compõem o arranjo linear). O limite mínimo de antenas operantes foi definida de acordo observações de resultados de experimentos empíricos que apresentaram distorções angulares notáveis nos ângulos do lóbulo mãe (ângulo do usuário desejado) e do nulo (ângulo da interferência) quando o número de antenas operantes é reduzido para um número menor do que  $N = N_{max}/2$ .

A Figura 13 ilustra o efeito decremento ou incremento do número de antenas operantes de um arranjo linear para as mesmas posições angulares do usuário desejado ( $-25^\circ$ ) e da interferência ( $-45^\circ$ ).

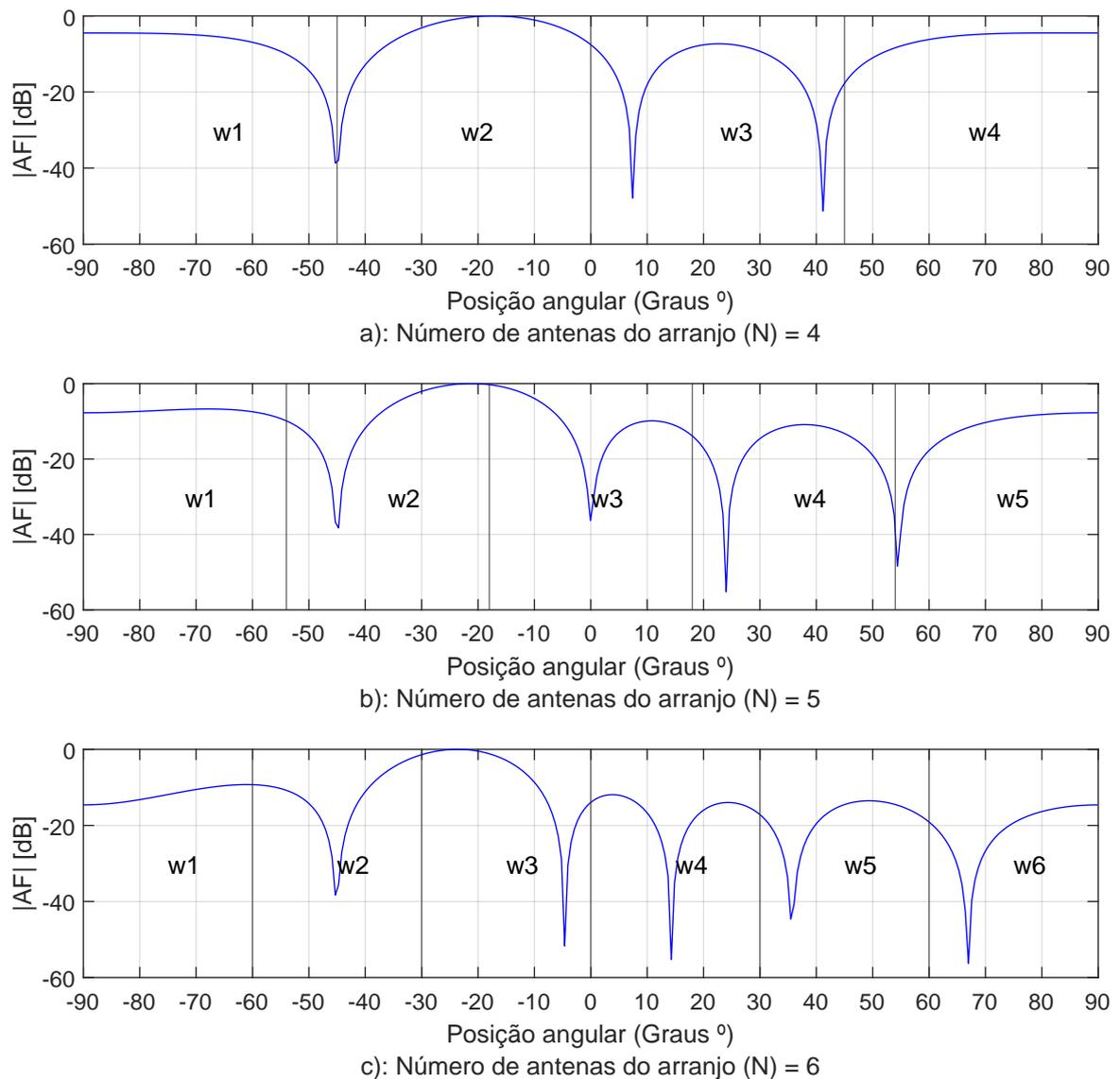


Figura 13: Efeito decremento ou incremento do número de antenas operantes de um arranjo linear para as mesmas posições angulares do usuário desejado ( $-25^\circ$ ) e da interferência ( $-45^\circ$ ).

Ainda de acordo com a Figura 13, observa-se que a medida que incrementa-se o número de antenas operantes, os pontos de nulos vão ficando mais profundos, a magnitude dos lóbulos laterais diminui e a Relação  $D/I$  aumenta (aumenta a relação entre a magnitude de  $|AF|$  no ângulo do usuário desejado e a magnitude de  $|AF|$  no ângulo da interferência).

A Figura 13.b representa o arranjo em sua condição de operação inicial. Já a Figura 13.a representa o arranjo após a análise da Relação  $D/I$  da execução atual do algoritmo e a conclusão de que se é possível reduzir o número de antenas operantes do arranjo linear devido a Relação  $D/I$  medida ser maior do que a Relação  $D/I$  inicial configurada ( $D_0/I_0$ ). Por fim, a Figura 13.c representa o arranjo após a análise da Relação  $D/I$  e a conclusão de que se é preciso aumentar o número de antenas operantes do arranjo linear devido a Relação  $D/I$  medida ser menor do que

a Relação  $D/I$  inicial configurada ( $D_0/I_0$ ).

Para que não haja distorções angulares, deve-se decrementar ou incrementar o número de antenas operantes de forma que os valores dos pesos matemáticos de cada antena não comprometam a precisão das posições angulares do usuário desejado e da interferência (INZILLO; RANGO; QUINTANA, 2017)(BURGOS et al., 2016). Para calcular-se os pesos da execução seguinte de forma adequada, deve-se fazê-lo em função dos pesos da execução atual através da diferença de proporção do peso no valor final de  $|AF|$ , conforme apresentado pela Figura 14.

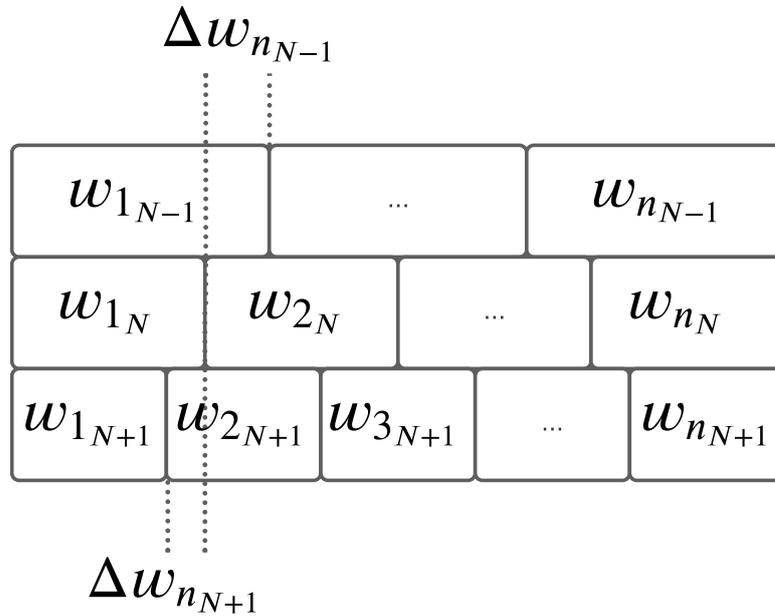


Figura 14: Diferença de proporção do peso no valor final de  $|AF|$ .

Conforme Figura 14 e Equação 3.6, a proporção (variação)  $\Delta w_{n_{N-1}}$  do quanto os pesos do arranjo que teve o número de antenas decrementado são menores em relação aos pesos do arranjo atual é dada por:

$$\Delta w_{n_{N-1}} = \frac{1}{N-1} \quad (3.6)$$

Onde  $n$  é a posição referente ao respectivo peso do vetor de pesos  $w$ .

Bem como, conforme Figura 14 e Equação 3.7, a proporção  $\Delta w_{n_{N+1}}$  do quanto os pesos do arranjo que teve o número de antenas incrementado são maiores em relação aos pesos do arranjo atual é dada por:

$$\Delta w_{n_{N+1}} = \frac{N}{N+1} \quad (3.7)$$

Portanto, pode se usar a Equação 3.8 sempre que o F-LMS definir pelo decremento do número de antenas operantes do arranjo linear:

$$w_{n_{N-1}} = w_{n_N} \left( \frac{N-n}{N-1} \right) + w_{n_{N+1}} \left( \frac{n}{N-1} \right) \quad (3.8)$$

Todavia, pode se usar a Equação 3.9 sempre que o F-LMS definir pelo incremento do número de antenas operantes do arranjo linear:

$$w_{n_{N+1}} = \begin{cases} w_{1_N} \left( \frac{N}{N+1} \right), & n = 1 \\ w_{n_N} \left( \frac{n}{N+1} \right) + w_{n_{N+1}} \left( \frac{N-n}{N+1} \right), & 2 \leq n \leq N-1 \\ w_{N_N} \left( \frac{N}{N+1} \right), & n = N \end{cases} \quad (3.9)$$

A Equação 3.10 representa a Fórmula de Friis<sup>4</sup> e é usada para se estimar a potência de recepção,  $P_{R_x}$ , desejada no dispositivo móvel que se encontra a uma distância,  $d$ , da torre de transmissão operando em uma frequência de comprimento de onda,  $\lambda$  (FAGIANI, 2019):

$$P_{R_x} = P_{T_x} + G_{T_x} + G_{R_x} + 20 \log_{10} \left( \frac{\lambda}{4\pi d} \right) \quad (3.10)$$

Onde  $P_{T_x}$  é a potência de transmissão e  $G_{T_x}$  e  $G_{R_x}$  são os ganhos das antenas de transmissão (ERICSSON, 2018)(5G-AMERICAS, 2019) e recepção, respectivamente (SANGSTER, 2019)(ROHDE&SCHWARZ, 2017).

Graças a propriedade de alteração do número de antenas operantes do F-LMS, de acordo com a Equação 3.10, pode-se reduzir o consumo médio de um arranjo de antenas linear, reduzindo o número de antenas operantes em momentos onde a Relação  $D/I$  é maior do que a Relação  $D_0/I_0$  (momento em que o algoritmo atinge qualidade superior aos parâmetros mínimos de transmissão necessários para a boa comunicação e decide reduzir o número de antenas operantes para economizar energia).

O pseudo-código do F-LMS é demonstrado pelo Algoritmo 1:

---

<sup>4</sup>Harald Trap Friis: Foi um engenheiro eletrônico dinamarquês naturalizado estadunidense que produziu contribuições pioneiras para a propagação de ondas eletromagnéticas.

---

**Algoritmo 1** Algoritmo F-LMS
 

---

**Entradas** Constante do passo de convergência  $\mu$ , MMSE pré configurado  $MMS E_0$ , Número de antenas  $N$ , Número de antenas máximo  $N_{max}$ , Número de iterações  $k$ , Número de iterações máximo  $k_{max}$ , Relação D/I pré-configurada  $D_0/I_0$ , Sinal de direções  $x$ , Sinal de referência  $d$

$w \leftarrow \text{zeros}(N)$

$k \leftarrow 1$

**para**  $k = 1 : k_{max}$  **faça**

$e(k) \leftarrow d(k) - \vec{w}^H(k)\vec{x}(k)$

$MSE(k) \leftarrow \text{abs}(e(k))^2$

**se**  $MSE(k) < MMS E_0$  **então**

$w(k) \leftarrow w(k) + 2\mu e^*(k)\vec{x}(k)$

**parar**

**senão**

$w(k) \leftarrow w(k) + 2\mu e^*(k)\vec{x}(k)$

**fim se**

**fim para**

$AF \leftarrow w^H x(\theta)$

**se**  $D/I > D_0/I_0$  *and*  $N > N_{max}/2$  **então**

$N \leftarrow N - 1$

$w \leftarrow w_{N-1}$

**senão**  $D/I \leq D_0/I_0$  *and*  $N < N_{max}$

$N \leftarrow N + 1$

$w \leftarrow w_{N+1}$

**fim se**

---

O Algoritmo 1 torna mais fácil a compreensão do leitor sobre as etapas de funcionamento do F-LMS.

## 4 RESULTADOS E AVALIAÇÃO DE EFICIÊNCIA

Ao longo deste trabalho de dissertação de mestrado, analisou-se os algoritmos LMS, L-LMS, VSS-LMS e o algoritmo proposto, F-LMS. Os resultados foram obtidos por meio de simulações na ferramenta computacional MATLAB. Cada resultado apresentado é a média de 30 repetições. Este número de repetições é suficiente para obter-se os valores de Índice de Confiabilidade e Variância dos Resultados, com a precisão necessária para a realização deste experimento (ROSA, 2020). Obteve-se Índice de Confiabilidade de 99,98% (Variância nos Resultados de  $\pm 0,02\%$  em relação à média). Os resultados estão organizados como a seguir: A Seção 4.1 apresenta os resultados estáticos, referentes ao momento em que o usuário entra na área de cobertura; A Seção 4.2 versa sobre os resultados móveis, referentes a mobilidade do usuário e a análise de eficiência dos algoritmos durante a adaptação das posições angulares do usuário desejado e da interferência.

### 4.1 Resultados obtidos para a geração da cobertura no momento em que o usuário entra na área coberta pela rede

Nesta seção, os experimentos para a geração da cobertura no momento em que o usuário entra na área coberta pela rede foram realizados usando os algoritmos LMS, L-LMS, VSS-LMS e F-LMS.

Os indicadores de avaliação de eficiência analisados foram escolhidos de acordo com pesquisas consolidadas na área que são condizentes com formas objetivas de se mensurar a qualidade de cobertura de feixes adaptativos, sendo eles (GROSS, 2015)(CHOPRA; LAKHMANI, 2017)(PELAES et al., 2016):

- Quantidade de operações matemáticas (multiplicações, adições, subtrações, divisões e exponenciais). A verificação pode ser feita comparando os resultados com os códigos na seção de apêndices.
- Tempo necessário para o algoritmo processar uma execução (processar todas as iterações

para calcular o erro quadrático médio mínimo e ajustar os pesos para gerar a cobertura).

- Número de iterações necessárias para que o algoritmo realize o processo de convergência em direção ao sinal de referência.
- Mínimo erro quadrático médio (do inglês, *Minimum Mean Square Error*), MMSE, entre a saída do algoritmo e o sinal de referência (encontrado ao final das iterações).
- Magnitude dos lóbulos laterais (do inglês, *Side Lobe Level*), SLL, do feixe adaptativo de cobertura (GROSS, 2015).
- Relação entre a magnitude do sinal do feixe adaptativo no ângulo do usuário desejado e no ângulo interferente (Relação  $D/I$ ).

Os experimentos foram realizados utilizando os parâmetros da Tabela 2 e podem ser ilustrados pela Figura 15:

Os valores dos ângulos do usuário e da interferência foram escolhidos de forma que o espaçamento angular entre eles seja suficiente para comparar a Relação  $D/I$  dos algoritmos, aplicados em arranjos com diferentes números de antenas (PELAES et al., 2016). Os parâmetros de frequência, espaçamento entre antenas e variância de ruído ( $\sigma^2$ ) foram escolhidos de forma a simular o cenário de operação de quinta geração de comunicação móvel (5G) que será implementado no Brasil (ANATEL, 2021). O parâmetro de número de iterações ( $k$ ) foi escolhido por se mostrar suficiente para analisar a velocidade de convergência dos algoritmos analisados. O parâmetro de número de antenas do arranjo ( $N$ ) foi escolhido por apresentar maior número de opções de projeto (GROSS, 2015). Os parâmetros de passo de convergência ( $\mu$ ) e constantes de vazamento ( $b$ ) e de variação da velocidade de convergência ( $a$  e  $g$ ) foram escolhidos de acordo com experimentos empíricos realizados no *software* MATLAB. Os parâmetros de MMSE pré-configurado foram escolhidos de forma a diversificar as opções de projetos.

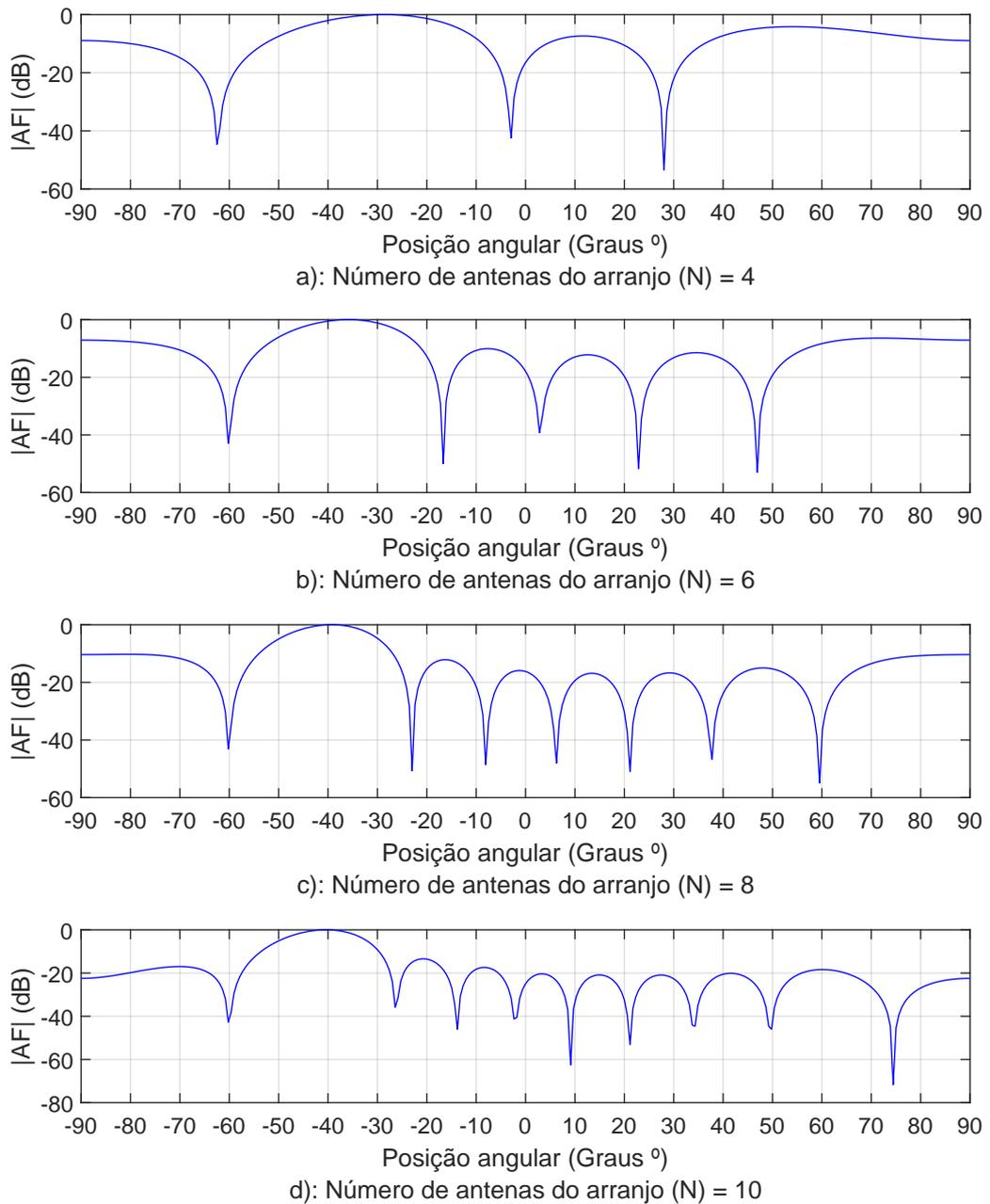


Figura 15: Simulação de cobertura com feixes adaptativos para o usuário incidente no ângulo  $-40^\circ$  e interferência incidente no ângulo  $-60^\circ$ , para  $N = 4, 6, 8, \text{ e } 10$ .

Nota-se na Figura 15 que, com o aumento do número de antenas,  $N$ , a função de fator de arranjo,  $|AF|$ , produz o lóbulo mãe (ângulo do usuário desejado) mais estreito e o nulo (ângulo da interferência) mais profundo.

Tabela 2: Parâmetros dos experimentos.

Parâmetros gerais do sistema	
<i>Ângulo do usuário</i> ( $\theta_u$ ) [°]	-40
<i>Ângulo da interferência</i> ( $\theta_i$ ) [°]	-60
<i>Frequência</i> [Hz]	3,5e9
<i>Espaçamento entre antenas</i> [m]	0,5 $\lambda$
<i>Número de iterações máximas</i> ( $k$ )	100
<i>Variância do ruído</i> ( $\sigma^2$ )	0,001
<i>Nº de antenas</i> [N]	4, 6, 8 e 10
<i>Nº de repetições</i>	30
<i>Índice de confiabilidade</i>	99,98%
Parâmetro do LMS	
<i>Passo de convergência</i> ( $\mu$ )	$0,745 \frac{1}{AVa_{max}}$
Parâmetros do L-LMS	
<i>Constante de vazamento</i> ( $b$ )	0,135
<i>Passo de convergência</i> ( $\mu$ )	$0,745 \frac{1}{AVa_{max}}$
Parâmetros do VSS-LMS	
<i>Constante de variação de <math>\mu</math></i> ( $a$ )	0,937
<i>Constante de variação de <math>e(k)</math></i> ( $g$ )	0,01
<i>Passo de convergência</i> ( $\mu$ )	$0,745 \frac{1}{AVa_{max}}$
Parâmetros do F-LMS	
<i>MMSE pré configurado</i>	1e-4, 1e-6 e 1e-8
<i>Passo de convergência</i> ( $\mu$ )	$0,745 \frac{1}{AVa_{max}}$

A operação matemática de multiplicação ocorre com uma frequência notadamente superior em relação aos demais tipos de operações matemáticas. Por isso, analisou-se a avaliação de eficiência dos algoritmos desta seção levando somente a operação matemática do tipo multiplicação em consideração. Os outros tipos de operações matemáticas continuarão a ser apresentados ainda que não sejam levados em consideração para efeitos de cálculos. A Figura 16 representa a quantidade de operações matemáticas dos algoritmos LMS, L-LMS, VSS-LMS e do proposto, F-LMS:

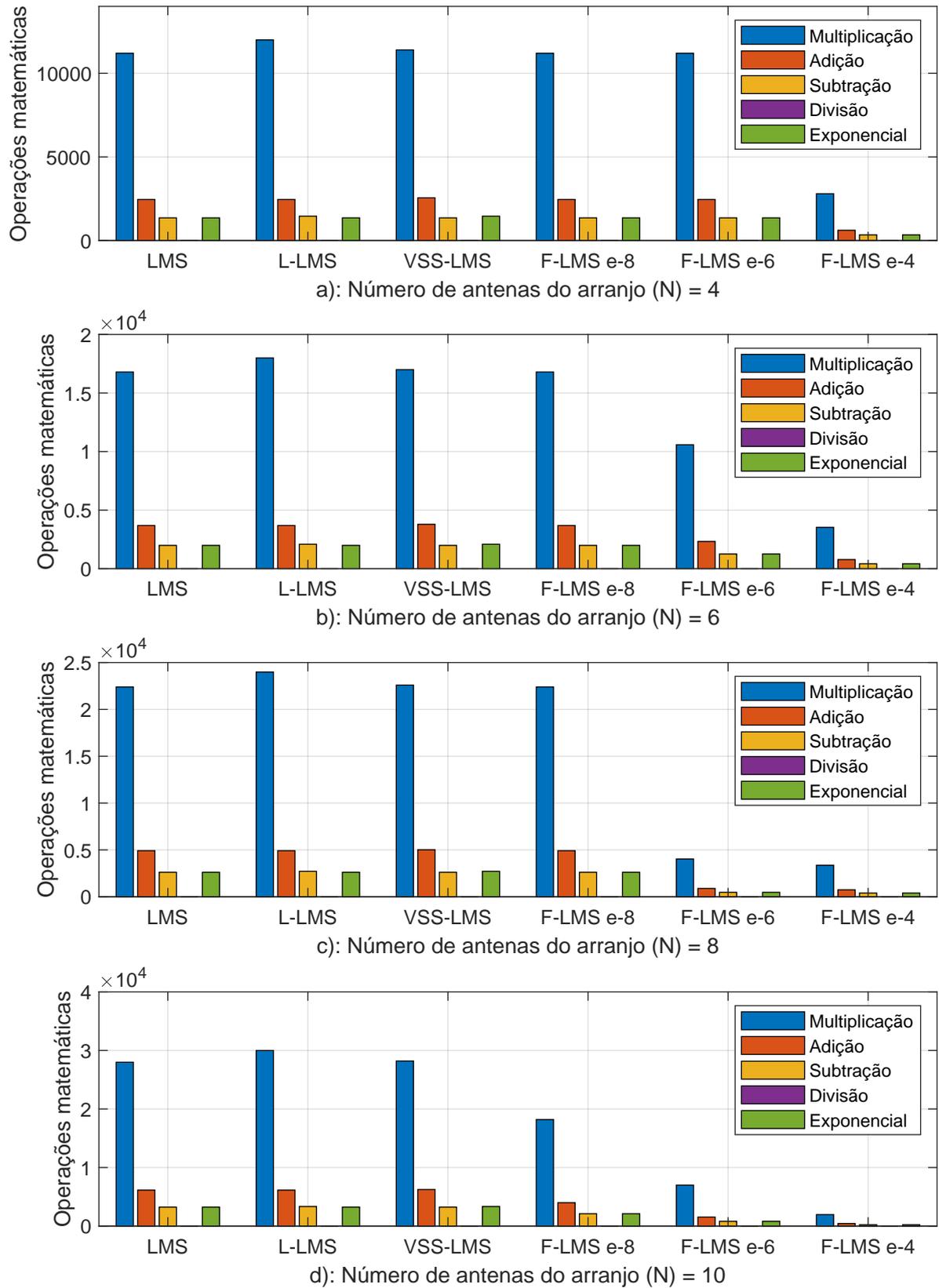


Figura 16: Operações matemáticas dos algoritmos.

Tabela 3: Quantidade de operações matemáticas dos algoritmos.

Algoritmo	Etapa	Multiplicações	Adições	Subtrações	Divisões	Exponenciais
LMS	x(k)	$N2k$	$N2k$	0	0	0
	y(k)	$Nk$	$(N-1)k$	0	0	0
	e(k)	0	0	k	0	0
	MSE(k)	0	0	0	0	k
	w(k+1)	$3Nk$	k	0	0	0
	AF	$(\pi k6N)+(\pi kN)$	$\pi kN$	$\pi kN$	0	$\pi kN$
L-LMS	x(k)	$N2k$	$N2k$	0	0	0
	y(k)	$Nk$	$(N-1)k$	0	0	0
	e(k)	0	0	k	0	0
	MSE(k)	0	0	0	0	k
	w(k+1)	$3Nk+2Nk$	k	k	0	0
	AF	$(\pi k6N)+(\pi kN)$	$\pi kN$	$\pi kN$	0	$\pi kN$
VSS-LMS	x(k)	$N2k$	$N2k$	0	0	0
	y(k)	$Nk$	$(N-1)k$	0	0	0
	e(k)	0	0	k	0	0
	MSE(k)	0	0	0	0	k
	w(k+1)	$3Nk+2k$	$k+k$	0	0	k
	AF	$(\pi k6N)+(\pi kN)$	$\pi kN$	$\pi kN$	0	$\pi kN$
F-LMS	x(k)	$N2k$	$N2k$	0	0	0
	y(k)	$Nk$	$(N-1)k$	0	0	0
	e(k)	0	0	k	0	0
	MSE(k)	0	0	0	0	k
	w(k+1)	$3Nk$	k	0	0	0
	AF	$(\pi k6N)+(\pi kN)$	$\pi kN$	$\pi kN$	0	$\pi kN$

Tabela 4: Número de operações matemáticas dos algoritmos.

Algoritmo	Operação	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
LMS	Multiplificações	11196	16794	22392	27991
	Adições	2456	3684	4913	6141
	Subtrações	1356	1984	2613	3241
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	1356	1984	2613	3241
L-LMS	Multiplificações	11996	17994	23992	29991
	Adições	2456	3684	4913	6141
	Subtrações	1456	2084	2713	3341
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	1356	1984	2613	3241
VSS-LMS	Multiplificações	11396	16994	22592	28191
	Adições	2556	3784	5013	6241
	Subtrações	1356	1984	2613	3241
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	1456	2084	2713	3341
F-LMS $e^{-4}$	Multiplificações	2799	3526	3358	1959
	Adições	614	773	736	429
	Subtrações	339	416	391	226
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	339	416	391	226
F-LMS $e^{-6}$	Multiplificações	11196	10580	4030	6997
	Adições	2456	2321	884	1535
	Subtrações	1356	1250	470	810
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	1356	1250	470	810
F-LMS $e^{-8}$	Multiplificações	11196	16794	22392	18194
	Adições	2456	3684	4913	3992
	Subtrações	1356	1984	2613	2107
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	1356	1984	2613	2107

Tabela 5: Redução da quantidade de operações matemáticas do F-LMS em relação ao LMS [%].

F-LMS em relação ao LMS					
Algoritmo	Operação	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	Multiplicações	75	79	85	93
	Adições	75	79	85	93
	Subtrações	75	79	85	93
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	75	79	85	93
F-LMS e-6	Multiplicações	0	37	82	75
	Adições	0	37	82	75
	Subtrações	0	37	82	75
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	0	37	82	75
F-LMS e-8	Multiplicações	0	0	0	35
	Adições	0	0	0	35
	Subtrações	0	0	0	35
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	0	0	0	35

Tabela 6: Redução da quantidade de operações matemáticas do F-LMS em relação ao L-LMS [%].

F-LMS em relação ao L-LMS					
Algoritmo	Operação	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	Multiplicações	76,66	80,40	86,00	93,46
	Adições	75	79	85	93
	Subtrações	76,71	80,00	85,55	93,20
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	75	79	85	93
F-LMS e-6	Multiplicações	6,66	41,20	83,20	76,66
	Adições	0	37	82	75
	Subtrações	6,86	40,02	82,66	75,74
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	0	37	82	75
F-LMS e-8	Multiplicações	6,66	6,66	6,66	39,33
	Adições	0	0	0	35
	Subtrações	6,86	4,79	3,68	36,94
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	0	0	0	35

Tabela 7: Redução da quantidade de operações matemáticas do F-LMS em relação ao VSS-LMS [%].

F-LMS em relação ao VSS-LMS					
Algoritmo	Operação	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	Multiplicações	75,43	79,24	85,13	93,04
	Adições	75,97	79,55	85,29	93,11
	Subtrações	75	79	85	93
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	76,71	80,00	85,55	93,20
F-LMS e-6	Multiplicações	1,75	37,74	82,15	75,17
	Adições	3,91	38,66	82,35	75,40
	Subtrações	0	37	82	75
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	6,86	40,02	82,66	75,74
F-LMS e-8	Multiplicações	1,75	1,17	0,88	35,46
	Adições	3,91	2,64	1,99	36,04
	Subtrações	0	0	0	35
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	6,86	4,79	3,68	36,94

Conforme Figura 16.d e Tabela 6, ao analisar o F-LMS e-8, nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de 39,33% na operação de multiplicação em relação ao L-LMS, operando com  $N = 10$ . De acordo com Figura 16.c e Tabela 6, ao analisar o F-LMS e-6, nota-se que o melhor resultado foi a redução de 83,20% na multiplicação em relação ao L-LMS, operando com  $N = 8$ . Conforme Figura 16.d e Tabela 6, ao analisar o F-LMS e-4, nota-se que o melhor resultado foi a redução de 93,46% na multiplicação em relação ao L-LMS, operando com  $N = 10$ .

A Figura 17 representa o tempo de execução dos algoritmos LMS, L-LMS, VSS-LMS e do proposto, F-LMS:

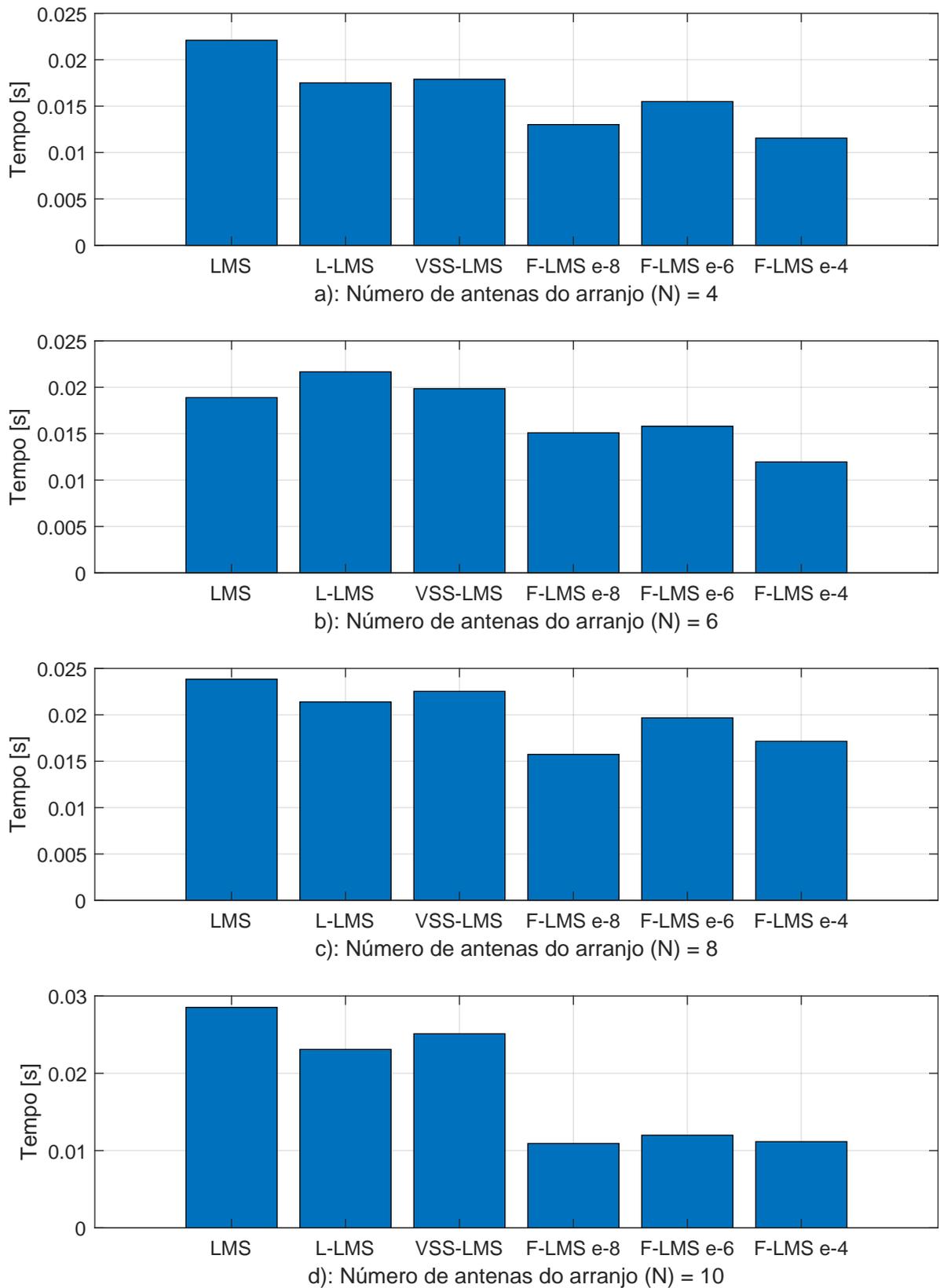


Figura 17: Tempo de execução dos algoritmos.

Conforme a Figura 17 aponta, pode-se perceber uma melhoria significativa nos gráficos

referentes ao F-LMS. A visibilidade da melhoria da avaliação de eficiência pode ser complementada pelas tabelas abaixo, onde são apresentados os dados do gráfico de forma numérica além de um comparativo na melhoria com a porcentagem como unidade de comparação. Esta melhoria é justificada pela capacidade do F-LMS de interromper as iterações no momento em que o MMSE é atingido. O F-LMS pode ser usado por operadoras de celular com diferentes valores de MMSE de acordo com a demanda do usuário. Ele possui a vantagem de, em alguns casos onde o número de antenas  $N$  é incrementado, atingir o MMSE antes do que se operasse com  $N$  reduzido, pois um número maior de  $N$  ajudaria no alcance do MMSE pré-configurado.

Tabela 8: Tempo dos algoritmos [ms].

Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
LMS	22,09	18,88	23,84	28,52
L-LMS	17,50	21,66	21,38	23,09
VSS-LMS	17,89	19,84	22,53	25,11
F-LMS e-4	11,55	11,95	17,14	11,15
F-LMS e-6	15,49	15,80	19,67	11,98
F-LMS e-8	13,01	15,09	15,73	10,92

Tabela 9: Economia no tempo de processamento do F-LMS [%].

F-LMS em relação ao LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	47,72	36,70	28,08	60,88
F-LMS e-6	29,89	16,32	17,47	57,97
F-LMS e-8	41,11	20,08	34,00	61,70
F-LMS em relação ao L-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	34,01	44,82	19,84	51,68
F-LMS e-6	34,01	44,82	19,84	51,68
F-LMS e-8	25,66	30,32	26,43	52,69
F-LMS em relação ao VSS-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	35,44	39,77	23,90	55,57
F-LMS e-6	13,43	20,38	12,68	52,27
F-LMS e-8	27,28	23,95	30,16	56,50

Conforme Figura 17.d e Tabela 9, ao analisar o F-LMS e-8, nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de 61,70% em relação ao LMS, operando com  $N = 10$ . Já com o F-LMS e-6, obteve-se redução de 57,97%, em relação ao LMS, operando com  $N = 10$ . Com o F-LMS e-4, obteve-se redução de 60,88% em relação ao LMS, operando com  $N = 10$ .

A Figura 18 representa a convergência dos algoritmos LMS, L-LMS, VSS-LMS e do proposto, F-LMS:

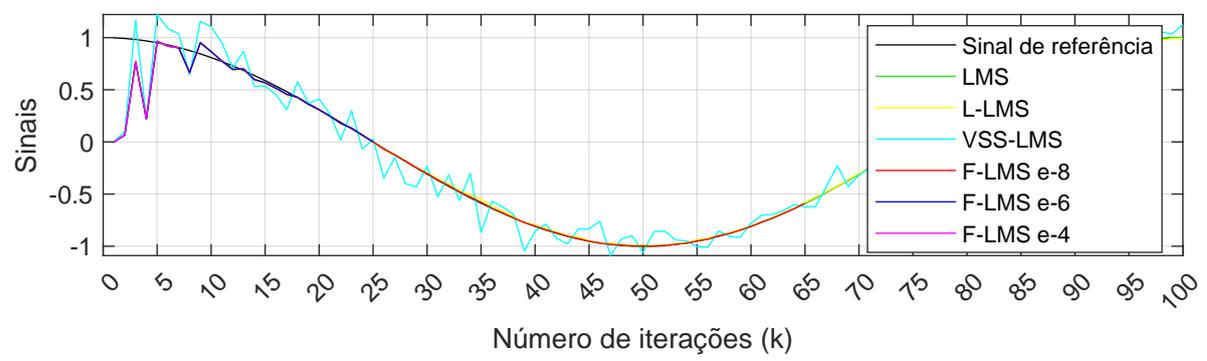
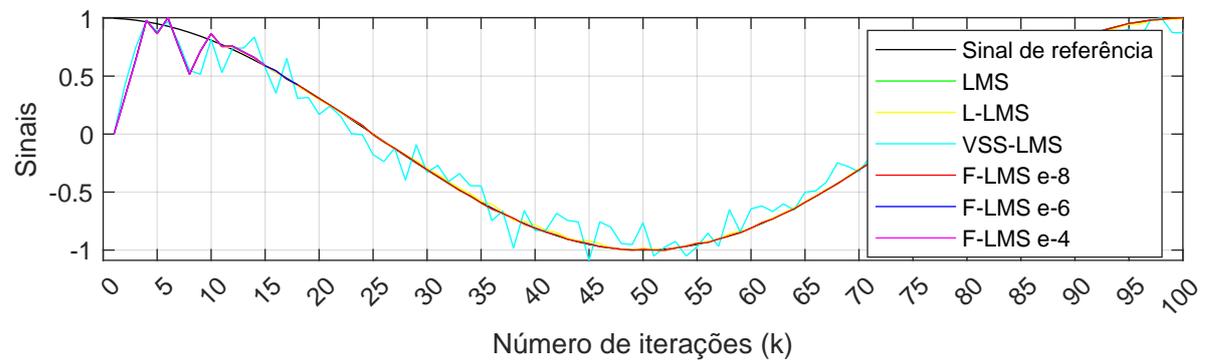
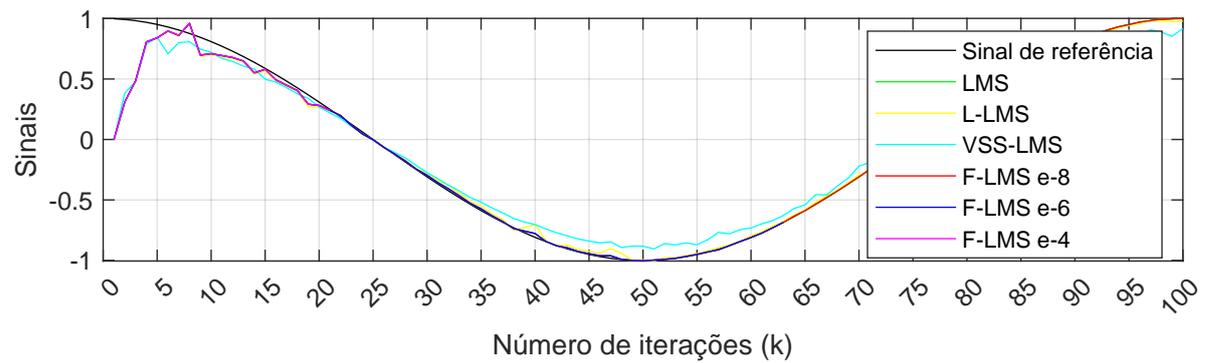
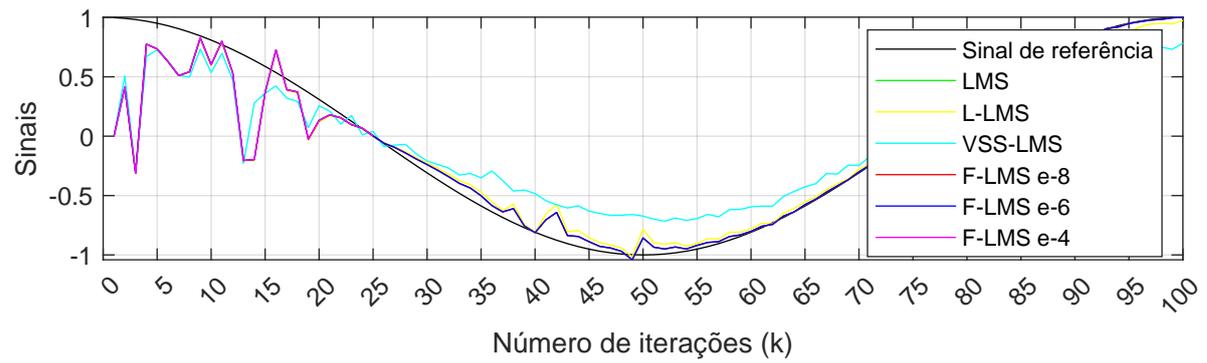


Figura 18: Aprendizado dos algoritmos.

Tabela 10: Número de iterações dos algoritmos [k].

Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
LMS	100	100	100	100
L-LMS	100	100	100	100
VSS-LMS	100	100	100	100
F-LMS e-4	25	21	17	7
F-LMS e-6	100	63	18	25
F-LMS e-8	100	100	100	65

Tabela 11: Redução nas iterações do F-LMS [%].

F-LMS em relação ao LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	75	79	83	93
F-LMS e-6	0	37	82	75
F-LMS e-8	0	0	0	35
F-LMS em relação ao L-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	75	79	83	93
F-LMS e-6	0	37	82	75
F-LMS e-8	0	0	0	35
F-LMS em relação ao VSS-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	75	79	83	93
F-LMS e-6	0	37	82	75
F-LMS e-8	0	0	0	35

Conforme Figura 18.d e Tabela 11, ao analisar o F-LMS e-8 (curva vermelha), nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de 35% das iterações necessárias para o aprendizado

do F-LMS, operando com  $N = 10$ . Conforme Figura 18.c e Tabela 11, ao analisar o F-LMS e-6 (curva azul), nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de 82%, operando com  $N = 8$ . Conforme Figura 18.d e Tabela 11, ao analisar o F-LMS e-4 (curva magenta), nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de 93%, operando com  $N = 10$ .

A Figura 19 representa o MMSE dos algoritmos LMS, L-LMS, VSS-LMS e do proposto, F-LMS:

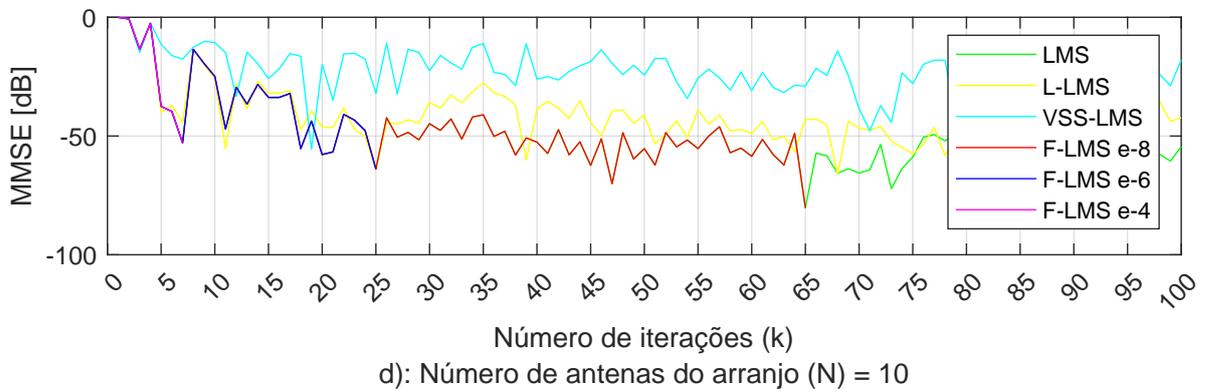
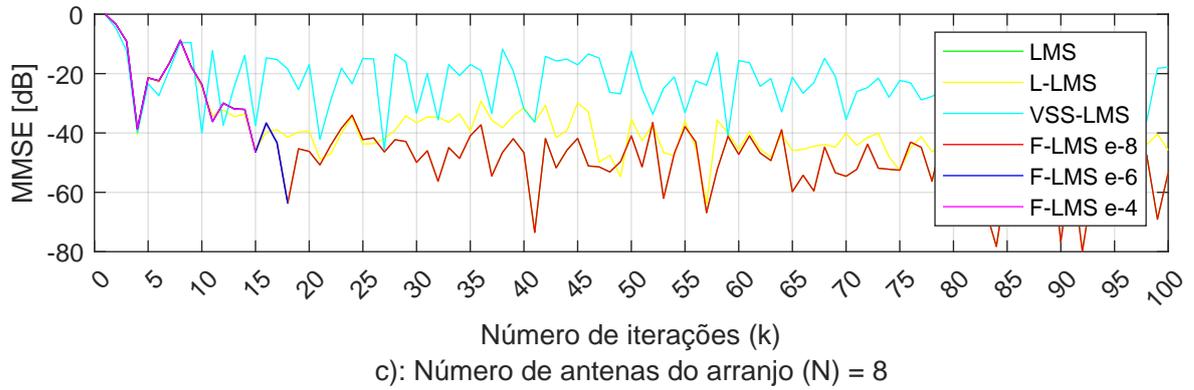
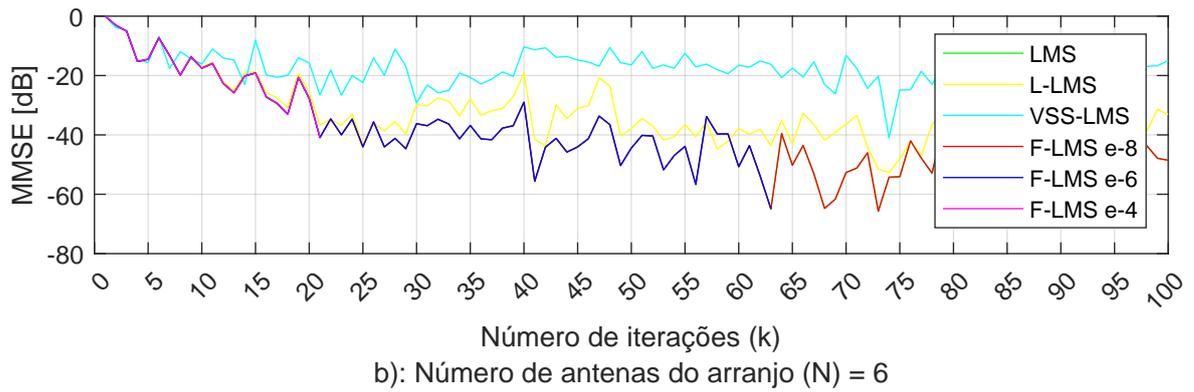
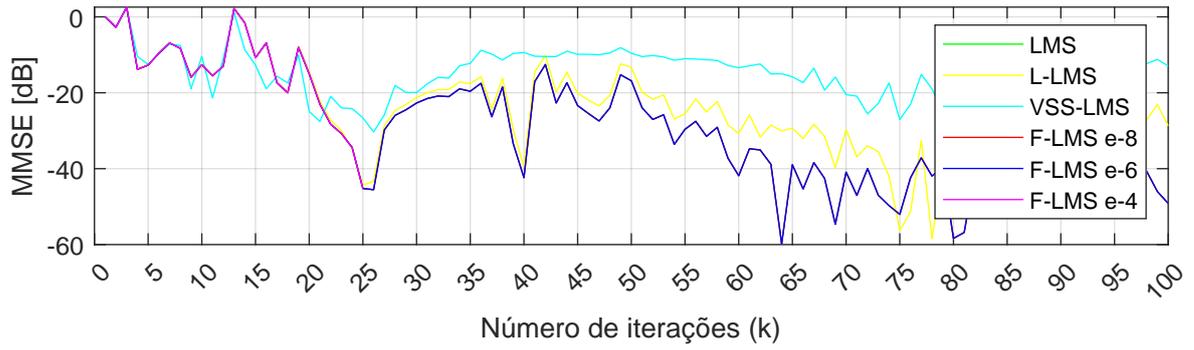


Figura 19: MMSE dos algoritmos.

Tabela 12: MMSE dos algoritmo [dB].

Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
LMS	-49,16	-48,54	-53,33	-54,45
L-LMS	-28,74	-33,11	-45,85	-42,25
VSS-LMS	-12,95	-14,98	-17,83	-17,88
F-LMS e-4	-45,22	-40,91	-46,41	-52,87
F-LMS e-6	-59,80	-64,93	-63,69	-63,89
F-LMS e-8	-59,80	-66,41	-79,94	-80,22

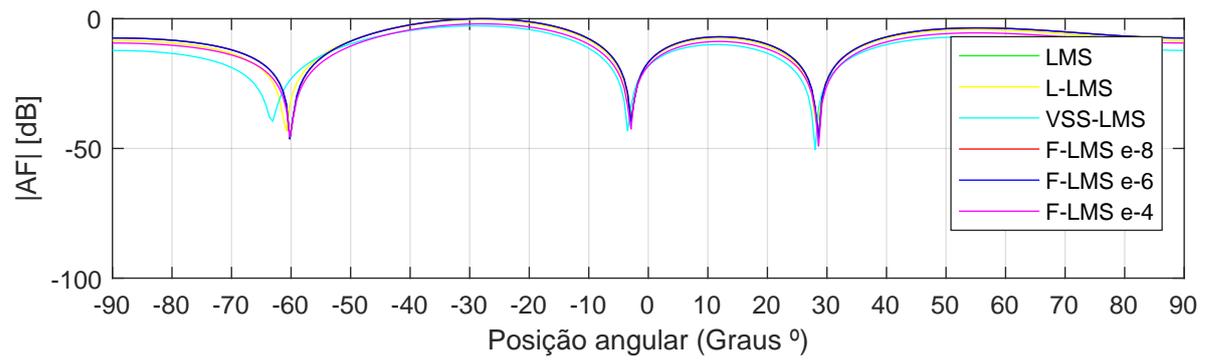
Tabela 13: Diferença do MMSE do F-LMS [dB].

F-LMS em relação ao LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	-3,94	-7,62	-6,91	-1,57
F-LMS e-6	10,64	16,39	10,35	9,44
F-LMS e-8	10,64	17,87	26,61	25,77
F-LMS em relação ao L-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	16,48	7,80	0,56	10,62
F-LMS e-6	31,06	31,81	17,83	21,64
F-LMS e-8	31,06	33,30	34,09	37,97
F-LMS em relação ao VSS-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	32,27	25,93	28,58	34,99
F-LMS e-6	46,85	49,94	45,85	46,01
F-LMS e-8	46,85	51,42	62,11	62,34

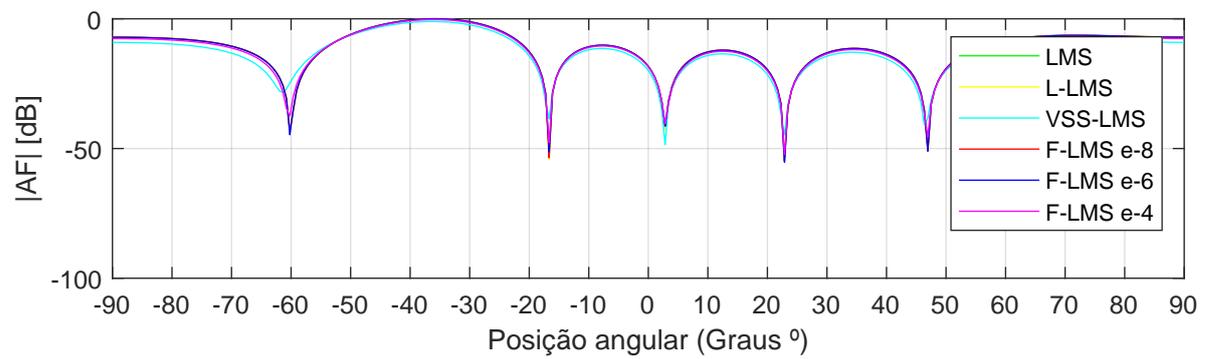
Conforme Figura 19.d e Tabela 13, ao verificar o F-LMS e-8 (curva vermelha), nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de 62,34dB em relação ao VSS-LMS (curva ciano),

operando com  $N = 10$ . Conforme Figura 19.b e Tabela 13, ao verificar o F-LMS e-6 (curva azul), nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de  $49,94dB$  em relação ao VSS-LMS (curva ciano), operando com  $N = 6$ . Conforme Figura 19.d e Tabela 13, ao verificar o F-LMS e-4 (curva magenta), nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de  $34,99dB$  em relação ao VSS-LMS (curva ciano), operando com  $N = 10$ .

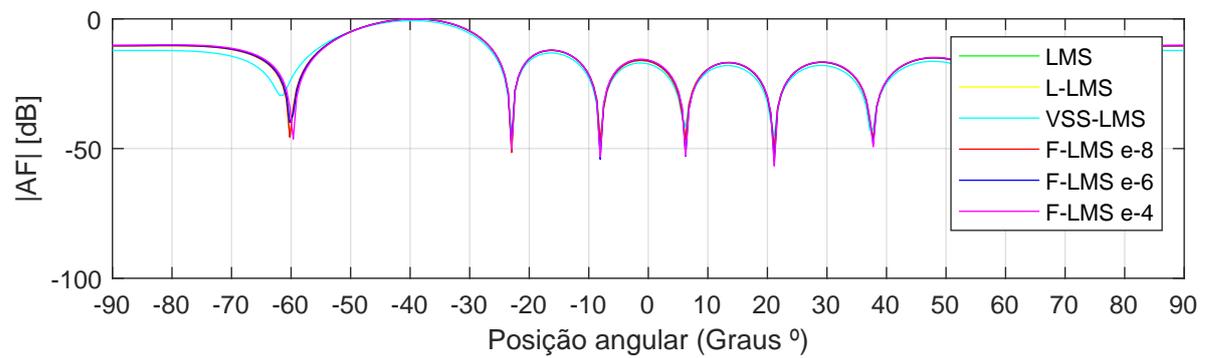
A Figura 20 representa a função de fator de arranjo  $|AF|$  dos algoritmos LMS, L-LMS, VSS-LMS e do proposto, F-LMS:



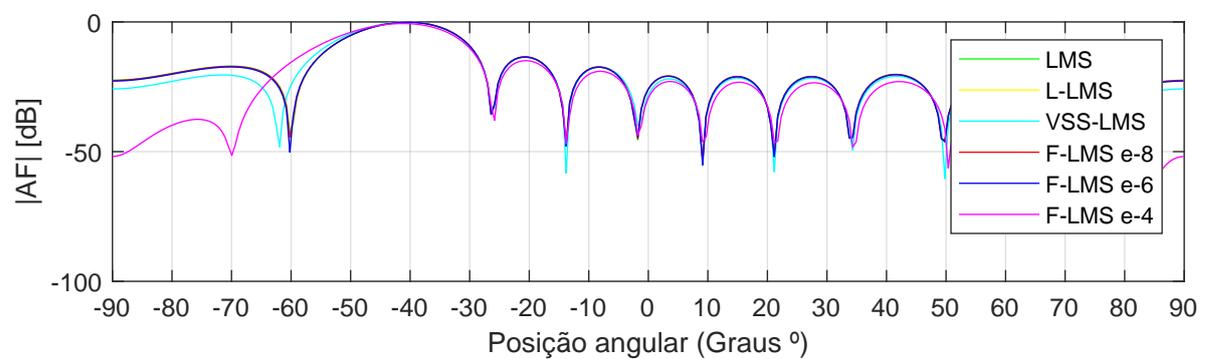
a): Número de antenas do arranjo (N) = 4



b): Número de antenas do arranjo (N) = 6



c): Número de antenas do arranjo (N) = 8



d): Número de antenas do arranjo (N) = 10

Figura 20: Fatores de arranjo dos algoritmos.

A Figura 21 representa o *Side Lobe Level* dos algoritmos LMS, L-LMS, VSS-LMS e do

proposto, F-LMS:

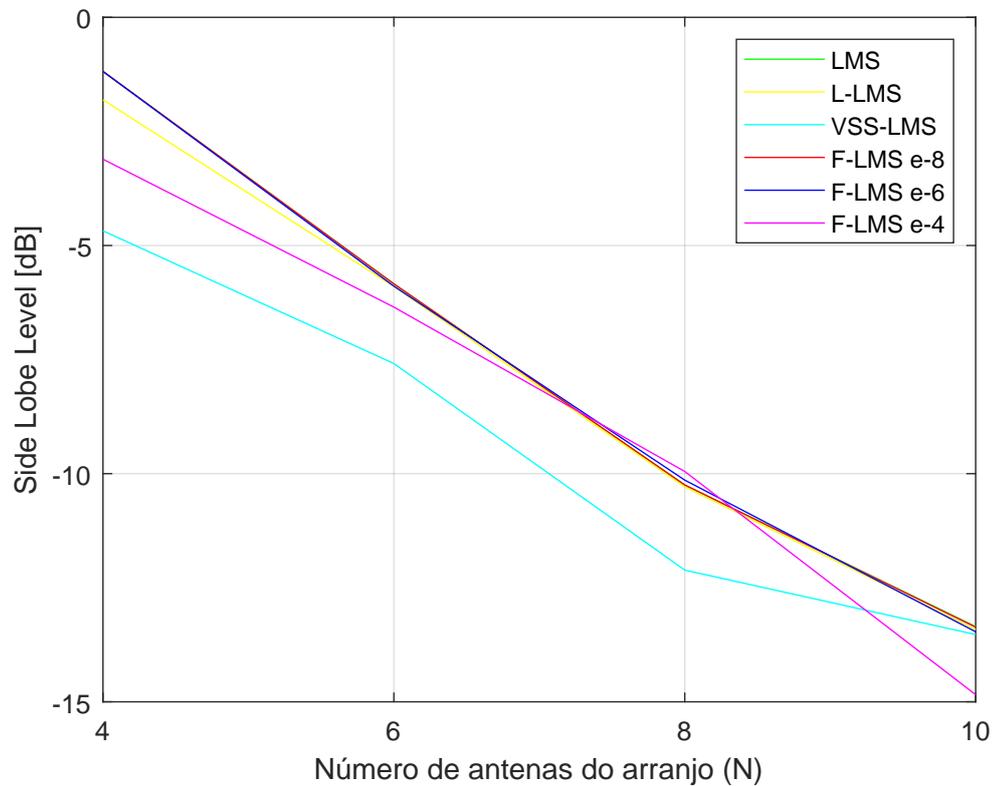


Figura 21: Side Lobe Level dos algoritmos.

O *Side Lobe Level* é medido para se obter a medida da magnitude dos lóbulos laterais em torno do lóbulo principal. Ele pode ser interpretado como um indicador da qualidade da cobertura no lóbulo principal. Quanto menor for a magnitude do lóbulo lateral, maior será a qualidade da cobertura no lóbulo mãe. Além dos dados expostos no gráfico acima, pode-se analisar os mesmos resultados nas tabelas abaixo pela tabela com os valores numéricos e pela tabela de valores comparativos, que apresenta uma ideia mais concreta sobre a melhoria atingida pelo F-LMS.

Tabela 14: Side Lobe Level dos algoritmos [dB].

Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
LMS	-1,18	-5,84	-10,24	-13,35
L-LMS	-1,80	-5,89	-10,28	-13,41
VSS-LMS	-4,67	-7,58	-12,11	-13,52
F-LMS e-4	-3,10	-6,35	-9,95	-14,84
F-LMS e-6	-1,18	-5,89	-10,14	-13,46
F-LMS e-8	-1,18	-5,84	-10,24	-13,36

Tabela 15: Diferença do side lobe level do F-LMS [dB].

F-LMS em relação ao LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	1,92	0,50	-0,29	1,49
F-LMS e-6	0	0,05	-0,10	0,11
F-LMS e-8	0	0	0	0,01
F-LMS em relação ao L-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	1,30	0,45	-0,33	1,42
F-LMS e-6	-0,62	-0,01	-0,14	0,04
F-LMS e-8	-0,62	-0,05	-0,04	-0,05
F-LMS em relação ao VSS-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	-1,56	-1,23	-2,16	1,31
F-LMS e-6	-3,49	-1,69	-1,97	-0,06
F-LMS e-8	-3,49	-1,74	-1,86	-0,16

Conforme Figura 21 e Tabela 15, ao analisar o F-LMS e-8 (linha vermelha), nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de 0,01dB em relação ao LMS (linha verde), operando

com  $N = 10$ . Ao analisar o F-LMS e-6 (linha azul), nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de  $0,11dB$  em relação ao LMS (linha verde), operando com  $N = 10$ . Ao analisar o F-LMS e-4 (linha magenta), nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de  $1,92dB$  em relação ao LMS (linha verde), operando com  $N = 4$ .

A Figura 22 representa a Relação  $D/I$  dos algoritmos LMS, L-LMS, VSS-LMS e do proposto, F-LMS:

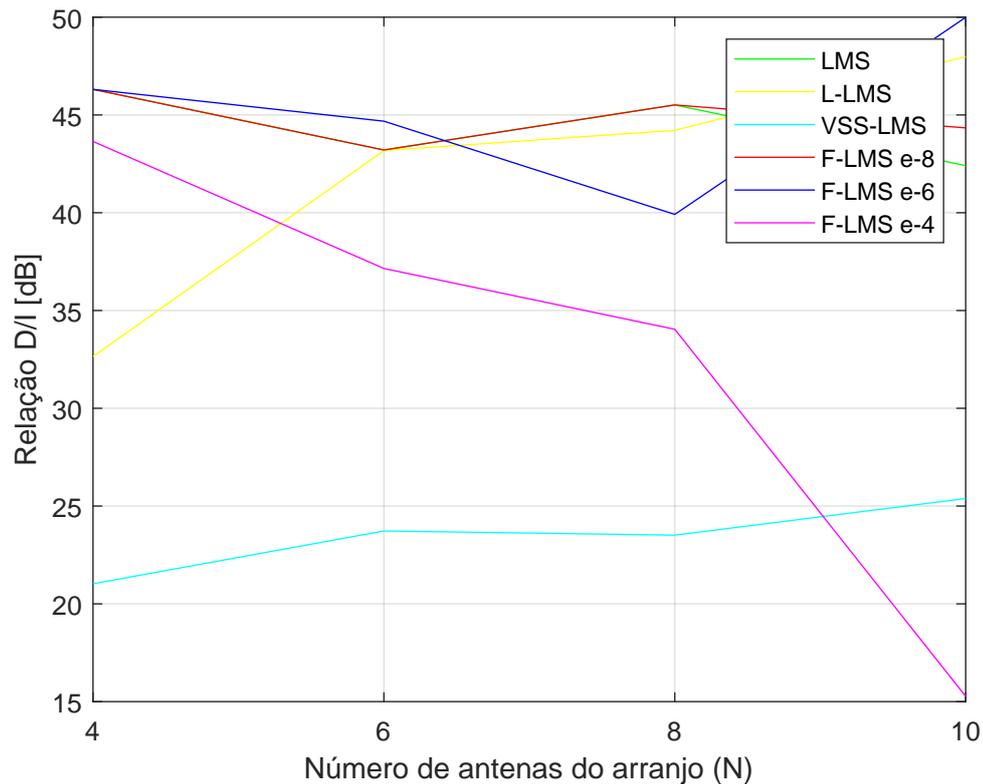


Figura 22: Relação  $D/I$  dos algoritmos.

A Relação  $D/I$  é a medida em  $dB$  de  $|AF|$  no ângulo de geração do feixe de sinal na direção do usuário desejado pela medida no ângulo da interferência. Ela é uma medida primordial para sabermos o quanto o sinal interferente influencia na qualidade da comunicação. Pode-se acompanhar as medições no gráfico e também com o amparo das tabelas abaixo que apresentam em valores numéricos os valores encontrados no gráfico bem como os valores de comparação para tornar mais perceptível a melhoria atingida pelo F-LMS. Ela apresenta a relação entre as magnitude da função de fator de arranjo  $|AF|$  no ângulo do usuário desejado e da interferência.

Tabela 16: Relação  $D/I$  dos algoritmos [dB].

Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
LMS	46,30	43,20	45,51	42,40
L-LMS	32,64	43,17	44,21	47,98
VSS-LMS	21,02	23,72	23,51	25,38
F-LMS e-4	43,64	37,14	34,03	15,27
F-LMS e-6	46,30	44,68	39,91	49,99
F-LMS e-8	46,30	43,20	45,51	44,33

Tabela 17: Diferença da Relação  $D/I$  do F-LMS [dB].

F-LMS em relação ao LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	2,66	6,05	11,47	27,13
F-LMS e-6	0	-1,47	5,59	-7,58
F-LMS e-8	0	0	0	-1,93
F-LMS em relação ao L-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	-10,99	6,02	10,17	32,71
F-LMS e-6	-13,66	-1,50	4,29	-2,00
F-LMS e-8	-13,66	-0,03	-1,29	3,64
F-LMS em relação ao VSS-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	-22,61	-13,42	-10,52	10,11
F-LMS e-6	-25,28	-20,95	-16,40	-24,60
F-LMS e-8	-25,28	-19,48	-22,00	-18,95

Conforme Figura 22 e Tabela 17, ao analisar o F-LMS e-8 (linha vermelha), nota-se que o melhor resultado obtido foi o aumento de  $3,64dB$  em relação ao L-LMS (linha amarela),

operando com  $N = 10$ . Ao analisar o F-LMS e-6 (linha azul), nota-se que o melhor resultado obtido foi o aumento de  $5,59dB$  em relação ao LMS (linha verde), operando com  $N = 8$ . Ao analisar o F-LMS e-4 (linha magenta), nota-se que o melhor resultado obtido foi o aumento de  $32,71dB$  em relação ao L-LMS (linha amarela), operando com  $N = 10$ .

## 4.2 Resultados obtidos durante a mobilidade do usuário e a análise de eficiência dos algoritmos durante a adaptação das posições angulares do usuário desejado e da interferência

Nesta seção, apresenta-se os resultados da análise de eficiência dos algoritmos durante a adaptação das posições angulares do usuário desejado e da interferência. O experimento realizado foi a simulação de sinais de um usuário, deslocando-se entre  $-90^\circ$  e  $90^\circ$ , e de uma interferência, deslocando-se entre  $-70$  e  $10^\circ$ , em uma área de raio de cobertura de  $1 [Km]$  com sentido e velocidade aleatórios. O usuário assume velocidade aleatória entre o intervalo de  $1 [m/s]$  e  $4 [m/s]$ , quando seu sentido é, aleatoriamente, definido como sendo da esquerda para a direita, e entre o intervalo de  $0,25 [m/s]$  e  $1 [m/s]$ , quando seu sentido é, aleatoriamente, definido como sendo da direita para a esquerda. A interferência assume velocidade aleatória entre o intervalo de  $0,25 [m/s]$  e  $1 [m/s]$ , quando seu sentido é, aleatoriamente, definido como sendo da esquerda para a direita, e entre o intervalo de  $0,0625 [m/s]$  e  $0,25 [m/s]$ , quando seu sentido é, aleatoriamente, definido como sendo da direita para a esquerda. Desta forma, pelo fato de os intervalos aleatórios, do usuário e da interferência, no sentido da esquerda para a direita serem maiores, os algoritmos encerram o deslocamento ao atravessarem a área coberta no sentido da esquerda para a direita. Na medida que a posição angular do usuário se distânciava da posição angular da interferência, o F-LMS utiliza sua propriedade de redução do número de antenas operantes para reduzir tempo de processamento, quantidade de operações matemáticas e consumo energético.

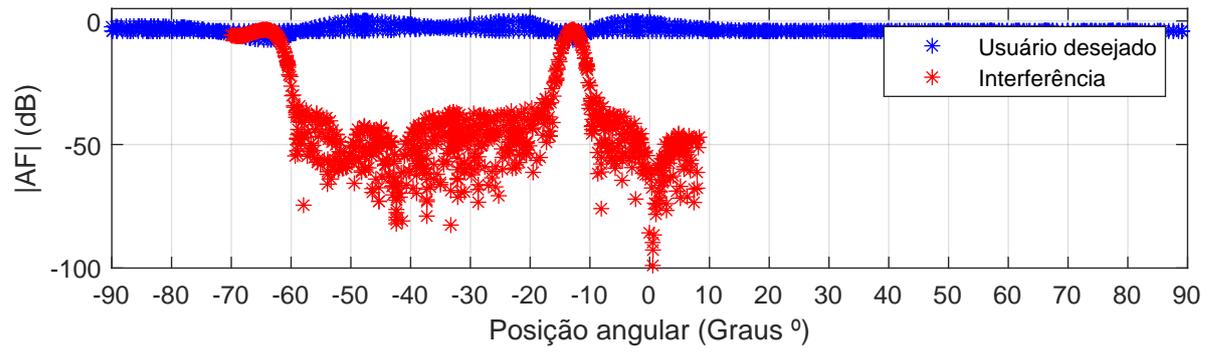
Na Tabela 18, o modelo de deslocamento usado é uma adaptação do modelo Ponto Aleatório em um Caminho (do inglês, *Random Way Point - RWP*) para a tecnologia de feixe adaptativo de cobertura (PRAMANIK et al., 2015)(ALJUMAILY; LI, 2020). O número de execuções (número de posições angulares assumidas pelo usuário dentro da área coberta) foi escolhido de forma a se reproduzir valores reais de deslocamento de um usuário e de uma interferência em áreas cobertas por feixes adaptativos (PRAMANIK et al., 2015). Os demais parâmetros da Tabela 18 tiveram as escolhas de seus valores justificadas na seção anterior. Os parâmetros de transmissão/recepção da Tabela 19 foram escolhidos de forma a simular valores reais de proje-

tos de implantação da cobertura de feixe adaptativo de quinta geração de comunicação móvel (5G) no Brasil (5G-AMERICAS, 2019)(5G-AMERICAS, 2020)(ROHDE&SCHWARZ, 2017).

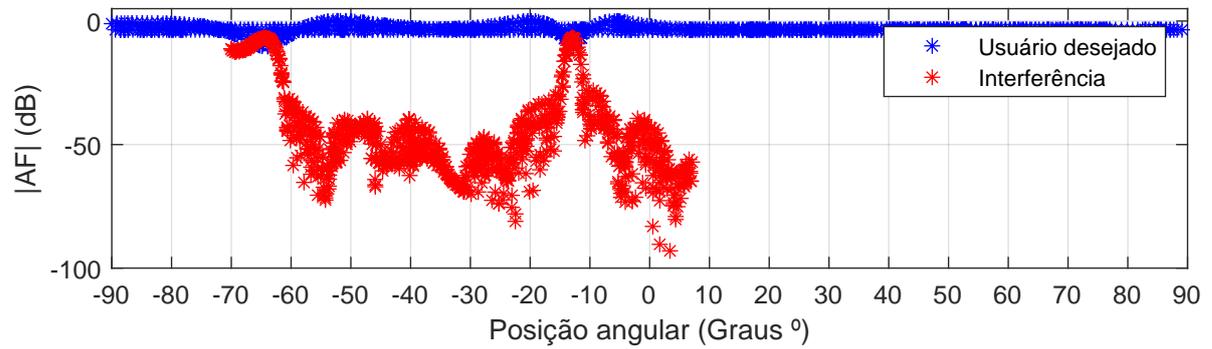
Os indicadores de avaliação de eficiência analisados foram escolhidos de acordo com pesquisas consolidadas na área que são condizentes com formas objetivas de se mensurar a qualidade de cobertura de feixes adaptativos, sendo eles (JALAL et al., 2020)(PENG; LONG; DOU, 2019)(PELAES et al., 2016)(FAGIANI, 2019)(ERICSSON, 2018)(5G-AMERICAS, 2019)(SANGSTER, 2019)(ROHDE&SCHWARZ, 2017):

- Somatória da quantidade de operações matemáticas (multiplicações, adições, subtrações, divisões e exponenciais) de cada execução do algoritmo durante o deslocamento.
- Somatória do tempo necessário para o algoritmo processar todas as execuções (processar todas as iterações de todas as execuções para calcular os pesos matemáticas da função de fator do arranjo linear para todas as posições angulares alocadas para o usuário e a interferência durante o deslocamento).
- Somatória do número de iterações de cada execução durante o deslocamento.
- Número de antenas acionadas para cada execução do algoritmo durante todo o deslocamento.
- Mínimo erro quadrático médio (do inglês, *Minimum Mean Square Error*), MMSE, em cada execução do algoritmo durante todo o deslocamento.
- Relação entre a magnitude do sinal do feixe adaptativo no ângulo do usuário desejado e no ângulo interferente (Relação  $D/I$ ) em todas as execuções do deslocamento.
- Energia média consumida ao final do deslocamento.

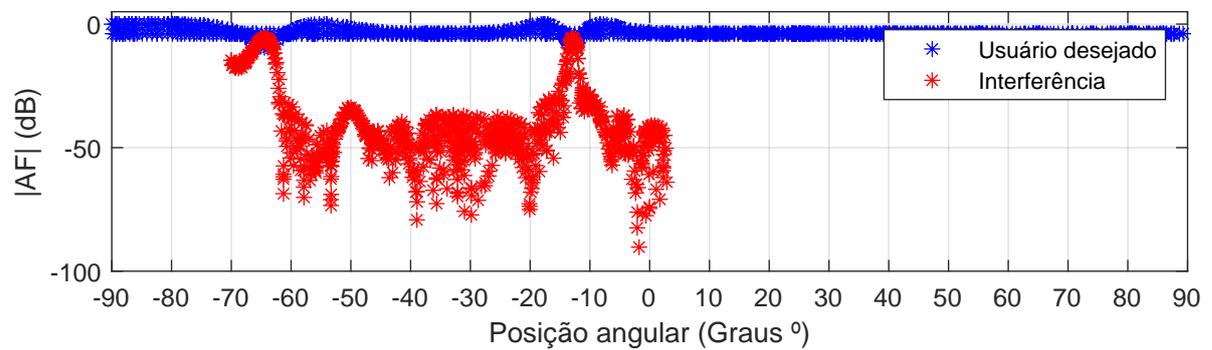
A Figura 23 representa exemplos de deslocamento dentro dos parâmetros do experimento de mobilidade e apresenta todas as posições angulares dos feixes adaptativos de cobertura nas posições angulares do usuário desejado e da interferência:



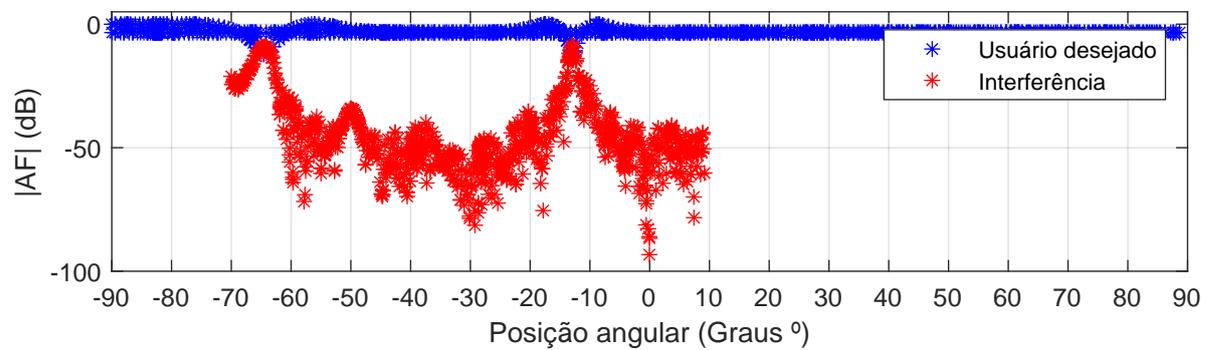
a): Número de antenas do arranjo (N) = 4



b): Número de antenas do arranjo (N) = 6



c): Número de antenas do arranjo (N) = 8



d): Número de antenas do arranjo (N) = 10

Figura 23: Deslocamento do usuário desejado e da interferência, para  $N = 4, 6, 8,$  e  $10$ .



Os parâmetros de configurações dos algoritmos continuam os mesmos definidos na Tabela 1. Os experimentos foram realizados adotando como padrão a recepção de sinal de  $-53dBm$ , calculados de acordo com a Equação 3.10.

No que diz respeito à quantidade de operações matemáticas, a operação matemática de multiplicação ocorre com uma frequência notadamente superior em relação aos demais tipos de operações matemáticas. Por isso, analisou-se a avaliação de eficiência dos algoritmos desta seção levando somente a operação matemática do tipo multiplicação em consideração. Os outros tipos de operações matemáticas continuarão a ser apresentados ainda que não sejam levados em consideração para efeitos de cálculos. A Figura 24 representa a somatória das operações matemáticas, após o deslocamento do usuário, processadas pelos algoritmos LMS, L-LMS, VSS-LMS e do proposto, F-LMS:

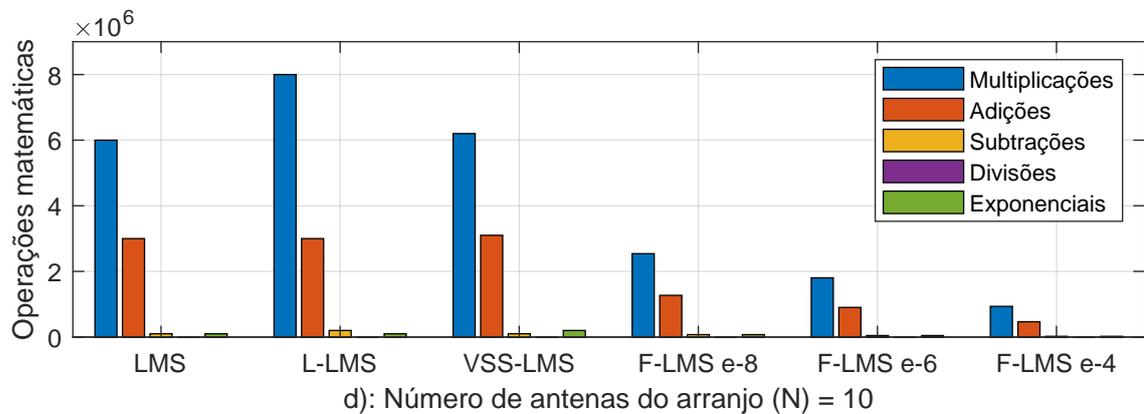
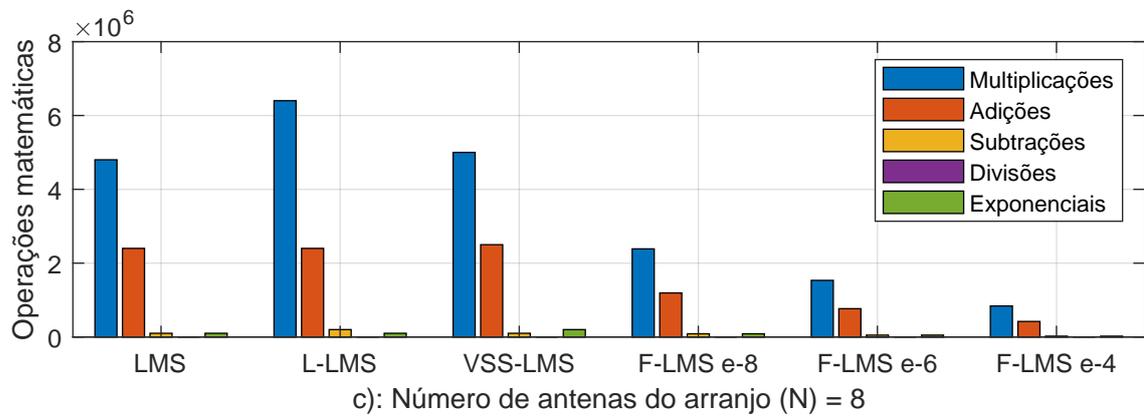
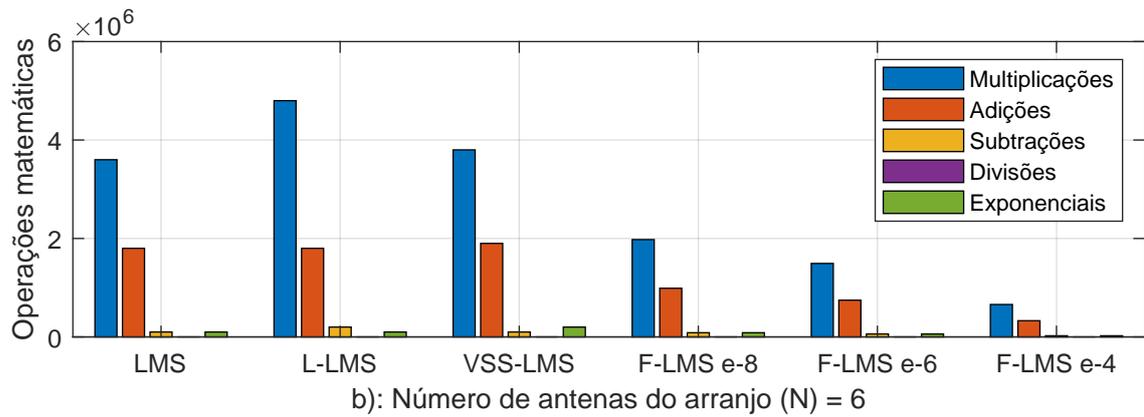
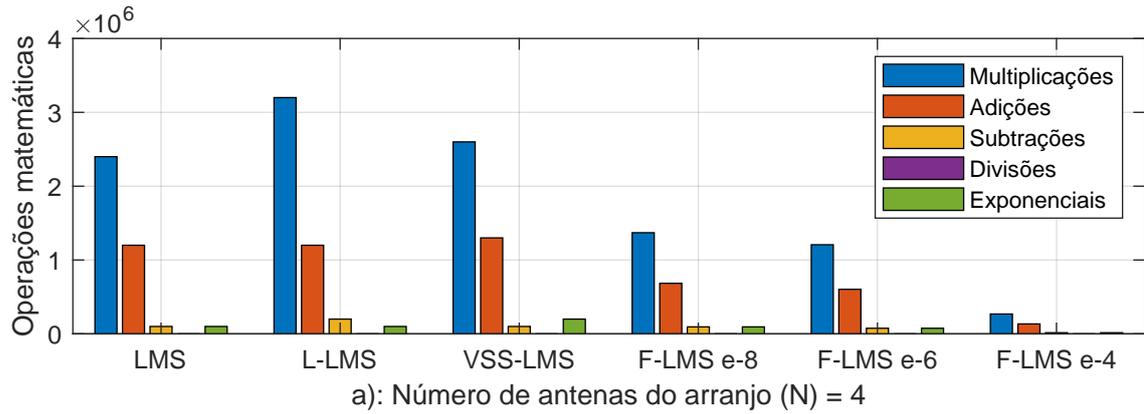


Figura 24: Operações matemáticas dos algoritmos ao final do deslocamento.

Tabela 20: Número total de operações matemáticas dos algoritmos.

Algoritmo	Operação	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
LMS	Multiplicações	2400000	3600000	4800000	6000000
	Adições	1200000	1800000	2400000	3000000
	Subtrações	100000	100000	100000	100000
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	100000	100000	100000	100000
L-LMS	Multiplicações	3200000	4800000	6400000	8000000
	Adições	1200000	1800000	2400000	3000000
	Subtrações	200000	200000	200000	200000
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	100000	100000	100000	100000
VSS-LMS	Multiplicações	2600000	3800000	5000000	6200000
	Adições	1300000	1900000	2500000	3100000
	Subtrações	100000	100000	100000	100000
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	200000	200000	200000	200000
F-LMS e-4	Multiplicações	268896	658872	840330	933816
	Adições	134448	329436	420165	466908
	Subtrações	15520	23360	21765	20747
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	15520	23360	21765	20747
F-LMS e-6	Multiplicações	1206984	1492722	1533048	1804362
	Adições	603492	746361	766524	902181
	Subtrações	75937	59808	50255	45062
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	75937	59808	50255	45062
F-LMS e-8	Multiplicações	1369812	1977390	2386536	2540460
	Adições	684906	988695	1193268	1270230
	Subtrações	94401	85255	86439	72902
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	94401	85255	86439	72902

Tabela 21: Redução total da quantidade de operações matemáticas do F-LMS em relação ao LMS [%].

F-LMS em relação ao LMS					
Algoritmo	Operação	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	Multiplificações	88,79	81,69	82,49	84,43
	Adições	88,79	81,69	82,49	84,43
	Subtrações	84,48	76,64	78,23	79,25
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	84,48	76,64	78,23	79,25
F-LMS e-6	Multiplificações	49,70	58,53	68,06	69,92
	Adições	49,70	58,53	68,06	69,92
	Subtrações	24,06	40,19	49,74	54,93
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	24,06	40,19	49,745	54,93
F-LMS e-8	Multiplificações	42,92	45,07	50,28	57,65
	Adições	42,92	45,07	50,28	57,65
	Subtrações	5,59	14,74	13,56	27,09
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	5,59	14,74	13,56	27,09

Tabela 22: Redução total da quantidade de operações matemáticas do F-LMS em relação ao L-LMS [%].

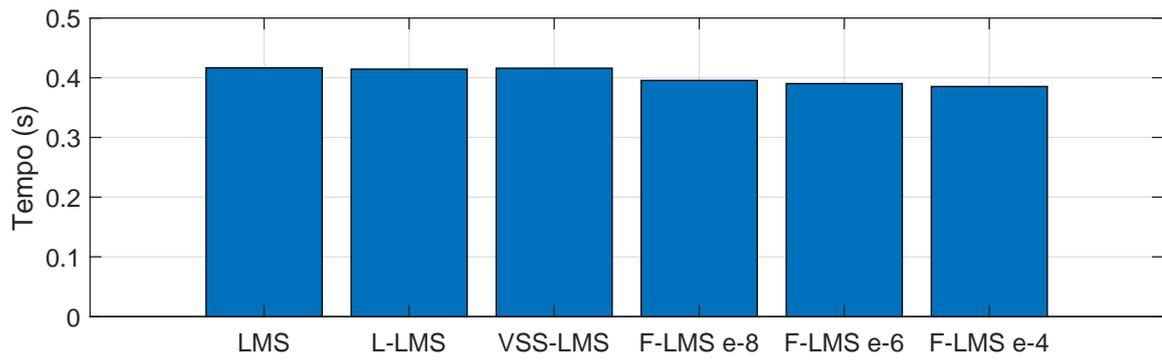
F-LMS em relação ao L-LMS					
Algoritmo	Operação	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	Multiplicações	91,59	86,27	86,86	88,32
	Adições	88,79	81,69	82,49	84,43
	Subtrações	92,24	88,32	89,11	89,62
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	84,48	76,64	78,23	79,25
F-LMS e-6	Multiplicações	62,28	68,90	76,04	77,44
	Adições	53,57	60,71	69,33	70,89
	Subtrações	24,06	40,19	49,74	54,93
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	62,03	70,09	74,87	77,46
F-LMS e-8	Multiplicações	57,19	58,80	62,71	68,24
	Adições	42,92	45,07	50,28	57,65
	Subtrações	52,79	57,37	56,78	63,54
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	5,59	14,74	13,56	27,09

Tabela 23: Redução total da quantidade de operações matemáticas do F-LMS em relação ao VSS-LMS [%].

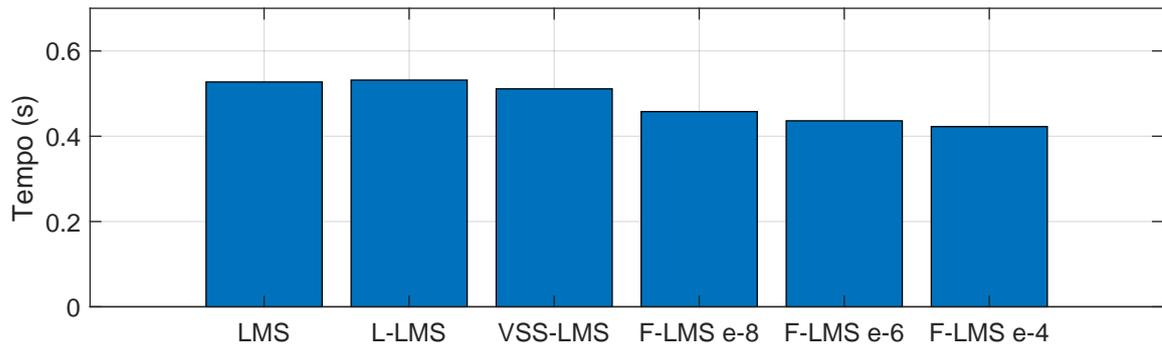
F-LMS em relação ao VSS-LMS					
Algoritmo	Operação	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	Multiplicações	89,65	82,66	83,19	84,93
	Adições	89,65	82,66	83,19	84,93
	Subtrações	84,48	76,64	78,23	79,25
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	92,24	88,32	89,11	89,62
F-LMS e-6	Multiplicações	53,57	60,71	69,33	70,89
	Adições	53,57	60,71	69,33	70,89
	Subtrações	24,06	40,19	49,74	54,93
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	62,03	70,09	74,87	77,46
F-LMS e-8	Multiplicações	47,31	47,96	52,26	59,02
	Adições	47,31	47,96	52,26	59,02
	Subtrações	5,59	14,74	13,56	27,09
	Divisões	0	0	0	0
	Exponenciais	52,79	57,37	56,78	63,54

Conforme Figura 24.d e Tabela 22, ao analisar o F-LMS e-8, nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de 68,24% na operação de multiplicação em relação ao L-LMS, operando com  $N = 10$ . De acordo com Figura 24.d e Tabela 22, ao analisar o F-LMS e-6, nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de 77,44% na multiplicação em relação ao L-LMS, operando com  $N = 10$ . Conforme Figura 24.a e Tabela 22, ao analisar o F-LMS e-4, nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de 91,59% na multiplicação em relação ao L-LMS, operando com  $N = 4$ .

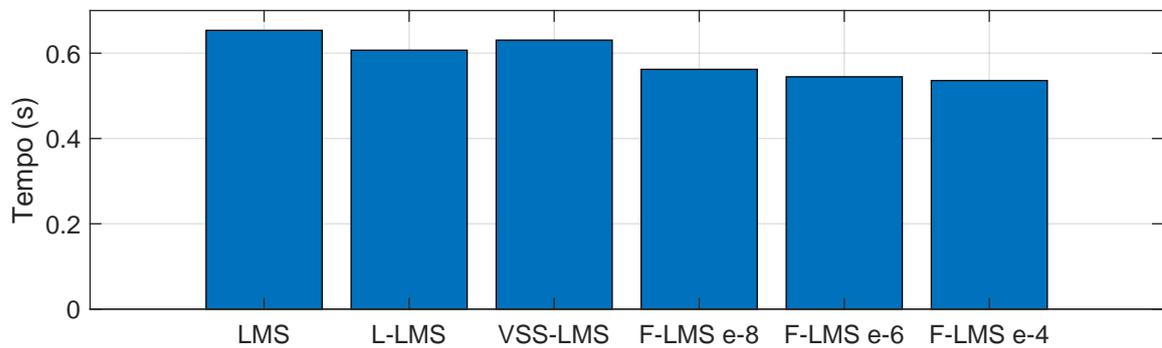
A Figura 25 representa a somatória dos tempos das execuções, após o deslocamento do usuário, processadas pelos algoritmos LMS, L-LMS, VSS-LMS e do proposto, F-LMS:



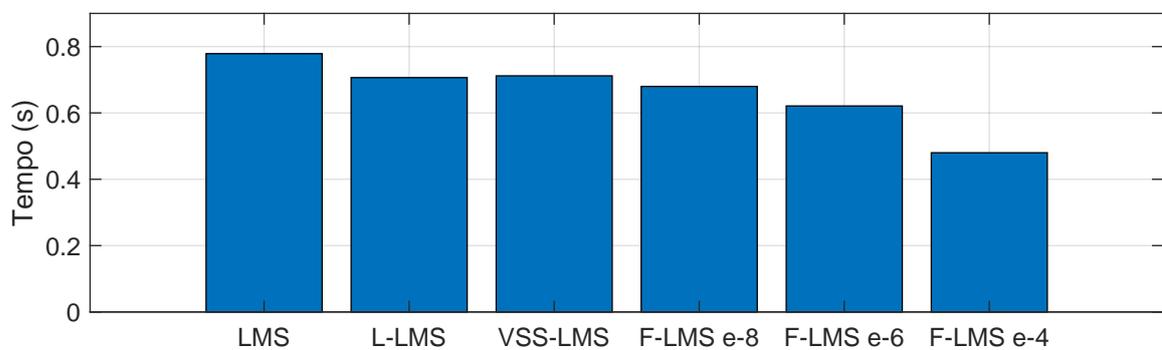
a): Número de antenas do arranjo (N) = 4



b): Número de antenas do arranjo (N) = 6



c): Número de antenas do arranjo (N) = 8



d): Número de antenas do arranjo (N) = 10

Figura 25: Tempo de execução dos algoritmos ao final do deslocamento.

Tabela 24: Tempo de execução dos algoritmos ao final do deslocamento [ms].

Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
LMS	416,51	527,2	653,56	652,08
L-LMS	414,38	531,72	606,96	638,45
VSS-LMS	415,97	511,15	630,61	623,67
F-LMS e-4	395,48	457,73	562,13	401,47
F-LMS e-6	390,21	436,16	544,65	436,23
F-LMS e-8	385,30	422,54	535,90	541,23

Tabela 25: Economia no tempo de processamento do F-LMS [%].

F-LMS em relação ao LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	5,05	13,19	13,99	38,43
F-LMS e-6	6,31	17,27	16,66	33,10
F-LMS e-8	7,49	19,86	18,00	16,99
F-LMS em relação ao L-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	4,56	13,91	7,38	37,11
F-LMS e-6	5,83	17,97	10,26	31,67
F-LMS e-8	7,01	20,53	11,70	15,22
F-LMS em relação ao VSS-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	4,92	10,45	10,85	35,62
F-LMS e-6	6,19	14,67	13,63	30,05
F-LMS e-8	7,37	17,33	15,01	13,21

Conforme Figura 25.b e Tabela 25, ao analisar o F-LMS e-8, nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução de 20,53% em relação ao L-LMS, operando com  $N = 6$ . Já com o F-LMS e-6, conforme Figura 25.d e Tabela 25, obteve-se redução de 33,10% em relação ao LMS, operando com  $N = 10$ . Com o F-LMS e-4, conforme Figura 25.d e Tabela 25, obteve-se redução de 38,43% em relação ao LMS, operando com  $N = 10$ .

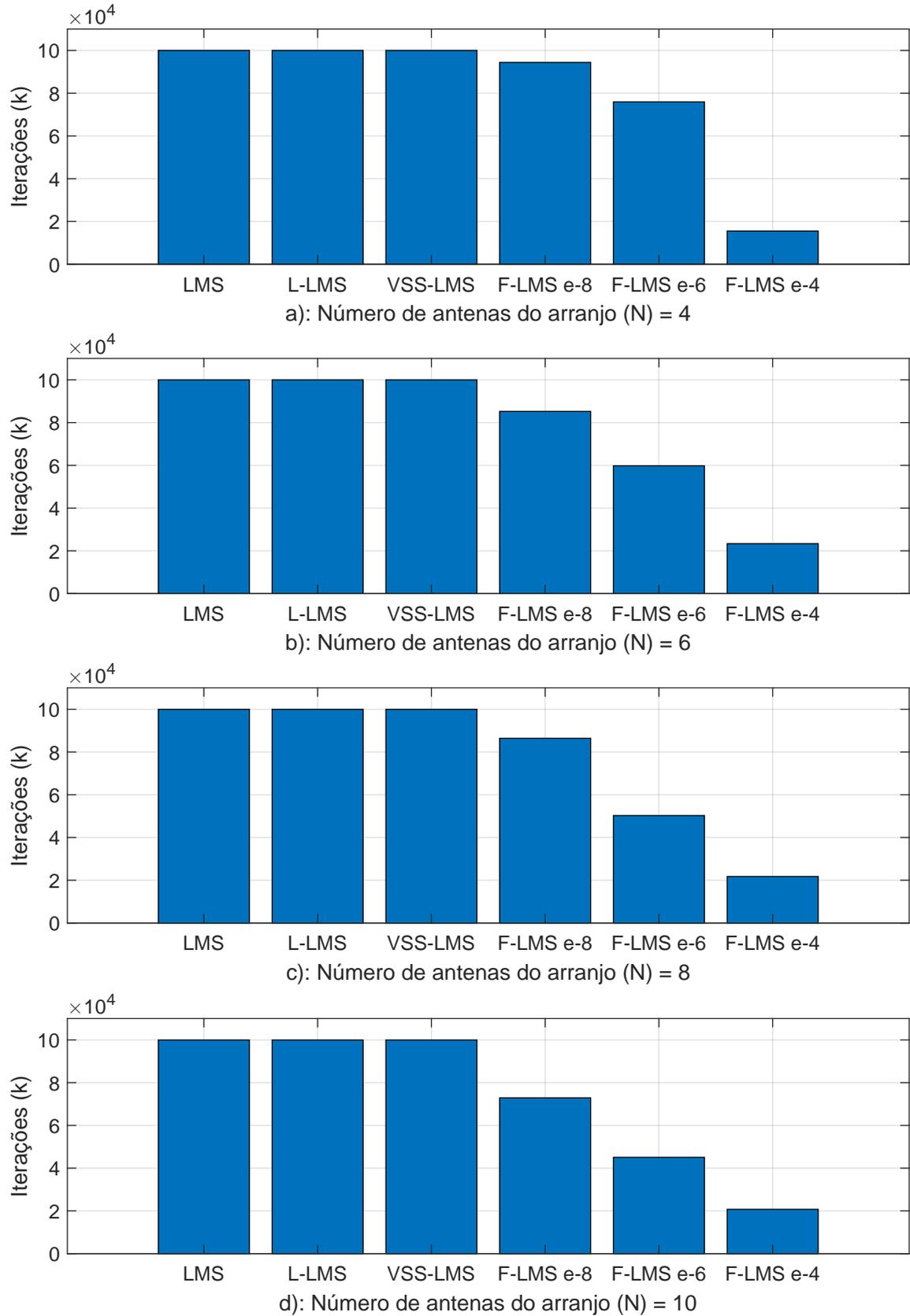


Figura 26: Número de iterações realizadas ao final do deslocamento.

A análise da Figura 26 é efetuada em conjunto com a Figura 27 e as Tabelas 26, 27, 28 e 29

devido ao fato das iterações realizadas pelo algoritmo F-LMS usarem um número reduzido de antenas. As porcentagens de tempo de operação do arranjo em cada configuração com diferentes números de antenas operantes estão representadas nas Tabelas 26, 27, 28 e 29 e podem ser vistas de forma gráfica na Figura 27.

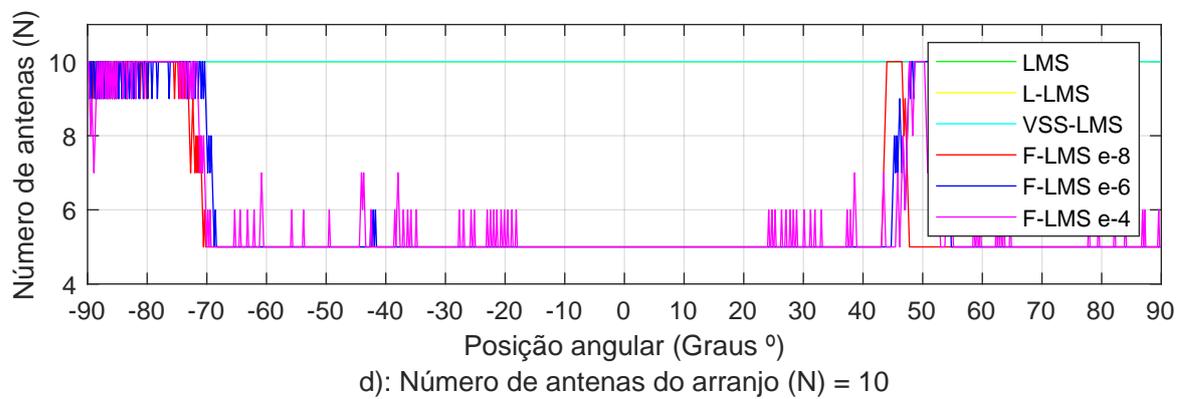
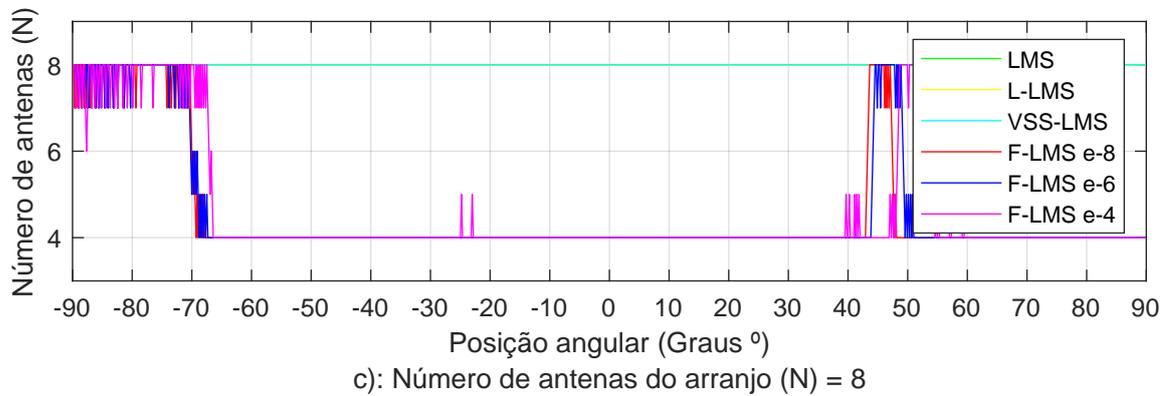
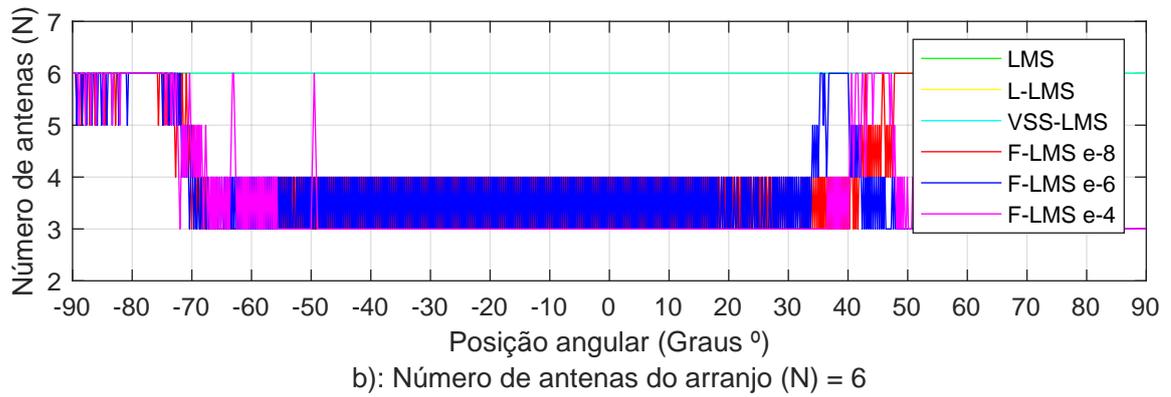
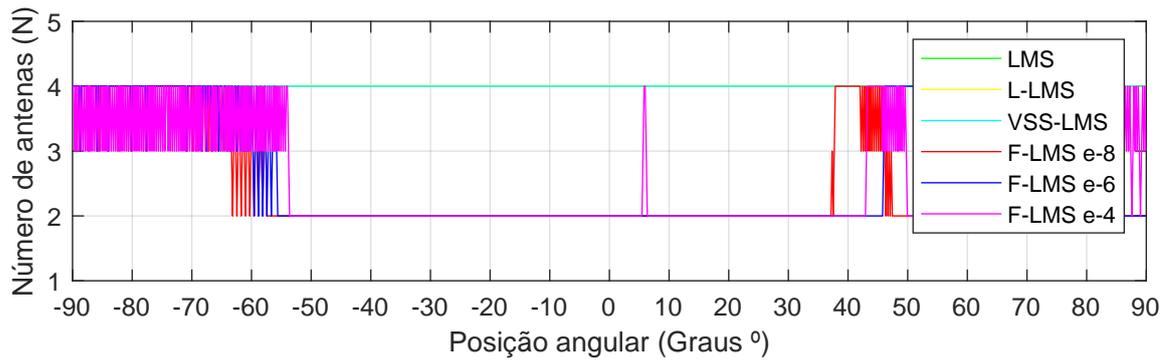


Figura 27: Número de antenas acionadas em cada posição angular do deslocamento.

Tabela 26: Redução do número de antenas operantes para os arranjos com 4 antenas [%].

Algoritmo	N = 2	N = 3	N = 4
LMS			100
L-LMS			100
VSS-LMS			100
F-LMS e-4	72,2	13,3	14,5
F-LMS e-6	71,5	7	21,5
F-LMS e-8	77,5	5,5	17

Tabela 27: Redução do número de antenas operantes para os arranjos com 6 antenas [%].

Algoritmo	N = 3	N = 4	N = 5	N = 6
LMS				100
L-LMS				100
VSS-LMS				100
F-LMS e-4	76,3	8,1	3,7	11,9
F-LMS e-6	55,2	30,6	3,3	10,9
F-LMS e-8	53	31,5	4,2	11,3

Tabela 28: Redução do número de antenas operantes para os arranjos com 8 antenas [%].

Algoritmo	N = 4	N = 5	N = 6	N = 7	N = 8
LMS					100
L-LMS					100
VSS-LMS					100
F-LMS e-4	81,9	1,8	0,5	3,7	12,1
F-LMS e-6	84,3	1,4	0,6	28	10,9
F-LMS e-8	85,4	0,9	0,4	2,9	10,4

Tabela 29: Redução do número de antenas operantes para os arranjos com 10 antenas [%].

Algoritmo	N = 5	N = 6	N = 7	N = 8	N = 9	N = 10
LMS						100
L-LMS						100
VSS-LMS						100
F-LMS e-4	76,8	7,6	1,9	1,6	3,2	8,9
F-LMS e-6	82,3	0,8	1,1	1,1	4,1	10,6
F-LMS e-8	86,6	0,4	0,7	0,9	2,6	8,8

Conforme Figura 27.d e Tabela 29, ao analisar o F-LMS e-8 (linha vermelha), nota-se que o melhor resultado obtido foi a redução do número de antenas operantes para  $N = 5$  em 86,6% das execuções em arranjos projetados com  $N = 10$ . Já com o F-LMS e-6 (linha azul), conforme Figura 28.c e Tabela 27, obteve-se redução do número de antenas operantes para  $N = 4$  em 84,3% das execuções em arranjos projetados com  $N = 8$ . Com o F-LMS e-4 (linha magenta), conforme Figura 27.c e Tabela 28, obteve-se redução do número de antenas operantes para  $N = 4$  em 81,9% das execuções em arranjos projetados com  $N = 8$ .

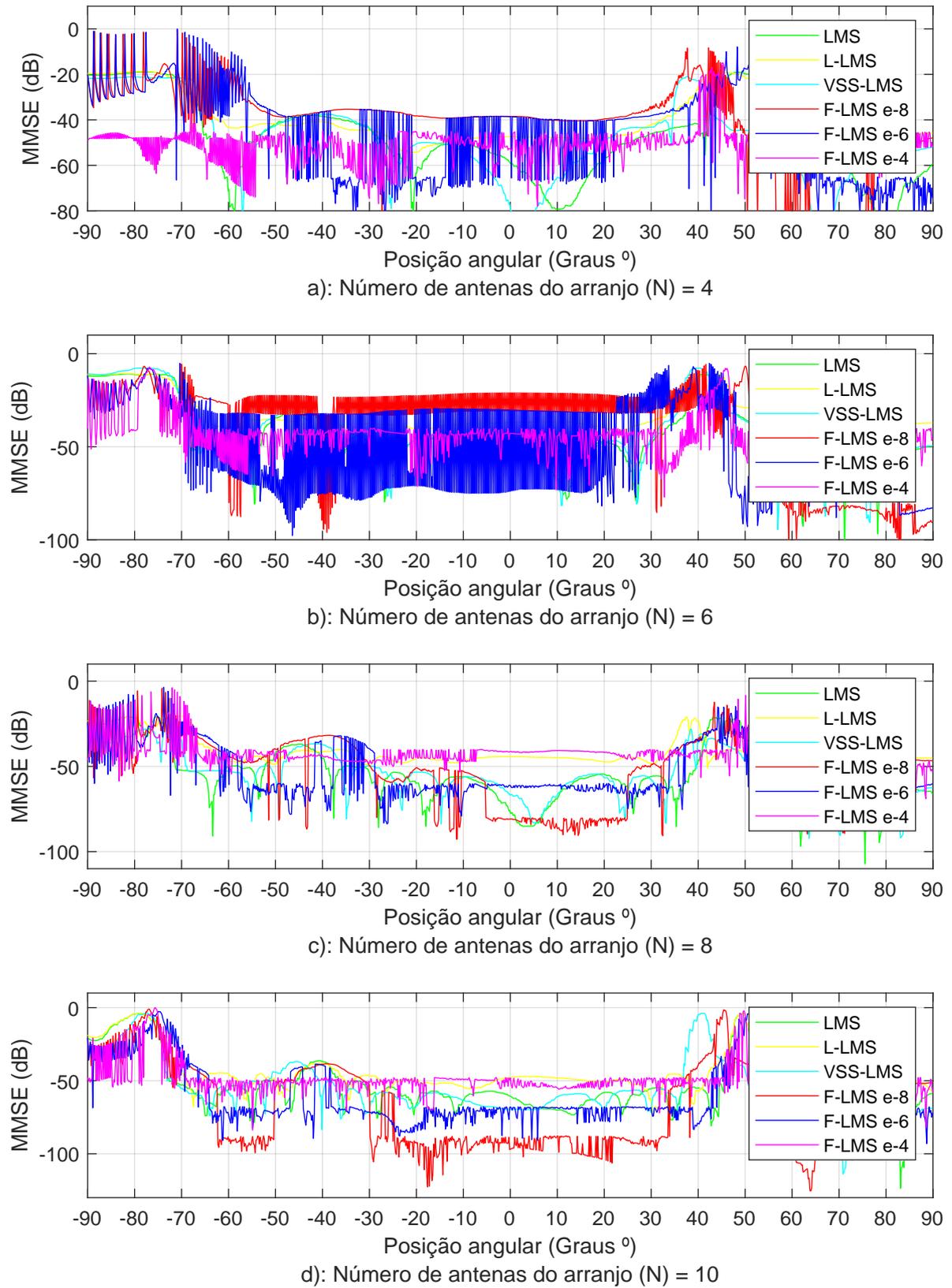


Figura 28: MMSE dos algoritmos em cada posição angular do deslocamento.

Tabela 30: Proporção das execuções em que o F-LMS possui MMSE menor que os demais algoritmos [%].

F-LMS em relação ao LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	54,50	40,90	22,30	30,30
F-LMS e-6	37,3	60	53,1	74,6
F-LMS e-8	28,1	34,6	36,8	72

F-LMS em relação ao L-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	86,3	95,6	42,7	68,7
F-LMS e-6	52,9	65,6	77,9	86,4
F-LMS e-8	36,5	36,5	67,7	82,4

F-LMS em relação ao VSS-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	51,5	39,5	19,5	25,3
F-LMS e-6	40,9	61	44,5	73
F-LMS e-8	23,5	35,9	32,6	67,7

Conforme Figura 28.d e Tabela 30, ao analisar o F-LMS e-8 (linha vermelha), nota-se que o MMSE do F-LMS é menor em 82,4% das execuções em relação ao L-LMS (linha amarela), operando com  $N = 10$ . Já com o F-LMS e-6 (linha azul), conforme Figura 28.d e Tabela 30, o MMSE do F-LMS é menor em 86,4% das execuções em relação ao L-LMS (linha amarela), operando com  $N = 10$ . Com o F-LMS e-4, conforme Figura 28.b e Tabela 30, o MMSE do F-LMS é menor em 95,6% das execuções em relação ao L-LMS (linha amarela), operando com  $N = 6$ .

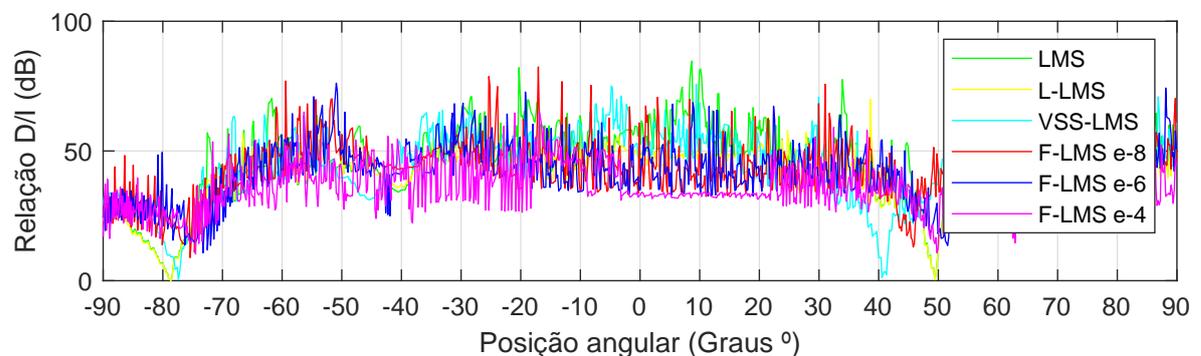
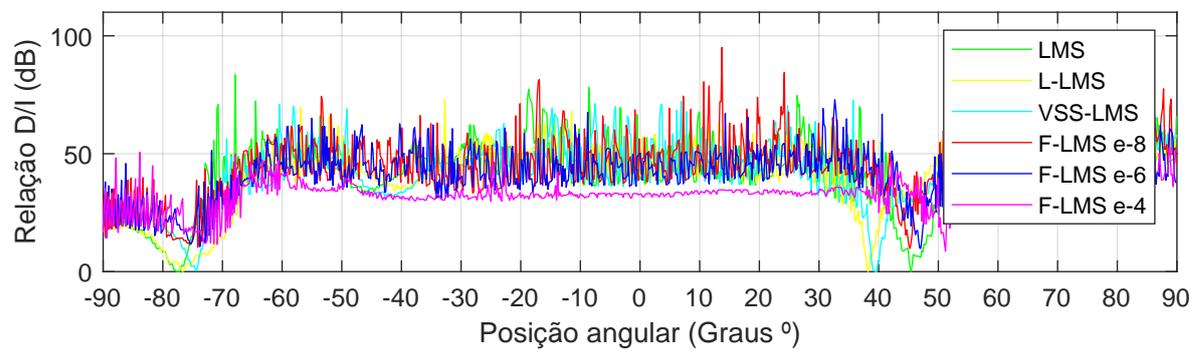
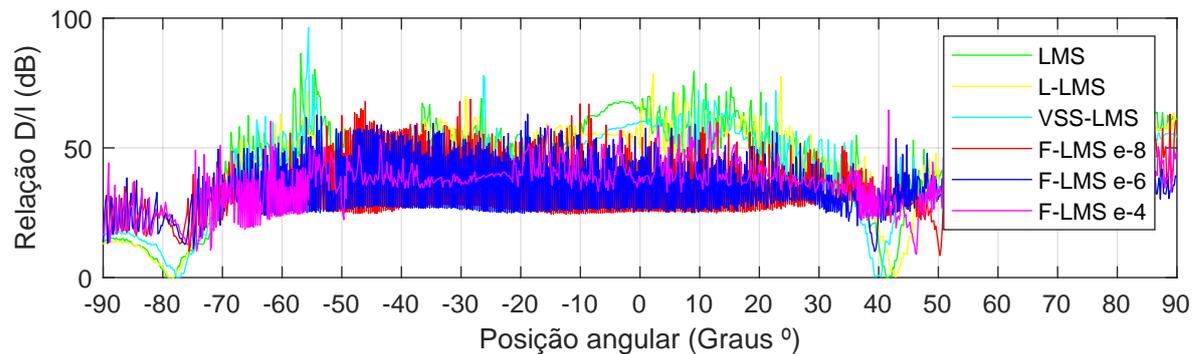
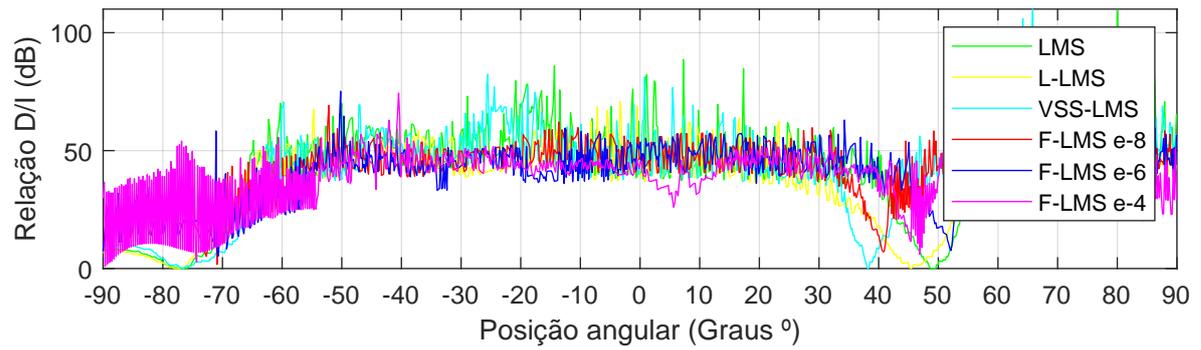


Figura 29: Relação  $D/I$  dos algoritmos em cada posição angular do deslocamento.

Tabela 31: Proporção das execuções em que o F-LMS possui a Relação  $D/I$  maior que os demais algoritmos [%].

F-LMS em relação ao LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	38,80	22,40	19,80	27,60
F-LMS e-6	46,40	28,60	46,80	44,10
F-LMS e-8	49,50	27,80	57,50	46,00

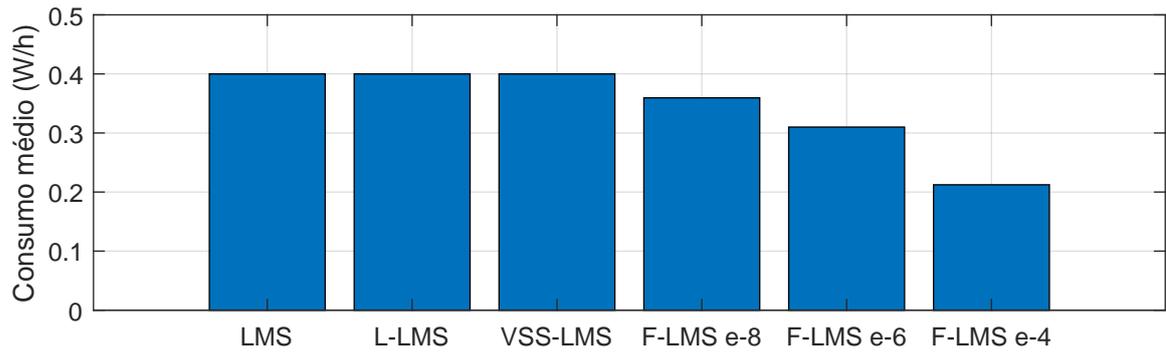
  

F-LMS em relação ao L-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	55,90	23,00	20,70	30,80
F-LMS e-6	63,20	29,50	46,40	51,30
F-LMS e-8	71,50	27,90	54,40	55,80

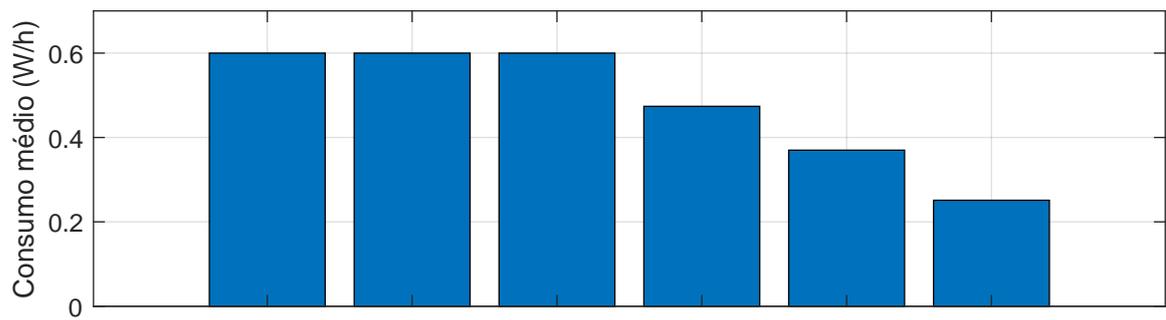
  

F-LMS em relação ao VSS-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	39,10	26,20	17,50	22,20
F-LMS e-6	41,70	31,00	43,70	38,30
F-LMS e-8	21,60	29,90	52,30	41,80

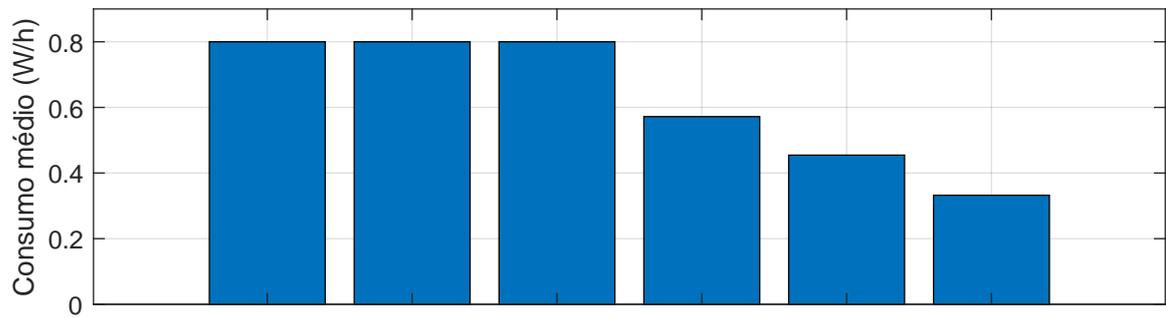
Conforme Figura 29.a e Tabela 31, ao analisar o F-LMS e-8 (linha vermelha), nota-se que a Relação  $D/I$  do F-LMS é maior em 71,50% das execuções em relação ao L-LMS (linha amarela), operando com  $N = 4$ . Já com o F-LMS e-6 (linha azul), conforme Figura 29.a e Tabela 31, a Relação  $D/I$  do F-LMS é maior em 63,20% das execuções em relação ao L-LMS (linha amarela), operando com  $N = 4$ . Com o F-LMS e-4, conforme Figura 29.a e Tabela 31, a Relação  $D/I$  do F-LMS é maior em 55,90% das execuções em relação ao L-LMS (linha amarela), operando com  $N = 4$ .



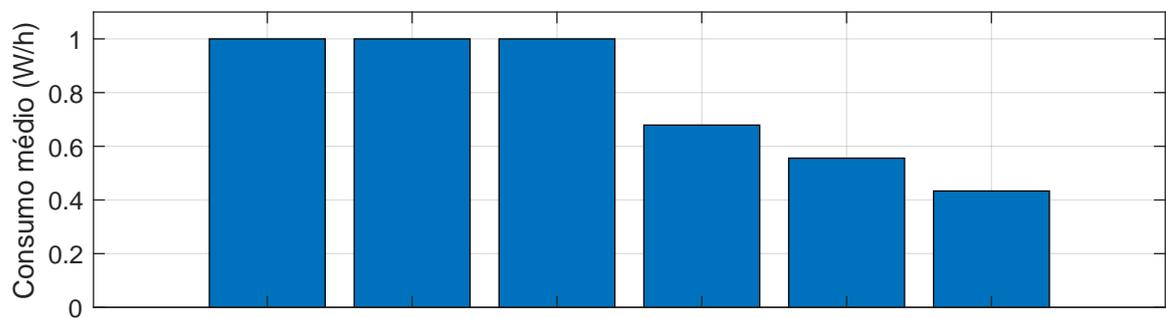
a): Número de antenas do arranjo (N) = 4



b): Número de antenas do arranjo (N) = 6



c): Número de antenas do arranjo (N) = 8



d): Número de antenas do arranjo (N) = 10

Figura 30: Consumo energético médio do arranjo de antenas lineares ao final do deslocamento.

Tabela 32: Consumo energético médio ao final do deslocamento [ $W/h$ ].

Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
LMS	0,4	0,6	0,8	1
L-LMS	0,4	0,6	0,8	1
VSS-LMS	0,4	0,6	0,8	1
F-LMS e-4	0,21	0,25	0,33	0,43
F-LMS e-6	0,31	0,36	0,45	0,55
F-LMS e-8	0,35	0,47	0,57	0,67

Tabela 33: Economia do consumo energético médio [%].

F-LMS em relação ao LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	46,92	58,13	58,46	56,65
F-LMS e-6	22,5	38,35	43,17	44,43
F-LMS e-8	10,12	21,03	28,5	32,11
F-LMS em relação ao L-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	46,92	58,13	58,46	56,65
F-LMS e-6	22,5	38,35	43,17	44,43
F-LMS e-8	10,12	21,03	28,5	32,11
F-LMS em relação ao VSS-LMS				
Algoritmo	N = 4	N = 6	N = 8	N = 10
F-LMS e-4	46,92	58,13	58,46	56,65
F-LMS e-6	22,5	38,35	43,17	44,43
F-LMS e-8	10,12	21,03	28,5	32,11

Conforme Figura 30.d e Tabela 33, ao analisar o F-LMS e-8, nota-se que o consumo energético médio do F-LMS é 32,11% menor em relação aos algoritmos LMS, L-LMS e VSS-LMS,

operando com  $N = 10$ . Já com o F-LMS e-6, conforme Figura 30.d e Tabela 33, o consumo energético médio do F-LMS é 44,43% menor em relação aos algoritmos LMS, L-LMS e VSS-LMS, operando com  $N = 10$ . Com o F-LMS e-4, conforme Figura 30.c e Tabela 33, o consumo energético médio do F-LMS é 58,46% menor em relação aos algoritmos LMS, L-LMS e VSS-LMS, operando com  $N = 8$ .

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

### 5.1 Conclusões

O F-LMS é uma variação do LMS, que permite a pré-configuração do valor do MMSE desejado pelo sistema, interrompendo as iterações no momento em que o MMSE pré-configurado é alcançado, apresentando cobertura mais precisa e reduzindo tempo de processamento e complexidade matemática em relação aos algoritmos LMS, L-LMS e VSS-LMS. Utilizou-se a frequência 3,5 GHz, parte da faixa de espectro 1 do 5G, prevista para operação no Brasil.

No que diz respeito aos resultados obtidos em relação aos experimentos do ingresso do usuário na área coberta pelo feixe adaptativo, em relação a quantidade de operações matemáticas, constata-se redução de 93,46% nas operações de multiplicação quando o F-LMS e-4 é comparado com o L-LMS, para  $N = 10$ . As demais operações matemáticas ocorrem com uma frequência extremamente inferior e podem ser desconsideradas devido ao fato da discrepância das operações de multiplicação ser notadamente superior. Em termos de economia do tempo de processamento, constata-se redução de 61,70% quando o F-LMS e-8 é comparado com o LMS em um cenário em que ambos operam com 10 antenas em seus arranjos lineares uniformes. Ao analisar o número de iterações, constata-se que o melhor resultado foi a redução de 93% do F-LMS e-4 para  $N = 10$ . Ao tratar do MMSE, constata-se que o melhor resultado foi o de 62,34dB quando o F-LMS e-8 foi comparado com o VSS-LMS para  $N = 10$ . Já ao analisar o *Side Lobe Level*, constata-se que o melhor resultado foi a redução de 1,92dB quando o F-LMS e-4 foi comparado com o LMS para  $N = 4$ . Por fim, ao analisar a Relação  $D/I$ , constata-se que o melhor resultado foi 32,71dB quando o F-LMS e-4 foi comparado com o L-LMS para  $N = 10$ .

Os critérios de decisão do F-LMS, baseados na Relação  $D/I$ , por incrementar ou decrementar o número de antenas operantes do arranjo, reduzem o tempo de execução e a quantidade de operações matemáticas, assim como o consumo energético ao longo do deslocamento, sem

perda de qualidade no feixe adaptativo de cobertura.

No que diz respeito aos resultados obtidos em Relação aos experimentos da adaptação do feixe de cobertura para cada uma das posições angulares assumidas pelo usuário e pela interferência durante o deslocamento, em relação a quantidade de operações matemáticas, constata-se redução de 91,59% nas operações de multiplicação quando o F-LMS e-4 é comparado com o L-LMS, para  $N = 4$ . Em termos de economia do tempo de processamento, constata-se redução de 38,43% quando o F-LMS e-4 é comparado com o LMS em um cenário em que ambos operam com 10 antenas em seus arranjos lineares uniformes. Ao analisar o número de iterações, constata-se que o melhor resultado foi a redução do número de antenas operantes para  $N = 5$  quando o arranjo foi projetado para  $N = 10$  em 86,6% das execuções do algoritmo F-LMS e-8 para  $N = 10$ . Ao tratar do MMSE, constata-se que o melhor resultado foi o de que o F-LMS e-4 obteve o MMSE menor em 95,6% das execuções quando comparado com o L-LMS, para  $N = 6$ . Ao analisar a Relação  $D/I$ , constata-se que o melhor resultado foi que o F-LMS e-8 obteve relação  $D/I$  maior em 71,50% das execuções quando comparado com o L-LMS para  $N = 4$ . Por fim, ao analisar o consumo energético médio, constata-se que o melhor resultado foi o de economia de 58,46% quando operando com  $N = 8$ .

## **5.2 Trabalhos futuros**

### **5.2.1 Mecanismo de ajuste inteligente de pesos para adaptação de $N$ por demanda do usuário**

Este trabalho proporcionou a oportunidade de estudar profundamente o mecanismo de ajuste de pesos de diversos algoritmos (alguns não incluídos neste trabalho). Este estudo despertou o interesse pela análise da demanda do usuário e da necessidade de se usar durante todo o tempo a capacidade máxima de operação de cada arranjo linear de antenas. Já está iniciado um estudo sobre um mecanismo de ajuste inteligente de pesos para adaptação de  $N$  por demanda do usuário.

### **5.2.2 Análise de cobertura para outras arquiteturas de arranjo de antenas**

Neste trabalho, foi analisado somente a arquitetura de arranjo uniforme linear. Porém, devido a grande expansão da cobertura celular, diversas arquiteturas surgiram ao longo dos anos para se adequar às mais diversas superfícies geográficas. Já foi iniciado, pelo autor e seu orientador, um estudo de adaptação do conteúdo deste trabalho para novas arquiteturas de

arranjos de antenas.

### **5.2.3 Ferramenta computacional para escolha do algoritmo otimizado de acordo com as posições angulares do erro e da interferência**

Ao se completar o estudo de uma alta gama de algoritmos e diversos arranjos, pretende-se criar uma ferramenta computacional que faça a leitura das informações de entrada das posições angulares do usuário e da interferência, optando pelo algoritmo que forneça os melhores parâmetros de avaliação de eficiência analisados neste estudo, bem como outros que poderão vir a surgir com o decorrer dos estudos. Essa ferramenta terá como objetivo operar de forma a não acrescentar processamento desnecessário ao sistema.

### **5.2.4 Análise do consumo energético**

Este trabalho já demonstra um grande potencial para ser empregado visando a economia de energia. Futuramente, com os estudos de consumo, economia e geração de energia, será possível adotar a tecnologia desenvolvida fazendo uso dos parâmetros otimizados relacionados a energia.

### **5.2.5 Análise de aplicações em IoT e 6G**

Os dados deste estudo serão complementados ao estudo futuro de consumo energético. Aplicações em IoT e 6G poderão ser analisadas. A IoT precisa de uma cobertura otimizada para fornecer comunicação do usuário com vários tipos de dispositivos (FERREIRA; SOUZA; CARVALHO, 2020)(CARVALHO et al., 2019)(MACHADO; CARVALHO, 2021)(SANTOS et al., 2021)(CHABI et al., 2021)(MATSUO et al., 2021). Isso será incrementado drasticamente no 6G, onde haverá a comunicação com satélites. Os estudos anteriores estarão consolidados para a realização deste estudo derradeiro até o momento.

## REFERÊNCIAS

- 5G-AMERICAS. *Advanced Antenna Systems for 5G*. 2019. <<https://www.5gamericas.org/advanced-antenna-systems-for-5g/>>.
- 5G-AMERICAS. *mmWave antennas and antenna management for 5G*. 2020. <<https://www.analogictips.com/mmwave-antennas-and-antenna-management-for-5g/>>.
- AGHDAM, S. A.; BAGBY, J.; PLA, R. J. Adaptive antenna array beamforming using variable-step-size normalized least mean square. In: *2016 17th International Symposium on Antenna Technology and Applied Electromagnetics (ANTEM)*. [S.l.: s.n.], 2016.
- ALJUMAILY, M.; LI, H. *Random Beamforming in Mobile mmWave Systems: Performance Evaluation and Parameters Optimization*. 2020.
- AMIN-NEJAD, S.; GASHTEROODKHANI, T. A.; BASHARKHAH, K. A comparison of mvdr and lcmv beamformers' floating point implementations on fpgas. *Wireless Personal Communications*, v. 98, p. 1–17, Jan. 2018.
- ANATEL. *Leilão da tecnologia de quinta geração alcança R\$ 47,2 bilhões — Português (Brasil)*. 2021. Disponível em: <<https://www.gov.br/anatel/pt-br/assuntos/noticias/leilao-da-tecnologia-de-quinta-geracao-alcanca-r-47-2-bilhoes>>.
- AZIZ, A. et al. Performance and quality analysis of adaptive beamforming algorithms (lms,cma, rls and cgm) for smart antennas. In: . [S.l.: s.n.], 2010.
- BARBOSA, Y. T. B. Abordagem histórica, funcional e projeto de cobertura lte (4g) para arena da amazônia. Universidade Federal do Amazonas, Nov. 2021. Disponível em: <<http://riu.ufam.edu.br/handle/prefix/6004>>.
- BELAY, H.; KORNEGAY, K.; CEESAY, E. Energy efficient smart antenna beamforming algorithms for next-generation networks. In: . [S.l.: s.n.], 2021. p. 1106–1113.
- BROWN, R. A brief account of microscopical observations made in the months of june, july and august 1827, on the particles contained in the pollen of plants; and on the general existence of active molecules in organic and inorganic bodies. *The philosophical magazine*, Taylor & Francis, v. 4, n. 21, p. 161–173, 1828.
- BURGOS, D. et al. Adaptive Beamforming for Moving Targets Using Genetic Algorithms. *Ingeniería*, scieloco, v. 21, p. 214–224, Aug. 2016. Disponível em: <[http://www.scielo.org/co/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0121-750X2016000200008&nrm=iso](http://www.scielo.org/co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0121-750X2016000200008&nrm=iso)>.
- CARVALHO, C. et al. Entropy based routing for mobile, low power and lossy wireless sensors networks. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, v. 15, Jul. 2019.
- CHABI, A. F. et al. A iot system for vehicle tracking using long range wide area network. In: *2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW)*. [S.l.: s.n.], 2021. p. 1–2.

- CHOPRA, R.; LAKHMANI, R. Design and comparative evaluation of antenna array performance using non blind lms beamforming algorithms. In: *2017 Progress in electromagnetics research symposium-fall (PIERS-FALL)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 1827–1834.
- DAKULAGI, V.; ALAGIRISAMY, M. Adaptive beamformers for high-speed mobile communication. *Wireless Personal Communications*, Springer, v. 113, n. 4, p. 1691–1707, 2020.
- ERICSSON. *Advanced antenna systems for 5G networks*. 2018. Disponível em: <https://www.ericsson.com/en/reports-and-papers/white-papers/advanced-antenna-systems-for-5g-networks>.
- FAGIANI, A. *Medições de comunicações sem fio na faixa de ondas milimétricas*. Dissertação (Mestrado), 2019. Disponível em: <http://tede.inatel.br:8080/tede/handle/tede/184>.
- FERREIRA, D.; SOUZA, R.; CARVALHO, C. Qa-knn: Indoor localization based on quartile analysis and the knn classifier for wireless networks. *Sensors*, v. 20, p. 4714–4736, Aug. 2020.
- FERREIRA, J.; JERONIMO, N. *Redução de Ruído em Ambiente Industrial*. 2003. Disponível em: [https://web.fe.up.pt/~ee98042/resultados/alg\\_cancelamento.htm](https://web.fe.up.pt/~ee98042/resultados/alg_cancelamento.htm).
- GROSS, F. *Smart Antennas with MATLAB*. [S.l.]: McGraw-Hill Education, 2015.
- GUNN, P. S. (254) *Pinterest*. 2015. Disponível em: <https://br.pinterest.com/pin/777785798115532896/>.
- HAMZA, A.; ATTIA, H. Fast beam steering and null placement in an adaptive circular antenna array. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, v. 19, n. 9, p. 1561–1565, 2020.
- HAYKIN, S. *Adaptive Filter Theory: International Edition*. [S.l.]: Pearson, 2013.
- HIDAYAT, R. et al. Optimization of normalized least mean square algorithm of smart antenna beamforming for interference mitigation. In: IOP PUBLISHING. *Journal of Physics: Conference Series*. [S.l.], 2021. v. 1783, n. 1, p. 012085.
- INZILLO, V.; RANGO, F. D.; QUINTANA, A. A. A new variable error metric adaptive beamforming algorithm for smart antenna systems. In: *2017 13th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 1195–1200.
- JALAL, B. et al. Fast and robust variable-step-size lms algorithm for adaptive beamforming. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, v. 19, n. 7, p. 1206–1210, 2020.
- JERIPOTULA, P. R.; KUMAR, C. A.; NAIK, B. R. Modified leaky lms algorithm for adaptive beamforming. *Int J Eng Appl Manag Sci Parad*, v. 54, n. 3, p. 8, 2019.
- KUMAR, C. A. et al. A novel sign variable step size lms (sivss-lms) algorithm for adaptive beamforming. *CSI Transactions on ICT*, Springer, v. 8, n. 4, p. 377–384, 2020.
- LAREW, S. G.; LOVE, D. J. Adaptive beam tracking with the unscented kalman filter for millimeter wave communication. *IEEE Signal Processing Letters*, v. 26, n. 11, p. 1658–1662, 2019.
- LI, D. et al. An improved space-time joint anti-jamming algorithm based on variable step lms. *Tsinghua Science and Technology*, v. 22, n. 5, p. 520–528, 2017.

MACHADO, A.; CARVALHO, C. Pro-athlete: A guide system for visually impaired athletes in olympic track race. *ITEGAM-JETIA*, v. 7, n. 28, p. 16–22, Apr. 2021. Disponível em: <<https://itegam-jetia.org/journal/index.php/jetia/article/view/746>>.

MATLAB. *Adaptive Beamforming - MATLAB & Simulink*. 2017. Disponível em: <<https://www.mathworks.com/help/phased/ug/adaptive-beamforming.html>>.

MATSUO, n. K. et al. Smart plug prototype for residential electrical energy monitoring. In: *2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW)*. [S.l.: s.n.], 2021. p. 1–2.

MAYER, K.; SOARES, J. A.; SOARES, D. Complex mimo rbf neural networks for transmitter beamforming over nonlinear channels. *Sensors*, v. 20, p. 1–15, Jan. 2020.

MOHSIN, A. I.; DAGHAL, A. S.; SALLOMI, A. H. A beamforming comparative study of least mean square, genetic algorithm and grey wolf optimization algorithms for multipath smart antenna system. *TELKOMNIKA*, Ahmad Dahlan University, v. 18, n. 6, p. 2911–2920, Dec. 2020.

MONZINGO, R. A.; MILLER, T. W. *Introduction to adaptive arrays*. [S.l.]: Scitech publishing, 2004.

PELAES, E. et al. Abordagem comparativa de técnicas de filtragem espacial em geometrias linear e circular de arranjos de antenas. In: . [S.l.: s.n.], 2016.

PENG, Z.; LONG, Z.; DOU, F. Research on speed measurement algorithm based on lms adaptive filtering and d-step prediction. In: *2019 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 2072–2077.

PERRIN, J.; HAMMICK, D. L. *Atoms... Authorised Translation by D. Ll. Hammick*. [S.l.]: London, 1916.

PRAMANIK, A. et al. Simulative study of random waypoint mobility model for mobile ad hoc networks. In: *2015 Global Conference on Communication Technologies (GCCT)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 112–116.

RAJA, M. A. Z. et al. A new computing paradigm for the optimization of parameters in adaptive beamforming using fractional processing. *The European Physical Journal Plus*, v. 134, Jun. 2019.

ROHDE&SCHWARZ. *Teste de matriz de antenas – Conduzido e OTA (over the air): O caminho para o 5G*. 2017. Disponível em: <[https://www.rohde-schwarz.com/br/aplicativos/teste-de-matriz-de-antenas-conduzido-e-ota-over-the-air-o-caminho-para-o-5g-white-paper\\_230854-353344.html](https://www.rohde-schwarz.com/br/aplicativos/teste-de-matriz-de-antenas-conduzido-e-ota-over-the-air-o-caminho-para-o-5g-white-paper_230854-353344.html)>.

ROSA, W. C. d. *QoN++: roteamento por qualidade dos nós com redução de sobrecarga em DTN*. 2020. Disponível em: <<https://tede.ufam.edu.br/handle/tede/8142>>.

SANGSTER, A. *Compact Slot Array Antennas for Wireless Communications*. 2019.

SANTOS, A. M. et al. Smart garden monitoring and irrigation system in multiplatform application using iot. In: *2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW)*. [S.l.: s.n.], 2021. p. 1–2.

- SAXENA, P.; KOTHARI, A. Performance analysis of adaptive beamforming algorithms for smart antennas. *IERI Procedia*, v. 10, p. 131–137, 2014.
- SCHWARZ, R. L. Eficácia de controle híbrido (passivo-adaptativo) de vibrações em sistema com um grau de liberdade sob excitação variável. Universidade Federal do Paraná, Mar. 2016.
- SENAPATI, A. et al. Beamforming in smart antenna with multiple interferers using leaky lms and variable step size leaky lms. In: *2018 International Conference on Applied Electromagnetics, Signal Processing and Communication (AESPC)*. [S.l.: s.n.], 2018. v. 1, p. 1–4.
- SHARMA, R.; SENAPATI, A.; ROY, J. S. Beamforming of smart antenna in cellular network using leaky lms algorithm. In: *2018 Emerging Trends in Electronic Devices and Computational Techniques (EDCT)*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–5.
- TELECO. *Redes 5G II: 5ª Geração de Rede Móvel Celular (2)*. 2015. Disponível em: <[https://www.teleco.com.br/tutoriais/tutorialredes5g2/pagina\\_2.asp](https://www.teleco.com.br/tutoriais/tutorialredes5g2/pagina_2.asp)>.
- THALLURI, L. N. et al. Optimized beam forming by using lcmv, mvdr and pso for advanced 5g application's. *SSRN Electronic Journal*, 01 2020.
- UNCINI, A. *Algoritmi adattivi per l'elaborazione dei segnali*. [S.l.]: Esculapio, 2015.
- VAEZI, M.; DING, Z.; POOR, H. V. *Multiple access techniques for 5G wireless networks and beyond*. [S.l.]: Springer, 2019.
- WIDROW, B.; HOFF, M. E. Adaptive switching circuits. In: *1960 IRE WESCON Convention Record, Part 4*. [S.l.]: Institute of Radio Engineers, 1960. p. 96–104.
- WIENER, N. The average of an analytic functional and the brownian movement. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, National Academy of Sciences, v. 7, n. 10, p. 294–298, 1921.

## APÊNDICE A

```

1 pesos = zeros(N,1);
2 Rxx = vetor_x*vetor_x';
3 mu = 1/(trace(Rxx));
4 pesos_i=zeros(N,max(it));
5 for n = 1:length(sinal_referencia)
6 vetor_arranjo_x = sinal_referencia(n)*vetor_d + ...
   I(n)*vetor_i+n_ruido(n);
7 saida_y = pesos'*vetor_arranjo_x;
8 erro = conj(sinal_referencia(n)) - saida_y;
9 mmse(n) = abs(erro)^2;
10 pesos=pesos+2*0.745*mu*conj(erro)*vetor_arranjo_x;
11 pesos_i(:,n)=pesos;
12 vetor_y(n)=saida_y;
13 end
14 funcao_arranjo = zeros(1,length(eixo_x));
15 for i = 1:N
16 funcao_arranjo = funcao_arranjo + ...
   pesos(i)'.*exp(1j*(i-1)*2*pi*s*sin(eixo_x));
17 end
18 toc
19 tempo = toc;

```

## APÊNDICE B

```

1  %pesos lms
2  pesos=pesos+2*0.745*mu*conj(erro)*vetor_arranjo_x;
3
4  %pesos l-lms
5  pesos=(1-(b*0.745*mu))*pesos+2*0.745*mu*conj(erro)*vetor_arranjo_x;
6
7  %pesos vss-lms
8  mu = a*0.745*mu + g*mmse(n);
9  pesos=pesos+mu*conj(erro)*vetor_arranjo_x;
10
11 %pesos f-lms
12 if(mmse(n) < erro_minimo)
13   sinal_referencia = sinal_referencia(1:n);
14   I = I(1:n);
15   it = it(1:n);
16   pesos=pesos+2*0.745*mu*conj(erro)*vetor_arranjo_x;
17   pesos_i(:,n)=pesos;
18   vetor_y(n)=saida_y;
19   vetor_y = vetor_y(1:n);
20   break
21 else
22   pesos=pesos+2*0.745*mu*conj(erro)*vetor_arranjo_x;
23   pesos_i(:,n)=pesos;
24   vetor_y(n)=saida_y;
25   vetor_y = vetor_y(1:n);
26   end

```