



UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Antonio Henrique dos Santos Ribeiro

**COMBINAÇÃO AFIM DE FILTROS ADAPTATIVOS RLS-LMS PARA
CONFORMAÇÃO DE FEIXE EM ANTENAS INTELIGENTES COM SINTONIA
PARAMÉTRICA BASEADA EM REDES NEURAS ARTIFICIAIS**

São Luís – MA

2023

ANTONIO HENRIQUE DOS SANTOS RIBEIRO

**COMBINAÇÃO AFIM DE FILTROS ADAPTATIVOS RLS-LMS PARA
CONFORMAÇÃO DE FEIXE EM ANTENAS INTELIGENTES COM SINTONIA
PARAMÉTRICA BASEADA EM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Maranhão para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de Concentração: Automação e Controle.

Orientador: Prof. Dr. João Viana da Fonseca Neto

São Luís – MA

2023

Ribeiro, Antonio Henrique dos Santos.

COMBINAÇÃO AFIM DE FILTROS ADAPTATIVOS RLS-LMS PARA CONFORMAÇÃO DE FEIXE EM ANTENAS INTELIGENTES COM SINTONIA PARAMÉTRICA BASEADA EM REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS / Antonio Henrique dos Santos Ribeiro. – 2023.

124 f.

Coorientador(a): Francisco das Chagas de Souza.

Orientador(a): João Viana da Fonseca Neto.

Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica /ccet, Universidade Federal do Maranhão, UFMA, 2023.

1. Antenas inteligentes. 2. Combinação afim. 3. Conformação de feixe adaptativo
4. Filtros adaptativos. 5. RLS-LMS. I. de Souza, Francisco das Chagas. II. Neto, João Viana da Fonseca. III. Título.

**COMBINAÇÃO AFIM DE FILTROS ADAPTATIVOS RLS-LMS PARA
CONFORMAÇÃO DE FEIXE EM ANTENAS INTELIGENTES COM SINTONIA
PARAMÉTRICA BASEADA EM REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS**

Antonio Henrique dos Santos Ribeiro

Dissertação apresentada em 02 de agosto de 2023

Prof. Dr. João Viana da Fonseca Neto
Orientador

Prof. Dr. Francisco das Chagas de Souza
Coorientador

Prof. Dr. Vicente Leonardo Paucar Casas
(Membro Interno da Banca Examinadora)

Prof. Dr. Glauco Fontgalland
(Membro Externo da Banca Examinadora)

São Luís – MA

2023

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por este momento ímpar em minha vida. Sem Ele jamais teria alcançado meus objetivos.

A minha família, sem exceção, a qual é e sempre será meu alicerce aqui neste mundo de meu Deus. A minha Madrinha que sempre acreditou em mim.

Ao professor João Viana da Fonseca Neto que teve uma dedicação sem igual no que concerne ao desenvolvimento de todo este trabalho, emprestando-me seus conhecimentos, que serviram de suporte para o pleno sucesso dessa jornada.

Ao meu coorientador, professor Francisco das Chagas de Souza por toda a sua paciência, tranquilidade, lucidez, companheirismo, compreensão e, acima de tudo, conhecimento demonstrado ao longo dessa jornada e sem o qual eu não poderia dar continuidade a este trabalho.

A todos os meus amigos de trabalho que contribuíram diretamente para a plena realização deste trabalho, em especial a Luís Roberto Lobato Nogueira que me apoiou muito e foi compreensivo em todos os momentos dessa jornada.

A Wilander Testone Pereira da Silva, indispensável no início do desenvolvimento desta pesquisa, que consegui desenvolver a partir de sua ajuda.

A Raphael Marcos Moraes da Silva, essencial no complemento e finalização deste trabalho.

Aos amigos do LABSEC, em especial à Sarah Mesquita da Silva, Evandro Martins Araújo Filho, Yan Ferreira da Silva e Claudyane da Silva Araújo exemplos de companheirismo e amizade fraternas.

A José Ribamar Silva Oliveira e Antonio Eulálio Ribeiro (in memoriam)

A Universidade Federal do Maranhão pela oportunidade dada para o desenvolvimento deste trabalho.

Ao programa de Pós-graduação em Engenharia de Eletricidade (PPGEE), funcionários e professores pela colaboração de todos.

A Fundação de Amparo à Pesquisa e ao Desenvolvimento Científico do Maranhão (FAPEMA), da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

Enfim, a todos aqueles que contribuíram direta ou indiretamente para a realização deste trabalho.

“Por vezes sentimos que aquilo que fazemos não é senão uma gota de água no mar. Mas o mar seria menor se lhe faltasse uma gota”.

(Madre Teresa de Calcutá)

RESUMO

A Combinação Afim de Filtros Adaptativos RLS-LMS para Conformação de Feixe em Antenas Inteligentes com Sintonia Paramétrica Baseada em Redes Neurais Artificiais, mostra aspectos de convergência dos algoritmos LMS (least mean-square) e RLS (recursive least-square) usando uma combinação afim de filtros para conformação de feixe adaptativo em antenas inteligentes. A Rede Neural Artificial Feed Forward é utilizada para sintonizar os parâmetros dos pesos.

Verifica-se o desempenho da combinação afim de dois filtros adaptativos individuais de classes distintas, considerando o parâmetro de mistura da combinação, calculado adaptativamente através do algoritmo de gradiente estocástico, denominado $\rho\eta$ -LMS. O objetivo da combinação é obter, para um ambiente estacionário, um algoritmo adaptativo RLS-LMS que supere os algoritmos clássicos em termos de velocidade de convergência e estabilidade. O desempenho do algoritmo afim RLS-LMS proposto é avaliado por meio de experimentos computacionais.

A rede neural artificial calcula os pesos ideais ou ótimos utilizados na entrada do sinal dos filtros lineares que adaptam o diagrama de irradiação da antena do arranjo linear uniforme, direcionando vários feixes estreitos para os usuários desejados e minimizando a interferência ou usuários indesejados. A aplicação dessa rede neural proporciona a capacidade de aumentar a eficiência e otimizar o uso das antenas inteligentes. Os resultados obtidos são apresentados para ser analisados.

Palavras-chave: Antenas inteligentes, combinação afim, conformação de feixe adaptativo, filtros adaptativos, RLS-LMS, Feed Forward.

ABSTRACT

The Affine Combination of RLS-LMS Adaptive Filters for Beam Shaping in Smart Antennas with Parametric Tuning Based on Artificial Neural Networks, shows aspects of convergence of LMS (least mean-square) and RLS (recursive least-square) algorithms using an affine combination of filters for adaptive beamforming in smart antennas. The Feed Forward Artificial Neural Network is used to tune the weight parameters.

The performance of the affine combination of two individual adaptive filters of different classes is investigated, considering the mixing parameter of the combination calculated adaptively through the stochastic gradient algorithm, called $\rho\eta$ -LMS. The purpose of the combination is to obtain, for a stationary environment, an adaptive RLS-LMS algorithm that outperforms the classical algorithms in terms of convergence speed and stability. The performance of the proposed RLS-LMS affine algorithm is evaluated through computational experiments.

The artificial neural network calculates the ideal or optimal weights used in the signal input of the linear filters that adapt the antenna radiation pattern from the uniform linear array, directing several narrow beams to the desired users and minimizing interference or unwanted users. The application of this neural network provides the ability to increase efficiency and optimize the use of smart antennas. The obtained results are presented to be analyzed.

Keywords: Smarts antennas, affine combination, adaptive beamforming, adaptive filters, RLS-LMS, Feed Foward.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1: Analogia da Antena Inteligente.....	16
Figura 2.2: Arranjo de Antena: a) Conjunto de antenas adaptativas. b) Conjunto de antenas em fases.....	18
Figura 2.3: Diferentes tipos de geometrias de arranjo uniforme.....	19
Figura 2.4: ULA com N sensores.....	21
Figura 2.5: Diagrama de cobertura do feixe comutado.....	23
Figura 2.6: Cobertura de arranjo adaptativo.....	24
Figura 2.7: A parte de hardware da antena inteligente.....	25
Figura 2.8: Diagrama de bloco funcional (sistema de arranjo adaptativo).....	27
Figura 3.1: Exemplo de Arranjo Linear Uniforme (ULA).....	31
Figura 3.2: Arranjo linear de antena com distância d entre elas.....	35
Figura 3.3: Estrutura inteligente de uma combinação afim usando dois filtros LMS e RLS....	44
Figura 4.1: Sistema de antena inteligente.....	49
Figura 4.2: Conformador de feixe de pesos fixos.....	50
Figura 4.3: Formador de feixe adaptativo.....	52
Figura 4.4: Geometria de Antena de Arranjo Linear.....	53
Figura 4.5: Modelo Proposto da Rede Neural Feed Forward (FFNN).....	57
Figura 5.1: Diagrama de Blocos e Detalhe do Experimento.....	60
Figura 5.2: Diagramas de Irradiação retangular, polar e de ganho dos algoritmos LMS, NLMS, PNLMS, RLS e RLS-LMS com SNIR = 10 dB.....	61
Figura 5.3: Diagramas de Irradiação retangular e polar dos algoritmos LMS, NLMS, PNLMS, RLS e RLS-LMS com SNIR=10 dB para diferentes AOA.....	63
Figura 5.4: MSE dos algoritmos LMS, NLMS, PNLMS, RLS e RLS-LMS para SNIR = 5dB.....	64
Figura 5.5: MSE dos algoritmos LMS, NLMS, PNLMS, RLS e RLS-LMS para SNIR = 10dB.....	65
Figura 5.6: Rede Neural Artificial Feed Foward Utilizada.....	66
Figura 5.7: Desempenho de FFNN treinado pelo algoritmo de Regularização Bayesiana.....	67
Figura 5.8: Diagrama de irradiação usando FFNN treinado pelo algoritmo de Regularização Bayesiana com $M = 24$, $d = \lambda/2$: Gráfico Retangular.....	68
Figura 5.9: Diagrama de irradiação usando FFNN treinado pelo algoritmo de Regularização Bayesiana com $M = 24$, $d = \lambda/2$: Gráfico Polar.....	69

Figura 5.10: Diagrama de irradiação usando FFNN treinado pelo algoritmo de Regularização Bayesiana com $M = 24$, $d = \lambda/2$: Gráfico do Ganho	70
Figura 5.11: MSE dos algoritmos RLS-LMS e Rede Neural para SNIR = 5 dB	71
Figura 5.12: MSE dos algoritmos RLS-LMS e Rede Neural para SNIR = 10 dB	72
Figura A.1: Antena como dispositivo de transição.....	84
Figura A.2: Antena dipolo (a) de $1/2$ onda e (b) de $1/4$ de onda	86
Figura A. 3: Antena Helicoidal.....	87
Figura A.4: Antenas corneta (a) Setorial, (b) Piramidal e (c) Cônica	88
Figura A.5: Antena refletora com alimentação frontal e Cassegrain	89
Figura A.6: Representação de arranjo de antenas. (a) Yagi-Uda e (b) Antena de microfita....	90
Figura A.7: Antenas com lentes dielétricas	91
Figura A.8: Antena de microfita (a) vista de cima e (b) vista lateral	92
Figura A.9: Representação de uma onda plana	93
Figura A.10: Tipos de polarização de ondas eletromagnéticas	95
Figura A.11: Diagrama de irradiação	96
Figura A.12: Planos E e H para o Padrão de Emissão de uma antena do tipo corneta piramidal	97
Figura A.13: Diagrama de irradiação nos planos vertical e horizontal de uma antena omnidirecional.....	98
Figura A.14: Relação entre P_{ent} , P_1 e P_{ir}	101
Figura A.15: Diagrama de irradiação de uma antena e seu ângulo de meia potência.....	103
Figura A.16: Diagrama de irradiação de uma antena e sua relação frente-costa.....	104
Figura A.17: Critério adotado para definição da largura de banda	105
Figura A.18: Representação do parâmetro de espalhamento	106

TABELAS

Tabela 5.1: MSE dos algoritmos LMS, NLMS, PNLMS, RLS e RLS-LMS para SNIR=5 dB	64
Tabela 5.2: MSE dos algoritmos LMS, NLMS, PNLMS, RLS e RLS-LMS para SNIR=10 dB.....	65
Tabela 5.3: MSE dos algoritmos RLS-LMS e RNA para SNIR=5 dB	71
Tabela 5.4: MSE dos algoritmos RLS-LMS e RNA para SNIR=10 dB.....	72
Tabela A.1: Forma Geral das Equações de Maxwell	85

LISTAS DE ACRÔNIMOS E NOTAÇÃO

LMS	Mínimo Quadrado Médio (Least Mean Square)
RLS	Mínimo Quadrado Recursivo (Recursive Least Square)
RLMS	Mínimo Quadrado Médio Recursivo (Recursive Least Mean Square)
NLMS	Mínimo Quadrado Médio Normalizado (Normal Least Mean Square)
PNLMS	Mínimo Quadrado Médio Normalizado Proporcional (Proportional Normal Least Mean Square)
ANN	Rede Neural Artificial (RNA) (Artificial Neuronal Network)
RNN	Rede Neural Recorrente (Recurrent Neural Network)
MIMO	Múltipla Entrada e Múltipla Saída (Multiple-Input Multiple-Output)
PSO	Otimização de Enxame de Partículas (Particle Swarm Optimization)
BFO	Otimização de Forrageamento Bacteriano (Bacterial Foraging Optimization)
ARNN	Rede Neural Autorregressiva (Neural Network Autoregressive)
ADALINE	Rede Neural com Neurônio Linear Adaptativo (adaptive linear neuron)
FBPTT	Backpropagation Fracionário no Tempo (Fractional Backpropagation Through Time)
DL	Aprendizagem profunda (Deep Learning)
CNN	Rede Neural Convolutacional Profunda (deep Convolutional Neural Network)
BS	Estação Base (Base Station)
DNN	Nova Rede Neural Profunda (novel Deep Neural Network)
DaS	Atraso e Soma (Delay-and-Sum)
GPS	Sistema de Posicionamento Global (Global Positioning System)
ISI	Interferência Inter Símbolo
HPBW	Largura de Feixe de Meia Potência (Half Power Beam Width)
RFC	Relação Frente-Costas
BW	Largura de Banda (Band Width)
VSWR	Razão de amplitude máxima e mínima de tensão (Voltage Standing Wave Radio)
FR	Fator de Rede ou de Arranjo (Network Factor or Arrangement Factor)
ULA	Arranjo Linear Uniforme (Uniform Linear Array)
AOA	Ângulo de Chegada (Angle of Arrival)
DOA	Direção de Chegada (Direction of Arrival)

SNR	Relação Sinal Ruído (Signal Noise Rate)
SNIR	Relação Sinal Ruído Interferência (Signal Noise Interference Rate)
FIR	Resposta ao Impulso Finita (Finite Impulse Response)
IIR	Resposta ao Impulso Infinita (Infinite Impulse Response)
MSE	Erro Quadrático Médio (Mean Squared Error)
LS	Mínimos Quadrados (Least Squares)
WLS	Mínimos Quadrados Ponderados (Weighted Least Squares)
ISV	Valor Quadrático Instantâneo (Instantaneous Squared Value)
CRLS	Mínimos Quadrados Recursivos Restritos (Constrained Recursive Least Squares)
VLSI	Integração em Escala Muito Larga (Very Large Scale Integration)
FFNN	Rede Neural Feed Forward (Feed Forward Neuronal Network)
DSP	Processamento Digital de Sinais (Digital Signal Process)
SIR	Relação sinal interferência (Signal Interference Rate)
FNNBP	Rede Neural Feed Forward de Retropropagação (Feed Neuronal Network Back Propagation)

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	1
1.1 Revisão Bibliográfica	3
1.2 Objetivos.....	6
1.3 Justificativa.....	7
1.4 Contribuições.....	9
1.5 Estrutura da Dissertação	9
SISTEMA DE ANTENAS INTELIGENTES	11
2.1 Introdução.....	11
2.2 Antena Inteligente – Parte I.....	12
2.2.1 Vantagens do Uso de Antena Inteligente	13
2.2.2 As Desvantagens da Antena Inteligente	14
2.3 Arquitetura do Sistema de Antena Inteligente.....	15
2.3.1 Analogia para Antena Inteligente Adaptável.....	15
2.3.2 Arranjo de Antena	16
2.3.2.1 Arranjo de Fases	17
2.3.2.2 Arranjo Adaptativo	17
2.4. Geometria de Arranjo de Antena.....	18
2.5 Modelo Teórico para um Conjunto de Antenas.....	20
2.6 Conceito e Tipos de Sistema de Antena Inteligente	22
2.6.1 Sistemas de Feixe Comutado.....	22
2.6.2 Sistemas de Arranjo Adaptativo	23
2.7 Unidade de Rádio - Hardware	25
2.8 Unidade de Processamento de Sinal.....	25
2.9 Estimador DOA	26
2.10 Conformador de Feixe Adaptativo	26
2.11 Sistema Rádio Celular – A Busca por mais Capacidade	27
CONFORMAÇÃO DE FEIXE	29
3.1 Introdução.....	29
3.2 Tipo de Arranjo e Modelo do Sinal	30
3.3 Método de Conformação de Feixe.....	36

3.4 Algoritmo de Conformação de Feixe	37
3.4.1 Algoritmo LMS Padrão	39
3.4.2 Algoritmo NLMS	40
3.4.3 Algoritmo PNLMS	41
3.4.4 Algoritmo RLS	42
3.5 Combinação Afim de Dois Filtros Adaptativos Aplicados a um Conformador de Feixe RLS-LMS	43
RNA PARA O ARRANJO IMPLEMENTADO.....	46
4.1 Introdução.....	46
4.2 Antena Inteligente – Parte II.....	48
4.3 Conformação de Feixe Convencional.....	49
4.4 Conformação de Feixe Adaptativo	51
4.5 Modelo Matemático do Arranjo Linear Uniforme	52
4.6 Modelo Proposto utilizando uma RNA para Conformação de Feixe Adaptativo	54
4.7 Considerações Acerca do Capítulo.....	58
EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS	59
5.1 Introdução.....	59
5.2 Experimento - Análise de Curvas dos Algoritmos dos Filtros	60
5.3 Experimento - Análise do Algoritmo RLS-LMS versus Rede Neural Artificial.	66
5.3.1 Treinamento da Rede Neural (FNNBP)	66
CONCLUSÃO	73
6.1 Considerações Finais	73
6.2 Publicações	74
6.3 Trabalhos Futuros	74
BIBLIOGRAFIA	75
ANEXO I	83
ANTENAS	83
A.1 Introdução	83
A.2 Equações de Maxwell para Campos Eletromagnéticos	84
A.3 Tipos de Antenas	85
A.3.1 Antenas Filamentares	85
A.3.2 Antenas de Abertura	87
A.3.3 Antenas Refletoras.....	88
A.3.4 Antenas de Arranjo (Matriciais)	89

A.3.5 Antenas com Lente	90
A.3.6 Antenas de Microfita	91
A.4 Parâmetros Fundamentais no Desempenho de Antenas	92
A.4.1 Polarização.....	93
A.4.2 Diagrama de Irradiação.....	95
A.4.3 Intensidade de Irradiação	98
A.4.4 Diretividade e Ganho Diretivo.....	99
A.4.5 Ganho de Potência	100
A.4.6 Largura de Feixe de Meia Potência (HPBW)	102
A.4.7 Relação Frente-Costa.....	103
A.4.8 Largura de Banda.....	104
A.4.9 Perda de Retorno	105
A.4.10 Parâmetro de Espalhamento	106
A.4.11 Impedância de Entrada	108

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

O *beamforming* ou conformação de feixe é uma técnica muito utilizada em inúmeras áreas. Para o caso específico desta pesquisa, utiliza-se um arranjo de antenas, onde a conformação de feixe minimiza os sinais interferentes de direções desconhecidas e captura o sinal desejado de uma determinada direção. Tem-se observado que, nas últimas décadas, a conformação de feixe adaptativo é um importante tópico de pesquisa para a mitigação de interferências no sistema de antenas inteligentes. As antenas inteligentes consistem geralmente de um sistema de comutação de feixe e de um sistema adaptativo formador de feixe. Um sistema de comutação de feixe opera em vários padrões de feixes fixos, enquanto sistemas adaptativos de formação de feixes têm a capacidade de permitir que a antena guie o feixe em qualquer direção de interesse, neste caso, a direção desejada, assim como, de forma contínua, apresenta o sinal de interferência, sendo sua função formar diagramas de irradiação. Em um sistema de antena inteligente, os pesos da conformação de feixe podem ser ajustados para formar uma quantidade de feixe adaptável para rastrear usuários correspondentes automaticamente e, ao mesmo tempo, minimizar a interferência de outros usuários através da introdução de valores nulos em suas direções (Gross, 2005). Originalmente, quando algoritmos adaptativos são usados, esse processo é conhecido como conformação de feixe adaptativo (Diniz, 2013). As técnicas de conformação de feixe adaptativo foram usadas para aplicações comerciais, incluindo os sistemas de radar e sonar, bem como em sistemas de comunicação sem fio, ultrassonografia etc. (Diniz, 2013)

A formação de feixe adaptável é um dos aspectos principais e mais famosos no desenvolvimento de tecnologias de antenas inteligentes. Ele usa diferentes topologias e algoritmos para identificar os sinais desejados e separar a interferência de um canal. Algoritmos como Mínimo Quadrado Recursivo (RLS) e Algoritmo de Mínimo Quadrado Médio (LMS) comprovaram sua eficiência em técnicas adaptativas de formação de feixes (Mansour, 2016).

Porém, os crescentes requisitos em sistemas de comunicação implicam em mais foco na implementação da inteligência artificial em antenas inteligentes (Mansour, 2016).

O rastreamento do sinal depende exclusivamente do algoritmo de conformação de feixe. Dentre eles, pode-se destacar os algoritmos da classe LMS e RLS, e inclusive a combinação RLMS (Srar, 2009). Nos últimos anos, vários pesquisadores (Bershad, 2008), (Candido, 2008), têm investigado como melhorar a convergência do LMS, RLS e suas variantes a fim de reduzir a complexidade com base no filtro adaptativo. Cabe ressaltar que existe uma contradição entre o desempenho do filtro e sua complexidade, especialmente para aplicativos receptores de navegação, tornando-se um problema desafiador que permanece sem solução pelas técnicas convencionais. Assim, a implementação de filtros combinados, de acordo com suas próprias características é, provavelmente, uma forma mais eficaz de lidar com esse problema. Esquemas de combinação afim têm sido estudados em vários trabalhos e explorados em aplicações como a conformação em arranjo de antenas (Lu et al., 2012).

A pesquisa é desenvolvida no sentido de confrontar o desempenho da combinação RLS-LMS com os resultados dos algoritmos tradicionais como RLS, LMS e suas derivações como PLMS e NLMS, utilizando-se para todos os casos a formação de feixe adaptável.

A combinação RLS-LMS utiliza o esquema do gradiente estocástico $\rho\eta - LMS$ (Cândido et al., 2010) em conjunto com o resultado apresentado em (Srar et al., 2009), além da utilização da combinação afim nos algoritmos clássicos RLS e LMS para um maior número de elementos no arranjo de antenas e variação da relação sinal ruído mais interferência (SNIR).

Posteriormente, otimiza-se o estudo da combinação RLS-LMS aplicando-se uma RNA para melhorar o desempenho da citada combinação.

As RNAs têm a capacidade de aumentar a eficiência e otimizar o uso de antenas inteligentes em sistemas de comunicação sem fio, devido aos crescentes requisitos em sistemas de comunicação por implicarem em mais foco na implementação da inteligência artificial em antenas inteligentes. Isso foi observado, já que as redes neurais têm proporcionado um rápido desenvolvimento nas últimas três décadas (Mansour, 2016).

Neste estudo apresenta-se a comparação e avaliação de desempenho dos algoritmos citados levando-se em consideração a complexidade, estabilidade, velocidade de convergência, resposta de amplitude e rastreamento do sinal desejado.

Implementaram-se os algoritmos no ambiente MATLAB e os resultados foram apresentados e discutidos.

1.1 Revisão Bibliográfica

A importância do uso de antena inteligente nos modernos sistemas de comunicações sem fio tornou-se indispensável. Há algumas décadas, os pesquisadores começaram a priorizar e se concentrar cada vez mais no estudo de antena inteligente. A partir daí diferentes ideias, técnicas, algoritmos e projetos foram propostos e estudados na literatura. Sistemas de antenas inteligentes continuam sendo desenvolvidos surgindo novas ideias a cada dia, conforme citações a seguir.

Em (Zooghy et al., 2000) considerou-se o problema do rastreamento de múltiplas fontes usando antenas inteligentes baseadas em redes neurais. O sistema proposto foi implementado tanto para sistemas de comunicações móvel terrestre, quanto para via satélite. O algoritmo RBFNN de redes neurais de função de base radial foi usado para construir um sistema de rastreamento de múltiplas fontes neurais.

Em (Sarevska et al., 2004) a antena inteligente baseada em rede neural também foi usada para a solução de problemas de rastreamento de múltiplas fontes. Rede neural de função de base radial de dois estágios foi usada para detecção de sinal e estimativa de ângulo de chegada. O sistema proposto tem a vantagem de alta velocidade em relação aos algoritmos neurais normais. Foi apresentada a implementação, usando placa DSP de rede neural artificial digital. O trabalho comprovou que o sistema proposto obteve resultados com precisão em comparação com os algoritmos LMS e RLS.

A modelagem de redes neurais ADALINE para predição de assinatura espacial para melhorar o desempenho do processo de formação do feixe foi apresentada em (Kavak et al., 2005).

Uma abordagem de rede neural para encontrar a largura do feixe de um arranjo de fase dinâmica de 15 elementos foi discutida em (Rawat et al., 2009). Neste artigo, a estrutura de rede neural de três camadas foi implementada para calcular a largura do feixe em um sistema de antena inteligente.

Uma nova proposta para inicializar os pesos em uma Rede Neuronal *Backpropagation* usando os coeficientes de um Filtro FIR *Low-Pass*, para introduzir um nulo no diagrama de irradiação em um arranjo de antenas de sete elementos para eliminar interferências em um sistema de radar foi proposto em (Campa et al, 2010). Sabe-se que um sistema de radar precisa eliminar o ruído direcional para obter um sinal mais limpo. O método utilizado para eliminar esse tipo de ruído (*jitter*) deve ser adaptativo, pois a objetiva está em constante movimento, portanto, o tempo de adaptação deve ser o mais rápido possível. Esse trabalho se baseia no

método da janela para reduzir os lóbulos secundários em arranjos fixos de antenas. Os coeficientes dos filtros *FIR Low-Pass* são utilizados para inicializar os vetores de peso de uma Rede Neural de Retropropagação que realiza o processo adaptativo para obter os parâmetros finais para a eliminação do ruído. Para testar essa proposta de inicialização dos pesos, calcula-se o Erro Quadrado Médio (MSE), a Relação Sinal Ruído (SNR) e traça-se o gráfico do diagrama de irradiação.

Em (Chang e Hu, 2012) e (Christodoulou et al., 2012), os autores discutiram os diferentes componentes reconfiguráveis usados na antena para modificar sua estrutura e função. Eles apresentaram uma análise detalhada das diferentes classes de sistemas de antenas inteligentes, como arranjo adaptativo e sistemas MIMO de feixe múltiplo. Os pesquisadores citados provaram que o uso de antenas inteligentes, em vez de antenas tradicionais, melhora, nitidamente, o desempenho dos sistemas de comunicação.

A melhoria da precisão na estimativa da direção de chegada em um sistema de antena inteligente, usando redes neurais artificiais gerais, foi proposta e discutida em (Pei et al., 2013).

A antena inteligente de feixe comutado baseada na estrutura de redes neurais artificiais foi discutida e apresentada em (Orakwue et al., 2014). A rede neural artificial de propagação *Feed Forward* foi implementada na troca de feixe de antena. A estrutura proposta mostrou sua capacidade de alternar diferentes antenas da estação base, dependendo da localização real do alvo.

O estudo e discussão da tecnologia de antena inteligente e as abordagens de formação de feixes adaptativos é observado em (Mansour, 2016). Este trabalho também fornece uma introdução à implementação de redes neurais de retropropagação em antenas inteligentes como uma técnica adaptativa de formação de feixes.

Uma rede neural recorrente (RNN) é proposta por (Che et al., 2016) para resolver o problema de formação de feixes adaptativos. A fim de minimizar a interferência do lóbulo lateral, o problema é descrito como de otimização convexa com base no modelo de arranjo linear. A RNN é projetada para otimizar os valores de peso do sistema na região viável, que é derivada do estado dos arranjos das antenas e das informações da onda plana inserida neste mesmo arranjo. O novo algoritmo provou ser estável e convergir para uma solução ótima no sentido de *Lyapunov*.

Um formador de feixe de arranjo de antenas de fase única baseado em rede neural de função de base radial (RBFNN) foi proposto em (Zhao et al, 2017). O conjunto de treinamento da rede é realizado pelo algoritmo de evolução diferencial sob um modelo de formação de feixe de restrição. Para obter uma rede com pequeno número de neurônios e boa generalização foi

construída uma RBFNN multiobjetivo. O desempenho da rede é verificado em um arranjo linear de 9 elementos. Os resultados mostram que o formador de feixe proposto tem uma aproximação precisa e uma boa generalização com menos neurônios ocultos.

Um novo algoritmo de aprendizagem baseado em gradiente fracionário para redes neurais recorrentes foi apresentado em (Khan et al., 2018) denominado *backpropagation* fracionário no tempo (FBPTT). Considerando o potencial do cálculo fracionário, foi proposto o uso do método de descida íngreme baseado em cálculo fracionário para derivar o algoritmo FBPTT.

Na seleção de antena para sistemas de múltiplas entradas e saídas com base em redes neurais convolucionais profundas (Cai et al., 2019) procura-se manter um equilíbrio entre o desempenho da comunicação e a complexidade computacional. Os métodos baseados em aprendizagem profunda alcançaram um desempenho promissor em muitos campos de aplicação. Esse trabalho propôs uma técnica de seleção de antenas baseada em aprendizagem profunda (DL).

Primeiro, gera-se o rótulo de sistemas de antena de treinamento, maximizando a capacidade do canal. Em seguida, adota-se a rede neural convolucional profunda (CNN) nas matrizes de canal para explorar explicitamente as pistas latentes massivas dos coeficientes de atenuação. Finalmente, usa-se o CNN adotado para atribuir o rótulo de classe e, em seguida, selecionar o subconjunto de antena ideal.

A formação do feixe adaptativo pode melhorar a taxa de transferência do sistema de forma acentuada por meio da combinação dos parâmetros dos transmissores com os dos canais sem fio que são variantes no tempo. A qualidade do estado do canal é crucial para a formação adaptativa. Uma rede neural leve é proposta em (Babu et al., 2020) para a seleção de canais. A Rede Neural Artificial proposta (RNA) é devidamente otimizada com os algoritmos de Otimização de Enxame de Partículas (PSO) e Otimização de Forrageamento Bacteriano (BFO) para aprimorar as previsões. O método é popular, é robusto e adaptável como uma técnica de formação de feixe e pesos otimizados e são usados para treinar a RNA de forma eficaz.

Propõe-se uma abordagem de aprendizagem profunda para o problema de projeto de formação de feixe adaptativo e sequencial para a fase de acesso inicial em um ambiente mmWave (onda milimétrica) com um canal de caminho único em (Sohrabi et al., 2021). Para um cenário de usuário único onde o problema é equivalente a projetar a sequência de formadores de feixe de detecção para verificar o ângulo de chegada (AoA) do caminho dominante, propõe-se uma nova rede neural profunda (DNN) que projeta os vetores de detecção adaptativos baseados sequencialmente sobre as informações disponíveis até o momento na

estação base (BS). Além disso, esse artigo mostra que a DNN proposta pode lidar com restrições práticas de formação de feixe, como a restrição de módulo constante.

Uma nova abordagem de rede neural (NN) profunda aplicada à formação de feixe adaptativo de arranjo de antenas é apresentada em (Mallioras et al, 2022). Uma rede neural recorrente (RNN), baseada na arquitetura GRU (*Gated Recurrent Unit* – Unidade Recorrente Fechada) é usada como um formador de feixe para produzir pesos complexos adequados para a alimentação do conjunto de antenas. A RNN proposta utiliza quatro camadas GRU ocultas e uma camada extra para transformação linear. Os pesos produzidos são posteriormente comparados aos respectivos pesos obtidos através da técnica de formação de feixe de direção nula denominada NSB para medir a precisão da RNN. Da mesma forma, o treinamento da RNN é realizado usando o conjunto de dados obtidos através da aplicação da técnica NSB em um arranjo de antenas lineares de microfita, a fim de levar em conta efeitos práticos mais realistas, observando o diagrama de irradiação não isotrópico de um elemento de arranjo, bem como o acoplamento mútuo entre esses elementos. O desempenho da RNN é examinado usando a métrica do erro quadrático médio, enquanto o desempenho da conformação de feixe é avaliado estimando o valor médio e o desvio padrão das divergências das direções do lóbulo principal e nulos de suas respectivas direções desejadas. Uma comparação entre várias estruturas NN e um estudo geral do conformador de feixe baseado em RNN proposto também são apresentados.

Muitos artigos e publicações diferentes tratam a respeito do uso de antenas inteligentes, bem como os algoritmos usados em sua implementação. O uso de inteligência artificial em antenas inteligentes está ganhando cada vez mais destaque na literatura devido à sua precisão e alto desempenho (Mansour, 2016).

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

Esta dissertação tem como objetivo geral realizar uma pesquisa científica sobre a conformação de feixes em antenas inteligentes na identificação do sinal desejado, utilizando um filtro adaptativo RLS-LMS com combinação afim, eliminando ou minimizando as interferências e melhorando o seu desempenho através da aplicação de uma rede neural *Feed forward* para sintonia paramétrica do filtro, observando-se seu comportamento.

1.2.2 Objetivo Específico

- Estudar e desenvolver os aspectos de convergência dos algoritmos LMS (*least mean-square*) e RLS (*recursive least-squares*) em filtros adaptativos.
- Investigar o desempenho da combinação afim de dois filtros adaptativos individuais de classes distintas, considerando o parâmetro de mistura da combinação calculado adaptativamente através do algoritmo de gradiente estocástico, denominado $\rho\eta$ -LMS.
- Desenvolver, para um ambiente estacionário, um algoritmo adaptativo RLS-LMS que supere os algoritmos clássicos em termos de velocidade de convergência sendo seu desempenho avaliado por meio de experimentos computacionais.
- Comparar o desempenho dos resultados obtidos com filtro adaptativo utilizando o algoritmo RLS-LMS com os resultados aplicando a esse algoritmo uma rede neural *Feedforward*.

1.3 Justificativa

As técnicas de conformação de feixe utilizada em diversas áreas, propõe uma aplicação no arranjo de antenas inteligentes, proporcionando o aproveitamento máximo possível do sinal desejado numa determinada direção, minimizando sinais interferentes provenientes de direções desconhecidas, (Haykin, 2009).

Ao longo dos anos, nota-se um desenvolvimento amplo no que tange às aplicações de antenas inteligentes utilizando rede neural para melhoria do sinal recebido (Mansour, 2016).

Pode-se citar várias contribuições nesse sentido. Em (Zooghby et al., 1998), desenvolveu-se um sistema de rastreamento rápido para rastrear constantemente os usuários móveis e, em seguida, adaptar o diagrama de irradiação da antena para direcionar vários feixes estreitos para os usuários desejados e anular as fontes de interferência. Nessa abordagem, o cálculo dos pesos ótimos foi proposto como um problema de mapeamento que podia ser modelado usando redes neurais de função de base radial de três camadas (RBFNN) treinadas com pares de entrada/saída. Os resultados obtidos nessa rede estavam de acordo com a solução de Wiener. Verificou-se que as redes que implementavam essas funções foram bem-sucedidas no rastreamento de usuários móveis, à medida que se moviam através do campo de visada da antena (Zooghby et al., 1998).

Em (Garcia et al., 2004) propõe-se o uso das antenas inteligentes como solução eficiente para reduzir o nível de interferência, aumentando assim o número de usuários permitidos no sistema. O módulo formador de feixe da antena adaptativa utiliza as informações obtidas da

saída do arranjo para maximizar o sinal do usuário desejado e minimizar a intensidade de interferência, combinando adequadamente os sinais recebidos. Normalmente, algoritmos adaptativos conhecidos são usados para calcular os pesos ótimos de formação de feixe. Utilizou-se, neste caso, uma alternativa interessante aos algoritmos adaptativos tradicionais: as redes neurais artificiais. Um formador de feixe digital baseado em uma Rede Neural com função de base radial foi apresentado e suas principais características foram estudadas. Seu desempenho foi comparado aos resultados obtidos com os formadores de feixe típicos e ideais (Garcia et al., 2004).

Em (Senthilkumar et al., 2016) utilizou-se uma rede neural perceptron simples, computacionalmente menos intensiva, com função de ativação sigmóide não linear para fazer a síntese do feixe de antena desejado. Na proposta, um neurônio único é usado, onde seus pesos otimizados produzem a forma de feixe necessária. Apresenta um perceptron implementado com sucesso e discute o erro entre os feixes desejados e gerados pelo perceptron. O controle bem-sucedido do feixe fornece alta precisão na direção máxima de irradiação do feixe desejado, além de otimização na direção de pontos nulos.

Em (Enriconi et al., 2020) propõe-se uma nova técnica de formação de feixe para redes sem fio auto-organizadas. O formador de feixe proposto é baseado em uma rede neural artificial de função radial complexa, que permite a transmissão de fase entre os nós de entrada e saída. O algoritmo de formação de feixe é aplicado a um arranjo circular uniforme de seis elementos, considerando o acoplamento mútuo entre eles. A técnica proposta é avaliada em cenários estáticos e dinâmicos críticos. Os resultados mostram que a técnica proposta apresenta desempenho significativamente superior quando comparado a outras soluções.

Para o estudo proposto nesta dissertação, utiliza-se, como base, um trabalho no qual se tem um algoritmo adaptativo RLS-LMS que supera os algoritmos clássicos em termos de velocidade de convergência (Ribeiro, 2019). Diante disso, propõe-se, através de estudo comparativo, o desempenho da combinação de filtros adaptativos RLS-LMS utilizando arranjo de antenas e o mesmo filtro aplicando uma rede neural artificial *Feedforward* ao algoritmo RLS-LMS utilizando arranjo de antenas adaptativas.

1.4 Contribuições

A principal contribuição desta pesquisa científica é a possibilidade do desenvolvimento de projetos em arranjos de antenas inteligentes, abrangendo a teoria e suas aplicações através da disponibilização dos dados, bem como a metodologia adotada, que são facilmente aplicáveis.

Além disso, destacam-se contribuições importantes como:

1. Utilização dos pesos do arranjo adaptativo obtidos através da combinação dos pesos de cada algoritmo da combinação na qual utilizou-se um parâmetro de mistura, o qual foi atualizado por um algoritmo de gradiente estocástico, chamado de $\rho\eta$ -LMS.
2. Através de simulações, considerando diferentes SINR e tamanhos de passo, utilizando a metodologia proposta, observa-se uma velocidade de convergência mais rápida em comparação às metodologias clássicas.
3. O desempenho da combinação afim RLS-LMS é melhor do que o desempenho dos algoritmos clássicos em termos da relação sinal ruído mais interferência e do tamanho de passo.
4. Utilização de algoritmos e procedimentos em projeto de arranjos de antenas inteligentes utilizando o método da família RLS-LMS.
5. Utilização de redes neurais em conformação de feixe de arranjos de antenas inteligentes.

1.5 Estrutura da Dissertação

O desenvolvimento desta dissertação se dá através de capítulos com o objetivo de apresentar a metodologia utilizada, bem como os resultados obtidos na pesquisa para o estudo do algoritmo proposto da combinação RLS-LMS, utilizando rede neural. Os algoritmos RLS, LMS, NLMS, PNLMS e o conhecimento de projeto de antenas inteligentes servem de base para a apresentação da teoria e da formulação do procedimento de aplicação utilizados neste trabalho. Os capítulos são apresentados discorrendo sobre o tema proposto com a utilização da teoria que embasa este trabalho, unindo teoria de antenas, filtros adaptativos, conformação de feixe e rede neural para proporcionar a aplicação e desenvolvimento da tecnologia em antenas inteligentes.

O Capítulo 2 aborda os sistemas de antenas inteligentes, caracterizando sua arquitetura, envolvendo o arranjo de antenas e sua geometria. Aborda, ainda, o modelo teórico para um

conjunto de antenas, o conceito e tipos de antenas inteligentes. Apresenta características próprias desse sistema formada pela unidade de rádio e unidade de processamento de sinal. Isto torna-se importante no desenvolvimento de vários aspectos de sistemas de comunicações sem fio, incluindo controle de energia, qualidade e capacidade de serviços.

No Capítulo 3, aborda-se a conformação de feixes. Destaca-se o tipo de arranjo utilizado nesta dissertação, bem como o modelo de sinal aplicado neste estudo.

O método de conformação de feixes e o algoritmo do mesmo são comentados, sendo que os algoritmos padrões RLS e da família LMS são caracterizados, servindo de base para o estudo proposto, tendo em vista que envolve antenas inteligentes, filtros adaptativos e o conhecimento a respeito destes algoritmos é fundamental para o desenvolvimento dessa pesquisa científica.

Finaliza-se esse capítulo com a combinação afim de dois filtros adaptativos aplicados a um conformador de feixe RLS-LMS com RNA.

No capítulo 4, destaca-se a utilização de redes neurais para arranjo de antenas inteligentes proposto neste trabalho. Desenvolve-se o modelo matemático, bem como a utilização de RNA para conformação de feixe adaptativo. Utiliza-se uma rede neural Feed Forward com quatro camadas, sendo uma de entrada, duas ocultas e uma de saída. O sinal recebido pelas antenas é devidamente tratado na entrada da rede neural, escolhendo-se o melhor peso que acompanha o sinal característico que será devidamente filtrado nas etapas posteriores.

Os resultados da pesquisa científica são discutidos no Capítulo 5, no qual são expostos os valores encontrados no experimento e comparados com os do filtro adaptativo, chegando-se às conclusões necessárias e comprovando-se um melhor desempenho com o uso do dispositivo proposto, através de gráficos e outras características encontradas no desenvolvimento do trabalho.

Finalizando, no Capítulo 6 apresentam-se as conclusões e comentários finais acerca do trabalho desenvolvido.

Capítulo 2

SISTEMA DE ANTENAS INTELIGENTES

2.1 Introdução

O sistema de comunicações sem fio apresenta determinados problemas que interferem diretamente na qualidade dos serviços e limitam o número de assinantes envolvidos. Problemas como interferências co-canal, desvanecimento multipercurso e interferência inter símbolo (ISI) desafiam, ao longo de décadas, projetistas e desenvolvedores desse sistema (Jain et al., 2011).

A interferência co-canal ocorre quando sinais de mesma frequência chegam ao receptor, sendo um dos sinais desejados, já os demais sinais não são aproveitados devido ao princípio da reutilização de frequência. Tal princípio depende da reatribuição das mesmas bandas do espectro para outras células distantes (Rappaport, Theodore S., 2002). Apesar dos sistemas de antenas omnidirecionais fornecerem alta cobertura devido à sua irradiação, porém, esses mesmos sistemas levam ao aumento das interferências co-canal.

Demandas crescentes por sistemas sem fio (*wireless*) e necessidade da redução de custos com infraestrutura e manutenção são aspectos que são considerados num sistema de comunicações. Além disso, o desempenho do sistema também pode ser afetado de maneira negativa, através da interferência causada pela recepção do sinal de várias faixas, fenômeno denominado de desvanecimento multipercurso. Somente sistemas de antenas inteligentes, que já passaram por vários estágios de desenvolvimento antes de se tornar comercial, exploram o problema de recepção do sinal de diferentes direções para melhorar a recepção por direções de processamento espacial (Azad & Ahmed, 2010).

Portanto, pesquisas recentes têm se concentrado no desenvolvimento de algoritmos usados no projeto de “sistema de antenas inteligentes”, que tem a capacidade de desenvolver vários aspectos de sistemas de comunicações sem fio, incluindo controle de energia, qualidade e capacidade de serviços. Esse sistema foi capaz de superar os sistemas convencionais em

termos de eficiência espectral ao atingir mais capacidade para que um maior número de assinantes possa ser atendido, além de adquirir maiores áreas de cobertura e elevar o desempenho em termos de taxa de dados (Mansour, 2016).

Será apresentado à frente o conceito de antena inteligente e seus tipos. Serão descritas as arquiteturas do sistema, bem como os benefícios mais importantes, vantagens, desvantagens deste sistema e suas aplicações no campo das comunicações.

2.2 Antena Inteligente – Parte I

A base para todas as comunicações sem fio é compreendida na transmissão e recepção por antenas, bem como na irradiação e propagação das ondas eletromagnéticas.

A antena é o elemento principal e fundamental nos sistemas de comunicações sem fio, pois é a responsável pela conversão de energia de ondas durante a fase de transmissão, sendo conduzidas, guiadas ou irradiadas durante a recepção de sinais (Mansour, 2016).

As ondas eletromagnéticas geradas se propagam pelo espaço de acordo com os princípios de propagação de ondas, transmitindo dados para outro sistema de antenas que os recebe e os converte em ondas (Karmakar, 2011). Por isso, a antena é o componente fundamental em todos os dispositivos transmissores e receptores que lidam com ondas eletromagnéticas. As antenas são construídas levando-se em consideração o comprimento de onda dos sinais (Olenewa, 2013). Embora se possa utilizar qualquer onda disponível o sinal recebido será fraco, caso não haja um comprimento de onda da antena que seja compatível com a aplicação proposta.

Devido à multiplicidade de comunicação sem fio e à diversidade de suas aplicações, foi necessário criar diferentes tipos de antenas para atender às necessidades de exigência de tecnologia e obter desempenho satisfatório. Com base nessa ideia a antena usada em qualquer sistema pode ser determinada em função de vários parâmetros que a caracterizam (Mansour, 2016).

Sendo assim, para se determinar a qualidade da antena em relação à capacidade de transmissão e recepção, por exemplo, deve-se levar em consideração o diagrama de irradiação, a resistência de irradiação, o ganho, a polarização e outros fatores.

Outro aspecto também interessante é que, de acordo com a irradiação, a antena pode ser classificada em vários tipos, incluindo a antena isotrópica, a omnidirecional, a direcional, além dos arranjos de antenas que podem ser faseados ou adaptativos. As antenas também podem ser classificadas em outras categorias que dependem de sua função e operação. Podem ser

classificadas em conjunto de antenas faseadas e conjunto de antenas adaptativas (Mansour, 2016).

2.2.1 Vantagens do Uso de Antena Inteligente

No que tange às comunicações, o sistema de antenas inteligentes cresceu muito por causa das soluções que este sistema oferece, além de suas características que o tornam superior a outros sistemas sem fio tradicionais. A seguir alguns aspectos mais detalhados.

- **Aumento da área de cobertura**

A área de cobertura refere-se à área onde a comunicação entre um usuário e a estação base está disponível, porque as antenas inteligentes são mais diretivas do que os sistemas convencionais, como por exemplo, os que utilizam antenas omnidirecionais ou sistemas de setor, podendo as antenas inteligentes atingir uma cobertura melhor (Sallomi & Salim, 2009). Esse recurso está significativamente associado a um ganho maior fornecido pelo sistema adaptativo. Além disso, foi provado que esse sistema inteligente alcança uma cobertura maior com M elementos que a cobertura proveniente dos sistemas convencionais, ao passo que o número de estações base necessárias diminuiu na proporção de $(1/M)$ elementos usando o sistema de antena inteligente (Sallomi & Salim, 2009). Vale a pena mencionar que a característica de diretividade do sistema de antena inteligente impacta diretamente nos dispositivos móveis ao minimizar o nível de energia necessário e, assim, prolongar a vida útil da bateria (Bellofiore et al., 2002).

- **Aumento da taxa de bits**

Dependendo da variação espacial dos sinais, o sistema pode explorar o aumento da taxa de bits para rejeitar sinais vindos de caminhos múltiplos, o que causa desvanecimento multipercurso e ISI (interferência inter símbolo) (Stevanovic et al., 2003). Em vez de usar o equalizador para recuperar o sinal, o sistema de arranjo adaptativo é usado para reduzir a propagação do atraso do canal, o que rejeita o multipercurso e suporta a taxa de bits (Stevanovic et al., 2003).

- **Segurança**

O recurso de segurança é considerado uma questão necessária no campo das comunicações para evitar a intrusão nos dados da rede dos usuários, a solução fornecida pela antena inteligente está em sua capacidade de irradiar de forma adaptativa com alto ganho; assim, a transmissão de sinais não é em todas as direções, reduzindo a probabilidade de espionagem de dados e aumentando a segurança, visto que o hacker deve estar no mesmo local dos usuários (Balanis & Ioannides, 2007).

2.2.2 As Desvantagens da Antena Inteligente

Apesar dos muitos benefícios percebidos pelo sistema de antena inteligente, muitos dos problemas enfrentados por este sistema o tornam difícil de aplicar em alguns casos:

- **Complexidade**

As operações realizadas pelo sistema na recepção dos sinais de forma a otimizar a qualidade do serviço afetam e complicam o sistema, principalmente no que se refere à separação dos sinais de entrada e sincronizá-los com o tempo real, além dos requisitos da estação base para controladores e processadores poderosos de alta resolução, o que torna o sistema mais complicado devido à necessidade de operações matemáticas complexas na parte de processamento de sinal digital. (Balanis & Ioannides, 2007)

- **Tamanho**

A necessidade de aumentar o número de elementos no arranjo de antenas para fornecer melhor desempenho, além do fato de que a distância de separação entre esses elementos é restrita a condição ($d \leq \frac{\lambda}{2}$) e dependendo da frequência da operadora leva a um aumento no tamanho do arranjo de antenas. Por exemplo, o tamanho do conjunto de antenas seria de aproximadamente 1,2 metros de largura a uma frequência de 900 MHz e 60 cm a 2 GHz (Balanis & Ioannides, 2007).

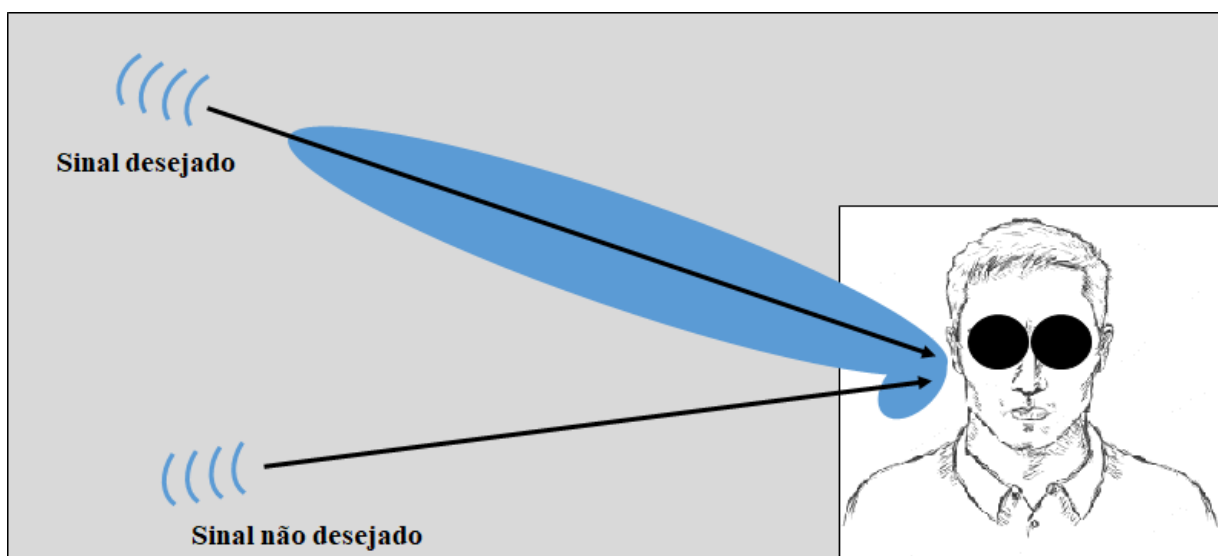
2.3 Arquitetura do Sistema de Antena Inteligente

Em geral, o sistema de antena inteligente consiste em um conjunto de antenas com parte da unidade de rádio e seção de software. A seção a seguir explica em detalhes as partes do sistema adaptativo.

2.3.1 Analogia para Antena Inteligente Adaptável

O cérebro humano é frequentemente considerado uma fonte de inspiração para muitos sistemas inteligentes que estão tentando se aproximar dos “sistemas do ser humano”, e esse foi o caso com o sistema de antena inteligente.

Os cientistas observaram que um ser humano é capaz de identificar e localizar o som desejado, bem como focar nele, mesmo na presença de outras vozes ou movimento da fonte sonora. Esta propriedade se deve à presença das orelhas, que recebem a informação com um atraso de tempo devido à diferença espacial entre elas, podendo-se dizer que as orelhas são semelhantes aos elementos de irradiação em um arranjo de antenas enquanto o cérebro atua como parte do software no sistema de antenas inteligentes por meio de seu processo de cálculo para determinar a direção do alto-falante desejado a partir do tempo de atraso recebido pelos dois ouvidos (Balanis & Ioannides, 2007). Portanto, uma pessoa pode localizar e transportar o alto-falante de interesse em uma sala escura e suprimir quaisquer outras vozes de ruído através deste sistema que consiste em duas orelhas e o cérebro, que é equivalente ao desempenho do sistema de antena inteligente que pode transmitir e receber sinais de forma espacialmente adaptativa e tem a capacidade de maximizar a recepção em direção ao alvo enquanto minimiza os sinais de interferência. Representada na Fig. 2.1, a analogia para antena inteligente adaptativa através de um homem com os olhos vendados em uma sala escura e dois alto-falantes (Mansour, 2016).

Figura 0.1: Analogia da Antena Inteligente

(Fonte: Mansour, 2016)

2.3.2 Arranjo de Antena

Para superar as desvantagens enfrentadas pelas antenas convencionais em termos de incapacidade de rejeitar interferência, o sistema de arranjo de antenas veio a ser a solução e geralmente se enquadra em duas categorias.

Arranjo de antenas é o arranjo geométrico do conjunto de elementos sensores individuais “antena” com a mesma orientação e diagrama de irradiação, esses elementos conectados entre si para serem usados na parte de transmissão ou recepção (Balanis & Ioannides, 2007). Como os elementos desse arranjo estão associados à unidade de processamento de sinal, ela afeta principalmente a forma do diagrama de irradiação em sistemas adaptativos (Bellofiore et al., 2002). Esses elementos na matriz ou arranjo de antenas são colocados próximos para que não haja diferenças na amplitude dos sinais recebidos e o número de antenas deve ser o número mínimo necessário para o sistema projetado, a fim de evitar complexidade.

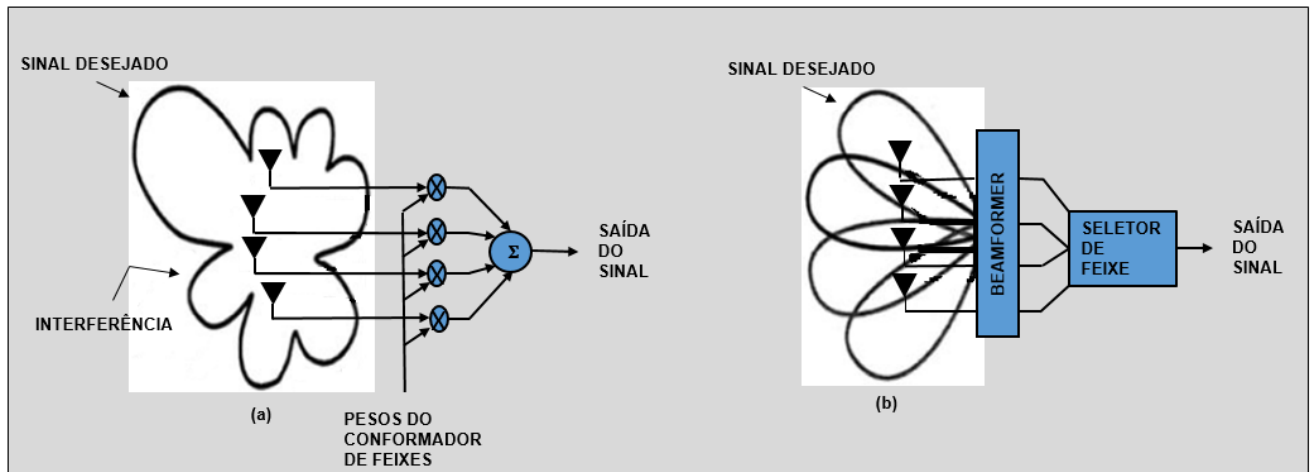
2.3.2.1 Arranjo de Fases

O arranjo de fases consiste em vários elementos de irradiação que são arranjados (organizados) e ligados de uma certa maneira para dar o modelo da direção de irradiação. Esse arranjo tem amplas aplicações em radar, comunicações, e, atualmente, nas frequências de micro-ondas usadas em comunicações por satélite. O objetivo principal dessa técnica é aumentar o ganho na direção desejada e suprimir a irradiação na direção indesejada, ajustando as fases dos sinais que alimentam os elementos de entrada no arranjo. Para fins de ilustração, pode-se dizer que o campo eletromagnético total de um arranjo é obtido pela adição vetorial dos campos emitidos pelos elementos do arranjo, combinados em fase e amplitude. (Balanis & Ioannides, 2007).

2.3.2.2 Arranjo Adaptativo

Em termos de comunicação, o "arranjo adaptativo" refere-se às propriedades de irradiação do arranjo que é caracterizada por sua capacidade de alterar a irradiação dependendo das mudanças e requisitos do sistema. Esse arranjo é diferente dos arranjos conhecidos das antenas tradicionais devido a sua capacidade de operar com alto desempenho dinâmico em ambientes os quais as características dos sinais desejados ou não chegam de diferentes direções e diferentes níveis de energia. Além disso, o uso de arranjos adaptativos no sistema de comunicações proporcionaria confiabilidade e melhor qualidade em comparação aos sistemas convencionais, devido à capacidade de reduzir o nível de lóbulos laterais na direção dos sinais indesejados e de reduzir a interferência, ao passo que maximiza o diagrama de irradiação em direção ao usuário desejado (Balanis & Ioannides, 2007). Essa técnica adaptativa que é adotada por esse arranjo é realizada principalmente através da unidade de processamento do sinal que melhora o desempenho, adaptando os pesos com base no sinal recebido, a fim de maximizar a recepção na direção desejada e minimizar a recepção de usuários indesejados. Representada na Fig. 2.2 a diferença entre as duas técnicas de arranjo de antenas, onde fica claro que a técnica de arranjo adaptativo tem capacidade de obter melhor desempenho, o que garante a supressão total das interferências.

Figura 2.2: Arranjo de Antena: a) Conjunto de antenas adaptativas. b) Conjunto de antenas de feixe chaveado.

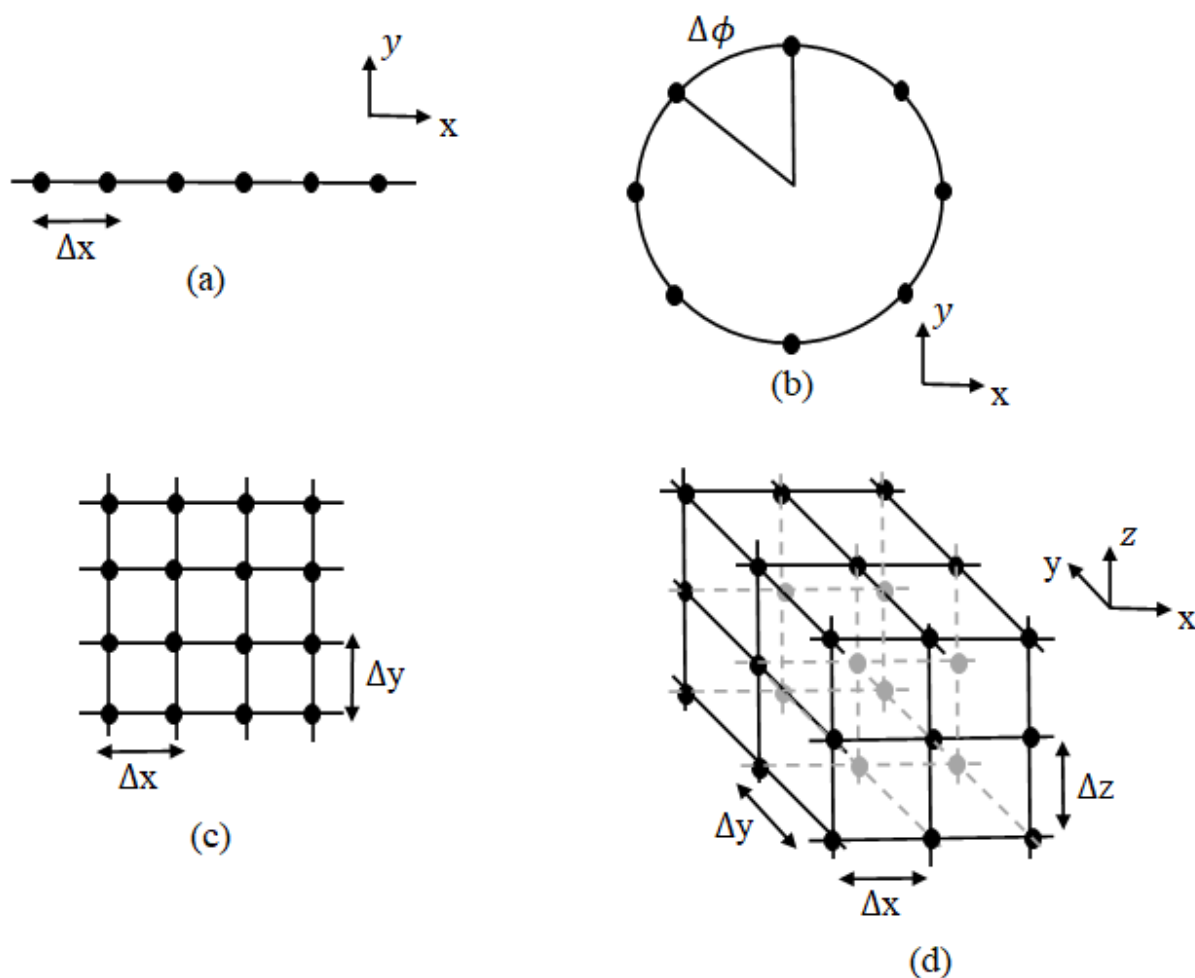


(Fonte: Mansour, 2016)

2.4. Geometria de Arranjo de Antena

Os tipos de arranjos de antenas variam de acordo com o arranjo geométrico dos elementos, quando as distâncias entre os elementos são iguais, então o arranjo de antenas é descrito como arranjos uniformemente espaçados, enquanto se as distâncias entre os elementos adjacentes forem irregulares, o arranjo de antenas não será -uniforme (Bevelacqua, 2009). A posição e a distância entre os elementos influem no resultado do diagrama de irradiação. Isso ocorre porque o aumento da distância entre os elementos do arranjo provoca uma diminuição da largura do feixe. Essa alteração na geometria do arranjo influencia diretamente o valor do fator de arranjo (Bevelacqua, 2009).

Figura 2.3: Diferentes tipos de geometrias de arranjo uniforme.



(Fonte: Mansour, 2016)

Representada na Fig. 2.3 quatro tipos diferentes de arranjo, tais como: arranjo linear uniforme, circular, planejador. O primeiro tipo (a) representa um arranjo linear uniforme com formação de feixe unidimensional enquanto (b) é um arranjo circular uniforme, o tipo (c) pode realizar formação de feixe bidimensional em ângulos azimutais e de elevação (Balanis & Ioannides, 2007), o último é um arranjo cúbico com separação de Δx , Δy e Δz . Esta estrutura é concedida como arranjo tridimensional.

2.5 Modelo Teórico para um Conjunto de Antenas

A primeira regra matemática que deve ser considerada no projeto da antena inteligente é a distância entre os elementos em um arranjo uniforme, respeitando a seguinte lei:

$$d \leq \frac{\lambda}{2}, \quad (2.1)$$

em que d é a distância entre duas antenas adjacentes e λ é o comprimento de onda. Se a distância de separação for maior do que a metade do comprimento de onda, então ocorrerão os lóbulos de grades. Este termo se refere ao lóbulo lateral que tem uma amplitude considerável em relação ao lóbulo principal e possivelmente até seu valor de amplitude. Este fenômeno é difícil de ser controlado se o arranjo não for uniforme. (Bevelacqua, 2008)

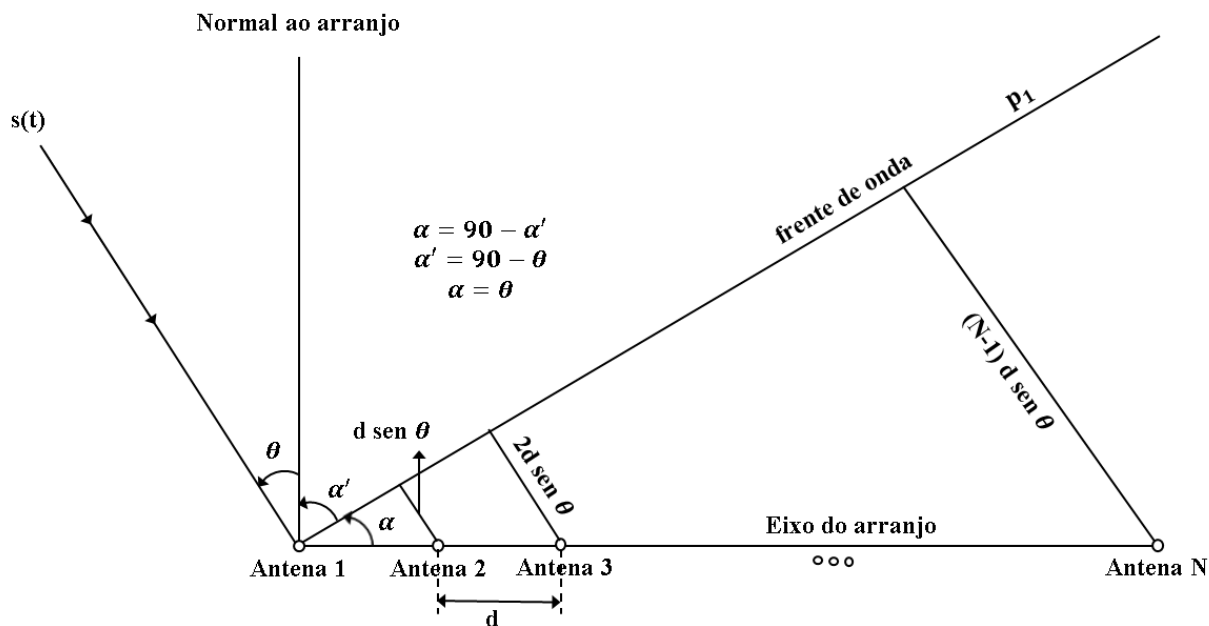
Assumindo o Arranjo Linear Uniforme (ULA) com $N = 5$ elementos de antenas recebendo três sinais s_1 , s_2 e s_3 ; o vetor direcionador define o ângulo em que cada um dos sinais é recebido por cada elemento da antena. O ângulo de um dos elementos é considerado como referência e os outros ângulos dos elementos são calculados da seguinte forma (supondo $d = 0,5\lambda$):

$$a(\theta) = \left[1, e^{-j\frac{2\pi d}{\lambda} \text{sen}\theta}, \dots, e^{-j(N-1)\frac{2\pi d}{\lambda} \text{sen}\theta} \right]^T \quad (2.2)$$

$$\begin{aligned} \bar{a}_{s_1} &= \left[e^{-j2kdsen(\theta_{s_1})} \quad e^{-jkdsen(\theta_{s_1})} \quad 1 \quad e^{jkdsen(\theta_{s_1})} \quad e^{j2kdsen(\theta_{s_1})} \right]^T \\ \bar{a}_{s_2} &= \left[e^{-j2kdsen(\theta_{s_2})} \quad e^{-jkdsen(\theta_{s_2})} \quad 1 \quad e^{jkdsen(\theta_{s_2})} \quad e^{j2kdsen(\theta_{s_2})} \right]^T \\ \bar{a}_{s_3} &= \left[e^{-j2kdsen(\theta_{s_3})} \quad e^{-jkdsen(\theta_{s_3})} \quad 1 \quad e^{jkdsen(\theta_{s_3})} \quad e^{j2kdsen(\theta_{s_3})} \right]^T, \end{aligned} \quad (2.3)$$

na qual k é o vetor de onda ($2\pi/\lambda$) e θ é o ângulo de elevação que pode ser mais esclarecido na Fig. 2.4 representando um arranjo linear uniforme com N elementos.

Figura 2.4: ULA com N sensores



Ao ajustar os pesos e determinar a geometria do arranjo, o sistema pode atingir a irradiação e recepção ideais na direção desejada enquanto suprime as interferências da direção indesejada, e essa ideia pode ser expressa matematicamente por meio da equação do fator de arranjo. Este termo é em função da distância de separação entre os elementos (antenas) no arranjo, sua fase relativa e magnitude, bem como os pesos usados (Bevelacqua, The Array Factor, 2009). O fator de arranjo é dado por:

$$AF(\theta) = \sum_{i=1}^N \omega_i a_{\theta}, \tag{2.4}$$

em que

ω_i é o peso complexo do arranjo para o elemento i .

θ é o ângulo de incidência da onda plana eletromagnética do eixo do arranjo.

N é o número de elementos do arranjo de antenas.

a é o vetor na direção associada.

2.6 Conceito e Tipos de Sistema de Antena Inteligente

Em sistemas de comunicações sem fio, o termo "antena inteligente" se refere a qualquer conjunto de antenas equipado com unidade de processamento de sinal, o que torna o sistema capaz de receber e transmitir de forma adaptativa. Nos ajustes dos pesos, utilizam-se algoritmos específicos para formar o feixe máximo em direção ao usuário desejado, o que, por sua vez, reduz as interferências.

O sistema de antena inteligente é definido como uma combinação de elementos que constituem a seção de hardware, também chamada de matriz ou arranjo de antenas, enquanto a parte de software é representada pela unidade de processamento de sinal digital que torna o sistema inteligente (Jain et al., 2011). Nos últimos anos, as pesquisas desenvolveram algoritmos que dão ao sistema a capacidade de identificar, localizar e transportar o usuário dinamicamente via DOA (Direção de Chegada) e algoritmos adaptativos, a fim de direcionar o feixe principal para o alvo desejado e nulos em direções indesejadas por meio de algoritmo de conformação de feixe. Conforme proposto em (Bellofiore et al., 2002) isso reduziu significativamente o ruído e maximizou a diretividade da antena.

Em outras palavras, o sistema de antena inteligente pode ser definido como uma tecnologia inteligente que pode aumentar o ganho do sistema de matriz ou arranjo de antena que, por sua vez, reduz as interferências, aumentando assim a qualidade do serviço e o desempenho do sistema, e a eficiência espectral é alcançada.

Os sistemas de antenas inteligentes são caracterizados por sua capacidade de melhorar a qualidade do serviço e de reduzir a interferência. No entanto, a avaliação de desempenho do sistema está relacionada aos tipos de conjunto de antenas.

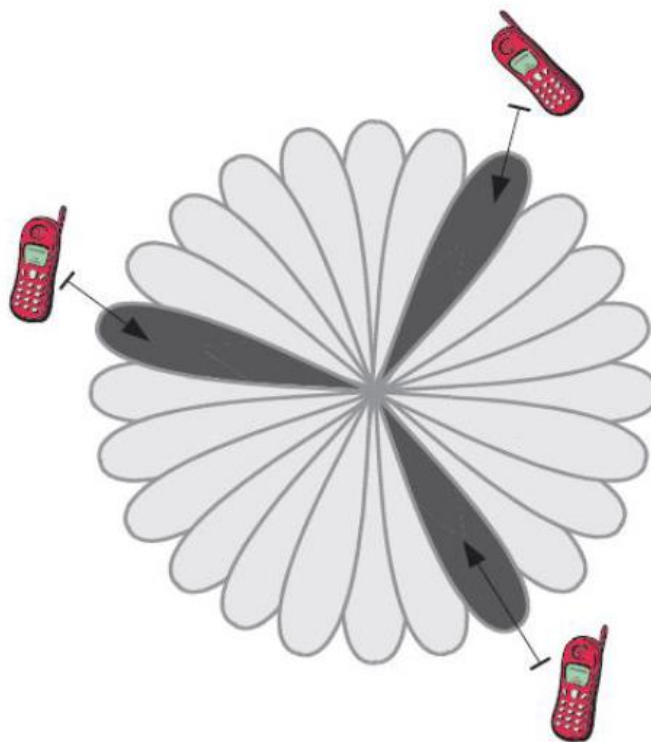
2.6.1 Sistemas de Feixe Comutado

Um sistema de feixe comutado é a técnica de antena inteligente mais simples. Esse sistema é baseado na ideia de setorização de célula de maneira dinâmica, onde é caracterizado por padrões de lóbulos fixos e predefinidos, conforme representado na Fig. 2.5. É chamado de "feixe comutado" devido à sua capacidade de alternar-se entre múltiplos feixes, formado apenas por ajuste de fase de acordo com a direção e movimento do usuário, de forma a aumentar o ganho e recepção. Esses sistemas são superiores aos "sistemas de antenas setorizadas" em

termos de capacidade de escolha do feixe adequado podendo atingir a característica de diretividade sem a necessidade de um projeto físico metálico fixo (Jain et al., 2011).

Apesar da capacidade desse sistema de reduzir as interferências, ele é incapaz de suprimi-las totalmente. Portanto, esse sistema é incapaz de atingir o ganho ideal, se o usuário desejado não existir no centro do feixe principal, o que permite maximizar a potência de interferência do ganho recebido que está localizada no centro desse mesmo feixe fixo, sendo, assim, maior que a potência do sinal desejado. (Bellofiore et al., 2002).

Figura 2.5: Padrão de cobertura do feixe comutado



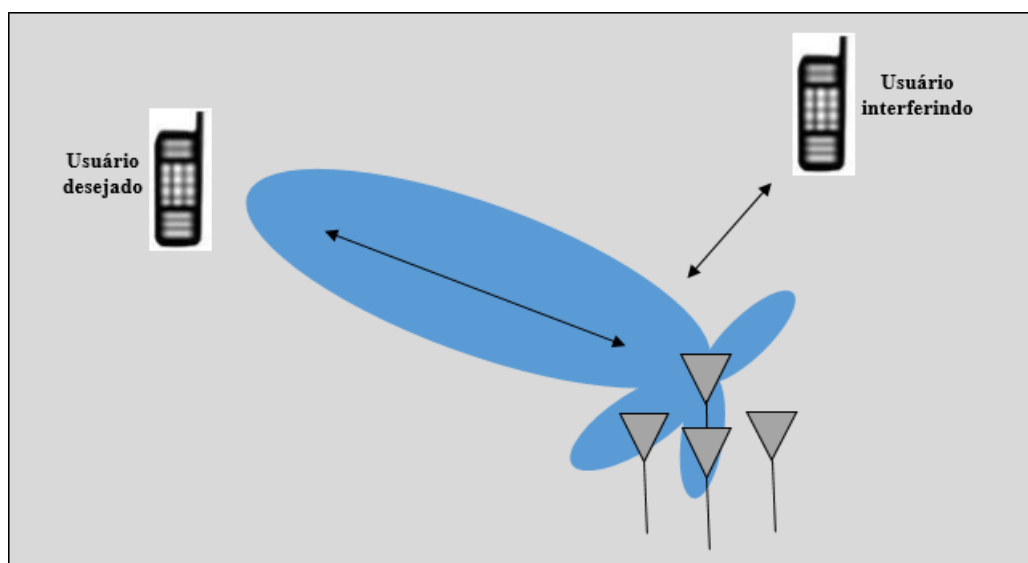
(Fonte: Mansour, 2016)

2.6.2 Sistemas de Arranjo Adaptativo

Os sistemas de arranjo adaptativo são classificados como os mais inteligentes em sistemas de antenas inteligentes. Essa classificação se deve a sua capacidade de adaptar o diagrama de irradiação em tempo real (Kawitkar & Wakdi, 2005). Esse sistema explora a assinatura do sinal espacial a fim de estimar a localização do usuário desejado e, em seguida, direciona a irradiação

para ele, bem como rastreia o sinal de interesse, enquanto coloca nulo em todas as direções indesejadas. Dessa forma pode reduzir o efeito de ruído, desvanecimento multipercurso e interferências no sistema (Bevelacqua, 2008). Essa tecnologia pode ajustar os parâmetros do sistema de forma adaptativa para otimizar o desempenho. Representado na Fig. 2.6 o padrão de cobertura de arranjo adaptativo ilustra o diagrama de irradiação para cada alvo individual desejado em sistema e coloque nulos nas direções de interferência.

Figura 2.6: Cobertura de arranjo adaptativo



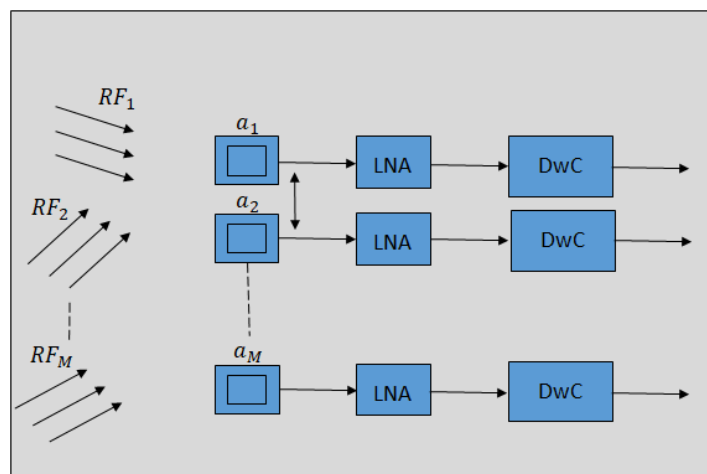
(Fonte: Mansour, 2016)

A principal diferença entre a antena adaptativa e os sistemas de antena de feixe comutado é a capacidade do sistema de arranjo adaptativo de formar o feixe principal, controlando o ângulo e a amplitude do diagrama de irradiação de maneira adaptativa para atingir um ganho ideal na direção desejada e suprimir outras interferências. Já o segundo sistema não forma um feixe principal. Ele apenas seleciona o feixe fixo apropriado e alterna entre os feixes predefinidos dependendo do movimento do usuário, o que torna o sistema de feixe comutado menos eficiente no tratamento com interferência próxima ao sinal desejado e menos capacidade de aumentar a capacitância em comparação com o sistema adaptativo, bem como a transferência intracelular deve ser tratada entre feixes que não sejam a mão intracelular de outro sistema. O sistema de arranjo adaptável é mais complicado e caro (Kawitkar & Wakdi, 2005).

2.7 Unidade de Rádio - Hardware

A unidade de rádio representa a parte física do sistema de antenas inteligentes. Consiste em conversores do tipo *down/up*. O número de conversores é igual ao número de antenas no arranjo. Cada conversor é responsável pela conversão do sinal de rádio com características de baixa frequência, o que torna o referido sinal adequado para ser processado nesta unidade de rádio (Abdallah et al., 2012). Representado na Fig. 2.7 o diagrama de blocos da parte do hardware que consiste em elementos de antenas que recebem sinais e, em seguida, injeta os sinais em um amplificador de baixo ruído que é responsável por amplificar um sinal de potência muito baixa sem alterar sua relação sinal-ruído. A segunda e última parte do hardware é o conversor *down/up* que é o bloco analógico-digital que digitaliza o sinal a ser preparado para o estágio de processamento do sinal digital.

Figura 2.7: A parte de hardware da antena inteligente



(Fonte: Mansour, 2016)

2.8 Unidade de Processamento de Sinal

No sistema Adaptativo, a unidade de processamento de sinal tem o papel principal de aumentar a eficiência do desempenho e torná-la um sistema inteligente. Nessa unidade, as informações são coletadas a fim de extrair o conhecimento e aplicadas por meio de algoritmos

adaptativos de Processamento de Sinais (Bellofiore et al., 2002). Além disso, o processamento de sinais é responsável por identificar a localização do sinal, após isso, ele é capturado e transportado para maximizar a recepção na direção de interesse e filtrar as interferências da direção indesejada. Esse processo é feito por estimador de direção de chegada (estimador DOA) e formação de feixe adaptativo.

2.9 Estimador DOA

O estimador de direção de chegada (DOA) se refere à técnica que estima a chegada analógica de sinais recebidos dos atrasos de tempo para cada elemento no arranjo das antenas e inclui uma análise de correlação dos sinais do arranjo seguida pela análise de Eigen e formação do subespaço de ruído de sinal (Bellofiore et al., 2002). O objetivo das técnicas de estimativa do ângulo de chegada (AOA) é definir uma função que forneça uma indicação dos ângulos de chegada com base em máximos versus ângulos. Essa função é tradicionalmente chamada de pseudo espectro $P(\theta)$ e as unidades podem ser em energia ou em watts (ou às vezes energia ou watts ao quadrado). Existem várias abordagens possíveis para definir o pseudo espectro. Em geral, o algoritmo de estimativa DOA pode ser aplicado em vários casos como por exemplo em técnicas convencionais, técnicas de subespaço, técnicas de máxima verossimilhança e técnicas integradas (Liberti & Rappaport, 1999).

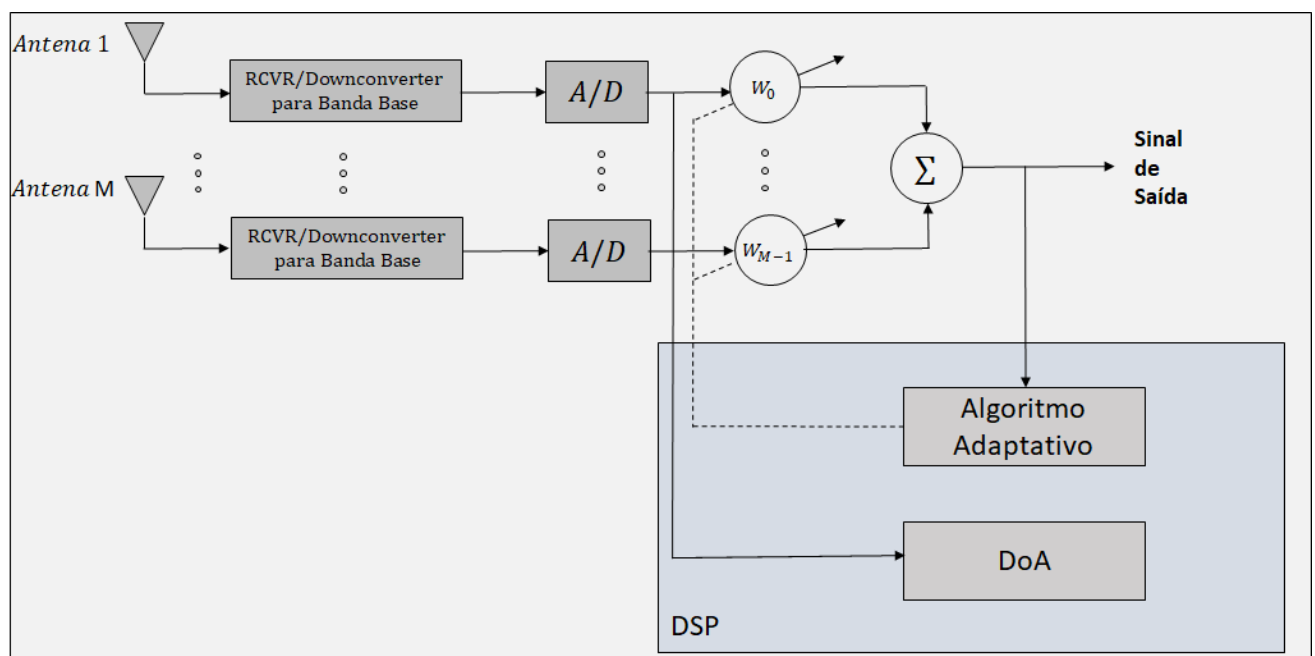
2.10 Conformador de Feixe Adaptativo

O processo mais essencial em um sistema de antenas inteligentes é a formação do feixe, que também se refere ao filtro espacial, uma vez que tem a capacidade de filtrar os sinais com base em sua direção espacial. Portanto, o sinal de não interesse (SNOI) é filtrado enquanto o sinal de interesse (SOI) é amplificado (Stevanovic et al, 2003). Esta técnica de processamento espacial depende da informação que foi obtida nas etapas anteriores do estimador DOA, a fim de moldar o padrão de feixe de um arranjo de antenas e anular os sinais em direções indesejadas, este processo de atualização é realizado ajustando o vetor peso complexo ideal por meio de algoritmos adaptativos. Assim, a eficiência de desempenho do sistema de antena inteligente aumenta, bem como a relação sinal-ruído.

Caracterizado na Fig. 2.8 o diagrama de blocos funcional do sistema de arranjo adaptativo como um receptor, que consiste em duas partes: a unidade de rádio e o processador digital,

depois que os sinais são capturados pelos elementos da antena no arranjo, os conversores descendentes convertem os sinais de rádio para banda base, então A/D digitaliza o sinal para prepará-lo para o processamento digital, o estimador de direção de chegada calcula os ângulos dos sinais recebidos, que incluem os sinais desejados e sinais de interferências, encontrando os atrasos de tempo entre os elementos sensores. Basicamente, essas informações obtidas são confiadas e aplicadas por meio de algoritmos adaptativos para ajustar os pesos complexos (amplitudes e fases dos sinais) que resultam em maximizar a irradiação em direção ao SOI (sinal de interesse) e rejeitar a interferência (Balanis & Ioannides, 2007).

Figura 2.8: Diagrama de bloco funcional (sistema de arranjo adaptativo)



(Fonte: Mansour, 2016)

2.11 Sistema Rádio Celular – A Busca por mais Capacidade

Ao longo das últimas décadas, os engenheiros têm focado seus esforços no desenvolvimento de sistemas de comunicações e a capacidade tem sido o dilema mais complexo que enfrentam devido às limitações no espectro de frequências alocado, além do número crescente de assinantes e da necessidade para garantir um serviço satisfatório com alta qualidade. O conceito de projeto de sistema celular é baseado na divisão das áreas geográficas

em vários *clusters* a serem fornecidos com o serviço, cada *cluster* divididos em várias células equipadas com estação base para cada célula com raio R , a largura de banda total das frequências alocadas para empresas de comunicações é distribuída dentro de um mesmo *cluster*, evitando a repetição de frequências dentro desse *cluster*, porém é possível reutilizar frequências em *cluster* vizinho com distância de separação (D) entre duas células que possuem o mesmo conjunto de frequências. Por causa dessa forma de alocação de frequência, ocorre interferência e isso é chamado de interferência co-canal (Mansour, 2016).

Nas últimas décadas, a antena omnidirecional tem sido utilizada em estação base, o que levou a causar interferências no meio ambiente. Isso acarretou numa concentração de esforços para encontrar uma solução através da substituição do sistema de antenas omnidirecionais por sistema denominado “setorizado”. Neste caso, a célula é dividida em três ou seis seções, substituindo-se a antena omnidirecional por várias antenas direcionais e esta técnica é chamada de "setorização da célula". Dessa forma, reduz o número de células co-canal dentro da faixa provável para a ocorrência de interferência (Goldsmith, 2004).

A técnica de projeto de celular depende do aumento da capacidade, diminuindo o número de células no *cluster*, diminuindo o raio da célula R ou diminuindo a distância D e, portanto, a frequência de reutilização aumentaria para atingir um aumento na capacidade (Bellofiore et al., 2002). Uma das técnicas seguidas para melhorar a capacidade é a "divisão de células" que se baseia na redução da energia transmitida pela antena através do princípio da divisão da célula em micro célula e cada pequena célula equipada com sua própria antena omnidirecional na estação base, onde toda a largura de banda é distribuída dentro da célula dividida. Dessa forma, o número de células aumenta, aumentando assim a possibilidade de reutilização de frequências que levam ao aumento da capacidade. Embora seja considerado um dos métodos que levam ao aumento da capacidade, o projeto desse sistema é caro devido à necessidade de mais estações base. Isso resultou na busca por outras soluções para a capacidade.

Capítulo 3

CONFORMAÇÃO DE FEIXE

3.1 Introdução

A conformação de feixes é uma técnica de processamento de sinais que é muito utilizada em arranjos de sensores. Essa técnica aplica pesos complexos (atrasos ponderados) à saída de cada um dos sensores, com o objetivo de maximizar a energia de recepção em uma dada direção, denominada direção de interesse, e atenuar a energia nas demais direções que causam interferências no sinal. A conformação de feixes pode ser subdividida em três categorias: fixa, ótima e adaptativa (Engel, 2018).

A conformação de feixe é uma técnica bastante utilizada em diversas áreas. Com o auxílio de um arranjo de antenas minimiza sinais interferentes de direções desconhecidas e capturar um sinal desejado de uma direção específica (Almeida, 2015).

A técnica de conformação de feixe permite que as antenas irradie o sinal direcional com a seleção do percurso até o usuário, proporcionando um melhor desempenho e controlando os sinais para eliminar as interferências. Notadamente, um conjunto ou arranjo de antenas consegue uma performance mais apurada que um elemento e isso é observável também no que diz respeito à diretividade do sinal incidido.

Os algoritmos adaptativos têm uma grande importância para a conformação de feixe, pois proporcionam uma redução significativa das interferências no sinal, procurando combinar os parâmetros do arranjo de antenas maximizando o seu ganho para uma dada direção (Silva, Wilander 2016).

3.2 Tipo de Arranjo e Modelo do Sinal

Cria-se uma configuração para se dispor os sensores (antenas) no espaço, de acordo com a necessidade de utilização para o qual o dispositivo se dispõe aproveitando suas características de projeto. Essas disposições dos elementos aproveitam a geometria com a qual o dispositivo é construído e estão dispostos nas formas lineares (unidimensionais), planares (bidimensionais) e volumétricas (tridimensionais) (Van Trees, 2002).

Dessas geometrias, a representação da disposição simples de ocorrer é a linear, sob forma de arranjo uniforme ou Uniform Linear Array (ULA). É o arranjo mais difundido e empregado dentre todos e é utilizado como referência para o entendimento dos demais. É o tipo de arranjo utilizado nesta dissertação de mestrado.

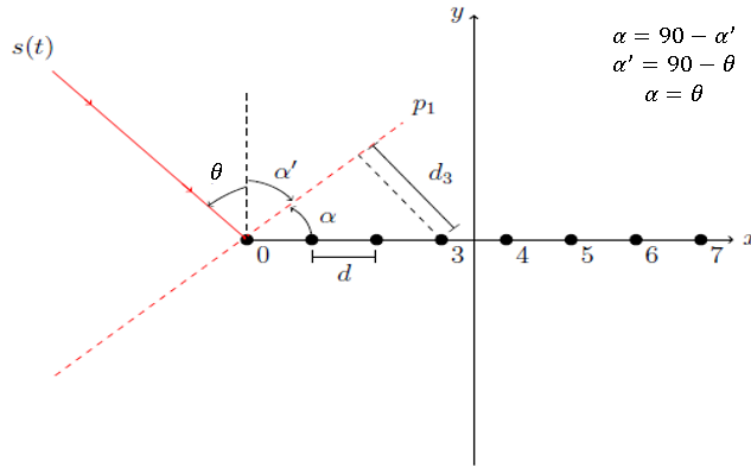
O ULA é a estrutura mais difundida e empregada em diversas áreas de aplicação, devido a sua simplicidade, tanto no que tange ao seu projeto como no que diz respeito à sua construção física, e, também, no processamento dos sinais das antenas. Nessa forma de arranjo, as antenas, geralmente, são omnidirecionais, tendo em vista que os sinais são irradiados de maneira uniforme perpendiculares ao eixo da antena, sendo o sinal recebido de maneira uniforme em todas as direções. A disposição de cada elemento é feita em linha, mantendo a distância d entre eles, com detecção feita dos sinais presentes através de amostragem espacial. Mostrado na Fig. 3.1 um ULA utilizando 8 sensores ($M = 8$).

Nota-se, nessa figura, a presença de uma onda plana representada pelo sinal $s(t)$, cuja representação matemática tem a forma exponencial complexa dada por

$$s(t) = e^{j\omega t}, \quad (3.1)$$

em que $\omega = 2\pi f$ determina a frequência angular para uma dada frequência f , o j é a parte imaginária da representação complexa tal que $j^2 = -1$ e t representa o tempo. Para esse caso, considera-se a onda originada de uma fonte distante com a frente de onda incidida nas proximidades do arranjo.

Figura 3.1: Exemplo de Arranjo Linear Uniforme (ULA)



(Fonte: Engel, 2018)

Considerando a frente de onda do sinal $s(t)$, observa-se que o segmento de reta p_1 é perpendicular à direção de propagação de $s(t)$, na qual a direção de incidência do sinal θ é medido em relação à direção *broadside* (paralela ao eixo y do plano cartesiano). A direção coincidente ao eixo do arranjo (eixo x do plano cartesiano) é denominada *endfire*.

Observando os eixos x , y e z nota-se através da Fig. 3.1 que o ULA está localizado sobre o eixo x e o comportamento dos sinais incidentes serão estudados sobre o plano xy , tendo em vista que, neste caso, a componente do eixo z é nula.

Com o objetivo de obter uma expressão matemática para caracterizar o vetor de direção (*steering vector*) do ULA é necessário analisar a Fig. 3.1, sob o aspecto matemático. De início, pode-se determinar uma expressão que represente a diferença de percurso da frente de onda p_1 quando ela atinge os sensores.

Geometricamente falando, existe uma relação entre a direção de incidência do sinal $s(t)$ no arranjo, θ , e os ângulos α e α' .

Através da Fig. 3.1, nota-se que (Engel, 2018).

$$\alpha = 90^\circ - \alpha'. \tag{3.2}$$

Também se tem que

$$\alpha' = 90^\circ - \theta, \quad (3.3)$$

Substituindo a Eq. (3.3) na Eq. (3.2), tem-se

$$\alpha = \theta. \quad (3.4)$$

Sendo assim, para se calcular a diferença de percurso tem-se, como referência, a distância d_3 que pode ser observada no gráfico, cuja expressão é

$$d_3 = 3 d \operatorname{sen} \alpha. \quad (3.5)$$

Daí parte-se de maneira natural para a generalização do m -ésimo sensor, tal que $m = 0, \dots, M - 1$ e utilizando-se, também, a Eq. (3.4) chega-se a

$$d_m = m d \operatorname{sen} \alpha. \quad (3.6)$$

Convém observar que, para um sinal incidente a *broadside* ($\theta = 0^\circ$), a diferença de percurso é mínima (no caso, nula), com todos os sensores captando o sinal à mesma fase, ao passo que, caso o sinal incida a *endfire* ($\theta = 90^\circ$), essa diferença atinge o seu valor máximo, quando comparadas as fases do sinal nos sensores das extremidades do arranjo. Com a diferença de percurso d_m expressa em valores matemáticos, sendo generalizada para qualquer sensor m do arranjo em relação ao sensor de referência, passa-se a calcular a diferença temporal de percurso da onda ao longo do arranjo. Essa diferença é denominada diferença de fase τ_m . A seguinte equação representa a diferença de fase

$$\tau_m = \frac{d_m}{c}, \quad (3.7)$$

em que c representa a velocidade da onda no meio considerado e como se sabe depende do comprimento de onda (λ) e da frequência (f) do sinal envolvido $c = \lambda f$.

Pode-se representar os sinais para cada sensor m através da seguinte expressão

$$x_m(t) = e^{j\omega(t-\tau_m)}, \quad (3.8)$$

ou ainda por

$$x_m(t) = e^{j\omega t} e^{-j\omega\tau_m}. \quad (3.9)$$

Esse último resultado exprime tão somente a separação entre a parcela do sinal representada por $j\omega t$ e a parcela do desvio de fase representada por $-j\omega\tau_m$, respectivamente. Notadamente que a primeira parcela é fixa e a segunda é variável, dependendo da diferença de fase. Dessa forma, define-se o vetor $x(t)$ contendo seus elementos $x_m(t)$ na matriz

$$x(t) = [x_0(t) \quad x_1(t) \quad \dots \quad x_{M-1}(t)]^T. \quad (3.10)$$

Pode-se representá-lo da seguinte forma

$$x(t) = s(t)a, \quad (3.11)$$

em que $s(t)$ representa o sinal que modela o sinal incidente e que foi definida sua representação na Eq. (3.1). E o a pode ser representado por

$$a = [e^{-j\omega\tau_0} \quad e^{-j\omega\tau_1} \quad \dots \quad e^{-j\omega\tau_{M-1}}]^T. \quad (3.12)$$

A Eq. (3.12) define o vetor constituído pela sequência de diferenças de fase e está relacionada à geometria do arranjo. Dá-se a este vetor, devido a sua importância, o nome de *steering vector* (*vetor de direção*), ou vetor *array manifold* (*variedade de arranjo*). Entende-se o *steering vector* como a descrição matemática do arranjo, na qual o vetor tem uma expressão diferente relacionada a geometria de cada arranjo. Para o caso do ULA, toma-se o modelo definido nesta subseção, na qual a expressão final para seu *steering vector* é

$$a = \left[1 \quad e^{-\frac{j\omega d \sin\phi}{c}} \quad e^{-\frac{j\omega 2d \sin\phi}{c}} \quad \dots \quad e^{-\frac{j\omega(M-1)d \sin\phi}{c}} \right]^T. \quad (3.13)$$

No projeto de um ULA, observa-se que o valor de “ d ” entre as antenas é calculado para se evitar o fenômeno conhecido como *aliasing* espacial (Liu e Weiss, 2010), análogo ao *aliasing* temporal para o caso do processamento de sinais no tempo (Haykin e Van Venn, 1999). Tal

fenômeno acarreta o surgimento de imagens indesejadas dos sinais em direções diferentes das direções reais, o que gera confusão ou ambiguidade nas informações repassadas. Escolhe-se esse valor, em geral, baseando-se no menor comprimento de onda λ_{min} a ser utilizado pelo arranjo. Isso é representado da seguinte forma

$$d \leq \frac{\lambda_{min}}{2}. \quad (3.14)$$

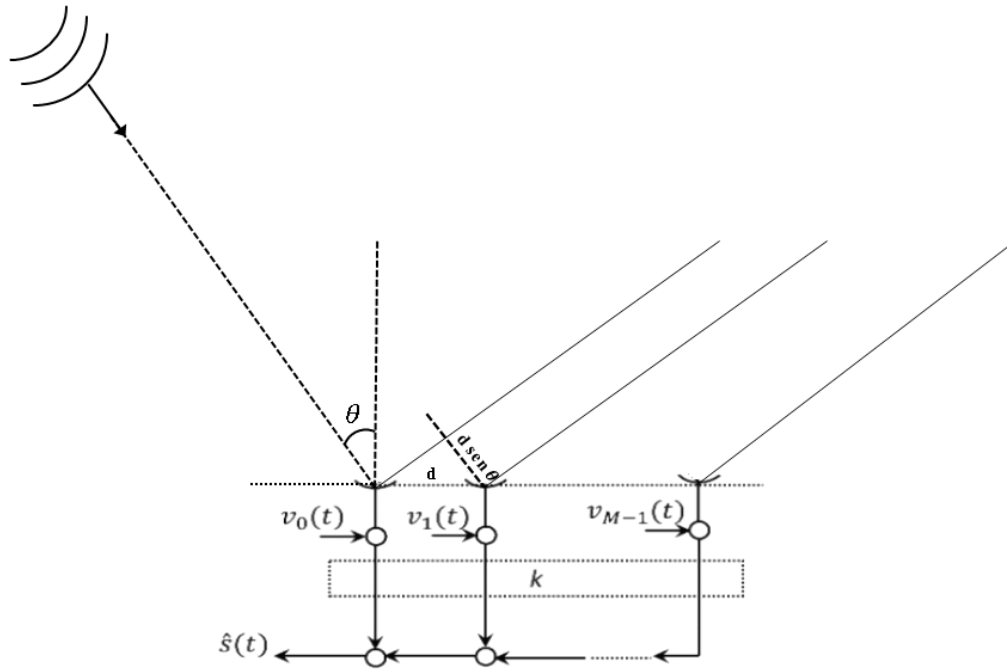
Quando se tem $d = \frac{\lambda_{min}}{2}$, diz-se que o arranjo é um ULA padrão por estar operando neste limite.

Após conhecer-se o valor de “ d ” relativo à distância entre os elementos do arranjo, o que é extremamente importante no projeto. Da relação direta entre o comprimento de onda (λ) e a frequência (f) do sinal, conclui-se que o referido arranjo dependerá desse parâmetro que está diretamente ligado à frequência do sinal que o atinge. Geralmente a resolução da resposta do arranjo será diretamente proporcional a essa frequência.

Apesar das vantagens e qualidades do modelo de arranjo linear uniforme, pode ocorrer algumas limitações, como por exemplo, a ambiguidade, tendo em vista que o campo de observação do arranjo tem um intervalo limitado à região de -90° a $+90^\circ$. Sendo assim, sinais provenientes de direções opostas em relação ao eixo x , geram diferenças de fase equivalentes, e são interpretados da mesma maneira. Soma-se a isso o fato de que a resposta do arranjo sofre distorções no entorno de suas extremidades, quando o sinal incide próximo a *endfire*.

Mostrado na Fig. 3.2 um arranjo linear de antena espaçado com distância d entre os elementos.

Figura 3.2: Arranjo linear de antena com distância d entre elas



Conforme já deduzido e demonstrado anteriormente para (ULA), assume-se que a fonte de irradiação eletromagnética é representada por

$$r(t) = s(t)e^{j\omega t}, \tag{3.15}$$

sendo ω a frequência, $s(t)$ o sinal de banda base e $v(t)$, neste caso, simboliza o ruído inerente a cada antena.

A seguir, apresenta-se o modelo do sinal proposto nesta dissertação para um arranjo de antenas.

Seja um sinal que varia em função do tempo recebido em relação à frente de onda eletromagnética que incide sobre um arranjo linear uniforme (ULA) de M sensores dado por

$$\mathbf{s}_n = \mathbf{w}_n e^{j(i-1)\frac{2\pi d}{\lambda} \sin\theta}, \quad i = 1, 2, 3, \dots, M, \tag{3.16}$$

sendo \mathbf{w}_n o vetor de peso, d o espaçamento entre os elementos da antena, λ o comprimento de onda e θ o valor do ângulo de chegada (AOA). O vetor de entrada \mathbf{x} , descreve o modelo do sinal no ULA dado por (Litva, 1996)

$$\mathbf{x}_n = \mathbf{s}_n^{\text{des}} + \mathbf{s}_n^{\text{int}} + \mathbf{s}_n^{\text{noise}}, \quad i = 1, 2, 3, \dots, M - 1, \quad (3.17)$$

sendo $\mathbf{s}_n^{\text{des}}$, $\mathbf{s}_n^{\text{int}}$, $\mathbf{s}_n^{\text{noise}}$ os vetores dos sinais desejado, interferente e de ruído, respectivamente.

A Direção de Chegada (DOA) e o Ângulo de Chegada (AOA) são conceitos relacionados, mas que têm significados ligeiramente diferentes no contexto de processamento de sinal e sistemas de comunicações.

A Direção de chegada (DOA) refere-se à estimativa ou medição do ângulo ou direção a partir da qual um sinal ou frente de onda chega a um receptor ou a um conjunto de antenas. É comumente usada em aplicações como sistemas de radar, comunicações sem fio e *beamforming*. A DOA é usada para determinar a origem espacial de um sinal ou a localização de uma fonte em relação a um sistema receptor. A DOA é um termo mais amplo que abrange a estimativa ou medição da direção ou ângulo de chegada de um sinal (Balanis & Ioannides, 2007).

O Ângulo de Chegada (AOA) é um tipo específico de Direção de Chegada (DOA) que se refere à medição ou estimativa do ângulo ou direção a partir da qual um sinal de radiofrequência (RF) chega a um receptor ou a um conjunto de antenas. Refere-se, especificamente, à medição ou estimativa do ângulo de chegada do sinal de frequência de um rádio (RF). O AOA é comumente utilizado em sistemas de comunicações sem fio, especialmente para fins de localização. As técnicas AOA são empregadas para determinar o ângulo de incidência de um sinal, que pode ser usado para localizar o transmissor ou a fonte do sinal. (Balanis & Ioannides, 2007).

3.3 Método de Conformação de Feixe

O método de conformação de feixe (Godara, 1997) é baseado no modelo do arranjo descrito anteriormente, e pode ser visto como um banco de filtros, no qual o sinal de cada sensor é alocado para um peso, lembrando que a conformação de feixe também é usada para modificar o diagrama de irradiação no conjunto de arranjo de antenas. Um critério de otimização é escolhido para calcular os pesos dos filtros, tal como o filtro de saída maximiza apenas o sinal de direção no AOA especificado, minimizando também todas as outras direções do espectro angular (Stoica and Moses, 1997). Esse princípio é muito simples e rápido de implementar, fornecendo uma estimativa espectral dada por

$$P_\theta = a_\theta^H \hat{\mathbf{R}} a_\theta, \quad (3.18)$$

onde $(.)^H$ denota transposição hermitiana (isto é, operação de transposição combinada com complexo conjugado) e $\hat{\mathbf{R}}$ é a matriz de correlação geralmente dada por

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}_n^H \mathbf{x}_n, \quad (3.19)$$

sendo N o número de amostras disponíveis no sinal. Aqui, é utilizado um arranjo de antenas para as técnicas de conformação de feixe, onde se explora as características espaciais dos sinais através das relações de fase e ângulo de chegada (AOA). Portanto, supõe-se que exista um ou mais sinais localizados em alguma região do espaço, e pode causar interferência em outras regiões. Nas técnicas de conformação de feixe adaptativo, o foco principal é adaptar o feixe ajustando a magnitude e a fase de cada elemento da antena enquanto os padrões desejáveis de irradiação são formados (Widrow and Mantey, 1967). As características de um conformador de feixe, tal como o número de sensores, relação sinal/ruído (SNR) e relação sinal ruído mais interferência (SNIR), ajudam a caracterizar o filtro espacial ou a conformação de feixe.

3.4 Algoritmo de Conformação de Feixe

É possível distinguir dois tipos básicos de filtros digitais: o de Resposta ao Impulso Finita (FIR – Finite Impulse Response) e o de Resposta ao Impulso Infinita (IIR – Infinite Impulse Response), ambos podendo ser projetados com coeficientes fixos ou adaptativos (Frost, 1972). Para filtragem digital utilizando filtros de coeficientes fixos dos tipos FIR ou IIR, geralmente se assume que as características do sinal de entrada são conhecidas. Assim, os valores dos coeficientes são escolhidos durante a fase de projeto e permanecem constantes ao longo do processo de filtragem.

Dessa forma, é necessário o conhecimento prévio da banda de frequência que será mantida ou eliminada pelo filtro. Contudo, em determinadas aplicações práticas, não é possível extrair informação suficiente a priori para projetar o filtro digital, ou os critérios de projeto podem ser variantes no tempo (Manolakis, 2011). Para resolver esses problemas, é necessário um filtro que possa ajustar-se, automaticamente, de acordo com cada situação, acompanhando

variações nos parâmetros de entrada, sem a necessidade do conhecimento prévio do comportamento deles.

Atendendo a essas características, estão os denominados filtros adaptativos, cujos coeficientes são continuamente alterados ao longo do tempo, visando à obtenção de uma equação de diferenças que melhor se adeque à finalidade de cada filtro, ou seja, a adaptação dos coeficientes será de acordo com as entradas e saídas do sistema (Kuo, S. M. e Gan, W. S., 2005). Apesar dos filtros adaptativos serem mais complexos e difíceis de serem analisados que os não adaptativos, a versatilidade deles possibilita inúmeras aplicações, despertando uma importante área de conhecimento.

As aplicações dos filtros adaptativos são definidas pela forma com que os sinais de referência e de entrada são escolhidos e inseridos no sistema de filtragem. Assim, é possível classificá-las como: identificação de sistemas (ou modelagem de sistemas), equalização adaptativa (ou modelagem inversa), cancelamento de interferência (ou melhoramento de sinal) e predição de sinal (ou predição adaptativa) (Stearns e Hush, 2011). Essas classes de aplicações servem de base para a modelagem de aplicações práticas.

O principal efeito da escolha da estrutura está na complexidade computacional do processo e no número de iterações necessárias, sendo que a estrutura FIR oferece bons resultados nesses dois itens.

Após a escolha da aplicação e da estrutura do filtro, define-se qual algoritmo de adaptação será empregado. Este item de projeto é de fundamental importância para o processo de atualização dos coeficientes do filtro. Os algoritmos de adaptação são geralmente desenvolvidos considerando três aspectos principais, sendo eles: a função objetivo, o sinal de erro e o método de minimização (Benevenuto e Cherubini, 2004).

As funções objetivas comumente utilizadas envolvem uma relação entre o sinal de entrada, referência e saída, a saber: Erro Médio Quadrático (MSE – Mean Squared Error), Mínimos Quadrados (LS – Least Squares), Mínimos Ponderados Quadráticos (WLS – Weighted Least Squares) e Valor Instantâneo Quadrático (ISV – Instantaneous Squared Value) (Honig M. et al, 1995). Os filtros adaptativos possuem uma função objetivo baseada no MSE, dado pelo valor esperado do quadrado de um sinal de erro.

A definição do sinal de erro parte do princípio de que, de um modo geral, o filtro adaptativo atua como um estimador, modelando um sistema de modo que a saída se aproxime de um dado sinal de referência, a partir de um sinal de entrada (Proakis e Manolakis, 2007). Para que o vetor de coeficientes ótimos no sentido médio quadrático seja encontrado, o critério adotado é a minimização da função objetivo do MSE, que em ambientes estacionários conduz

ao sistema de equações de *Wiener-Hopf*, cujo resultado é conhecido como filtro ótimo de *Wiener*.

Na busca por uma otimização em relação a vários aspectos, como velocidade de convergência e complexidade computacional, além da possibilidade de processamento de sinais aleatórios, foram desenvolvidos os algoritmos de adaptação, como o algoritmo de Mínimos Quadrados Recursivo (RLS – Recursive Least Squares). Por sua vez, o RLS também apresenta variações, dando origem a uma família de algoritmos nele baseados, como é o caso do CRLS (CRLS – Constrained Recursive Least Squares) (Frost, 1972).

Existem várias propriedades relacionadas aos algoritmos RLS, incluindo desajuste, comportamento de rastreamento, que podem ser verificados através de vários resultados de simulações. Os algoritmos RLS são conhecidos por buscar convergência rápida, mesmo quando o espalhamento do autovalor da matriz de correlação do sinal de entrada é grande. Esses algoritmos têm excelente desempenho ao trabalhar em ambientes com variação de tempo. Todas essas vantagens vêm com o custo de uma maior complexidade computacional e alguns problemas de estabilidade, que não são tão críticos em algoritmos baseados em LMS (Ardalan, 1986) – (Cioffi, 1987).

3.4.1 Algoritmo LMS Padrão

O algoritmo LMS foi um dos primeiros algoritmos adaptativos e sua origem advém do método de “descida mais íngreme” (Haykin, 1996) e (Haykin, 2002). Este célebre Algoritmo desenvolvido até então por Widrow and Hoff, em 1960, é um dos algoritmos de gradiente estocástico e por causa de sua robustez e baixa complexidade computacional pode ser utilizada em um grande espectro de aplicações. A função custo do algoritmo LMS é derivada do MSE (mean square-error) entre o sinal desejado e a saída do filtro

$$J[e_n] = E[e_n^2] = E|d_n - \mathbf{w}_n^H \mathbf{x}_n|^2, \quad (3.20)$$

sendo que o E denota a esperança, d_n é o sinal desejado, \mathbf{x}_n é o vetor de entrada e \mathbf{w}_n é o vetor de peso. Portanto, pode-se escrever a equação de atualização da seguinte forma

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n - \mu \frac{\partial J[e_n]}{\partial \mathbf{w}_n^*}, \quad (3.21)$$

sendo $\frac{\partial J[e_n]}{\partial \mathbf{w}_n^*}$ o vetor gradiente de uma função de erro instantânea e μ é o tamanho do passo.

Para a função de custo MSE da Eq. (3.20), o vetor gradiente é dado por

$$\frac{\partial E[e_n^2]}{\partial \mathbf{w}_n^*} = E \left[\frac{\partial e_n^2}{\partial \mathbf{w}_n^*} \right] = -2E[e_n^* \mathbf{x}_n], \quad (3.22)$$

Usando a Eq. (3.22) em (3.21), obtém-se

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n + \mu 2E[e_n^* \mathbf{x}_n], \quad (3.23)$$

Aqui, o operador esperança é substituído pela estimativa instantânea, portanto

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n + 2\mu \mathbf{x}_n e_n^*, \quad (3.24)$$

A Eq. (3.24) é denominada de algoritmo LMS padrão.

3.4.2 Algoritmo NLMS

O algoritmo LMS normalizado também chamado de algoritmo de projeção modificado é uma ótima alternativa para o LMS. O algoritmo NLMS possui a mesma estrutura do LMS. A diferença para o LMS é a função de custo adotada. O processo de otimização é baseado na diferença quadrática de dois parâmetros de estimativa consecutivos e a função custo é dada por

$$J_n = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}_n - \mathbf{w}_{n-1}\|^2, \quad (3.25)$$

Uma vez que o vetor de peso \mathbf{w}_n é obtido em cada iteração, a saída da matriz pode ser calculada

$$y_n = \mathbf{w}_n^H \mathbf{x}_n, \quad (3.26)$$

Portanto, usando o método multiplicador de Lagrange, obtém-se

$$L = \frac{1}{2} (\mathbf{w}_n - \mathbf{w}_{n-1})^T (\mathbf{w}_n - \mathbf{w}_{n-1}) + \alpha (d_n^* - \mathbf{w}_n^H \mathbf{x}_n), \quad (3.27)$$

em que L é o Lagrangeano e $e_n^* = d_n^* - \mathbf{w}_n^H \mathbf{x}_n$. A solução desta Lagrangeana (Choi and Shim, 2000) resulta em

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n + \frac{\mu}{\|\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n\| + \varepsilon} \mathbf{x}_n e_n^*, \quad (3.28)$$

Para superar o problema de amplificação de ruído de gradiente é aplicado o ajuste ao vetor de peso em cada iteração normalizado em relação à norma euclidiana de \mathbf{x}_n . Portanto, a Eq. (3.28) é chamada de algoritmo LMS normalizado, sendo μ a taxa de aprendizado para sua estabilidade e ε é a constante escalar que impede a divisão por zero durante a inicialização quando $\mathbf{x}_n = 0$.

3.4.3 Algoritmo PNLMS

Os algoritmos adaptativos proporcionais são utilizados em aplicações como identificação de sistemas, processamento de sinais e previsão (Haykin and Widrow, 2003). Os algoritmos adaptativos tais como LMS e NLMS geralmente aplicam o mesmo ganho a todos os parâmetros. Para melhorar o desempenho desses algoritmos, em particular a velocidade de convergência, foi desenvolvido nos Laboratórios Bell, em 2000, uma abordagem baseada no NLMS, que distribuiu diferentes ganhos individuais para os parâmetros de estimação a partir de algum critério. Tal abordagem foi chamada de NLMS Proporcional. O PNLMS é definido pelas Equações (3.29) a (3.33) (Haykin and Widrow, 2003), (Duttweiler, 2000) e (de Souza, 2010). A equação de atualização é dada por

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n + \frac{\mu \mathbf{G}_n}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{G}_n \mathbf{x}_n + \varepsilon} \mathbf{x}_n e_n^*, \quad (3.29)$$

sendo μ a taxa de aprendizado, ε é o termo de regulação que impede a divisão por zero e $e_n^* = d_n^* - \mathbf{w}_n^H \mathbf{x}_n$ é a estimativa do erro. Observe que a Eq. (3.29) tem um termo proporcional dado pela matriz \mathbf{G} e termo normalizado $\mathbf{x}_n^T \mathbf{G}_n \mathbf{x}_n + \varepsilon$. A proporção desses termos é que determina o

ganho de atualização de cada parâmetro. A matriz diagonal é dada por

$$\mathbf{G}_n = \text{diag}[g_n^1 g_n^2 \dots g_n^M], \quad (3.30)$$

que determina o ganho de cada parâmetro individual estimado. Os elementos da matriz são dados por

$$g_n^i = \frac{q_n^i}{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M q_n^i}, \quad (3.31)$$

$$q_n^i = \max\{f_n, |w_n^i|\}, \quad (3.32)$$

$$f_n = \rho \max(\delta, \|\mathbf{w}_n\|_\infty), \quad (3.33)$$

sendo δ e ρ são pequenos parâmetros positivos que desempenham o papel de regularização. O parâmetro de inicialização δ é utilizado no início do processo de adaptação ($n = 0$), isto é, quando todos os pesos são nulos ($\mathbf{w}_0 = \mathbf{0}$); o parâmetro ρ evita a estagnação de um dado peso que tenha magnitude muito menor do que a magnitude do maior peso.

3.4.4 Algoritmo RLS

Algoritmos de mínimos quadrados (LS) visam à minimização da soma dos quadrados da diferença entre o sinal desejado e a saída do filtro do modelo (Haykin, 2002). Quando novas amostras dos sinais de entrada são recebidas a cada iteração, a solução para o problema de mínimos quadrados pode ser calculada de forma recursiva, resultando em algoritmos de mínimos quadrados recursivos (RLS) (Diniz, 2008). Sejam a matriz autocorrelação e vetor de correlação cruzada dados por

$$\mathbf{R}_n^{xx} = \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{x}_n \mathbf{x}_n^H, \quad (3.34)$$

$$\mathbf{r}_n = \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{x}_n d_n, \quad (3.35)$$

Pode-se anular o efeito das primeiras amostras de dados e destacar os dados de sinal mais recentes, pois o sinal pode variar com o tempo. Este método desejado pode ser alcançado modificando as equações anteriores, tornando-se

$$\mathbf{R}_n^{xx} = \alpha^{(N-1)-n} \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{x}_n \mathbf{x}_n^H, \quad (3.36)$$

$$\mathbf{r}_n = \alpha^{(N-1)-n} \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{x}_n d_n, \quad (3.37)$$

sendo α o fator de ponderação exponencial e seu valor está entre 0 e 1 ($0 \leq \alpha \leq 1$). Finalmente, as declarações matemáticas para os pesos são derivadas como

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n - \mathbf{g}_n \mathbf{x}_n^H \mathbf{w}_n + \mathbf{g}_n d_n, \quad (3.38)$$

$$= \mathbf{w}_n + \mathbf{g}_n [d_n - \mathbf{x}_n^H \mathbf{w}_n], \quad (3.39)$$

com \mathbf{g}_n sendo a matriz de ganho. O valor do erro anterior é avaliado diretamente no algoritmo RLS. Nas condições em que os parâmetros são alterados, o uso do algoritmo RLS oferece o melhor desempenho em relação aos da classe LMS.

3.5 Combinação Afim de Dois Filtros Adaptativos Aplicados a um Conformador de Feixe RLS-LMS

Inicia-se essa seção com uma breve explanação sobre combinação afim.

Um conjunto $C \subseteq \mathbf{R}^n$ é um conjunto afim, desde que a linha através de quaisquer dois pontos distintos em C esteja contido em C , ou seja, se para qualquer ponto $x_1, x_2 \in C$ e $\theta \in \mathbf{R}$, tem-se uma combinação $\theta x_1 + (1 - \theta) x_2 \in C$. Em outras palavras, C contém a combinação linear de quaisquer dois pontos em C , desde que a soma dos coeficientes da combinação linear seja igual a um (Boyd, 2004).

Partindo-se desse pressuposto, isso pode ser generalizado para mais de dois pontos. Refere-se a um ponto escrito na forma $\theta_1 x_1 + \dots + \theta_k x_k$, em que $\theta_1 + \dots + \theta_k = 1$, como uma combinação afim dos pontos x_1, \dots, x_k . A partir da definição de conjunto afim (ou seja, que contém todas as combinações afins de dois pontos), pode-se mostrar que um conjunto afim contém todas as combinações afins de seus pontos: se C for um conjunto afim, $x_1, \dots, x_k \in C$, e $\theta_1 + \dots + \theta_k = 1$, então o ponto $\theta_1 x_1 + \dots + \theta_k x_k$ também pertence a C (Boyd, 2004).

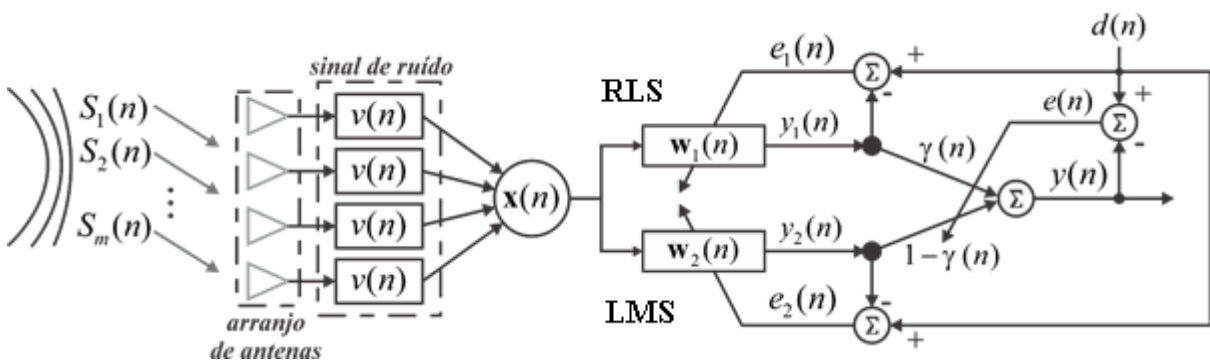
Para o nosso caso, a combinação afim dos vetores $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_L$ são referidas como um ponto na forma $c_1 \mathbf{x}_1 + \dots + c_L \mathbf{x}_L$, em que $c_1 + \dots + c_L = 1$ (Boyd, 2004). Se $c_i \in [0, 1]$ para todo $i = 1, \dots, L$, fora desse intervalo, então a combinação anteriormente mencionada é denominada convexa.

A estrutura inteligente da combinação afim do referido esquema é mostrada na Fig. 3.3. A soma ponderada dos sinais desejado, interferente mais o sinal de ruído é dado pela Eq. (3.17). Os pesos serão calculados pela saída combinada dos filtros conectados ao parâmetro de mistura γ_n .

Nesta Seção, considera-se a combinação “afim” de filtros adaptativos aplicado a um conformador de feixe RLS-LMS, onde a saída no instante n , dada por y_n é alcançado por uma combinação linear, onde a saída geral do filtro e o vetor de peso geral é dada por (Arenas-Garcia et al., 2016)

$$y_n = \gamma_n y_n^1 + [1 - \gamma_n] y_n^2, \quad (3.40)$$

Figura 3.3: Estrutura inteligente de uma combinação afim usando dois filtros RLS e LMS



$$\mathbf{w}_n = \gamma_n \mathbf{w}_n^1 + [1 - \gamma_n] \mathbf{w}_n^2, \quad (3.41)$$

com $y_n^k = \mathbf{u}_n^T \mathbf{w}_n^k$, $k = 1, 2$, sendo as saídas dos dois filtros adaptativos caracterizados pelos pesos \mathbf{w}_n^k e pelo parâmetro de mistura γ_n . Nesse esquema, propõe-se a atualização do parâmetro de mistura dado por (Cândido et al., 2010)

$$\gamma_{n+1} = \gamma_n + \frac{\mu_\gamma}{\varepsilon + \rho_n} e_n [y_n^1 - y_n^2], \quad (3.42)$$

em que $\varepsilon > 0$, sendo um valor pequeno para evitar divisão por zero e

$$\rho(n) = \eta \rho(n-1) + (1 - \eta) [y_1(n) - y_2(n)]^2, \quad (3.43)$$

logo, $\rho(n)$ é a estimação da potência do sinal de interesse das saídas dos dois filtros, com η sendo o fator de esquecimento e $0 \leq \eta < 1$. O erro do esquema geral $e(n)$ será calculado por

$$e_n = d_n - y_n, \quad (3.44)$$

O algoritmo Eq. (3.42), que é chamado $\rho\eta - LMS$ neste trabalho, foi obtido em (Cândido et al., 2010) usando o método de gradiente estocástico. Aqui, obtém-se um desempenho próximo do ótimo não realizável apresentando velocidade de convergência e comportamento em regime igual ou superior. Nota-se, ainda, nessa equação que, para atingir qualquer valor de γ_n não é necessário recorrer à uma função de ativação sigmoidal, como no caso da combinação convexa.

Capítulo 4

RNA PARA O ARRANJO IMPLEMENTADO

4.1 Introdução

A Conformação de Feixe Adaptativo é uma técnica na qual um arranjo de antenas é explorado para obter a recepção máxima em uma direção específica, estimando a chegada do sinal a partir de uma direção desejada incluindo o ruído, enquanto os sinais da mesma frequência de outras direções são rejeitados. A formação de feixe adaptável possui amplas aplicações em campos como radar, sonar, sismologia, radioastronomia e comunicações sem fio (Brennan, 1976), (Godara, 1997). Quando arranjos adaptativos são aplicados a problemas práticos, o desempenho dos métodos de formação de feixes adaptáveis pode piorar em relação ao caso ideal, devido à violação de suposições subjacentes ao ambiente, fontes ou arranjos de sensores e isso pode causar uma incompatibilidade entre a resposta do arranjo assumido e resposta do arranjo verdadeiro. Durante muito tempo, muitas abordagens foram desenvolvidas para melhorar a robustez contra até pequenas diferenças. No entanto, o desempenho das técnicas de formação de feixes adaptáveis pode se degradar severamente na presença de diferenças entre a resposta do arranjo assumido e a verdadeira resposta do arranjo (Sharma, 2009).

As redes neurais artificiais (RNA's) são técnicas de inteligência artificial que buscam simular as atividades do cérebro humano em sua estrutura e funcionalidades em um modelo matemático. Em redes neurais artificiais, o "artificial" é incluído para distinguir os sistemas baseados em computador do sistema de rede neural biológica. As RNA's se tornaram muito comuns em um amplo domínio, incluindo aplicações industriais, médicas e financeiras (Rodvold et al., 2001).

Além disso, as redes neurais são amplamente utilizadas no campo do processamento de sinais, principalmente devido à sua natureza de propósito geral, taxas de convergência rápidas

e sua capacidade de armazenar conhecimento experimental e disponibilizá-lo para uso (El Zooghby, Georgiopoulos et al., 1999)

Uma rede neural pode ser caracterizada por três aspectos (Fausett, 1994):

1. Arquitetura: o padrão de conexão de nós entre neurônios.
2. O algoritmo de aprendizagem ou treino: o método de cálculo dos pesos nas ligações.
3. A função de ativação: a função que obtém uma saída para os valores de entrada recebidos por um nó.

As redes neurais encontraram inúmeras aplicações no campo do processamento de sinais (El Zooghby, Christodoulou et al., 1997), (Chang et al., 1992) principalmente por causa de sua natureza de uso geral, taxas de convergência rápidas e novas implementações de VLSI (integração em escala muito larga). O aspecto do processamento do sinal do conjunto de antenas se concentra no processamento de feixe adaptável. A forma de feixe adaptável é usada para aprimorar um sinal desejado, ao mesmo tempo em que suprime ruídos e interferências na saída de uma série de sensores. Quando arranjos adaptativos são aplicados a problemas práticos, a degradação do desempenho das técnicas de formação de feixes adaptáveis pode se tornar ainda mais acentuada do que no caso ideal, porque algumas das suposições subjacentes ao ambiente, fontes ou arranjo de sensores podem ser violadas e isso pode causar uma incompatibilidade entre os vetores de direção de sinal presumidos e reais. Para explicar as incompatibilidades do vetor de direcionamento do sinal, restrições lineares adicionais (restrições de ponto e derivadas) podem ser impostas para melhorar a robustez da forma de feixe adaptável (Zhang e Thng, 2002). Porém, os formadores de feixe perdem graus de liberdade para suprimir interferências. O carregamento diagonal (Carlson, 1998) tem sido uma abordagem popular para melhorar a robustez dos algoritmos de formação de feixe adaptativos. No entanto, uma desvantagem séria da abordagem é que não há uma maneira confiável de escolher o fator de carga diagonal.

Os métodos de rede neural possuem vantagens como natureza de uso geral, propriedade não linear, paralelismo passivo, capacidade de aprendizado adaptável, capacidade de generalização e taxas de convergência rápidas. Com exceção de algumas redes neurais, a maioria das RNA's tem o método de rede neural normalmente usados em duas etapas: fase de treinamento e fase de validação. A rede neural é treinada, primeiro, com pares de padrões de entrada/saída conhecidos. Pode ser implementada off-line, embora seja necessário um grande conjunto de padrões de treinamento para o treinamento em rede (Sharma, 2009).

Nessa fase de treinamento, a rede ajusta seus pesos através do uso de um algoritmo apropriado. A saída da RNA é comparada com a saída desejada (alvo), e então o resíduo é usado

para ajustar os pesos sinápticos de acordo com o algoritmo de treinamento. Na fase de validação, a RNA calcula a saída com base nas entradas e nos pesos.

Por essas vantagens inerentes à rede neural, esta pesquisa desenvolveu um algoritmo de formação de feixe adaptável baseado em rede neural, que trata o problema de calcular os pesos de uma antena de arranjo adaptativo como um problema de mapeamento.

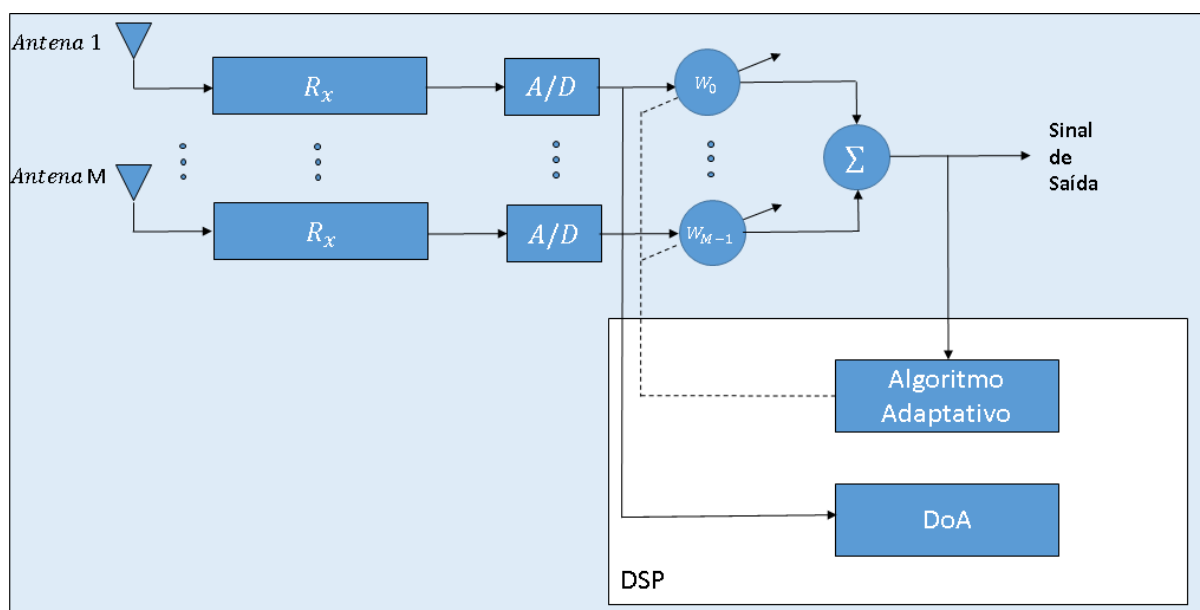
4.2 Antena Inteligente – Parte II

Inicialmente comentado no capítulo 2, o sistema de antena inteligente é um conjunto de antenas que terminam em uma unidade de processamento de sinal de inteligência para fazer a transmissão e recepção da antena de maneira adaptativa e espacialmente sensível. Antenas inteligentes têm a capacidade de separar sinais de várias fontes e podem melhorar substancialmente o desempenho de sistema de comunicação de celulares, por exemplo (El Zooghby e Christodoulou, 2000).

Espera-se que redes wireless auto-organizadas, como as encontradas nas tecnologias de quinta geração (5G) e a Internet, funcionem em ambientes desafiadores, com vários usuários transmitindo simultaneamente pelo canal de comunicação, de forma altamente interferente e com o cenário dispersivo (Haghighi and Hossein, 2016). O alto número de usuários compartilhando o espectro eletromagnético e a crescente demanda por serviços e transferência de dados requerem antenas inteligentes de múltiplas entradas e múltiplas saídas para melhorar a relação sinal-interferência (SIR). Um componente estratégico das antenas inteligentes é o algoritmo de formação de feixe, que ajusta, de forma adaptativa, o lóbulo principal do diagrama de irradiação da antena na direção de interesse, aumentando assim a magnitude do sinal desejado e minimizando os sinais de interferência de outras direções. Em geral, a formação de feixes pode ser vista como um problema de adaptação, que pode ser implementado por uma rede neural artificial (RNA). A RNA reduz a capacidade de aprendizado com o ambiente e pode lidar com sinais resultantes de transmitâncias não lineares. As RNAs são flexíveis, têm um desempenho poderoso em cenários dinâmicos e são capazes de aprender e se adaptar rapidamente a padrões de dados complexos (Li, Y et al., 2018). Diferentes algoritmos têm sido propostos para melhorar o sinal recebido pelo arranjo de antenas, e várias técnicas adaptativas têm sido propostas para modelar o diagrama de irradiação do arranjo sob diferentes restrições impostas pelo ambiente (Godara, L. C., 2009). Uma visão geral completa dos métodos neurais aplicados à formação de feixes adaptativos é fornecida em (Du, K et al., 2002).

A capacidade e a inteligência dos sistemas de antenas vêm dos algoritmos adaptativos usados pela unidade de processamento de sinal digital (DSP) do sistema de arranjo de antenas. Pode-se representar o diagrama de blocos do sistema de antena inteligente com M elementos, conforme representado na Fig. 4.1 (Sallomi and Elman, 2015).

Figura 4.1: Sistema de antena inteligente

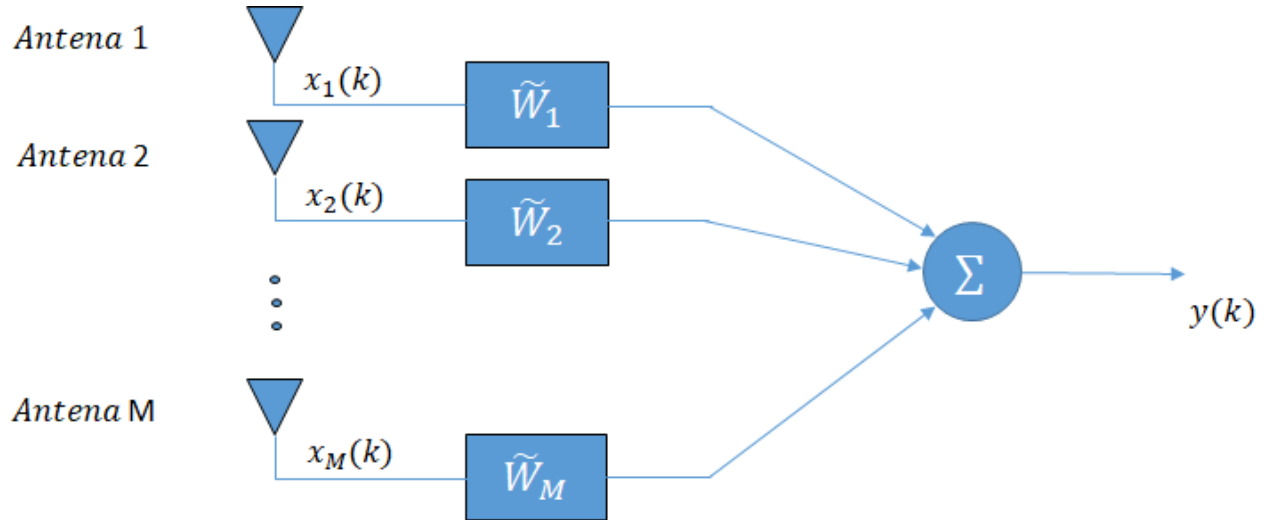


(Fonte: Sallomi and Elman, 2015)

4.3 Conformação de Feixe Convencional

Em uma antena inteligente de conformação de feixe convencional, utilizam-se pesos pré-definidos fixos para estudar o sinal que chega de uma direção específica, uma vez que aumenta o sinal que chega da direção desejada enquanto anula os sinais de outras direções. Esse tipo de filtro é denominado filtro espacial casado (Koivo and Elmusrati, 2009). Na formação de feixe de peso fixo assume-se que o ângulo de chegada (AOA) dos sinais recebidos não muda com o tempo, então o peso ideal não precisaria ser ajustado (Nguyen, 2005). Algum algoritmo de formação de feixe de pesos fixos que é usado pelo arranjo de antenas, tais como: Método de mínimo erro quadrático médio, razão sinal-interferência máxima, método de variância mínima e método de probabilidade máxima. O diagrama de blocos do conformador de feixe de peso fixo é representado na Fig. 4.2 (Islan and Rashid, 2006).

Figura 4.2: Conformador de feixe de pesos fixos



(Fonte: Sallomi and Elman, 2015)

Para a conformação fixa ou convencional, a equação que descreve essa operação é (Engel, 2018):

$$y(t) = \mathbf{w}^H \mathbf{x}(t), \quad (4.1)$$

em que $y(t)$ é a saída no instante t . Sendo assim, para esse tipo de conformador de feixe, é calculado um vetor de peso, fixo e independente do tempo t . Ainda em (4.1), \mathbf{w}^H é o hermitiano (transposto conjugado) do vetor de pesos, cuja estrutura é descrita por

$$\mathbf{w} = [w_0 \quad w_1 \quad \dots \quad w_{M-1}]^T. \quad (4.2)$$

O conformador de feixe do tipo atraso e soma ou *Delay-and-Sum* (DaS) é o mais simples e mais conhecido dos conformadores de feixes fixos. São assim chamados porque não se utilizam das informações do sinal de entrada que incide sobre o arranjo. Essa limitação garante um baixo custo computacional na implementação desses algoritmos. Isso se torna uma característica muito importante no que diz respeito a essa classe de conformadores de feixes.

O dispositivo utilizado pelo algoritmo “DaS” para realizar a conformação de feixes é o de soma coerente. Isto consiste em alinhar a fase dos sinais em cada um dos sensores, de

maneira que a soma deles gere uma interferência construtiva e então maximize a energia de recepção em uma determinada direção.

O processo descrito pode ser dividido nas seguintes etapas, que são três: aplicar nos sensores desvios de fase correspondentes a uma dada direção de chegada; somar os sinais resultantes de todos os sensores do arranjo e, por fim, aplicar um fator de normalização, tendo por finalidade tornar unitário ou 0 dB o ganho na direção de interesse.

Ao final do processo, o objetivo principal de qualquer algoritmo de conformação de feixes é determinar um vetor de pesos, \mathbf{w} , que consolide os valores dos pesos complexos a serem aplicados em cada um dos sensores do arranjo.

4.4 Conformação de Feixe Adaptativo

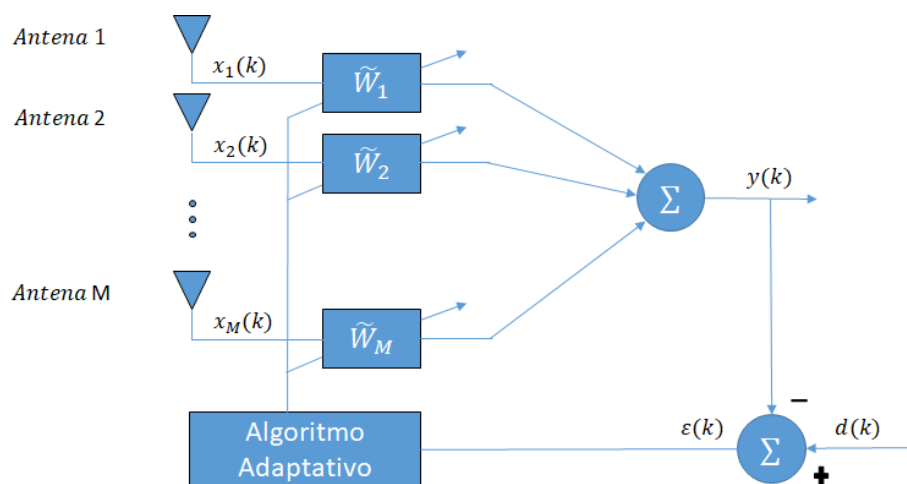
A técnica de Conformação de Feixe Adaptativo é uma técnica de processamento de sinal em que os sinais recebidos por cada elemento do conjunto de antenas são multiplicados por vetores de peso complexos para adaptar a magnitude e a fase dos sinais recebidos, a fim de direcionar padrões de feixe estreitos na direção dos usuários desejados e anular em direção as fontes de interferências. Os sinais recebidos por diferentes elementos de um conjunto de antenas combinados formam a única saída. Classicamente, isso é obtido diminuindo o erro quadrático médio (MSE) entre a saída real do arranjo e a saída desejada (Li and Stoica, 2005). Representado na Fig. 4.3 o diagrama de blocos do conformador de feixe adaptativo.

A execução de um conformador de feixes ótimo em tempo real ou “on line” é a característica do conformador de feixe adaptativo (Allen e Ghavami, 2005). A ideia é que, para esse tipo de conformador de feixe, o vetor de pesos fixo seja substituído por um vetor de pesos cujas componentes variam a cada instante ou a cada bloco ao longo do tempo t . Dessa forma, a Eq. (4.1) tem uma mudança em \mathbf{w}^H passando a variar com o tempo.

$$y(t) = \mathbf{w}^H(t)\mathbf{x}(t). \quad (4.3)$$

Observa-se que para implementar esse conformador de feixe, parte-se da cascata de um conformador de feixe ótimo seguido de um algoritmo adaptativo, por exemplo, o *Least Mean Squares* (LMS) (Diniz, 2013). Assim, o conformador de feixe consegue através da adaptação minimizar os sinais interferentes.

Figura 4.3: Conformador de feixe adaptativo

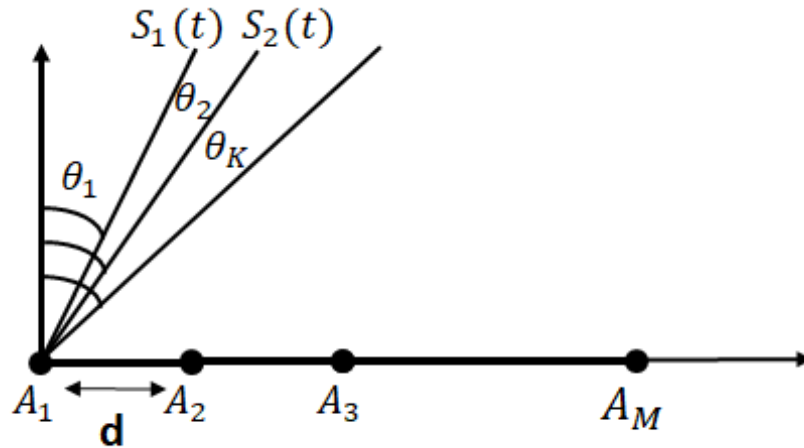


(Fonte: Sallomi and Elman, 2015)

4.5 Modelo Matemático do Arranjo Linear Uniforme

Supõe-se que existam K ondas planas de banda estreita, incidindo sobre um arranjo linear uniforme (ULA) com M ($M > K$) sensores omnidirecionais espaçados pela distância d nas direções $\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{K-1}\}$, que está entre $[-90, 90]$. A geometria da antena de arranjo linear é representada na Fig. (4.4).

Figura 4.4: Geometria de Antena de Arranjo Linear



(Fonte: Sallomi and Albanee, 2016)

O sinal recebido no \$A^{M\text{-ésimo}}\$ elemento de antena é calculado por (El Zooghby e Christodoulou, 2000)

$$X_i(k) = \sum_{m=1}^k s_m(k) e^{-j(i-1)k_m} + n_i(k), \quad (4.4)$$

$$i = 1, 2, \dots, M,$$

em que \$s_m\$ são os sinais vindos de cada fonte de sinal recebido no \$i^{M\text{-ésimo}}\$ sensor, \$n_i(t)\$ é o ruído recebido em cada elemento do arranjo de antena e

$$k_m = \frac{w_0 d}{c} \sin(\theta_m), \quad (4.5)$$

Em que \$d\$ é o espaçamento entre os elementos do arranjo, \$w_0\$ é a frequência angular e \$c\$ é a velocidade da luz no espaço livre.

A saída do arranjo pode ser escrita na forma de matriz como

$$X(k) = AS(k) + N(k), \quad (4.6)$$

em que

$$A = [a(\theta_1), a(\theta_2), \dots, a(\theta_k)], \quad (4.7)$$

$$a(\theta_m) = [1 \quad e^{-jk_m} \quad e^{-j2k_m} \dots e^{-j(M-1)k_m}], \quad (4.8)$$

$$X(k) = [x_1(k) \quad x_2(k) \dots x_m(k)]^T, \quad (4.9)$$

$$N(k) = [n_1(k) \quad n_2(k) \dots n_m(k)]^T, \quad (4.10)$$

$$S(k) = [s_1(k) \quad s_2(k) \dots s_m(k)]^T, \quad (4.11)$$

em que T, indica a transposição da matriz e A é o arranjo de direção da matriz em direção a direção do sinal de entrada.

A saída do arranjo y pode ser fornecida no seguinte formato

$$y(k) = w^H X(k), \quad (4.12)$$

Em que

$$w = [w_1 \quad w_2 \dots w_M]^T, \quad (4.13)$$

em que

W é o peso do arranjo

H é o transposto conjugado.

4.6 Modelo Proposto utilizando uma RNA para Conformação de Feixe Adaptativo

Existem duas etapas de uso de rede neural para conformação de feixe adaptativo de antena inteligente:

Primeira etapa: é o treinamento da rede no vetor de fase alvo (desejado)

Segunda etapa: rede de treinamento no vetor de saída desejado, o vetor de saída desejado é o vetor bipolar (todas as amostras de dados são 1 ou -1).

A entrada da rede neural na primeira etapa do treinamento é o vetor de fase dos sinais recebidos. Os sinais desejados recebidos pela antena M do arranjo se sobrepõem aos sinais indesejados e de ruído, conforme fornecido na Eq. (3.16). O vetor de direção desejado que incide sobre o conjunto de antenas para o sinal desejado na direção θ_m é dado por

$$A_d = [1 \quad e^{-jk_m\theta_m} \quad e^{-j2k_m\theta_m} \quad \dots \quad e^{-j(M-1)k_m\theta_m}], \quad (4.14)$$

Destaca-se, através da Eq. (4.12), que esse vetor na direção θ_m dado por (4.14) está associado ao peso desejado ou peso ótimo, portanto esta componente de fase e ângulo acompanha o mesmo.

Enquanto os vetores de direção dos sinais recebidos são, na verdade, combinados uns com os outros através do processo de recepção, o vetor de direção do sinal de ondas planas K (sinais desejados e de interferência) pela antena M do arranjo e é dado por

$$A_r = \sum_{m=1}^k e^{-j(i-1)k_m\theta_m}, \quad (4.15)$$

$i = 1, 2, \dots, M$.

O mesmo raciocínio que vale para A_d vale para A_r em relação à componente de fase e ângulo do peso recebido.

O vetor de fase desejado ou ótimo que acompanha o peso desejado é dado por

$$\theta_d = \tan^{-1} \frac{\text{imag}(A_d)}{\text{real}(A_d)}. \quad (4.16)$$

E o vetor de fase recebido que acompanha o peso recebido é dado por

$$\theta_r = \tan^{-1} \frac{\text{imag}(A_r)}{\text{real}(A_r)}. \quad (4.17)$$

A entrada da rede neural para o treinamento da primeira etapa é o peso recebido ao qual está associado o θ_r e o alvo que deve ser satisfeito por meio desse treinamento é o peso desejado ou ótimo ao qual está associado θ_d .

A segunda etapa do treinamento da rede na saída desejada deve ser verificada pelo arranjo de antenas. Nesta etapa de treinamento a entrada da rede neural é:

$$X_u = |X_i(k)|. \quad (4.18)$$

E a referência ou vetor de saída desejado é D , onde D é o vetor bipolar

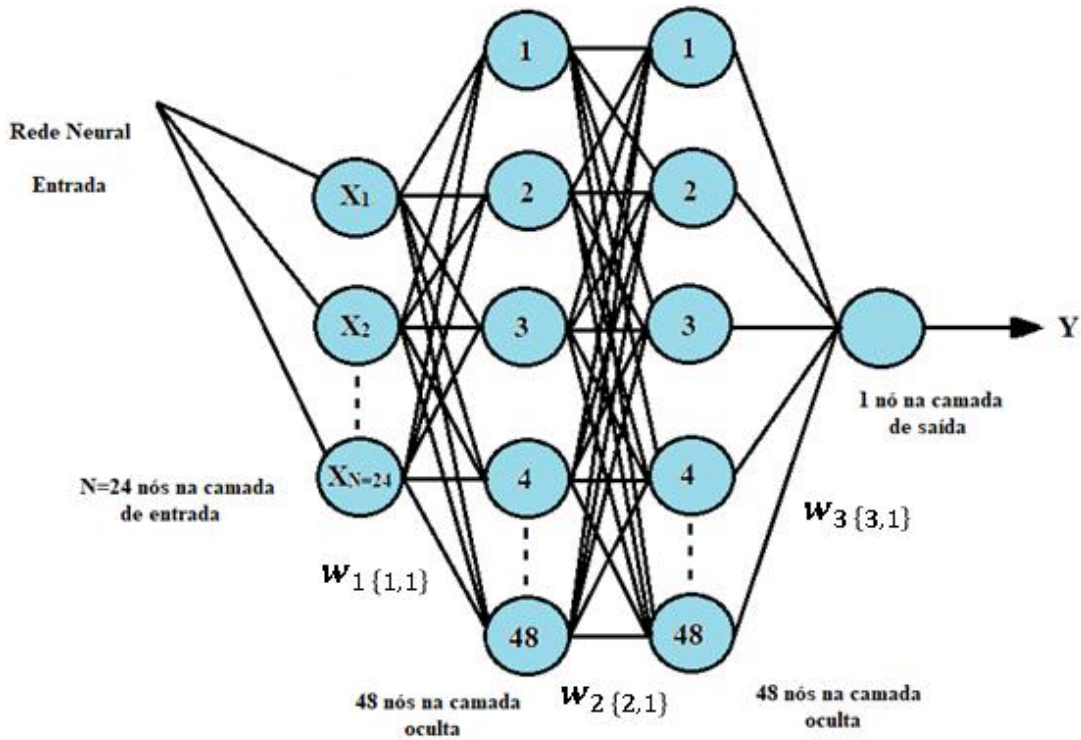
$D = [-1 \ 1 \ -1 \ -1 \ 1 \ \dots \ \dots \ \dots]$, com n número de amostra.

O modelo proposto de FFNN (*Feed Forward Neuronal Network*) é mostrado na Fig. 4.5 e consiste em quatro camadas: uma camada de entrada, uma de saída e duas ocultas. A camada de entrada possui N nós. Para a primeira etapa do treinamento da rede na fase desejada, N é igual ao número do elemento da antena (M), para o caso deste experimento $M=24$, pois são 24 antenas ou 24 elementos sensores, uma vez que o número da amostra no vetor de fase recebido é igual a M , enquanto na segunda etapa do treinamento da rede no vetor de saída desejado (bipolar) N igual ao número da amostra no vetor desejado (n). A função de ativação na camada oculta é a função sigmóide e na camada de saída é a função linear. A escolha dessas funções de ativação deveu-se a que essas funções deram melhor desempenho do que outras no treinamento da rede neural. As camadas ocultas consistem em 48 (quarenta e oito) nós cada e a camada de saída tem 1 (um) nó.

Representado na Fig. 4.5, $w_1 \{1,1\}$ os vetores de peso (ou matriz de peso) entre a camada de entrada e a camada oculta, $w_2 \{2,1\}$ se referem a vetores de peso entre as camadas ocultas e $w_3 \{3,1\}$ se referem a vetores de peso entre a camada oculta e a camada de saída. A fase de treinamento da entrada para a rede neural é o peso recebido ao qual está associado o ângulo θ_r . A componente do peso recebido acompanhado por θ_r assume a forma de matriz com linha igual ao número do sinal recebido e coluna igual ao número do elemento (M) da antena. Cada linha em θ_r refere-se ao vetor de fase de cada sinal sobreposto a outros sinais recebidos. Enquanto o alvo que deve ser satisfeito através do treinamento de fase da rede neural é o peso recebido ao qual está associado θ_d . Então, se a entrada é a primeira linha do peso recebido acompanhado de θ_r que representa o vetor de fase do primeiro sinal desejado que se sobrepõe a outro, então a saída é o primeiro vetor do peso desejado ao qual está associado θ_d que representa o vetor da fase desejado do primeiro sinal desejado e o treinamento é contínuo para outro vetor da fase desejada dos sinais desejados restantes recebidos.

No treinamento da rede neural na saída desejada, a entrada da RNA é X_u , onde X_u é o sinal específico desejado (sobreposto a outros sinais), se a entrada for X_u , então a saída alvo da rede neural deve ser D , vetor alvo do mesmo sinal (há um vetor de saída de destino para cada sinal desejado). O treinamento da rede neural continua para outro sinal desejado da mesma maneira.

Figura 4.5: Modelo Proposto da Rede Neural Feed Forward (FFNN)



Após a etapa de treinamento da rede neural artificial, nota-se que o vetor peso ideal pode ser escrito em função da fase e dos vetores de saída desejados. Dessa forma, o vetor de peso ideal pode ser dado como:

$$w(k) = Y(k) * x_s^\dagger, \quad (4.19)$$

$Y(k)$ é a saída da rede neural da segunda etapa do treinamento

$$x_s = \theta^{-f(i-1)k\theta_s}, \quad (4.20)$$

em que θ_s é o vetor de fase de saída da rede neural da primeira etapa do treinamento (treinamento de fase) que acompanha seu respectivo peso.

Na Eq. (4.19) \dagger se refere à matriz pseudo inversa de Moore-Penrose para encontrar a inversa da matriz não quadrada (x_s) e é dada por (Albert, 1972)

$$x_s^\dagger = (x_s^T x_s)^{-1} x_s^T. \quad (4.21)$$

O diagrama de irradiação pode ser obtido (desenhado) a partir da equação do fator de arranjo:

$$AF = |w(k)e^{-j(i-1)\alpha(k)}|, \quad (4.22)$$

$i = 1, 2, \dots, M$.

O ângulo $\alpha(k)$ é o ângulo de busca entre $[-90^\circ, 90^\circ]$ com 1° como tamanho do passo de -90 a 90 .

4.7 Considerações Acerca do Capítulo

Neste capítulo foi desenvolvido o modelo matemático, bem como as considerações acerca da Rede Neural Artificial Feed Forward (NNFF) utilizada na pesquisa aqui desenvolvida. O modelo matemático proposto levou em consideração todas as variantes necessárias, inclusive o sinal desejado, interferentes e de ruído. Utiliza-se o modelo de arranjo linear uniforme com espaçamento igual entre os sensores (antenas) na qual o ângulo de chegada é importante para o estudo desenvolvido.

Modelou-se, matematicamente, o sinal recebido, considerando-se um número de M antenas. Na saída, o sinal é observado como um valor que depende do sinal de entrada, bem como dos pesos ótimos na relação proveniente do sinal de entrada do arranjo de antenas.

A seguir, utiliza-se uma rede neural para conformação de feixe adaptativo de antena inteligente para tratamento do sinal recebido.

A primeira etapa consiste no treinamento da rede no vetor de fase desejado e a segunda etapa é o treinamento da rede no vetor de saída desejado. O vetor de saída desejado é o vetor bipolar (todas as amostras de dados são 1 ou -1).

A Rede Neural *Feed Forward* (FFNN) artificial foi usada para a formação de feixes adaptativos de antenas inteligentes. A rede neural é usada para calcular os pesos ideais que adaptam o diagrama de irradiação da antena, direcionando vários feixes estreitos para os usuários desejados e minimizando a interferência ou usuários indesejados.

Capítulo 5

EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS

5.1 Introdução

Neste capítulo são apresentados os resultados dos experimentos e das simulações realizadas, observando-se os aspectos de convergência dos algoritmos LMS e RLS com a utilização de uma combinação afim de filtros para conformação de feixe adaptativo em antenas inteligentes.

O desempenho da combinação afim de dois filtros adaptativos individuais de classes distintas é analisado, considerando-se o parâmetro de mistura da combinação que foi calculado de forma adaptativa através do algoritmo $\rho\eta$ -LMS.

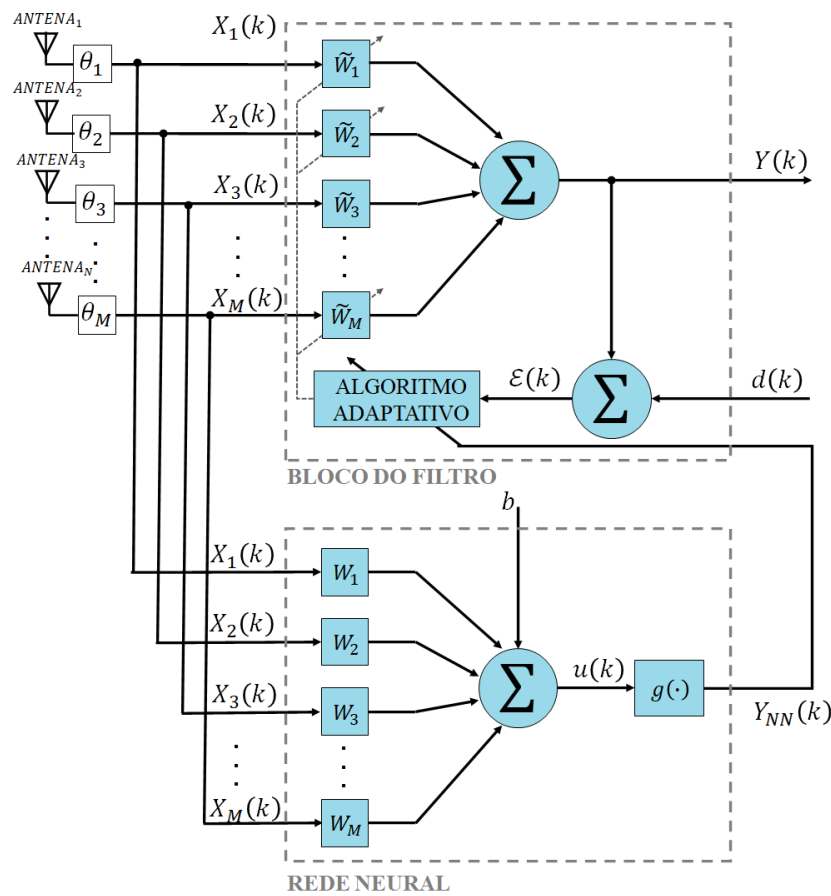
A combinação obteve para um ambiente estacionário um algoritmo adaptativo RLS-LMS, que supera os algoritmos clássicos em termos de velocidade de convergência e estabilidade.

O desempenho do algoritmo afim RLS-LMS é avaliado através dos experimentos computacionais.

Uma Rede Neural Artificial *Feed Forward* foi utilizada, com o objetivo de sintonizar os parâmetros dos pesos, calculando os pesos ideais utilizados na entrada do sinal dos filtros lineares que adaptam o diagrama de irradiação da antena do arranjo linear uniforme, direcionando vários feixes estreitos para os usuários desejados e minimizando a interferência ou usuários indesejados. Os resultados dos experimentos são apresentados com seus respectivos valores.

A seguir, na Fig. 5.1 são representados o diagrama de blocos e os detalhes da aplicação da rede neural *Feed Forward*, que seleciona os pesos ótimos para serem aplicados nos filtros.

Figura 5.1: Diagrama de Blocos e Detalhe do Experimento



5.2 Experimento - Análise de Curvas dos Algoritmos dos Filtros

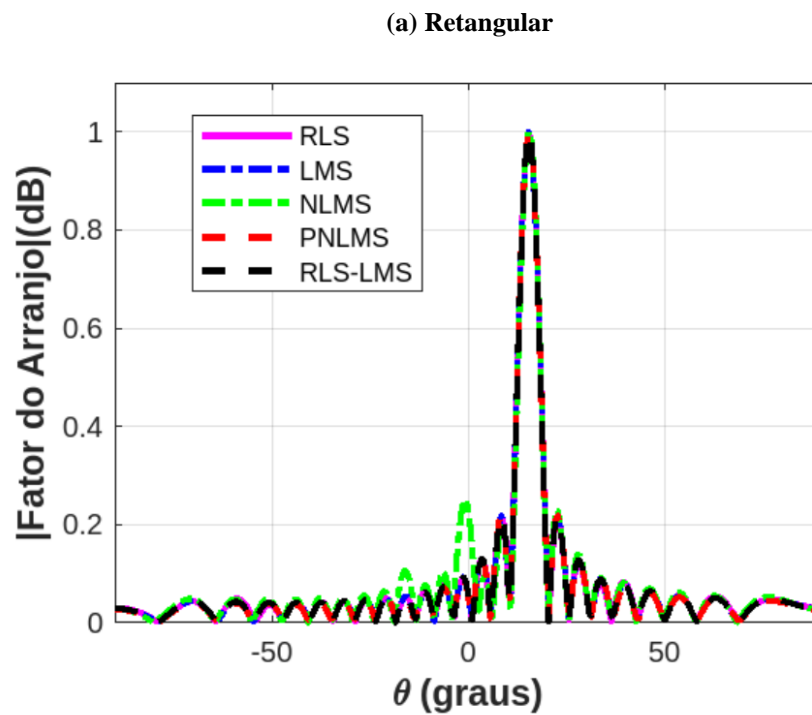
Tem-se uma família de curvas geradas que são resultados do experimento realizado. Observa-se a utilização dos algoritmos RLS, LMS, NLMS, PNLMS e RLS-LMS. O objetivo aqui é analisar, de forma sucinta, o comportamento dessas curvas e escolher a que representa o melhor desempenho de aplicação do sinal de entrada no arranjo de antenas utilizando a técnica de conformação de feixe neste experimento.

Partindo desse pressuposto, tem-se um arranjo linear uniformemente espaçado com 24 antenas, com distância $d = \lambda/2$ entre elas e são escolhidas 500 amostras. Todos os elementos são dados com valores de amplitude fixos.

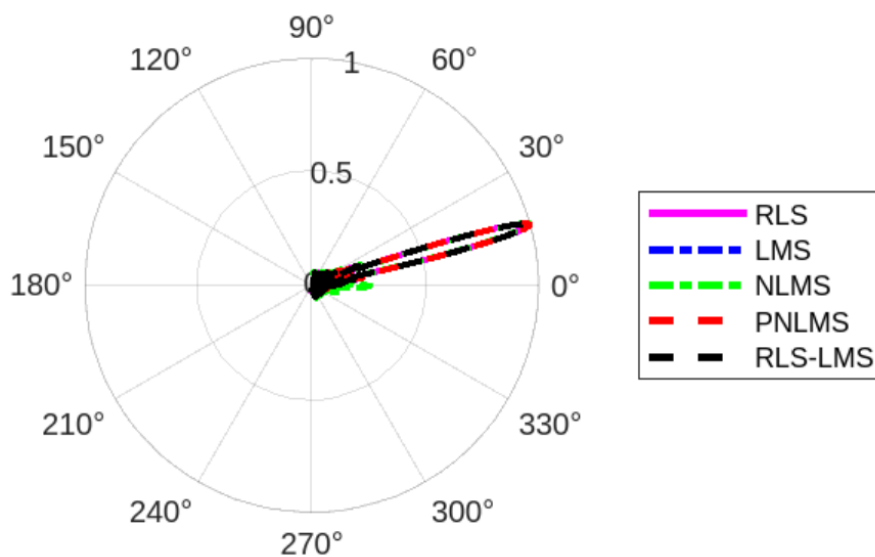
Representado na Fig. 5.2, o diagrama de irradiação otimizado com os gráficos retangular, polar e de ganho do arranjo uniformemente espaçado obtido usando os algoritmos, há pouco

citados. Neste caso, o diagrama de irradiação atinge o sinal desejado localizado em $15,48^\circ$ e um sinal de interferência é assumido em 45° , e a relação sinal ruído mais interferência (SNIR) é assumida ao valor de 10 dB. Neste caso as curvas do arranjo acompanharam o sinal desejado com sucesso e o nulo apropriado na direção do sinal interferente. O diagrama de irradiação do arranjo linear usando os algoritmos é gerado de acordo com a Eq. (3.16), $\mathbf{s}_n = \mathbf{w}_n e^{j(i-1)\frac{2\pi d}{\lambda} \text{sen}\theta}$, $i = 1, 2, 3, \dots, M$.

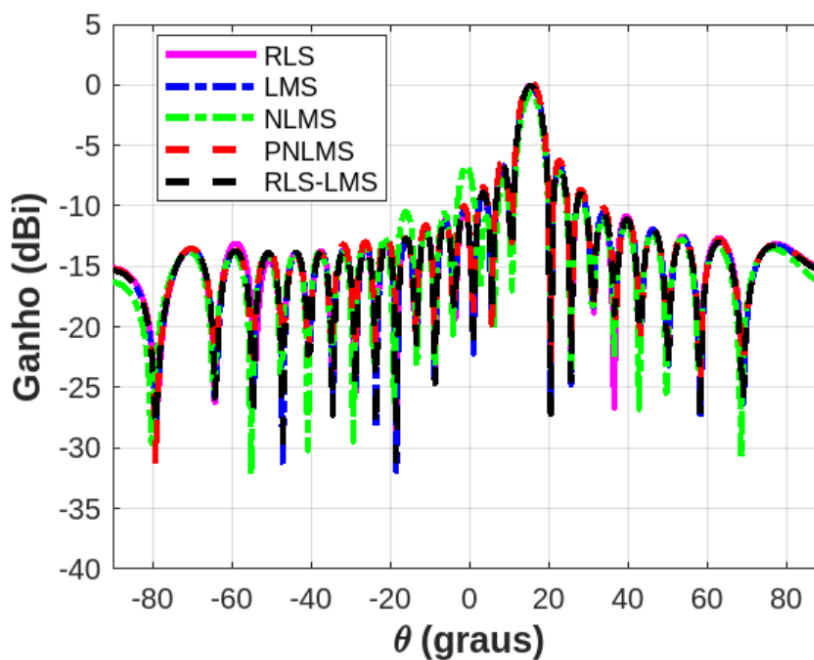
Figura 5.2: Diagramas de Irradiação retangular, polar e de ganho dos algoritmos LMS, NLMS, PNLMS, RLS e RLS-LMS com SNIR=10 dB



(b) Polar



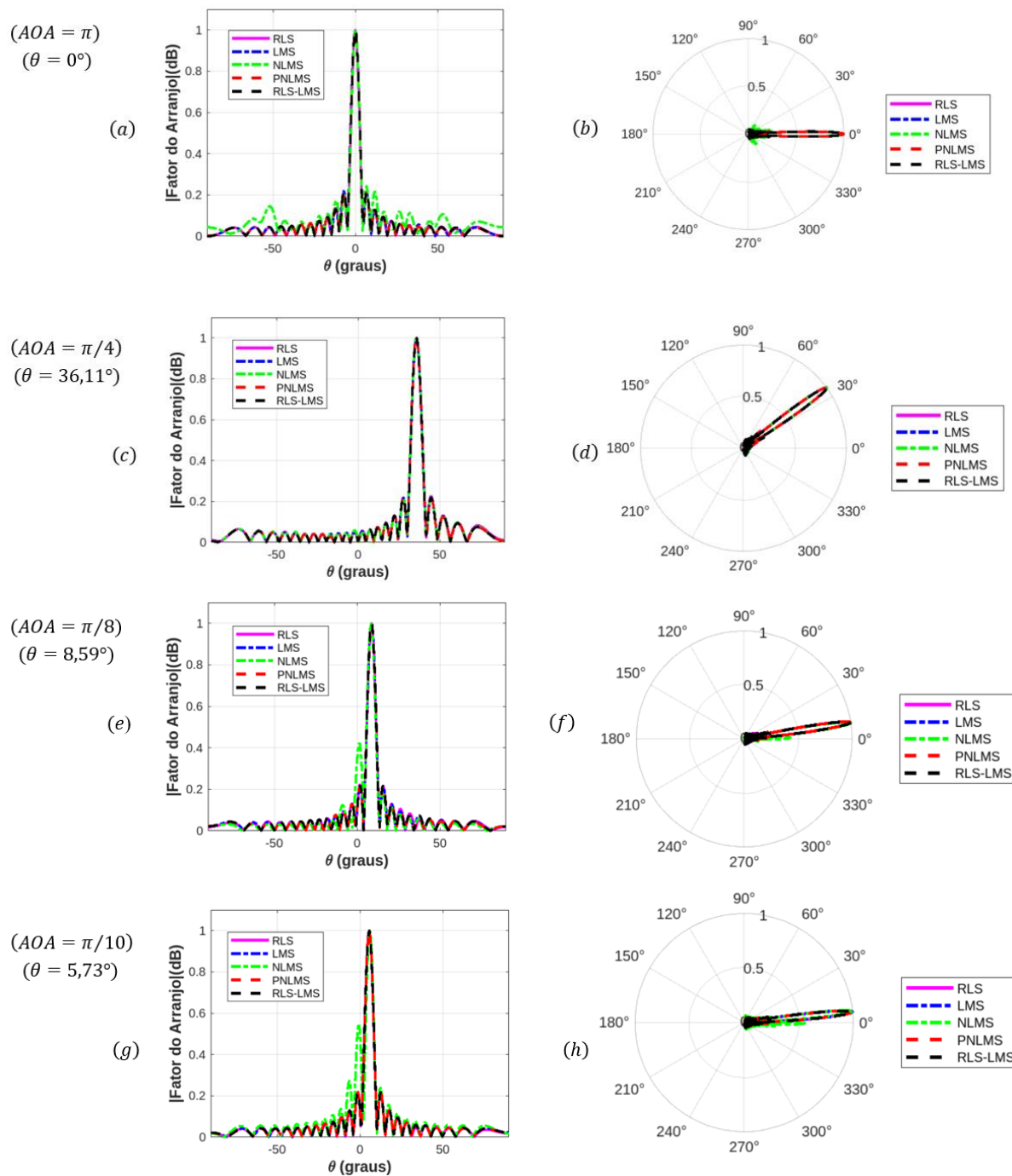
(c) Ganho



Conforme visto, utiliza-se um ângulo AOA de 30° ou $\left(\frac{\pi}{6}\right)$ e obtém-se $\theta = 15,48^\circ$. Pode-se utilizar outros ângulos. Testou-se quatro ângulos diferentes de forma individual. Utilizou-se variações de AOA em relação à π $\left(\frac{\pi}{1}, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{8} \text{ e } \frac{\pi}{10}\right)$, devido ao *script* do programa desenvolvido utilizar essa notação. Obteve-se os seguintes resultados representados na Fig. 5.3 que retrata a

posição relativa de cada alvo. Os diagramas de irradiação retangular estão disponíveis nas letras *a*; *c*; *e*; *g*. Já os diagramas de irradiação polar são mostrados nas letras *b*; *d*; *f*; *h*.

Figura 5.3: Diagramas de Irradiação retangular e polar dos algoritmos LMS, NLMS, PNLMS, RLS e RLS-LMS com SNIR=10 dB para diferentes AOA



Para utilização de mais de dois ângulos de forma simultânea não se faz necessário, tendo em vista se tratar de outro objeto de estudo, o que requer nova pesquisa a respeito.

Nas Figs. 5.4 e 5.5 e suas respectivas Tabs. 5.1 e 5.2, são mostrados o erro quadrado médio (MSE) em cada iteração para a SINR com 5 dB e 10 dB. Escolheu-se esses valores, porque abaixo de 10 dB tem muita interferência, entre 11 e 20 dB existe ruído considerável, mas a rede é capaz de funcionar de forma estável. É nessa faixa que a grande maioria dos usuários se localizam. Os valores do tamanho do passo são tomados como $\mu_1 = 0,02$ (LMS), $\mu_2 = 0,004$ (NLMS), $\mu_3 = 0,0008$ (PNLMS), $\alpha = 1$ (RLS) e $\mu\alpha = 0,0001$ (RLS-LMS) para 10 dB. O valor do tamanho do passo do algoritmo PNLMS é variante no tempo para SNIR de 5 dB, dado por $\mu_3 = 0,0007$.

Figura 5.4: MSE dos algoritmos LMS, NLMS, PNLMS, RLS e RLS-LMS para SNIR=5 dB.

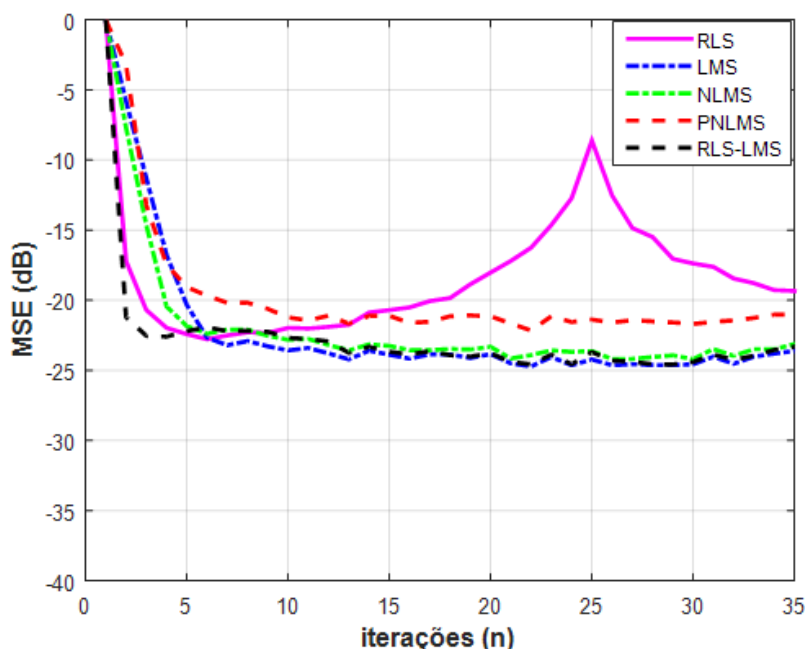


Tabela 5.1: MSE dos algoritmos LMS, NLMS, PNLMS, RLS e RLS-LMS para SNIR=5 dB

ITERAÇÕES	1	2	3	4	5	...	497	498	499	500
MSE (dB)(RLS)	-0,0172	-17,2998	-20,8207	-22,2679	-22,5606	...	-24,1994	-24,0378	-24,1207	-24,2544
MSE (dB) (LMS)	-0,0172	-5,7617	-11,2576	-16,6827	-20,2985	...	-22,9689	-22,7370	-23,0471	-23,0482
MSE (dB)(NLMS)	-0,0172	-7,6979	-14,5629	-20,0282	-21,5247	...	-22,5133	-22,3938	-22,6151	-22,5148
MSE (dB)(PNLMS)	-0,0172	-3,8780	-14,4221	-18,0175	-19,2472	...	-21,7001	-21,9430	-21,5427	-22,2378
MSE (dB)(RLS-LMS)	-0,0172	-21,0457	-22,6587	-22,4469	-21,9175	...	-21,3225	-21,1944	-21,3043	-21,4678

Figura 5.5: MSE dos algoritmos LMS, NLMS, PNLMS, RLS e RLS-LMS para SNIR=10 dB

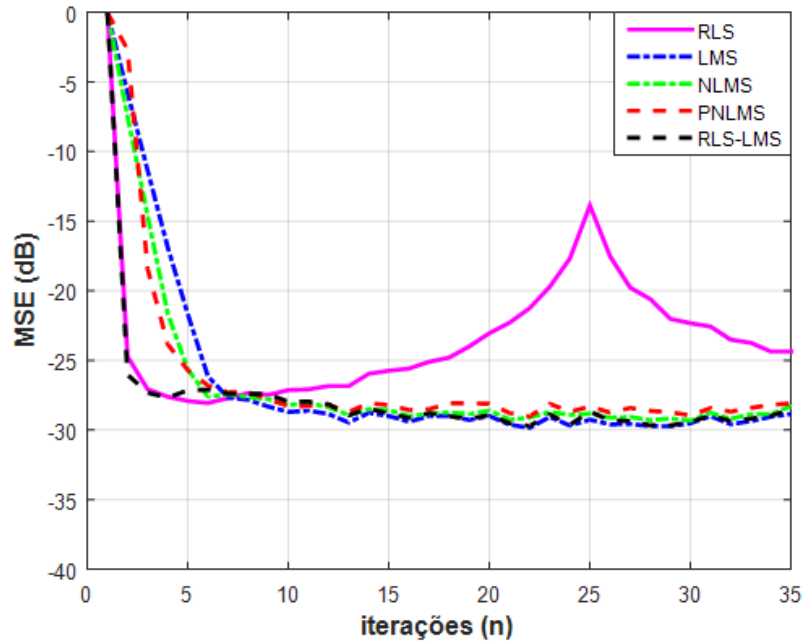


Tabela 5.2: MSE dos algoritmos LMS, NLMS, PNLMS, RLS e RLS-LMS para SNIR=10 dB

ITERAÇÕES	1	2	3	4	5	...	497	498	499	500
MSE (dB)(RLS)	-0,0172	-24,7585	-27,2354	-27,9271	-27,7959	...	-29,2887	-29,0862	-29,1082	-29,3409
MSE (dB) (LMS)	-0,0172	-5,7373	-11,3183	-16,8483	-21,9688	...	-28,1264	-27,9161	-28,2376	-28,2522
MSE (dB)(NLMS)	-0,0172	-7,4599	-14,5629	-21,3972	-25,7613	...	-27,8988	-27,5592	-27,9454	-27,9128
MSE (dB)(PNLMS)	-0,0172	-2,9535	-19,1226	-23,8343	-25,6856	...	-28,3453	-28,3532	-28,3236	-28,7343
MSE (dB)(RLS-LMS)	-0,0172	-25,7903	-27,4465	-27,4554	-26,9775	...	-26,5209	-26,3197	-26,4745	-26,6688

Através das figuras e das tabelas, observa-se que o diagrama do MSE durante o processo de treinamento para ambos os arranjos diminui a cada iteração e converge após as iterações no ambiente de aprendizagem. Nas tabelas inicia-se desde a primeira iteração até a de número 500 comprovando a convergência do sinal, conforme ilustrado nas figuras. Apesar de mais rápido, o algoritmo RLS em comparação aos da classe LMS, apresenta maior instabilidade devido ao uso da matriz de correlação no sistema, enquanto a combinação afim para o caso da SINR com 5dB é mais rápida em relação ao RLS e os da classe LMS. O comportamento universal da combinação afim é alcançado para o caso da SINR com 10dB, portanto, aproveita-se as melhores características da velocidade do RLS, bem como a convergência em conjunto dos demais algoritmos da família LMS.

Portanto, o esquema de combinação afim apresenta maior velocidade de convergência e boa capacidade de rastreamento no sistema.

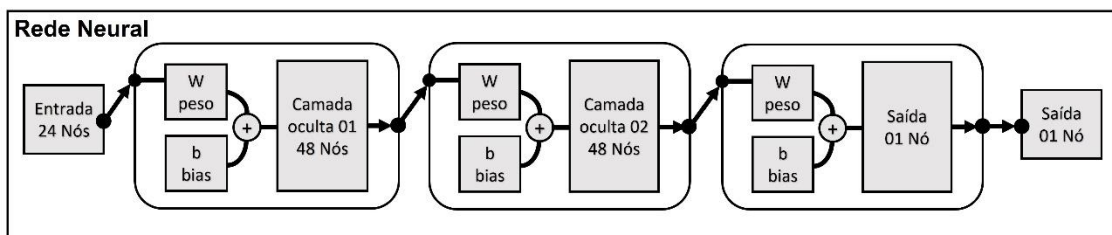
5.3 Experimento - Análise do Algoritmo RLS-LMS versus Rede Neural Artificial.

Os resultados da simulação do uso do algoritmo de retropropagação da rede neural *feed-forward* (FNNBP) para realizar a formação de feixes adaptativos são implementados para o algoritmo de retropropagação de regularização bayesiana. Foi assumido $M = 24$ (antenas), espaçamento de elemento $d = \lambda/2$, $AOA = 30^\circ$, e o número da amostra $n = 2.100$. As simulações são para o filtro adaptativo utilizando a conformação de feixe em antenas inteligentes para a combinação RLS-LMS e a rede neural.

5.3.1 Treinamento da Rede Neural (FNNBP)

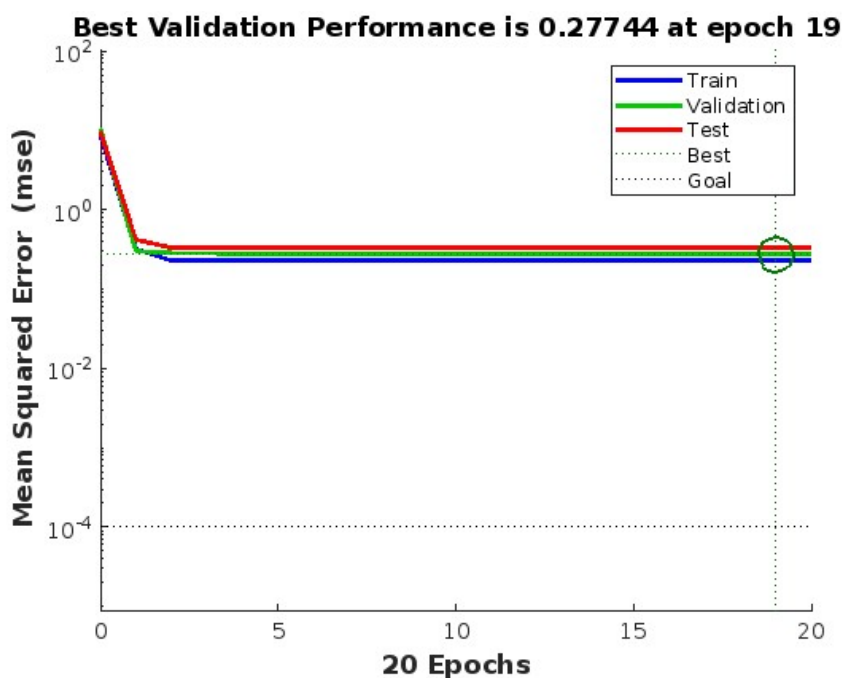
O desempenho do treinamento de Retropropagação de Regularização Bayesiana com uma direção de chegada é desenvolvido em uma FNNBP com duas camadas ocultas com 48 neurônios cada, conforme mostrado na Fig. 5.6, onde o melhor desempenho de treinamento é 0,27744 na época 19, conforme Fig. 5.7.

Figura 5.6: Rede Neural Artificial Feed Forward Utilizada



É retratado no gráfico da Fig. 5.7 o comportamento do erro médio quadrático em relação às épocas ou iterações. Nota-se que existe uma meta com aproximação da ordem de 10^{-2} e o melhor valor a ser encontrado da ordem de aproximação abaixo de 10^0 . As três curvas (treinamento, teste e validação) concentram-se nas proximidades dessa última aproximação e o valor da melhor performance de desempenho confirmam a fronteira próxima ao ponto 0,22744.

Figura 5.7: Desempenho de FFNN treinado pelo algoritmo de Regularização Bayesiana

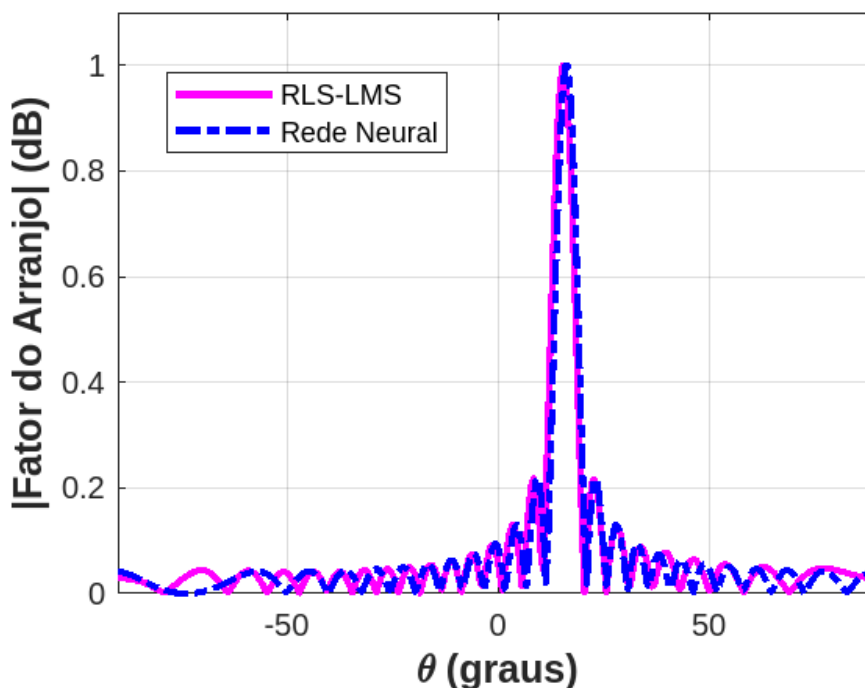


O resultado do experimento mostra o diagrama de irradiação representado pelos gráficos retangular, polar e de ganho nas Figs. 5.8, 5.9 e 5.10.

Os resultados são implementados com as entradas de informações para o sistema de antena inteligente ($M = 24$, $d = \lambda / 2$, $AOA = 30^\circ$, $n = 2100$). Os gráficos anteriormente citados mostram um excelente desempenho para o algoritmo de retropropagação de aprendizagem da Rede Neural *Feed Forward* (FNNBP) em relação ao do filtro adaptativo convencional utilizando o algoritmo RLS-LMS. A função de treinamento mais rápida é a função de treinamento padrão para Rede Neural *Feed Forward*. Este método tende a ser menos eficiente para grandes redes (com milhares de pesos), pois requer mais memória e mais tempo de computação para esses casos.

Do gráfico da Fig. 5.8 estuda-se o comportamento do diagrama de irradiação, levando em consideração o fator de arranjo e o ângulo θ em graus. Utilizou-se um fator de arranjo normalizado, cujo valor máximo foi 1 (um). Os ângulos com variação de -90° a $+90^\circ$. Compararam-se as duas curvas RLS-LMS e Rede Neural. De maneira geral as curvas têm suas trajetórias bem definidas em que as variações sempre pertencem ao mesmo intervalo tanto no eixo x, quanto no eixo y.

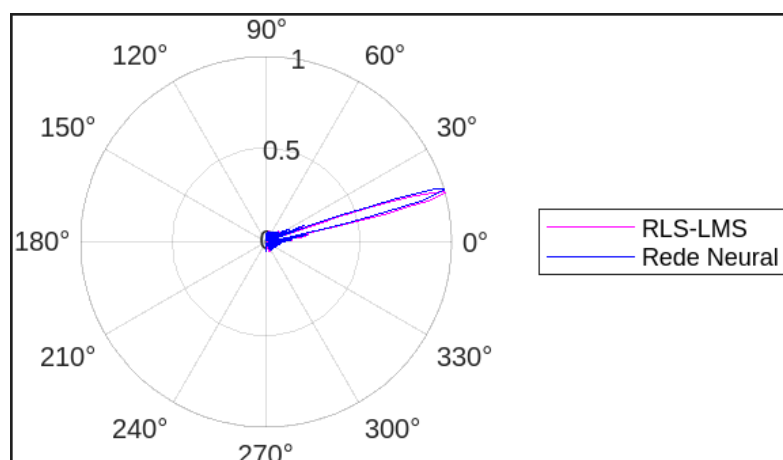
Figura 5.8: Diagrama de irradiação usando FFNN treinado pelo algoritmo de Regularização Bayesiana com $M = 24$, $d = \lambda/2$: Gráfico Retangular



Analisando a Figura 5.8, nota-se que o intervalo de variação das intensidades do fator de arranjo versus variação da direção de chegada é bem pequena (entre -30° e 30° aproximadamente). São nesses intervalos que o sinal da rede neural consegue se aproximar o mais nitidamente possível do sinal desejado, o que se denomina, nesse sentido, rastreabilidade.

Nos outros intervalos, o sinal da rede neural não rastreia de forma nítida o sinal RLS-LMS, apesar de acompanhar suas proximidades. Esses intervalos denotam as interferências existentes no arranjo de antenas que são provenientes das ondas refletidas e, conseqüentemente, da resistência de retorno (*back*) dessas ondas. Isso pode ser observado no diagrama do gráfico polar da Fig. 5.9. Neste diagrama, notam-se os lóbulos menores devido às interferências na propagação do sinal e o maior lóbulo que representa a intensidade do sinal transmitido, cujo sinal da rede neural rastreia o valor desejado atingindo este ponto no valor correspondente a $15,48^\circ$.

Figura 5.9: Diagrama de irradiação usando FFNN treinado pelo algoritmo de Regularização Bayesiana com $M = 24$, $d = \lambda/2$: Gráfico Polar

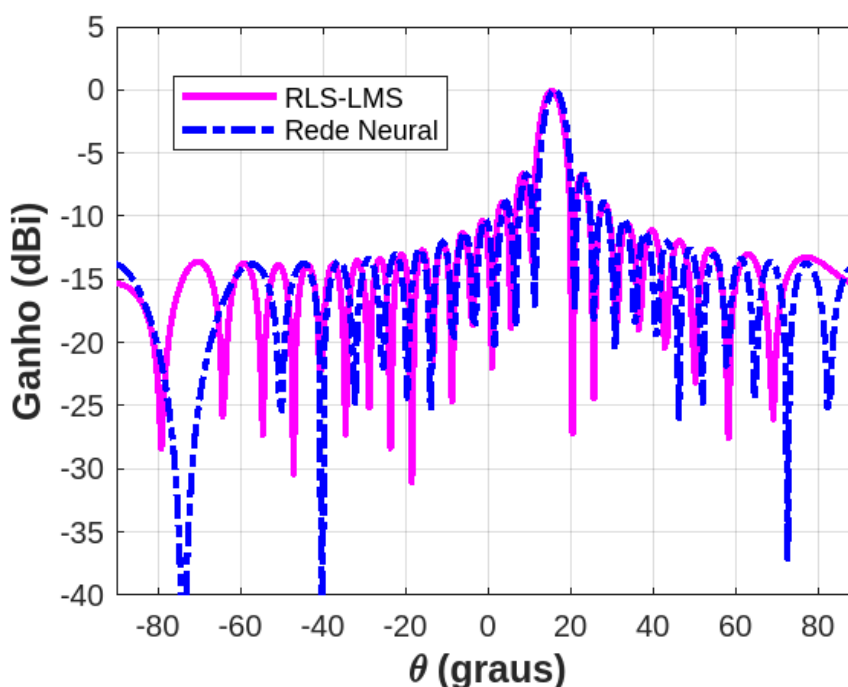


Da mesma forma que nos gráficos da Fig. 5.8 e 5.9, estuda-se o comportamento do diagrama de irradiação, levando, agora, em consideração o ganho em dB e o ângulo θ em graus para a análise do gráfico representado pela Fig. 5.10. Utilizou-se um ganho, cujo valor máximo foi 0 (zero) dB e o mínimo ficou abaixo de - 40,00 dB (valor mínimo da escala, conforme Fig. 5.10). Os ângulos utilizados foram de -90° a $+90^\circ$. Compararam-se as duas curvas RLS-LMS e Rede Neural. Da mesma forma que na análise do fator de arranjo, de maneira geral, as curvas têm suas trajetórias bem definidas em que as variações sempre pertencem ao mesmo intervalo tanto no eixo x, quanto no eixo y.

Observando-se o comportamento do gráfico da Fig.5.10, nota-se que, em certos intervalos, em graus na direção de chegada, os intervalos de variação entre a intensidade do ganho são bem pequenos. São nesses intervalos que o sinal da rede neural consegue se aproximar o mais nitidamente possível do sinal desejado (rastreabilidade).

Nos outros intervalos, o sinal da rede neural não rastreia de forma nítida o sinal RLS-LMS, apesar de acompanhar suas proximidades. Da mesma forma que na análise do fator de arranjo, esses intervalos denotam as interferências existentes no arranjo de antenas que são provenientes das ondas refletidas e, conseqüentemente, da resistência de retorno (*back*). O gráfico polar mostrado na Fig. 5.9 também denota essa situação. Os lóbulos menores representam às interferências na propagação do sinal dessas antenas e o maior lóbulo representa a intensidade do sinal transmitido, cujo sinal da rede neural rastreia o valor desejado atingindo este ponto no valor correspondente a $15,48^\circ$ em aproximadamente 0 dB.

Figura 5.10: Diagrama de irradiação usando FFNN treinado pelo algoritmo de Regularização Bayesiana com $M = 24$, $d = \lambda/2$: Gráfico do Ganho



A FFNN atua de maneira rápida na escolha dos pesos ótimos a serem utilizados no filtro, tendo em vista que os melhores pesos são escolhidos. A Rede Neural *Feed Forward* (FFNN) artificial é usada para a formação de feixes adaptativos de antenas inteligentes. É usada para calcular os pesos ideais que adaptam o diagrama de irradiação da antena, direcionando vários feixes estreitos para os usuários desejados e minimizando a interferência ou usuários indesejados. O Algoritmo de aprendizado supervisionado de treinamento de Retropropagação de Regularização Bayesiana foi usado para treinar o FFNN usado como formador de feixe adaptativo. Os resultados da simulação são aplicados em um arranjo linear uniforme (ULA) com vinte e quatro elementos de antena e o espaçamento entre os elementos igual a meio comprimento de onda. Os resultados mostram um ótimo desempenho do sistema a rede treinada pelo algoritmo de Regularização Bayesiana.

Na Fig. 5.11, da mesma forma que nas Figs. 5.4 e 5.5 e suas respectivas Tabs.5.1 e 5.2, o erro quadrático médio (MSE) tem um comportamento em relação a cada iteração para a SINR com 5 dB e 10 dB. As Figs. 5.11 e 5.12 são acompanhadas de suas respectivas Tabs. 5.3 e 5.4. Agora, a análise é com duas curvas: a da combinação RLS-LMS e a da Rede Neural Feed Forward. Durante o processo de treinamento, o diagrama do MSE para ambos os arranjos

diminui a cada iteração e converge após um valor acima de 2 iterações no ambiente de aprendizagem.

Figura 5.11: MSE dos algoritmos RLS-LMS e Rede Neural para SNIR=5 dB.

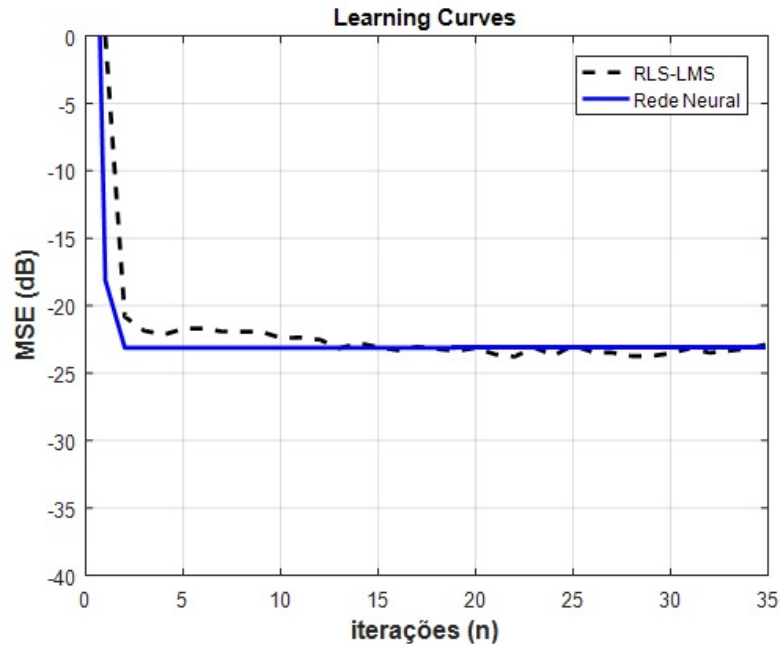


Tabela 5.3: MSE dos algoritmos RLS-LMS e RNA para SNIR=5 dB

ITERAÇÕES	1	2	3	4	5	...	2097	2098	2099	2100
MSE (dB)(RLS-LMS)	-0,0172	-21,1401	-22,6413	-22,8036	-21,9733	...	-21,7418	-21,2157	-21,2477	-20,9092
RNA (dB) (RNA)	-0,0172	-23,0000	-23,0000	-23,0000	-23,0000	...	-23,0000	-23,0000	-23,0000	-23,0000

O algoritmo utilizando a Rede Neural tem um sinal que acompanha o da classe RLS-LMS, tanto para o caso da SINR com 5dB, quanto para o de 10 dB. O comportamento universal da combinação afim é alcançado para o caso da SINR com 10dB.

Portanto, o esquema de combinação com Rede Neural *Feed Forward* apresenta maior velocidade de convergência e boa capacidade de rastreamento no sistema que a combinação RLS-LMS.

Figura 5.12: MSE dos algoritmos RLS-LMS e Rede Neural para SNIR=10 dB.

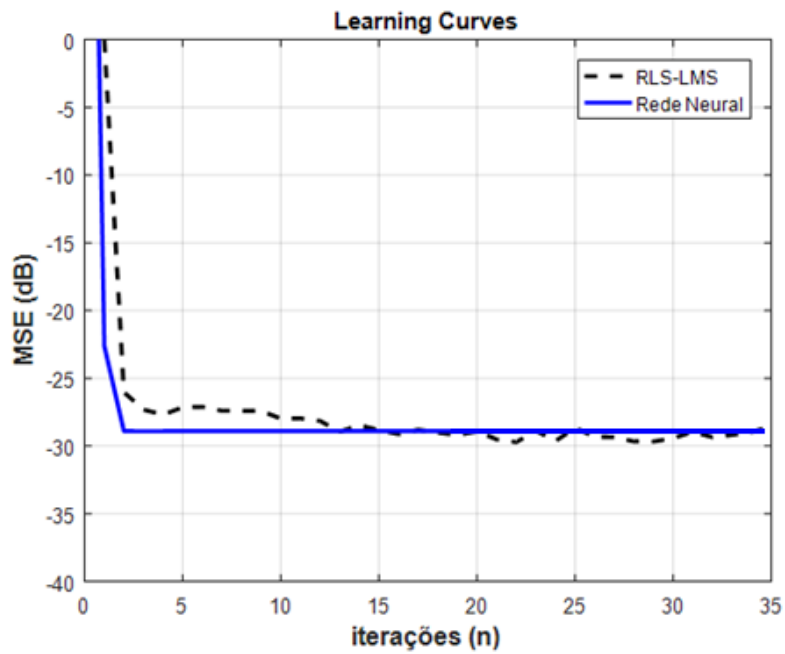


Tabela 5.4: MSE dos algoritmos RLS-LMS e RNA para SNIR=10 dB

ITERAÇÕES	1	2	3	4	5	...	2097	2098	2099	2100
MSE (dB)(RLS-LMS)	-0,0172	-25,9882	-27,4838	-27,6472	-27,0563	...	-26,8936	-26,5430	-26,5516	-26,1145
MSE (dB)(RNA)	-0,0172	-24,0000	-27,0000	-28,0000	-28,0000	...	-28,0000	-28,0000	-28,0000	-28,0000

Capítulo 6

CONCLUSÃO

6.1 Considerações Finais

Nesta pesquisa de Dissertação de Mestrado, desenvolveu-se um algoritmo RLS-LMS para conformação de feixe de um arranjo de antenas inteligentes, usando uma combinação afim de filtros adaptativos. A metodologia proposta baseou-se em uma combinação afim de dois filtros adaptativos de classes distintas. Os pesos do arranjo adaptativo foram obtidos combinando os pesos de cada algoritmo adaptativo da combinação na qual utilizou-se um parâmetro de mistura, o qual foi atualizado por um algoritmo de gradiente estocástico, chamado de $\rho\eta$ -LMS. Resultados de simulações, considerando diferentes SINR e tamanhos de passo, mostraram que a metodologia proposta apresentou maior velocidade de convergência em comparação às metodologias clássicas. As simulações mostraram que o desempenho da combinação afim RLS-LMS é mais sensível do que o desempenho dos algoritmos clássicos em termos da relação sinal ruído mais interferência e do tamanho de passo.

A seguir, aplicou-se neste conjunto de filtros adaptativos uma Rede Neural Artificial Feed Forward (FFNN) para a formação de feixes adaptativos de antenas inteligentes. Calcularam-se os pesos ideais que adaptam o diagrama de irradiação da antena, direcionando os feixes para os usuários desejados e anulando a interferência ou usuários indesejados. O Algoritmo de treinamento de Retropropagação de Regularização Bayesiana foi usado para treinar a FFNN. Os resultados da simulação foram aplicados em um arranjo linear uniforme (ULA) com vinte e quatro elementos de antena. Os resultados mostraram um ótimo desempenho do sistema para a rede treinada pelo algoritmo de Regularização Bayesiana.

6.2 Publicações

- Um Algoritmo RLS-LMS usando Combinação Afim de Filtros Adaptativos para Conformação de Feixe em Antenas Inteligentes, Antonio Henrique dos Santos Ribeiro, Wilander Testone Pereira da Silva, João Viana da Fonseca Neto, Francisco das Chagas de Souza e Raimundo Nonato Mendes Martins, SBAI 2019.
- Combinação Afim de Filtros Adaptativos RLA-LMS para Conformação de Feixes em Antenas Inteligentes com Sintonia Paramétrica Baseada em Redes Neurais, Antonio Henrique dos Santos Ribeiro, João Viana da Fonseca Neto, Francisco das Chagas de Souza, CBA 2022.
- Combinação Afim de Filtros Adaptativos RLA-LMS para Conformação de Feixes em Antenas Inteligentes com Sintonia Paramétrica Baseada em Redes Neurais, Antonio Henrique dos Santos Ribeiro, João Viana da Fonseca Neto, Francisco das Chagas de Souza, Artigo para Capítulo do Livro Digital: Open Science Research X, 28/02/2023, Capítulo 111, DOI: 10.37885/221211460, ISBN: 978-65-5360-270-0

6.3 Trabalhos Futuros

Nesta seção são propostos alguns trabalhos futuros como os apresentados abaixo:

- Uso de outros algoritmos *Back-Propagation* de Rede Neural Feed-Forward (FNNBP) diferentes para realizar a conformação de feixe adaptativo comparando-se o desempenho de treinamento entre eles.
- Estudos para utilização da rede neural desenvolvida nesta pesquisa para antenas inteligentes de arranjo de fases dinâmicas (DPA) para melhorar o desempenho do arranjo de antenas inteligentes (ULA).
- Estudo para melhorar a rastreabilidade da rede neural nos trechos de maior interferência do arranjo das antenas

BIBLIOGRAFIA

- ABDALLAH, A., JOUMAA, C., & KADRY, S. (N.d.). *Design and Performance study of Smart Antenna Systems for WIMAX applications*. Kuwait (2012, december).
- ALLEN, B.; GHAVAMI, M. **Adaptive Array Systems: Fundamentals and Applications**. England, John Wiley & Sons Ltd, 2005.
- ALMEIDA, NATHALEE CAVALCANTE DE. **Técnicas de conformação de feixe em arranjo de antenas utilizando aprendizagem por reforço**. Tese de Doutorado. Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2015.
- ARDALAN, S. H. Floating-point analysis of recursive least-squares and least-mean squares adaptive filters. **IEEE Trans. on Circuits and Systems**, p. 1192-1208, 1986.
- ARENAS-GARCIA, J. et al. Combinations of adaptive filters: performance and convergence properties. **IEEE Signal Processing Magazine**, p. 120-140, 2016.
- AZAD, D. M., & AHMED, A. H. (2010, October). Development of Smart Antenna for Future Generation Wireless. *International Journal of Computer Science and Network Security*, **212-222**.
- BABU, P. SEKHAR; PV, NAGANJANEYULU & PRASAD, K. SATYA. Adaptive beamforming of MIMO system using optimal steering vector with modified neural network for channel selection. **International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing**, Jan 2020, Vol. 18, No. 01.
- BALANIS, CONSTANTINE A. **Antenna Theory - Analysis and Design**. Wiley and Sons, 2016.
- BALANIS, CONSTANTINE A., and IOANNIDES, PANAYIOTIS I. 2007. *Introduction to smart antennas*. [San Rafael, Calif.]: Morgan & Claypool Publishers. <http://public.eblib.com/choice/publicfullrecord.aspx?p=880983>.
- BELLOFIORE, S., FOUTZ, J., BALANIS, C., & SPANIAS, A. (2002). Sistema de antena inteligente para redes de comunicação móvel Parte 2: Beamforming e taxa de transferência de rede. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, **44 (4), 106-114**. <https://doi.org/10.1109/MAP.2002.1043158>
- BENEVENUTO, N.; CHERUBINI, G. **Algorithms for Communications Systems and their Applications**. England: Wiley, 2004.

- BERSHAD, N. J.; BERMUDEZ, J. C. M.; TOURNERET, J. Y. An affine combination of two LMS adaptive filters—transient mean-square analysis. **IEEE Transactions on Signal Processing**, p. 1853-1864, 2008.
- BEVELACQUA, P. J. (2008). *Antenna Arrays: Performance Limits And Geometry*. Arizona.
- BEVELACQUA, P. J. (2009). *Introduction to Antenna Array Geometry*. Found on antenna-theory: <http://www.antenna-theory.com/arrays/geometry/basics.php>
- BEVELACQUA, P. J. (2009). *The Array Factor*. Found on Antenna-Theory.com: <http://www.antenna-theory.com/arrays/arrayfactor.php>
- BOYD, S.; VANDENBERGHE, L. **Convex optimization**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2004.
- BRENNAN, L. E.; MALLET, J. D. and REED, I.S. — “*Adaptive Arrays in Airborne MTI Radar*”, **IEEE Trans. Antennas Propagation**, vol. 24, pp. 607-615, 1976.
- CAI, Jia-Xin; ZHONG, Ranxu; LI, Yan. **Antenna selection for multiple-input multiple-output systems based on deep convolutional neural networks**. PLoS ONE, May 1, 2019, Vol.14(5).
- CANDIDO, R.; SILVA, M. T.; NASCIMENTO, V. H. Affine combinations of adaptive filters. **42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers**, Outubro 2008. 236-340.
- CANDIDO, R.; SILVA, M. T.; NASCIMENTO, V. H. Transient and steady-state analysis of the affine combination of two adaptive filters. **IEEE Transactions on Signal Processing**, p. 4064-4078, 2010.
- CAMARGO, T. F., **Estudo de antenas planares para aplicações em 2,4GHz**, Dissertação: Universidade de São Paulo, 2008.
- CAMPA, C., ACEVEDO, A., ACEVEDO, E. (2010). *New Proposal for Eliminating Interferences in a Radar System*. In: Sidorov, G., Hernández Aguirre, A., Reyes García, C.A. (eds) *Advances in Soft Computing. MICAI 2010. Lecture Notes in Computer Science()*, vol 6438. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-16773-7_38
- CARLSON, B. D. - “*Covariance matrix estimation errors and diagonal loading in adaptive arrays*”, **IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.**, vol. 24, pp. 397-401, July 1988.
- CARVALHO, A. G. e BADINHAN, L. F. C., **Eletrônica: Telecomunicações**, São Paulo: Fundação Padre Anchieta, 2011.
- CARR, J. J. **Practical Antenna Handbook**, McGraw-Hill, 2011.

- CHANG, D. C. e HU, C. N. Smart Antennas for Advanced Communication Systems. **Proceedings of the IEEE**, pp. 2233 – 2249, 2012.
- CHANG, P. R. et al., “A neural network approach to MVDR beamforming problem”, **IEEE Trans. Antennas Propagat.**, vol.40, pp. 313-322, 1992.
- CHE, HANGJUN et al. A recurrent neural network for adaptive beamforming and array correction. **Neural networks, August 2016**, Vol.80, pp.110-117.
- CHOI, S.; SHIM, D. A novel adaptive beamforming algorithm for a smart antenna system in a CDMA mobile communication environment. **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, p. 1793-1806, 2000.
- CHRISTODOULOU, C. G. et al. Reconfigurable Antennas for Wireless and Space Applications. **IEEE proceedings**, 2012, 100(7), pp. 2250 - 2261.
- CIOFFI, J. M. Limited precision effects in adaptive filtering. **IEEE Trans. on Circuits and Systems**, p. 821-833, 1987.
- DE SOUZA, F. D. C. et al. A PNLMS algorithm with individual activation factors. **IEEE Transactions on Signal Processing**, p. 2036-2047, 2010.
- DINIZ, P. S. R. **Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation**. [S.l.]: Springer, 2013.
- DU, K.-L.; LAI, A. K. Y.; CHENG, K. K. M. and SWAMY, M. N. S. “Neural methods for antenna array signal processing: A review”, **Signal Process.**, vol. 82, no. 4, pp. 547–561, 2002.
- DUTTWEILER, D. L. Proportionate normalized least-mean-squares adaptation in echo cancelers. **IEEE Transactions on Speech and Audio Processing**, p. 508-518, 2000.
- EGGER, N; BALL, JE; ROGERS, J. Radar Angle of Arrival System Design Optimization Using a Genetic Algorithm. **Department of Electrical and Computer Engineering, 406 Hardy Rd., Mississippi State University, Mississippi State, MS 39762, USA. Electronics** 2017, Vol. 6 (1), p.24.
- EL ZOOGHBY, A. H.; GEORGIPOULOS, M. and CHRISTODOULOU, C. G. "Neural Network-Based Adaptive Beamforming for One- and Two-Dimensional Antenna Arrays". **IEEE, Electrical and Computer Engineering Department, University of Central Florida, Orlando, FL 32816 USA**, pp.1891-1893, 1999.
- EL ZOOGHBY, A. H.; CHRISTODOULOU, C. G. and GEORGIPOULOS, M. “Performance of radia basis function networks for direction of arrival estimation with antenna arrays”, **IEEE Trans. Antennas Propagat.**, vol.45, pp. 1611-1617, Nov. 1997

- EL ZOOGHBY, A. H.; CHRISTODOULOU, C. G. and GEORGIPOULOS, M. "A *Neural Network Based Smart Antenna for Multiple Source Tracking*". IEEE, TRANSACTIONS ON ANTENNAS AND PROPAGATION, Electrical and Computer Engineering Department, University of Central Florida, Orlando, FL 32816 USA., Vol. 8, No. 5, pp.768-775, 2000.
- ENGEL, MATHEUS SOUZA PINTO. **Estudo de técnicas de conformação de feixes fixa e ótima para arranjo circular uniforme com base em um sistema sonar passivo.** Dissertação de Mestrado. Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2018.
- ENRICONI, M. P. et al. Phase Transmittance RBF Neural Network Beamforming for Static and Dynamic Channels. **IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters**, p. 243-247, vol. 19, Nº. 2, february 2020
- FAUSETT, LAURENE. (1994). "*Fundamentals Of Neural Networks Architectures, Algorithms and Applications*". Prentice-Hall, ISBN: 0133341860, 9780133341867.
- FERNANDES, E. M. F. **Aplicação de superfície seletiva em frequência para melhoria de desempenho de sistemas de antenas tipo banda dupla.** Dissertação de Mestrado: Universidade Federal Fluminense, Niterói, RJ, 2016.
- FRENZEL, L. E. **Fundamentos de Comunicação Eletrônica: Linhas, Micro-ondas e Antenas**, São Paulo: AMGH Editora Ltda., 2013.
- FROST, O. L. An algorithm for linearly constrained adaptive array processing. **Proceedings of IEEE**, p. 926–935, 1972.
- FUSCO, V. F., **Teoria e Técnica de Antenas: Princípios e Prática**, São Paulo: Bookman, 2006.
- GARCIA, L. G. et al. Implementação of a neural network based digital Beamformer for a UMTS smart antenna. **IEEE Dpto. Señales, Sistemas y Radiocomunicaciones. Universidad Politcnica de Madrid. E.T.S.I. Telecomunicacion. 28040 Madrid. Spain**, p. 119-123, 2004.
- GODARA, L. C. Application of antenna arrays to mobile communications. II. Beam-forming and direction-of-arrival considerations. **Proceedings of the IEEE**, p. 1195-1245, 1997.
- GODARA, L. C. "Application of antenna arrays to mobile communications, part II: **Beamforming and direction-of-arrival considerations**", *Adapt. Antennas Wireless Commun.*, vol. 85, no. 8, pp. 95–145, 2009.
- GOLDSMITH, A. (2004). *Wireless Communications*. California.
- GROSS, F. **Smart antennas for wireless communications with MATLAB**. [S.l.]: McGraw Hills, 2005.

- HAGHIGHI, G. and HOSSEIN, M., “**Beamforming in wireless networks,**” in *Towards 5G Wireless Networks - A Physical Layer Perspective*. London, U. K.: Intech, 2016, pp. 163–192
- HAYKIN, S. **Adaptive Filter Theory**. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 1996.
- HAYKIN, S. **Adaptive Filter Theory**. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 2002.
- HAYKIN, S. **Neural Networks and Learning Machines**. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 2009.
- HAYKIN, S., VAN VEEN, B. **Signals and Systems**. New York, USA, John Wiley & Sons, Inc., 1999.
- HONIG, M.; MADHOW, U.; VERDU, S. Blind multiuser detection. **IEEE Transactions on Information Theory**, p. 944–960, 1995.
- ISLAM, MOHAMMAD TARIQUL and RASHID, ZAINOL ABIDIN ABDUL. “**MI-NLMS Adaptive Beamforming Algorithm For Smart Antenna System Applications**”, Journal of Zhejiang University Science, Department of Electrical, Electronics and System Engineering, Faculty of Engineering, University of Kebangsaan Malaysia, ISSN 1009-3095, July 2006 pp.1709-1716.
- JAIN, R., KATIYAR, U., & AGRAWAL, N. (2011). **Smart Antenna for Cellular Mobile Communication**. *VSRD International Journal of Electrical, Electronics & Comm. Engg*, 530-541.
- KARMAKAR, N. C. (2011). *Handbook of Smart Antennas for RFID Systems*. John Wiley & Sons.
- KAVAC, A. et al., **Using adaline neural network for performance improvement of smart antennas in TDD wireless communications**, in *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 16, no. 6, pp. 1616-1625, Nov. 2005.
- KAWITKAR, R., & WAKDI, D. (2005, September). **Advances in smart antenna system**. *Journal in Scientific & Industrial research*, 660-665.
- KHAN, S., AHMAD, J., NASEEM, I. et al. **A Novel Fractional Gradient-Based Learning Algorithm for Recurrent Neural Networks**. *Circuits Syst Signal Process* 37, 593–612 (2018). <https://doi-org.ez14.periodicos.capes.gov.br/10.1007/s00034-017-0572-z>
- KOIVO, HEIKKI and ELMUSRATI, MOHAMMED. “**Smart Antennas, Systems Engineering in Wireless Communications**”, John Wiley and Sons, Ltd. ISBN: 978-0-470-02178-1, 2009, pp 261-302.
- KUO, S. M.; GAN, W.-S. **Digital Signal Processors: Architectures, Implementations, and Applications**. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2005.

- LIBERTI, JOSEPH C. & RAPPAPORT, THEODORE S. **Smart Antenna for Wireless Communication: IS-95 and Third Generation CDMA Applications**. New Jersey: Prentice Hall, 1999.
- LITVA, J. .; LO, T. K. **Digital beamforming in wireless communications**. [S.l.]: Artech House, 1996.
- LIU, W., WEISS, S. **Wideband Beamforming: Concepts and Techniques**. United Kingdom, John Wiley & Sons Ltd, 2010.
- LI, JIAN and STOICA, PETRE. **“Robust Adaptive Beamforming”**. JOHN WILEY & SONS, INC, ISBN: 10 0-471-67850-3, 2005.
- LI, Y.; ZHANG, J.; MA, Z. and ZHANG, Y. **“Clustering analysis in the wireless propagation channel with a variational Gaussian mixture model”**, *IEEE Trans. Big Data*, p. 1, doi: 10.1109/TBDATA.2018.2840696.
- LU, S. et al. A novel GSC beamformer using a combination of two adaptive filters for smart antenna array. **IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters**, p. 377-380, 2012.
- LU, S. T. et al. **A mixing vector based an affine combination of two adaptive filters for sensor array beamforming**. Progress In Electromagnetics Research, p. 361–387, 2012.
- MALLIORAS, IOANNIS et al. A Novel Realistic Approach of Adaptive Beamforming based on Deep Neural Networks. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, 2022.
- MANSOUR, RAWAN **Adaptive Beamforming Approaches for Smart Antenna Systems**. Dissertation Submitted to the Graduate School of Applied Sciences of Near East Univesity, Nicosia, Chipre, 2016.
- MORAES, L. **Antenas Impressas Compactas para Sistemas WIMAX**, Dissertação de Mestrado: Universidade de São Paulo, 2012.
- NGUYEN, HUNG TUAN. **“Multiple Antenna Systems for Mobile Terminals”**, PhD. Thesis, Department of Communication Technology, Aalborg University, Denmark, 2005.
- OLENEWA, J. (2013). **Guide to Wireless Communications**. Cengage Learning.
- ORAKWUE, S. I. et al. Neural network based switch beam smart antenna. **IEEE Conference Publications, 2014**, pp 292-296.
- PEI, B. et al. Research on smart antenna beamforming by generalized regression neural network. **IEEE conference publications, 2013**, pp. 1-4.
- POZAR, D. M., **Microwave Engineering**, John Wiley & Sons, Inc., 1998.
- RIBEIRO, ANTONIO et al. Um algoritmo RLS-LMS usando combinação afim de filtros adaptativos para conformação de feixe em antenas inteligentes. **In: Anais do 14º Simpósio**

- Brasileiro de Automação Inteligente, 2019, Ouro Preto.** Anais eletrônicos... Campinas, Galoá, 2019. 10.17648/sbai-2019-111446.
- RAPPAPORT, THEODORE S. **Comunicações sem fio: princípios e prática**, 2ª edição, 2002.
- RAWAT et al. Neural Modeling of 15 Element Dynamic Phased Array Smart Antenna. **IEEE publications**, pp. 45 - 48, 2009.
- RODVOLD, D.M.; MC LEOD, D.G.; BRANDT, J.M.; SNOW, P.B. and MURPHY, G.P. (2001). "**Robust Adaptive Beamforming Introduction to Artificial Neural Networks for Physicians: Taking the Lid Off the Black Box**". Wiley-Liss, Inc., Vol. 46, Issue 1, pp.39–44.
- SADIKU, MATTHEW N. O. **Elementos de Eletromagnetismo**, 5ª edição, Porto Alegre: Bookman, 2012.
- SALLOMI, A. H. and ALBANEE, S. A. G. "**Smart Antenna Adaptive Beamforming Base on Neural Network with Different Training Algorithms**". **Journal Engineering and Sustainable Development**. Vol. 20, Nº 03, May 2016 ISSN 2520-0917 www.jeasd.org.
- SALLOMI, A. H. and ELMAN, S. A. "**Recurrent Neural Network Application in Adaptive Beamforming of Smart Antenna System**" **International Journal of Computer Applications (0975 – 8887)**. Volume 129 – No.11, November 2015.
- SAREVSKA, M. et al., Alternative signal detection for neural network-based smart antenna, **7th Seminar on Neural Network Applications in Electrical Engineering**, 2004. NEUREL 2004, pp. 85-89.
- SAYED, A. H. **Adaptive Filters**. Hoboken, NJ: JohnWiley & Sons, 2011.
- SENTHILKUMAR, K. S. et al. Accuracy of Perceptron Based Beamforming for Embedded Smart and MIMO Antennas. **IEEE International Symposium on Fundamentals of Electrical Engineering University Politechnica of Bucharest, Romania**, June 30 – July 2, 2016.
- SHARMA, PARAMANAND. "**Neural Network Based Robust Adaptive Beamforming Para Smart Antenna System**". Tese MTech. Institute of Technology. Rourkela. 2009.
- SILVA, G. e BARRADAS, O., **Sistemas Radiovisibilidade**, Rio de Janeiro: Embratel, 1983.
- SILVA, WILANDER TESTONE PEREIRA DA. **Modelagem estocástica: teoria, formulação e aplicações do algoritmo LMS**. Dissertação de Mestrado. UFMA. São Luís, 2016.
- SOHRABI, FOAD; CHEN, ZHILIN and YU, WEI. Deep Active Learning Approach to Adaptive Beamforming for mmWave Initial Alignment, in **IEEE Journal on Selected Areas in Communications**, doi: 10.1109/JSAC.2021.3087234.

- SRAR, J. A.; CHUNG, K. S. Adaptive RLMS algorithm for antenna array beamforming. In **TENCON 2009-2009 IEEE Region 10 Conference**, Janeiro 2009. 1-6.
- STEARNS, S. D. . H. D. R. . **Digital Signal Processing with Examples in Matlab**. [S.l.]: CRC Press, 2011.
- STEVANOVIC, I., SKRIVERVIC, A., & MOSIG, J. R. **Smart Antenna Systems for Mobile Communications**. Lausanne - Suíça, 2003.
- STOICA, P.; MOSES, R. L. **Introduction to spectral analysis**. Upper Saddle River, NJ: Prentice hall, 1997.
- TAN, L. **Digital Signal Processing: Fundamentals and Applications**. London: Elsevier, 2018.
- WIDROW, B. . M. P. E. . G. L. J. . & G. B. B. Adaptive antenna systems. **Proceedings of the IEEE**, p. 2143-2159., 1967.
- WIDROW, B.; HAYKIN, S. **Least-mean-square adaptive filters**. New York: Wiley-Interscience, 2003.
- VAN TREES, H. L. **Optimum Array Processing: Part IV of Detection, Estimation and Modulation Theory**. New York, USA, John Wiley & Sons, Inc., 2002.
- ZHANG, S. and THNG, I. L. - Robust presteering derivative constraints for broadband antenna arrays. **IEEE Trans. Signal Processing**. Vol. 50, pp. 1-10, Jan. 2002.
- ZHAO, ZHONGHUI; ZHAO, HUILING; ZHENG, MINGXUAN. Constraint antenna array beamforming based on multi-objective radial basis function neural network. In: **2017 Sixth Asia-Pacific Conference on Antennas and Propagation (APCAP)**. IEEE, 2017. p. 1-3.
- ZOOGHBY, A.H. et al. Radial Basis Function Neural Network Algorithm for Adaptive Beamforming in Cellular Communication Systems. **IEEE Electrical and Computer Engineering Department**. University of Central Florida. Orlando, Florida 32816, p. 53-56, 1998.
- ZOOGHBY, A.H. et al. A neural network-based smart antenna for multiple source tracking. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**. Vol.: 48, Ed.: 5, May 2000 p. 768 - 776, 2000.

Anexo I

ANTENAS

A.1 Introdução

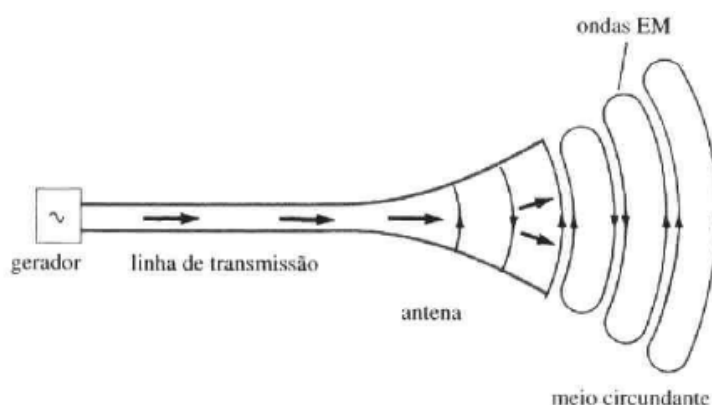
Em um meio de transmissão, as antenas se constituem em elementos muito importantes dentro de um sistema de comunicação. Servem de meio para transformar ondas eletromagnéticas propagadas no espaço livre em ondas eletromagnéticas para um dispositivo de guia e vice-versa.

Segundo (Balanis, 2016) a antena é a estrutura de transição entre o espaço livre e um guia de onda ou linha de transmissão, utilizados para transportar energia eletromagnética da fonte transmissora para a antena receptora ou da antena transmissora para o receptor da outra ponta, conforme ilustrado na Fig. A.1.

As antenas são dispositivos que servem de meio para receber ou transmitir ondas eletromagnéticas propagadas no espaço livre. Como ela está diretamente envolvida num meio com campos eletromagnéticos, torna-se necessário abordar os princípios das equações de Maxwell que permeiam todo esse campo envolvendo o estudo de Antenas.

Pode-se dizer também que uma antena é um dispositivo usado para servir de meio entre o espaço livre e o dispositivo transceptor transferindo e captando as ondas eletromagnéticas.

Neste apêndice, observa-se as definições necessárias a respeito das antenas de uma maneira geral, na qual são abordados, entre outros, os principais parâmetros deste dispositivo e a classificação dos tipos de antenas e os principais tipos de arranjos de antenas, dentre os quais o que mais interessa que é o arranjo linear, sendo este o tipo de arranjo de antenas adotado nesse trabalho.

Figura A.1: Antena como dispositivo de transição

(Fonte: Sadiku, 2012)

A.2 Equações de Maxwell para Campos Eletromagnéticos

James Clerk Maxwell (1831-1879) é o responsável pela Teoria Eletromagnética em seu atual formato. Este trabalho tornou possível a descoberta das ondas eletromagnéticas. Maxwell introduziu o conceito de corrente de deslocamento e previu a existência das ondas eletromagnéticas. As equações de Maxwell foram confirmadas por Heinrich Rudolf Hertz (1857-1894). Hertz obteve sucesso em seus experimentos ao gerar e detectar ondas de rádio (Sadiku, 2012).

As equações de Maxwell são as ditas equações básicas do eletromagnetismo. Elas são capazes de explicar vários fenômenos e são a base do funcionamento de muitos dispositivos eletromagnéticos.

A Tabela A.1 retrata um quadro resumo das equações de Maxwell para campos eletromagnéticos variantes no tempo. Dependendo da natureza do problema, determina-se a escolha da forma integral ou diferencial (Sadiku, 2012).

Tabela A.1: Forma Geral das Equações de Maxwell

Diferencial	Integral	Comentários
$\nabla \cdot \mathbf{E} = \frac{\rho}{\epsilon_0}$	$\oint_S \mathbf{E} \cdot d\mathbf{S} = \int_v \frac{\rho}{\epsilon_0} dv$	Lei de Gauss
$\nabla \cdot \mathbf{B} = 0$	$\oint_S \mathbf{B} \cdot d\mathbf{S} = 0$	Lei de Gauss Magnética
$\nabla \times \mathbf{E} = -\frac{\partial \mathbf{B}}{\partial t}$	$\oint_L \mathbf{E} \cdot d\mathbf{l} = -\frac{\partial}{\partial t} \int_S \mathbf{B} \cdot d\mathbf{S}$	Lei de Faraday - Lenz
$\nabla \times \mathbf{B} = \mu_0 \mathbf{J} + \mu_0 \epsilon_0 \frac{\partial \mathbf{E}}{\partial t}$	$\oint_L \mathbf{B} \cdot d\mathbf{l} = \int_S \mu_0 \left(\mathbf{J} + \frac{\epsilon_0 \partial \mathbf{E}}{\partial t} \right) \cdot d\mathbf{S}$	Lei Ampère - Maxwell

(Fonte: Sadiku, 2012)

A.3 Tipos de Antenas

São diversos os tipos de antenas disponíveis atualmente. As mesmas podem ser encontradas e classificadas nas denominações do tipo filamentosas, de abertura, refletoras, matriciais, com lente e planares.

A.3.1 Antenas Filamentosas

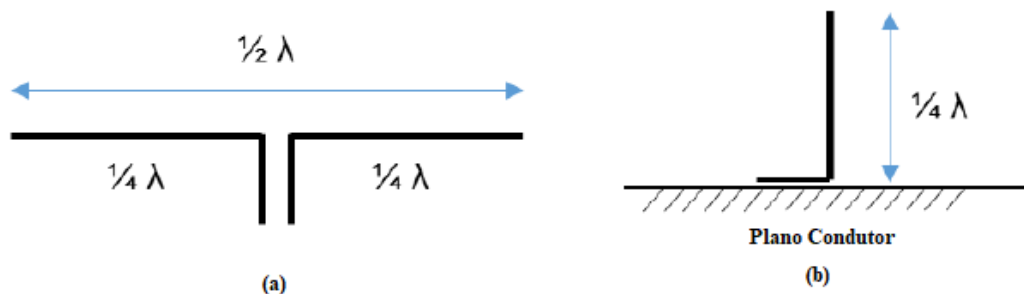
O tipo mais comum de antena é a denominada de arame ou filamentar. Ela é simples em sua construção, além de apresentar versatilidade em diversas aplicações. As principais são a dipolo, a tipo espira e a helicoidal (Balanis, 2016).

As características básicas das antenas do tipo dipolo é que são retas, sem aterramento e apresentam o comprimento total l igual ao comprimento de onda λ irradiado pela antena, conforme sua faixa de frequência de operação. As antenas dipolo mais comuns são a de meia onda e a de um quarto de onda, podendo apresentar polarização horizontal ou vertical.

Formada por duas hastes condutoras, a antena dipolo de meia onda é alimentada no centro, através de uma linha de transmissão, na qual a impedância de entrada varia de acordo com sua distância do solo em comprimento de onda (λ). Cada haste possui o tamanho de $\lambda/4$ com o comprimento total de $\lambda/2$, conforme ilustrado através da Fig. A.1 (a).

As antenas dipolo de quarto de onda, também conhecidas como antenas monopolos, têm sua formação por um fio metálico retilíneo de comprimento de $(1/4)\lambda$, colocado sobre um plano de terra, também conhecido como plano condutor infinito, conforme Fig. A.2 (b). O monopolo produz um campo na região acima do plano de terra. Esse campo é igual ao produzido por um dipolo de meia onda sem o plano de terra.

Figura A.2: Antena dipolo (a) de 1/2 onda e (b) de 1/4 de onda



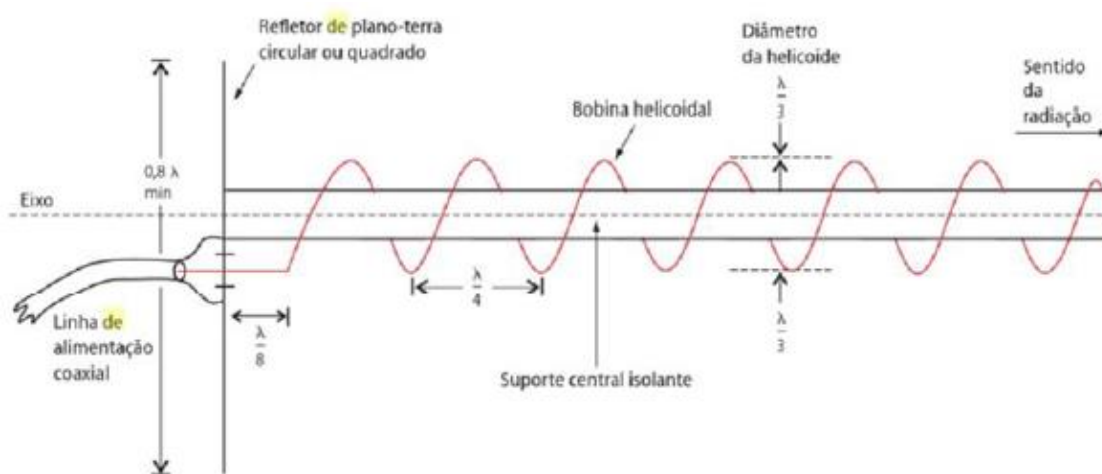
(Fonte: Fernandes, 2016)

Além das formas: circular, retangular, quadrada, elíptica, as antenas podem apresentar outros tipos de configuração. A espira circular é a mais comum por causa de sua simplicidade no que tange à sua construção. Pode ser construída no formato de uma bobina, apresentando o núcleo a ar ou ferrite.

As antenas helicoidais possuem polarização circular e são construídas na forma de espiral ou de hélice a partir de um ou múltiplos condutores. Irradia uma onda que se propaga na forma de uma espiral (Fusco, 2006), conforme mostra a Fig. A.3.

A antena helicoidal possui o diâmetro correspondente a um terço do comprimento de onda com espaçamento de algo em torno de $\lambda/4$ entre as espiras. (Frenzel, 2013). São bastante utilizadas em sistemas de navegação por satélite (GPS), tendo em vista que não precisam de ajuste de polarização.

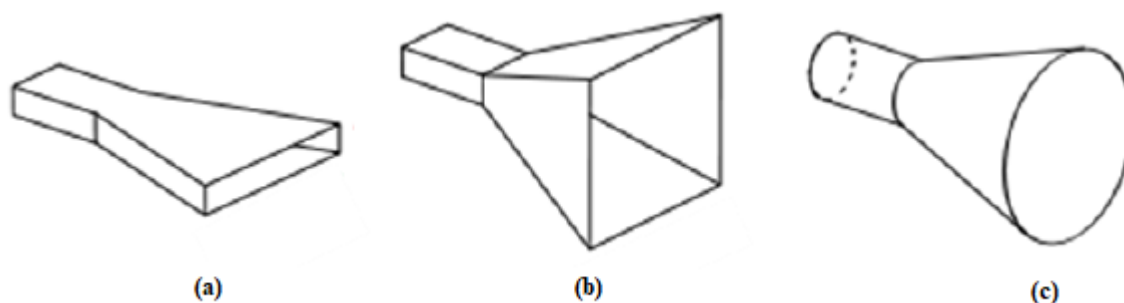
Figura A. 3: Antena Helicoidal



(Fonte: Frenzel, 2013)

A.3.2 Antenas de Abertura

Utilizado como guia de onda, as antenas de abertura têm sua aplicação em sistemas de altas frequências. Servem, neste caso, como dispositivo que realiza o casamento de impedância entre o guia de onda e o espaço livre. A Fig. A.4 ilustra três tipos de antenas de abertura ou corneta: setorial, piramidal e cônica. Com excelente ganho e diretividade, as antenas cornetas dependem diretamente de suas dimensões para ter essas características bem desenvolvidas (Frenzel, 2013).

Figura A.4: Antenas corneta (a) Setorial, (b) Piramidal e (c) Cônica

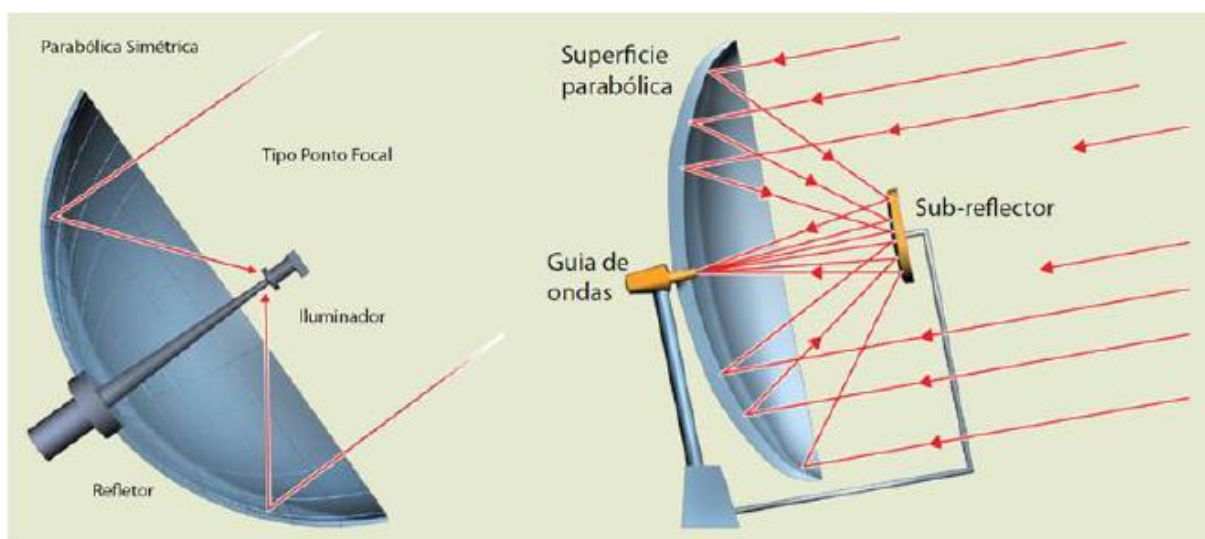
(Fonte: Balanis, 2016)

A.3.3 Antenas Refletoras

Essas antenas têm como característica um refletor parabólico que concentra os feixes de ondas de forma perpendicular ao plano da antena, no qual é posicionada, em um determinado ponto focal.

O tipo de alimentação da antena determina os tipos de configurações físicas da superfície refletora. Na Fig. A.5, a antena da esquerda ilustra um refletor parabólico com alimentador frontal e a da direita apresenta um refletor parabólico com um sub-refletor também parabólico no foco da parábola, chamado de *Cassegrain* (Balanis, 2016).

Para transmissão e recepção geralmente é utilizada uma antena dipolo ou corneta cônica em conjunto com o refletor parabólico. Na recepção do sinal, o refletor recebe as ondas e as reflete em direção à antena no ponto focal. Já na transmissão, a antena irradia o sinal para o refletor que reflete as ondas em feixes paralelos estreitos e propaga o sinal no ambiente. Na antena *cassegrain*, o sinal da antena atinge o sub-refletor, que reflete as ondas eletromagnéticas para o refletor maior, o qual irradia o sinal em feixes paralelos.

Figura A.5: Antena refletora com alimentação frontal e Cassegrain

(Fonte: Carvalho e Badinhan, 2011)

A.3.4 Antenas de Arranjo (Matriciais)

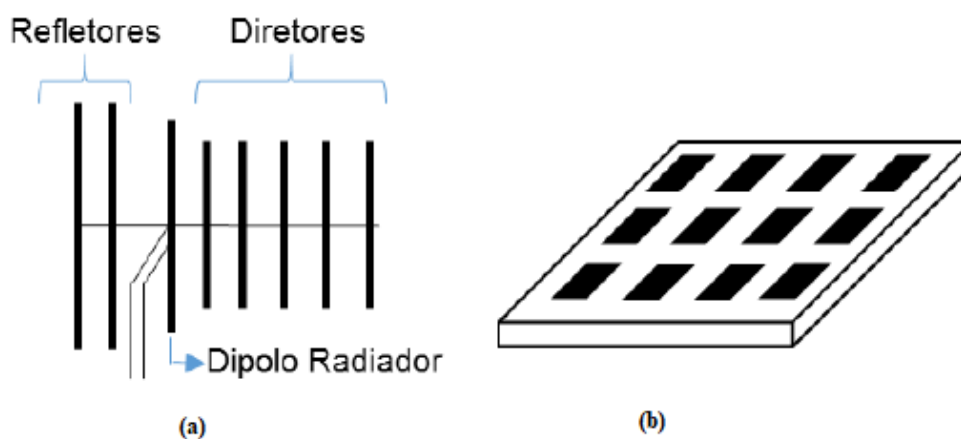
As antenas guardam características até aqui comentadas, mas muitas aplicações exigem características de irradiação que não podem ser realizadas por um elemento e sim por um conjunto ou arranjo. Dessa forma, é possível agregar as características dos elementos radiantes em um arranjo geométrico e elétrico de elementos, resultando nas características de irradiação que se desejam (Balanis, 2016).

As antenas de arranjo (matriciais) podem ser dispostas por um arranjo de estruturas do tipo filamentar, de abertura, microfita etc. O arranjo de antenas é mostrado na Fig. A.6 apresentando alguns exemplos típicos desse tipo de configuração.

O arranjo mais comum é a antena Yagi-Uda, que é formada por um conjunto de dipolos em paralelo, onde o principal é o excitador e os demais são refletores e diretores, que têm a função de elevar o ganho da antena e sua relação frente-costa, respectivamente.

No item 2.5, que tratou a respeito do arranjo de antenas, comentou-se de forma mais detalhada sobre os principais aspectos envolvidos, bem como o padrão do campo resultante irradiado através desse conjunto. Esse estudo foi de vital importância no desenvolvimento da presente pesquisa, tendo em vista que envolve o sinal de entrada irradiado através do conjunto de antenas e do tratamento dado pela filtragem desse sinal até a saída desejada.

Figura A.6: Representação de arranjo de antenas. (a) Yagi-Uda e (b) Antena de microfita

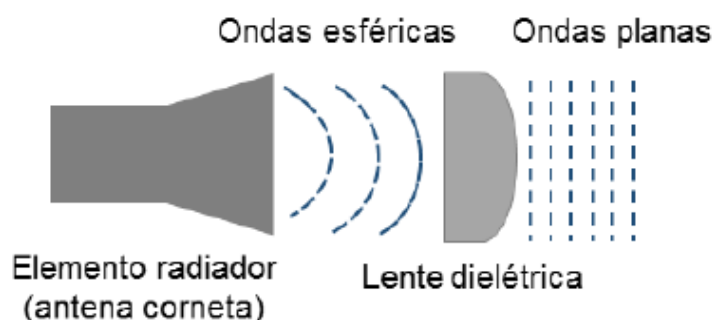


(Fonte: Fernandes, 2016)

A.3.5 Antenas com Lente

São antenas que possuem uma lente dielétrica colocada na frente do elemento radiador. Isto objetiva a concentração de energia irradiada em um feixe estreito ou visa concentrar a energia recebida no receptor, podendo ser um dipolo ou uma antena corneta. Esta pode servir de fonte de radiação ou elemento radiador. A lente recebe essas ondas esféricas e as concentra em ondas planas (Balanis, 2016). A Fig. A.7 ilustra essa descrição. As dimensões das antenas com lente são muito grandes quando se considera baixas frequências. Dessa forma, tem-se pequenas dimensões em frequências acima de 40 GHz (Frenzel, 2013).

Figura A.7: Antenas com lentes dielétricas



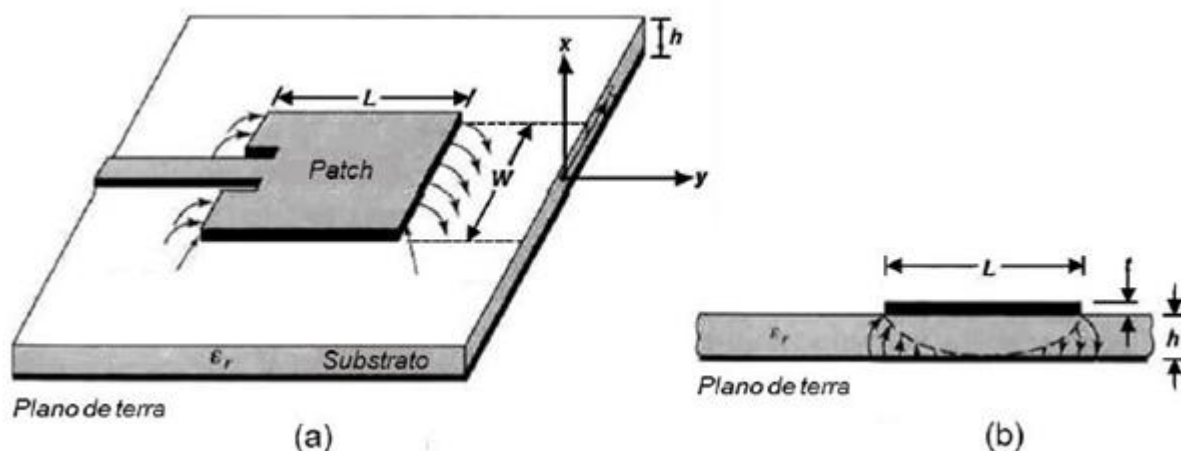
(Fonte: Fernandes, 2016)

A.3.6 Antenas de Microfita

A antena de microfita (*microstrip*) é também conhecida como antena *patch* ou planar, ou, ainda, antena impressa. Suas construções utilizam as técnicas de fabricação de circuito impresso. Sua constituição possui um elemento metálico plano (*patch*) sobre um plano de terra, ambos separados por uma camada de dielétrico denominado substrato.

As antenas de microfita são empregadas em diversas áreas, tais como: comunicações via satélite, GPS, radares, sensoriamento remoto, sistemas de comunicação sem fio, comando e controle, telemetria de mísseis e aplicações médicas (Moraes, 2012).

Conforme já mencionado, é composta basicamente por um *patch*, um substrato e um plano de terra. A Fig. A.8 apresenta uma visão geral de uma antena de microfita. O *patch* metálico tem comprimento L , largura W e espessura t ($t \ll \lambda_0$, sendo λ_0 o comprimento de onda no espaço livre), um substrato dielétrico com espessura h ($h \ll \lambda_0$) e permissividade elétrica ϵ_r , além de um plano de terra.

Figura A.8: Antena de microfita (a) vista de cima e (b) vista lateral

(Fonte: Balanis, 2016)

Conforme mostra a Fig. A.8 acima, o comprimento L do *patch* corresponde, em geral, à metade do comprimento de onda. Esse parâmetro L influencia na frequência de operação da antena. Já a largura W do *patch* tem influência na largura de banda da antena. Sua dimensão tem que seu valor inicial correspondente a $W = 1,5 L$, tendo variação até alcançar uma largura de banda aceitável (Balanis, 2016). No caso de antenas de microfita, em que o *patch* tenha o formato circular, o diâmetro da antena varia entre $0,55\lambda$ e $0,59\lambda$ (Frenzel, 2013).

Para uma estrutura de antena de microfita projetada com sua irradiação sendo normal ao *patch*, denomina-se irradiação *broadside*, caso seja na direção axial ao *patch*, denomina-se irradiação *end-fire*. Isso tudo depende da escolha do modo de alimentação.

A.4 Parâmetros Fundamentais no Desempenho de Antenas

O desempenho de uma antena está diretamente ligado a determinados parâmetros que elas possuem, cujas características e valores dependem da sua construção e para qual aplicação a mesma foi projetada. Quando se deseja estudar o comportamento desse dispositivo (antena) é necessário observar o seu desempenho e possuir as informações a respeito das particularidades desses parâmetros. (Balanis, 2016)

Alguns deles estão inter-relacionados e nem todos precisam ser especificados para uma descrição completa do desempenho da antena.

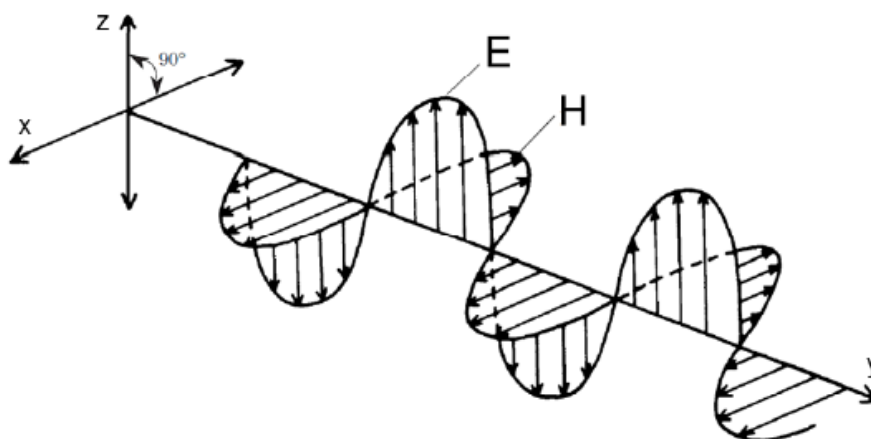
As definições e características desses parâmetros a serem fornecidos são informados nas seções seguintes e são, principalmente, a polarização, o diagrama de irradiação, a intensidade de irradiação, diretividade e o ganho direto, ganho de potência etc.

A.4.1 Polarização

Define-se a polarização de uma antena como a polarização da onda transmitida pela antena. Através da Fig. A.9 tem-se a representação de uma onda polarizada em um meio dielétrico sem perdas. Destaca-se que o E representa o campo elétrico e H o campo magnético. Nota-se, neste caso, que o campo E oscila verticalmente ao longo do tempo, sendo assim, esta antena apresenta uma polarização linear vertical. No caso em que o campo oscila horizontalmente ao longo do tempo, a polarização é dita linear horizontal. A polarização pode ser ainda classificada como circular para a direita ou circular para a esquerda.

Apenas para citar o caso de transmissão via satélite para um uso mais eficiente dos canais disponíveis, a polarização linear horizontal e vertical e a polarização circular esquerda e direita podem ser aplicadas ao mesmo tempo ou por frequência de canal.

Figura A.9: Representação de uma onda plana



(Fonte: Carr, 2011)

Existem três tipos de classificação para a polarização das ondas eletromagnéticas: linear, circular ou elíptica (Balanis, 2016), conforme mostrado na Fig. A.10.

Na polarização linear, a amplitude varia em função do tempo pelo fato do vetor campo elétrico traçar uma linha no espaço. São duas as condições necessárias para haver uma polarização linear:

(a) O campo elétrico apresenta apenas uma componente.

(b) O campo elétrico apresenta duas componentes com polarização linear, estando em fase ou defasadas no tempo de 180° entre si.

A polarização linear pode ser vertical ou horizontal, se o campo elétrico é vertical ou horizontal em relação a uma superfície de referência. Alerta-se para o fato de que, em um enlace, as antenas de transmissão e recepção devem ser posicionadas de acordo com o mesmo tipo de polarização.

Na polarização circular para uma amplitude que se mantém constante, o vetor campo elétrico descreve um círculo no espaço. As condições para se ter polarização circular são as que seguem:

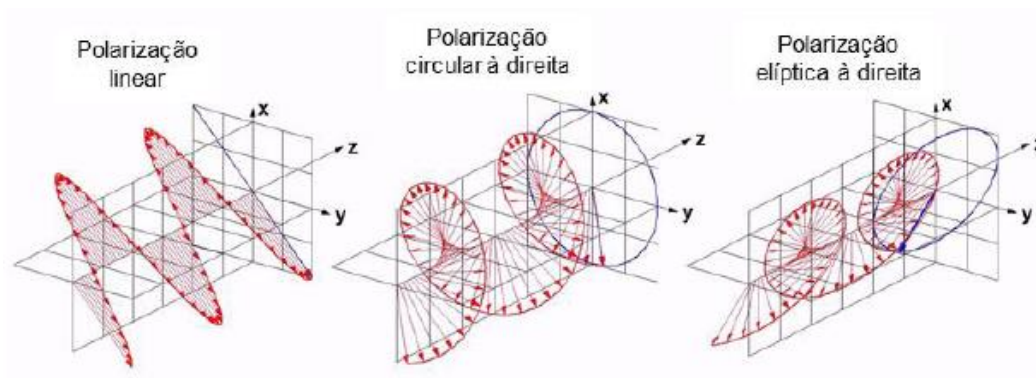
(a) As duas componentes do campo elétrico devem ser ortogonais entre si e polarizadas linearmente.

(b) Mesma amplitude para as duas componentes.

(c) Duas componentes defasadas no tempo de múltiplos ímpares de 90° .

Pode-se obter uma polarização circular à direita ou à esquerda. Para isso, basta observar se o campo elétrico está rotacionado no sentido horário ou no anti-horário, respectivamente.

O vetor campo elétrico na polarização elíptica tem grande importância, pois traça uma elipse no espaço, com sua amplitude variando ao longo do tempo. Pode-se representar uma onda elípticamente polarizada através da soma de uma onda circularmente polarizada à direita com outra onda circularmente polarizada à esquerda, utilizando amplitudes distintas.

Figura A.10: Tipos de polarização de ondas eletromagnéticas

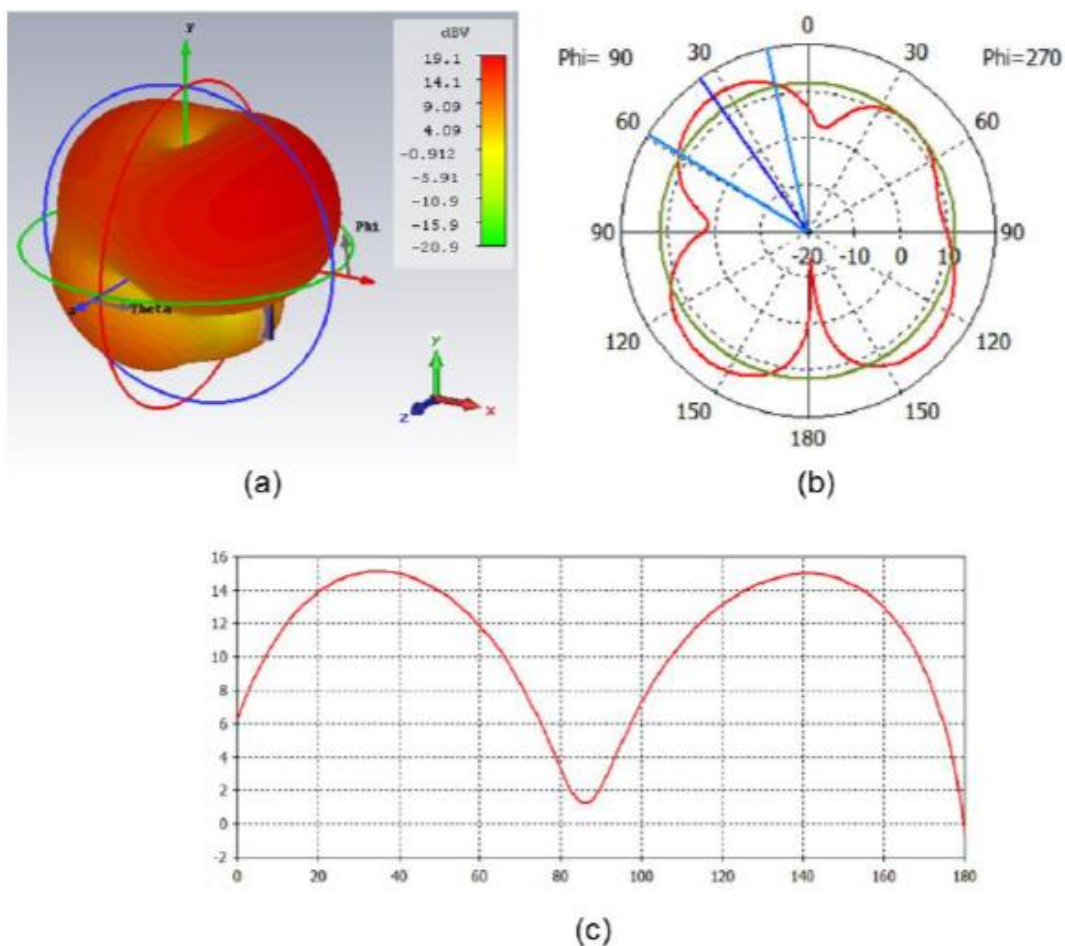
(Fonte: Balanis, 2016)

A.4.2 Diagrama de Irradiação

Pode-se representar graficamente as propriedades de irradiação de uma antena na região de campo distante. No estudo de antenas, essa representação denomina-se diagrama de irradiação (Balanis, 2016). Os diagramas de irradiação podem ser representados na forma tridimensional (3D). Tradicionalmente, representa-se na forma bidimensional (2D), na forma polar ou na forma retangular, tendo em vista a dificuldade de representá-los na forma 3D através de medições. A Fig. A.11 ilustra o diagrama de irradiação.

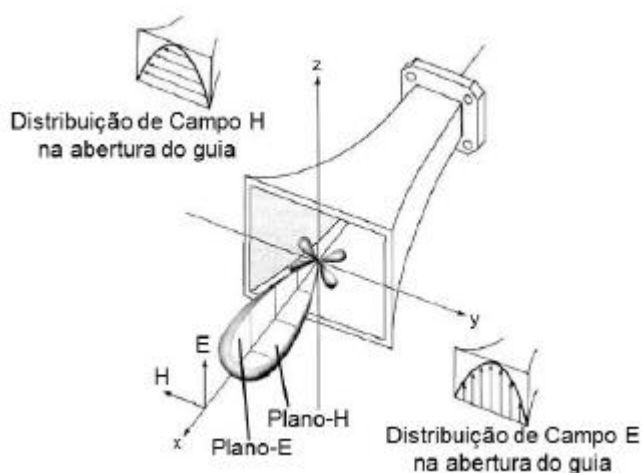
Figura A.11: Diagrama de irradiação

(a) na forma tridimensional, (b) na forma polar e (c) na forma retangular.



(Fonte: Fernandes, 2016)

Pode-se representar os diagramas de irradiação tanto no plano E quanto no plano H. A Fig. A.12 mostra essa representação. Os eixos Y-Z (diagrama vertical) forma o plano-E que contém o vetor campo elétrico e a direção de máxima irradiação. O plano-H é formado pelos eixos X-Z, conhecido como diagrama vertical para $\phi = 0^\circ$ (Balanis, 2016). O campo elétrico no plano X-Y representa o diagrama horizontal.

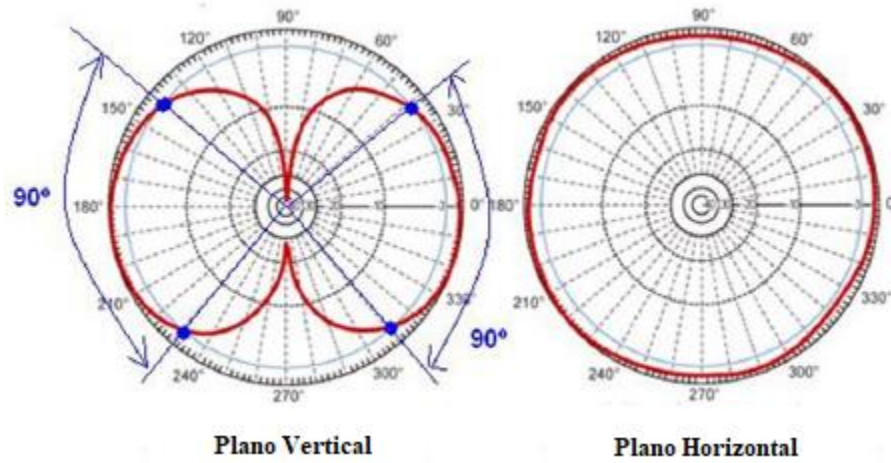
Figura A.12: Planos E e H para o padrão de emissão de uma antena do tipo corneta piramidal

(Fonte: Balanis, 2016).

Pode-se representar diagramas de irradiação nos planos horizontal e vertical para antenas que emitem radiação linearmente polarizada. O diagrama de irradiação vertical para uma antena que irradia segundo polarização linear vertical corresponde ao diagrama no plano-E. Analogamente, o diagrama de irradiação horizontal é designado pelo diagrama no plano-H. Em contrapartida, o diagrama de irradiação horizontal para uma antena que irradia segundo polarização linear horizontal, corresponde ao plano-E. Já o diagrama de irradiação vertical é representado pelo plano-H (Camargo, 2008).

Um diagrama de irradiação de uma antena omnidirecional é representado pela Fig. A.13. O diagrama é representado nos planos vertical e horizontal. Pelo fato de ser omnidirecional, observa-se que a antena irradia, uniformemente, em todas as direções no plano horizontal. As direções de irradiação máxima e irradiação nula são representados no plano vertical (Silva e Barradas, 1983).

Figura A.13: Diagrama de irradiação nos planos vertical e horizontal de uma antena omnidirecional



(Fonte: Fernandes, 2016)

A.4.3 Intensidade de Irradiação

Define-se a intensidade de irradiação de uma antena é definida como

$$U(\theta, \phi) = r^2 \mathcal{P}_{méd}. \quad (\text{A. 1})$$

De (A.1), a potência total média (no tempo) irradiada pode ser expressa como:

$$\begin{aligned} P_{ir} &= \oint_S \mathcal{P}_{méd} dS = \oint_S \mathcal{P}_{méd} r^2 \sin\theta d\theta d\phi = \int_S U(\theta, \phi) \sin\theta d\theta d\phi, \\ &= \int_{\phi=0}^{2\pi} \int_{\theta=0}^{\pi} U(\theta, \phi) d\Omega, \end{aligned} \quad (\text{A. 2})$$

Onde $d\Omega = \sin\theta d\theta d\phi$ é o *ângulo sólido diferencial* em esferoradianos (sr). Portanto, a intensidade de irradiação $U(\theta, \phi)$ é medida em watts por esferoradianos (W/sr). O valor médio de $U(\theta, \phi)$ é a potência total irradiada dividida por 4π sr; isto é,

$$U_{méd} = \frac{P_{ir}}{4\pi} \quad (\text{A. 3})$$

A.4.4 Diretividade e Ganho Diretivo

Existem grandezas associadas aos diagramas de irradiação que podem ser mensurados

No caso do ganho diretivo $G_d(\theta, \phi)$ sua medida da concentração da potência irradiada numa determinada direção definida por (θ, ϕ) .

Pode-se interpretar esse ganho como a capacidade da antena de direcionar a potência irradiada em uma determinada direção. Algebricamente, corresponde à razão entre a intensidade da irradiação em uma determinada direção (θ, ϕ) e a intensidade de irradiação média, ou seja,

$$G_d(\theta, \phi) = \frac{U(\theta, \phi)}{U_{méd}} = \frac{4\pi U(\theta, \phi)}{P_{ir}}. \quad (\text{A. 4})$$

Substituindo a Eq. (A.1) na Eq. (A.4), $\mathcal{P}_{méd}$ pode ser expressa em termos do ganho diretivo como

$$\mathcal{P}_{méd} = \frac{G_d}{4\pi r^2} P_{ir}. \quad (\text{A. 5})$$

O ganho diretivo $G_d(\theta, \phi)$ depende do diagrama de irradiação da antena.

Para o dipolo hertziano (assim como para o dipolo $\lambda/2$ e o monopolo $\lambda/4$) $\mathcal{P}_{méd}$ é máximo em $\theta = \pi/2$ e mínimo (zero) em $\theta = 0$ ou π . Assim, o dipolo hertziano irradia potência preferencialmente na direção perpendicular ao seu comprimento.

Para uma antena isotrópica $G_d = 1$. essa antena é do tipo ideal, pois não existe fisicamente.

A diretividade D de uma antena é a razão entre a intensidade de irradiação máxima e a intensidade de irradiação média. Sendo assim, a diretividade D é o valor máximo do ganho diretivo G_d , máx. Portanto,

$$D = \frac{U_{máx}}{U_{méd}} = G_{d, máx}, \quad (\text{A. 6 a})$$

Ou

$$D = \frac{4\pi U_{\text{máx}}}{P_{\text{ir}}} \quad (\text{A. 6 b})$$

A diretividade de uma antena isotrópica é $D = 1$; esse é o valor mínimo que D pode assumir.

Para o dipolo hertziano,

$$G_d(\theta, \phi) = 1,5 \text{ sen}^2\theta, \quad D = 1 \quad (\text{A. 7})$$

Para o dipolo de $\lambda/2$,

$$G_d(\theta, \phi) = \frac{\eta}{\pi R_{\text{ir}}} f^2\theta, \quad D = 1,64. \quad (\text{A. 8})$$

Onde $\eta = 120\pi$, $R_{\text{rad}} = 73 \Omega$ e

$$f(\theta) = \frac{\cos\left(\frac{\pi}{2} \cos\theta\right)}{\text{sen}\theta} \quad (\text{A. 9})$$

A.4.5 Ganho de Potência

Existem perdas denominadas perdas ôhmicas, P_ℓ , que ocorrem nas antenas. A definição de ganho diretivo definida na Eq. (2.61) não considera tais perdas. A estrutura da antena é composta por um condutor de condutividade finita, por isso a existência de P_ℓ . Conforme ilustrado na Fig. A.14, sendo P_{ent} a potência total de entrada da antena (Sadiku, 2012), então:

$$P_{\text{ent}} = P_\ell + P_{\text{ir}} = \frac{1}{2} |I_{\text{ent}}|^2 (R_\ell + R_{\text{ir}}) \quad (\text{A. 10})$$

Onde I_{ent} é a corrente nos terminais de entrada e R_ℓ é a *perda* ou *resistência ôhmica* da antena.

Dessa forma, P_{ent} é a potência recebida pela antena em seus terminais durante o processo de irradiação e P_{ir} é a potência irradiada pela antena. Sendo que P_{ℓ} , é a potência dissipada na antena, que corresponde à diferença entre estas duas potências.

Definimos o ganho de potência $G_p(\theta, \phi)$ de uma antena como

$$G_p(\theta, \phi) = \frac{4\pi U(\theta, \phi)}{P_{\text{ent}}} \quad (\text{A.11})$$

A razão entre o ganho de potência em qualquer direção especificada e o ganho da diretivo nessa direção é denominada *eficiência de irradiação* η , das antenas, ou seja,

$$\eta_r = \frac{G_p}{G_d} = \frac{P_{\text{ir}}}{P_{\text{ent}}}$$

Utilizando-se a Eq. (A.10) leva a

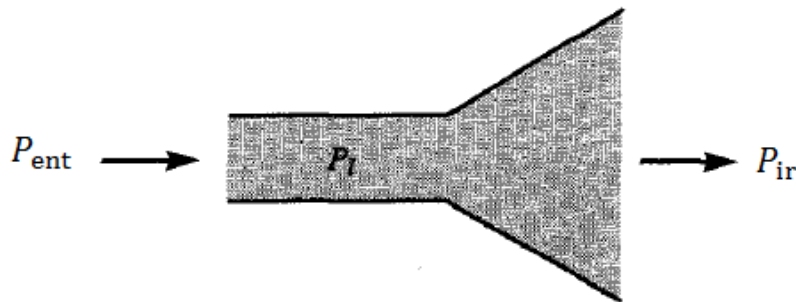
$$\eta_r = \frac{P_{\text{ir}}}{P_{\text{ent}}} = \frac{R_{\text{ir}}}{R_{\text{ir}} + R_{\ell}} \quad (\text{A.12})$$

Para muitas antenas, o η_r é próximo de 100%, de modo que $G_p \simeq G_d$. É costume expressar a diretividade e ganho em decibéis (dB). Portanto

$$D(\text{dB}) = 10 \log_{10} D \quad (\text{A.13 a})$$

$$G(\text{dB}) = 10 \log_{10} G \quad (\text{A.13 b})$$

Figura A.14: Relação entre P_{ent} , P_{ℓ} e P_{ir}



(Fonte: Sadiku, 2012)

Deve-se mencionar, neste ponto, que os diagramas de irradiação das antenas são geralmente medidos na região do campo distante. A região do campo distante de uma antena é comumente encontrada para distâncias $r \geq r_{min}$, onde,

$$r_{min} = \frac{2d^2}{\lambda} \quad (\text{A. 14})$$

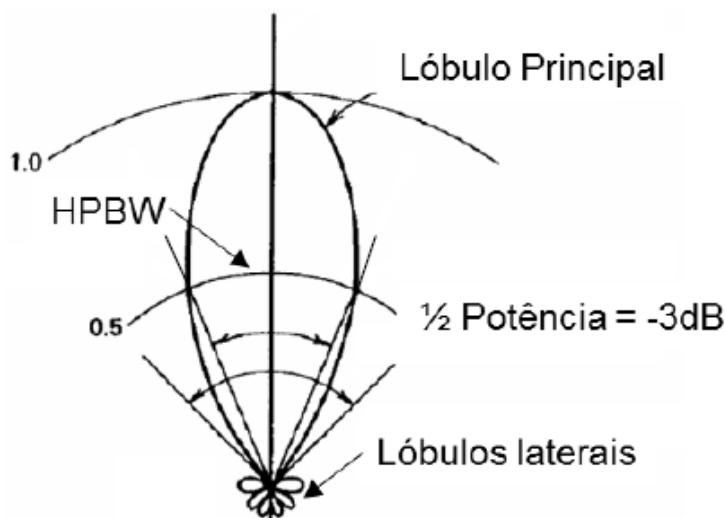
onde d é a maior dimensão da antena. Por exemplo, $d = \ell$ para a antena dipolo elétrico e $d = 2\rho_0$ para a antena pequena em anel.

A.4.6 Largura de Feixe de Meia Potência (HPBW)

No diagrama de irradiação de uma antena existe uma região que apresenta maior concentração de energia. Essa região é denominada lóbulo principal. Existem os lóbulos secundários ou laterais, que também são observados no diagrama de irradiação. Esses lóbulos correspondem a regiões com menor concentração de energia. Os lóbulos secundários representam radiações em direções indesejáveis e que devem ser minimizadas para que não ocasionem interferências na transmissão ou recepção de um determinado sinal. Uma medida que é capaz de concentrar a energia radiada em torno da direção do máximo do lóbulo principal da antena é a largura de feixe.

A largura de feixe mais utilizada é a HPBW (*Half Power Beam Width*), definida através do ângulo entre os pontos de 3 dB no do lóbulo principal, nos quais a potência radiada é a metade do valor máximo do feixe (Balanis, 2016).

A Fig. A.15 ilustra a largura de feixe de uma antena. Está associada aos lóbulos laterais, tendo em vista que, à proporção que a largura do feixe diminui, o nível de lóbulos laterais aumenta e vice-versa.

Figura A.15: Diagrama de irradiação de uma antena e seu ângulo de meia potência

(Fonte: Fernandes, 2016)

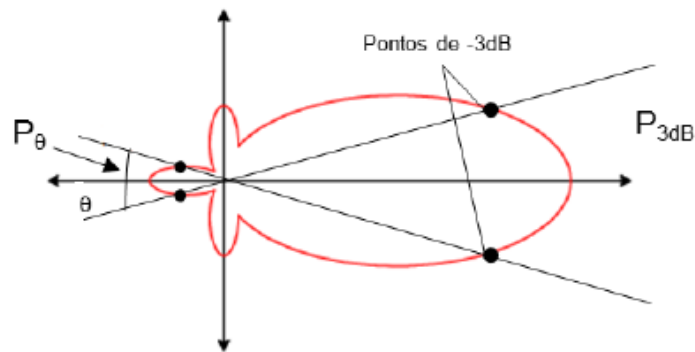
A largura de feixe está diretamente relacionada com a diretividade da antena. A diretividade será maior tanto quanto mais estreito for o feixe. Assim, maior será o seu ganho.

A.4.7 Relação Frente-Costa

A relação frente-costa (RFC) de uma antena exprime a relação do nível do sinal do lóbulos principal, denominado (P_1), em relação ao nível do sinal radiado na sua direção oposta chamado (P'), respectivamente. Sendo assim, a RFC é uma relação entre potências, geralmente expressa em dB. A Eq. (A.15) retrata esta relação de potências:

$$RFC(dB) = 10 \log \frac{P_1}{P'} \quad (A.15)$$

Em determinados casos, como da Fig. A.16, a relação frente-costa é definida como a razão entre as potências radiadas dentro do feixe tendo como base a definição através dos pontos de -3dB do lóbulos principal (P_{3dB}) e dentro do lóbulos oposto delimitado por um ângulo θ ($P\theta$) (Silva e Barradas, 1983).

Figura A.16: Diagrama de irradiação de uma antena e sua relação frente-costa

A.4.8 Largura de Banda

A largura de banda é um intervalo entre duas frequências, na qual a antena deve funcionar dentro das normas técnicas que foi projetada para sua aplicação dentro das normas vigentes. Ao longo de sua banda de operação, as características fundamentais da antena devem ser iguais (Balanis, 2016).

A largura de banda de uma antena pode ser determinada pelo seu valor absoluto da seguinte forma:

$$BW(\text{MHz}) = f_2 - f_1 \quad (\text{A.16})$$

Ou também pode ser definida utilizando o valor percentual:

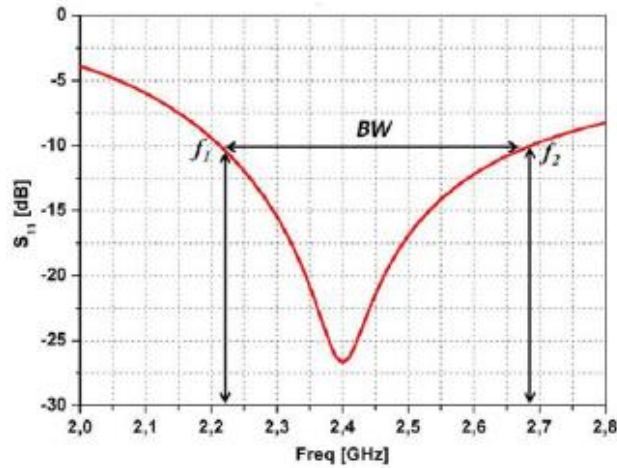
$$BW(\%) = 100 \frac{f_2 - f_1}{f_0} \quad (\text{A.17})$$

Onde f_2 e f_1 são, respectivamente, a máxima e a mínima frequência de operação. Sendo que f_0 é a frequência central de operação.

A Fig. A.17 ilustra a apresentação de um critério para definir a largura de banda utilizando curvas de perda de retorno. A largura de banda (BW) é encontrada quando o valor da perda de retorno é igual a -10 dB. Para este valor há uma equivalência de um coeficiente de reflexão de potência igual a 0,10, o que significa que 90% da potência que chega à antena é absorvida,

havendo reflexão de 10% dela. Dentro da faixa da largura de banda, o VSWR da antena é o mais próximo possível de 1 e, quanto maior a atenuação, menor o VSWR.

Figura A.17: Critério adotado para definição da largura de banda



(Fonte: Fernandes, 2016)

A.4.9 Perda de Retorno

A perda de retorno é um quociente logarítmico, com unidade em dB. Essa razão compara a potência refletida (P_r) com a potência entregue (P_i) à antena pela linha de transmissão. Calcula-se através do coeficiente de reflexão de potência (Γ), que indica a proporção da potência incidente que é refletida devido ao descasamento de impedância (Balanis, 2016).

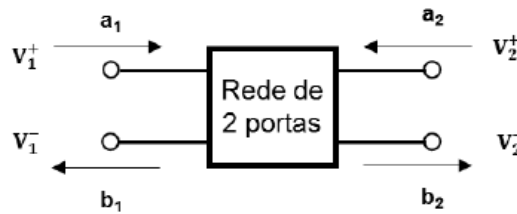
$$RL(dB) = -20 \log |\Gamma| = -20 \log \sqrt{\frac{P_r}{P_i}} \quad (A.18)$$

$$RL(dB) = 20 \log \left\{ \frac{VSWR + 1}{VSWR - 1} \right\} \quad (A.19)$$

A.4.10 Parâmetro de Espalhamento

Os parâmetros de espalhamento (parâmetros S), exprimem uma relação entre as ondas incidentes e as refletidas nas portas de uma linha de transmissão (Pozar, 1998). A ilustração que mostra a representação de uma rede de duas portas, na qual se tem a caracterização das ondas incidentes e refletidas nas portas 1 e 2 é mostrada na Fig. A.18.

Figura A.18: Representação do parâmetro de espalhamento



(Fonte: Fernandes, 2016)

Partindo-se do pressuposto que $V_1^+(a_1)$ é a amplitude da onda incidente na porta 1, $V_1^-(b_1)$ é a amplitude da onda refletida na porta 1, $V_2^+(a_2)$ é a amplitude da onda incidente na porta 2 e $V_2^-(b_2)$ é a amplitude da onda refletida na porta 2, a matriz de espalhamento (Matriz S) é definida em relação às ondas incidentes e refletidas da seguinte maneira:

$$\begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} \\ s_{21} & s_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} \quad (A.20)$$

Onde: $b_1 = \frac{v_1^-}{\sqrt{z_0}}$, $b_2 = \frac{v_2^-}{\sqrt{z_0}}$, $a_1 = \frac{v_1^+}{\sqrt{z_0}}$, $a_2 = \frac{v_2^+}{\sqrt{z_0}}$ e Z_0 é a impedância característica da linha.

$$b_1 = s_{11}a_1 + s_{12}a_2 \quad (A.21)$$

$$b_2 = s_{21}a_1 + s_{22}a_2 \quad (A.22)$$

Utilizando-se as equações anteriores, obtidas através da matriz S, pode-se determinar os parâmetros de espalhamento (S) chamando-se atenção para os seguintes condicionantes:

- Condição $a_2 = 0$ é quando não há onda refletida pela carga Z_c ($Z_c=Z_0$), que é a condição de terminação casada de uma linha de transmissão, de impedância característica igual a Z_0 .
- Condição $a_1 = 0$ é quando não há onda incidente na porta de entrada (porta 1), onde a impedância interna do gerador de RF (Z_g) é igual a Z_0 e a alimentação é fornecida pela porta 2.

O parâmetro S_{11} é denominado coeficiente de reflexão ou perda de retorno na porta de entrada (porta 1) com a porta de saída (porta 2) terminada por uma carga casada:

$$S_{11} = \left. \frac{b_1}{a_1} \right|_{a_2 = 0} \quad (A.23)$$

O parâmetro S_{21} é o ganho de transmissão direto (ou perda por inserção) com a porta de saída (porta 2) terminada por uma carga casada:

$$S_{21} = \left. \frac{b_2}{a_1} \right|_{a_2 = 0} \quad (A.24)$$

O parâmetro S_{22} é o coeficiente de reflexão ou perda de retorno na saída (porta 2) com entrada (porta 1) terminada por uma carga casada:

$$S_{22} = \left. \frac{b_2}{a_2} \right|_{a_1 = 0} \quad (A.25)$$

O parâmetro S_{12} é o ganho de transmissão reverso (ou perda por inserção) com a porta de entrada (porta 1) terminada por uma carga casada:

$$S_{12} = \left. \frac{b_1}{a_2} \right|_{a_1 = 0} \quad (A.26)$$

A.4.11 Impedância de Entrada

A impedância de entrada de uma antena é definida como a impedância presente nos seus terminais de entrada. Pode ser calculada como a razão entre a tensão e a corrente em um par de terminais ou como a razão entre componentes de campos elétricos e magnéticos em um ponto (Balanis,2016).

Para uma antena isolada e considerada sem perdas, a impedância de entrada da antena (Z_A) pode ser calculada como a soma da resistência (R_A) e a reatância (X_A) da antena em seus terminais de entrada:

$$Z_A = \frac{V_A}{I_A} = R_A + jX_A \quad (A.27)$$

A impedância de entrada Z_A deve ter o valor mais próximo possível de Z_0 , que é a impedância característica da linha de transmissão, para que o coeficiente de reflexão (Γ) seja o menor possível. Quando os valores de Z_A e Z_0 são iguais, ocorre o casamento de impedância ($\Gamma=0$).

$$\Gamma = \frac{Z_A - Z_0}{Z_A + Z_0} \quad (A.28)$$

Conhecer a impedância de entrada de uma antena é importante para obter o casamento de impedância, que é fundamental para conseguir uma boa eficiência na transferência de energia do transmissor para a antena e vice-versa.