Dissertação de Mestrado

Inatel
Instituto Nacional de Telecomunicações

Técnicas de Redução PAPR em Sistemas de Comunicações Móveis com Base em Aprendizado de Padrões

BIANCA SABRINA DE CÁSSIA DA SILVA

FEVEREIRO / 2025

Biblioteca Ministro Olavo Bilac Pinto
Gerador de fichas catalográficas da Biblioteca do Inatel
Dados fornecidos pelo(a) autor(a).

de C. da Silva, Bianca Sabrina
D278t
Técnicas de Redução PAPR em Sistemas de Comunicações Móveis com Base em Aprendizado de Padrões: / Bianca Sabrina de C. da Silva, , . Cidade: Santa Rita do Sapucaí, 2025
81 f.il.:
Orientador: Prof. Dr. Luciano Leonel Mendes. / .
Dissertação (Mestrado em Telecomunicações) - Instituto Nacional de Telecomunicações - Inatel, Santa Rita do Sapucaí, 2025.
Inclui Bibliografia.
1. OFDM. 2. PAPR. 3. Rede Neural. I. Mendes, Prof. Dr. Luciano Leonel . II. Instituto Nacional de Telecomunicações - Inatel. III. Título.

Ficha Catalográfica gerada e aprovada pelo Bibliotecário da Instituição
CRB6-2718 - Paulo Eduardo de Almeida
Engenharia de Telecomunicações - CDU 621.39



TÉCNICAS DE REDUÇÃO PAPR EM SISTEMAS DE COMUNICAÇÕES MÓVEIS COM BASE EM APRENDIZADO DE PADRÕES

AUTOR

Dissertação apresentada ao Instituto Nacional de Telecomunicações, como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Telecomunicações.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Luciano Leonel Mendes.

Santa Rita do Sapucaí
2025

"Peça a Deus que abençoe os seus planos, e eles darão certo."

Provérbios 16, 3

Aos meus queridos pais, que estiveram
ao meu lado, oferecendo apoio constante ao longo dessa trajetória.

Agradecimentos

Gostaria de expressar minha profunda gratidão a Deus, cuja graça me permitiu alcançar este momento significativo em minha vida acadêmica. Por ter sido meu guia constante, capacitando-me a realizar cada passo com dedicação e comprometimento, tudo para Sua honra e glória. Dedico um sincero agradecimento aos meus pais, Francisco e Maria, cujo apoio incondicional foi fundamental para a realização dos meus sonhos. À minha querida irmã Alice, agradeço por sua presença constante em minha vida, e aos demais membros da minha família, expresso minha sincera gratidão pelo estímulo contínuo.

Ao meu orientador, o Prof. Dr. Luciano Leonel Mendes, quero expressar minha profunda gratidão. Sua atenção e paciência foram inestimáveis, guiando-me com sabedoria, mesmo diante das limitações do meu conhecimento. Agradeço também à Mse. Letícia Carneiro de Souza, que não apenas me auxiliou com o idioma inglês, mas também ofereceu apoio incondicional durante meus momentos de estudo.

Meu reconhecimento à ajuda do Dr. Luiz Augusto Melo Pereira, cujo apoio foi crucial nas simulações e na compreensão teórica. À Dra. Mariana Baracat de Mello, agradeço por sua colaboração nos meus estudos e nas revisões do artigo. À Profa. Dra. Victoria Dala Pegoraro Souto, expresso minha gratidão pela orientação que me incentivou a dedicar-me integralmente ao mestrado, além de auxiliar na revisão dos artigos.

Agradeço ao Eng. Anderson Rufino Reis pela valiosa contribuição no entendimento da teoria de *Peak to Average Power Radio* (PAPR). Ao Prof. Dr. Felipe Augusto Pereira de Figueiredo, meu agradecimento pelo suporte nos algoritmos. Aos demais membros do Centro de Referência em Radiocomunicações (CRR), meu profundo agradecimento pelo apoio e incentivo ao longo desta jornada acadêmica. Agradeço à Gisele Moreira dos Santos pela atenção e apoio dedicados a mim ao longo destes anos.

Minha gratidão se estende aos meus irmãos de comunidade: Filipe Moreira Franco, Ana Cecília, Aline Pereira, Gabriela Fagundes, Carlos Eduardo, Desirée Zanin Carvalho, Jayne Izabel e Msc. Luiz Gustavo Barros Guedes, cujo incentivo e apoio foram fundamentais nos momentos mais desafiadores. Agradeço também a todos do Grupo de Oração Universitário (GOU), da comunidade Javé Nissi, em especial à coordenadora Íris Fornereto, do grupo de jovens Sagrado Coração de Jesus, que tem sido um pilar essencial no fortalecimento da minha fé.

Agradeço ao xGMobile - Centro de Competência Embrapii-Inatel pelo apoio ao desenvolvimento desta dissertação com recursos provenientes da Embrapii e Fapemig (PPE-00124-23).

A todos que participaram direta ou indiretamente deste trabalho, muito obrigada.

Bianca Sabrina de Cássia da Silva

Sumário

Sumário **vii**

Lista de Abreviaturas e Siglas **xi**

Lista de Símbolos **xiv**

1 Introdução **1**
1.1 Estado da Arte 2
1.1.1 Redução da PAPR empregando *Artificial Neural Network* . . 4
1.1.2 Redução da PAPR empregando *Deep Learning* 6
1.1.3 Outras abordagens para o uso de *Machine Learning* 7
1.2 Objetivo e Contribuição 8
1.3 Organização da dissertação 8

2 Princípios do OFDM **13**
2.1 Geração e Recepção de Sinais 13
2.2 Desempenho em termos de BER/SER 16
2.3 PAPR em sinais OFDM 18
2.4 Análise Espectral OFDM 19
2.5 Dimensionamento do OFDM 21
2.6 Impactos da não-linearidade no OFDM 23
2.7 Conclusão 24

3 Técnica Clássica PTS **25**
3.1 Descrição do PTS 25
3.2 Complexidade Computacional 27
3.3 Conclusão 28

4 Técnicas Propostas para a Redução da PAPR baseada em aprendizado por padrões **29**
4.1 MCSA 29
4.2 PLSA 31
4.3 Complexidade Computacional 32
4.4 CCDF no contexto de análise de desempenho da PAPR 33
4.5 Conclusão 33

5 Técnica de redução de PAPR baseada em *Neural Network* **38**

5.1 Entrada e Saída da NN 38
5.2 Treinamento da NN 39
5.3 Complexidade Computacional 41
5.4 Conclusões 42

6 Análise de Desempenho **43**
6.1 Avaliação da PAPR 44
6.2 Avaliação da Complexidade 45
6.3 Avaliação da BER 49
6.4 Conclusão 50

7 Conclusão **51**

Referências Bibliográficas **54**

Lista de Figuras

2.1 Diagrama de blocos de um transmissor OFDM. 14
2.2 CP introduzido no símbolo OFDM no domínio do tempo. 14
2.3 Diagrama em blocos de um receptor OFDM. 16
2.4 Curva teórica da BER para as modulações 16-QAM, 32-QAM, 64-QAM, 128-QAM e 256-QAM, considerando um canal seletivo no domínio da frequência. 17
2.5 Símbolos OFDM no domínio do tempo. 19
2.6 Comparação entre as PSD de uma subportadora e do símbolo OFDM para 16 subportadoras e 16-QAM. 20
2.7 Banda total para K subportadoras. 21
2.8 Amplificador não linear e linear. 23

3.1 Diagrama de blocos do transmissor PTS-OFDM. 26
3.2 Diagrama de blocos do Receptor PTS-OFDM. 27

4.1 Diagrama de blocos do transmissor OFDM com o MCSA. 30
4.2 Fluxograma do MCSA. 35
4.3 Diagrama de blocos com a adição do bloco de memória para execução do PLSA. 35
4.4 Fluxograma do PLSA. 36
4.5 Número médio de iterações para calcular a complexidade em termos de IFFTs, comparado a $\mathcal{P}_{\text{max}}$ e o número de portadoras no MCSA. . . 37
4.6 Número médio de iterações para calcular a complexidade em termos de IFFTs, comparado a $\mathcal{P}_{\text{max}}$ e o número de portadoras no PLSA. . . . 37
4.7 CCDF da PAPR para 32, 64 e 256 subportadoras. 37

5.1 Uma arquitetura de rede neural que consiste em uma camada de entrada, camadas ocultas e uma camada de saída. 40

6.1 PAPR para o MCSA e o PLSA com $\mathcal{P}_{\text{max}} = 5$ dB e $\mathcal{P}_{\text{max}} = 6$ dB, e para o PTS sendo comparado com o OFDM convencional. 45
6.2 PAPR para o MCSA e a NN com $\mathcal{P}_{\text{max}} = 6$ dB, e para o PTS sendo comparado com o OFDM convencional. 46
6.3 Avaliação de perdas para a NN usando 3000 épocas. 46
6.4 Avaliação da acurácia para a NN usando 3000 épocas. 47
6.5 Complexidade computacional em termos de número de IFFT, assumindo $\mathcal{P}_{\text{max}} = 6$ dB. 47

6.6 Complexidade computacional em termos de número de IFFT, assumindo $\mathcal{P}_{\text{max}} = 5$ dB. 48
6.7 Desempenho em termos de BER para o OFDM, considerando as técnicas de redução de PAPR analisadas, utilizando o canal AWGN. . 50

Lista de Tabelas

1.1 Redução da PAPR alcançada pelas técnicas baseadas em ML quando comparadas com métodos PAPR clássicos. 9
1.2 Visão geral do estado da arte das técnicas de redução de PAPR baseadas em ML (2019-2023). 10
1.3 Parte 1: Contribuições e Limitações das abordagens de redução de PAPR baseadas em ML (2019-2023). 11
1.4 Parte 2: Contribuições e Limitações das abordagens de redução de PAPR baseadas em ML (2019-2023). 12

5.1 Arquitetura de Rede Neural 41

6.1 Complexidade dos algoritmos propostos em termos de iterações IFFT. 48
6.2 Complexidade dos algoritmos propostos. 49

Lista de Abreviaturas e Siglas

3GPP	*3Rd Generation Partnership Project*
ACE	*Active Constellation Extension*
ACLR	*Adjacent Channel Leakage Ratio*
ACO-OFDM	*Asymmetrically Clipped Optical OFDM*
AGC	*Automatic Gain Control*
ANN	*Artificial Neural Network*
AWGN	*Additive White Gaussian Noise*
BBCE	*Branch-and-Bound Constellation Extension*
BER	*Bit Error Rate*
BPTS	*Bilayer Partial Transmit Sequence*
CCDF	*Complementary Cumulative Distribution Function*
CDF	*Cumulative Distribution Function*
CP	*Ciclic Prefix*
CRR	Centro de Referência em Radiocomunicações
DCO-OFDM	*DC-biased optical OFDM*
DFT	*Discrete Fourier Transform*
DFT-S	*Discrete Fourier Transform Spread*
DL	*Deep Learning*
DNN	*Deep Neural Network*
DOW	*Diffuse Optical Wireless*
DUN	*Deep Unfolding Network*
FC	*Fully Connected*
FDM	*Frequency Division Multiplexing*
FFNN	*Feedforward Neural Network*
FFT	*Fast Fourier Transform*
Flops	*Floating point operations*
GFDM	*Generalized Frequency Division Multiplexing*
GOU	Grupo de Oração Universitário
IA	Inteligência Artificial
IBO	*In-Band Outage*
ICI	*Inter-Carrier Interference*
ICWEF	*Inter-Carrier Waveform*
IFFT	*Inverse Fast Fourier Transform*
ISI	*Inter-Symbolic Interference*
LACO-OFDM	*Layered Asymmetrically Clipped OFDM*

LED	*Light Emitting Diode*
LOS	*Line-of-Sight*
LSTM	*Long Short Term Memory*
LSTM-AE	*LSTM-Autoencoder*
LTE	*Long-Term Evolution*
M-PTS	*Monte Carlo PTS*
MCSA	*Memory-less Continuous Search Algorithm*
MCTS	*Monte Carlo Tree Search*
MIMO	*Multiple-Input Multiple-Output*
ML	*Machine Learning*
MSE	*Mean Squase Error*
NMT	*Nordic Mobile Telephone*
NN	*Neural Network*
NN-ACE	*Neural Network ACE*
NOMA	*Non-Orthogonal Multiple Access*
NR	*New Radio*
O	*Optical* (*Optical*)
OFDM	*Orthogonal Frequency Division Multiplexing*
OFDMA	*Industrial, Scientific and Medical*
OFDMA	*Orthogonal Frequency Division Multiple Access*
OOBE	*Out-of-Band Emissions*
PAM	*Pulse-Amplitude Modulation*
PAPR	*Peak to Average Power Radio*
PHY	*Physical Layer*
PLSA	*Pattern-Learning Search Algorithm*
PMF	*Probability Mass Function*
PRnet	*PAPR-Reducing Network*
PSD	*Power Spectral Density*
PTS	*Partial Transmit Sequence*
QAM	*Quadrature Amplitude Modulation*
QPSK	*Quadrature Phase Shift Keying*
RAN	*Radio Access Network*
RANSAC	*Random Sample Consensus*
RDNN	*Residual Deep Neural Network*
ReLU	*Rectified Linear Unit*
RF	*Radio Frequency*
RMS	*Root Mean Square*
SER	*Symbol Error Rate*
SGD	*Stochastic Gradient Descent*
SLM	*Selected Mapping*
SNR	*Signal-to-Noise Ratio*
SOM	*Self-Organized Map*
STR	*Selective Tone Reservation*
TI	*Tone Injection*
TR	*Tone Reservation*
TRNet	*Tone Reservation Network*

TT-RDNN	*Tensor-train Residual Deep Neural Network*
TVWS	*TV White Space*
UBR	*Unused Beam Reservation*
UHF	*Ultra High Frequency*
VHF	*Very High Frequency*
VLC	*Visible Light Communication*
VLC-OFDM	*Visible Light Communication OFDM*

Lista de Símbolos

$(\cdot)^{\mathbf{H}}$	Operador Hermitiano
α	Fator de decaimento do filtro
$*$	Convolução linear
$\bar{\mathbf{x}}$	Vetor $\mathbf{x}$ com a adição do CP
$\bar{\mu}$	Número médio de vizinhos do símbolo
β	Viés em treinamento
$\mathbf{\Omega}$	Matriz de pesos otimizados
$\circledast$	Convolução circular
Δ_f	Espaçamento de frequência entre as subportadoras
γ_k	SNR distinta para cada subportadora
$\hat{\mathbf{b}}$	Estimativa dos bits transmitidos
$\hat{\mathbf{s}}$	Estimativa do vetor de dados de transmissão
$\hat{\mathbf{S}}$	Vetor $\mathbf{y}$ no domínio da frequência
$\ln$	Logaritmo neperiano
$\mathbb{E}[\cdot]$	Valor esperado
$\mathbf{b}$	Vetor de bits transmitidos
$\mathbf{F}_K$	Matriz de Fourier normalizada
$\mathbf{N_t}$	Número máximo de iterações IFFT
$\mathbf{s}$	Vetor de símbolos em uma constelação em fase e quadratura
$\mathbf{w}$	Vetor AWGN
$\mathbf{W}$	Vetor AWGN no domínio da frequência
$\mathbf{x}$	Vetor no domínio do tempo
$\mathcal{H}$	Matriz diagonal com a resposta em frequência do canal
$\mathcal{P}_{\mathbf{max}}$	Valor alvo da PAPR
μ	Número de bits por símbolo
ω	Pesos em treinamento
$\overline{T}$	Atraso médio do canal
σ_T	Espalhamento temporal do canal
τ_i	Atraso do impulso i
$\boldsymbol{I}$	Tamanho do conjunto de pilotos bem-sucedidos
ξ	Fator de ajuste da relação sinal-ruído
B_c	Largura da banda de coerência do canal
B_s	Largura de banda total do sistema OFDM
B_w	Largura de banda de um sinal de portadora única
D	Número total de sub-blocos do PTS
E	Energia do símbolo

E_b	Energia de bit
K	Número de portadoras
$K_{\mathbf{CP}}$	Número de amostras do CP
M	Ordem da modulação
N_0	Desidade espectral de potência do AWGN
R	Taxa de amostragem
R_b	Taxa de transmissão
R_s	Taxa de sinalização
$S(f)$	*Power Spectral Density* (PSD)
T	Período do sinal
T_{OFDM}	Tempo total do símbolo OFDM

Resumo

Silva, B.S.C. Técnicas de Redução PAPR em Sistemas de Comunicações Móveis com Base em Aprendizado de Padrões. [dissertação de mestrado]. Santa Rita do Sapucaí: Instituto Nacional de Telecomunicações; 2025.

A técnica de modulação com múltiplas portadoras, denominada OFDM, é uma funcionalidade de camada física padronizada para as redes móveis 4G e 5G. No entanto, o OFDM apresenta uma alta PAPR, o que pode levar os componentes de RF, como amplificadores, a operar na região não-linear. Esse fato reduz o desempenho do sistema de comunicação e aumenta a emissão fora da banda de interesse. A redução da PAPR torna-se, portanto, requisito de projeto para sistemas OFDM das redes futuras de comunicação, sendo os algoritmos baseados em aprendizado de máquina uma possível solução. Este trabalho propõe um esquema baseado em aprendizado de padrões, no qual um conjunto de subportadoras é reservado para controlar a PAPR. Os algoritmos MCSA e PLSA geram um conjunto de subportadoras piloto com o objetivo de reduzir a PAPR a um valor alvo específico. A principal diferença entre eles está na complexidade computacional, uma vez que o PLSA utiliza uma memória adicional, tornando seu processamento mais inteligente. As técnicas propostas superam as abordagens tradicionais, como o PTS, ao reduzir a PAPR de forma significativa, com a vantagem adicional de permitir a definição da PAPR máxima tolerável, embora com um custo em termos de maior complexidade do sistema. Assim, a proposta busca um equilíbrio entre a redução da PAPR e a complexidade do sistema. No entanto, a complexidade desses algoritmos apresentam uma variabilidade considerável. Para mitigar esse problema, foi implementado um algoritmo baseado em redes neurais, cujo objetivo é manter a complexidade constante, independentemente do valor da PAPR alvo. Essa característica oferece uma grande vantagem, pois garante que o *hardware* de implementação possa ser especificado para atender à complexidade da rede neural, sem a necessidade de margem para casos de pico de complexidade.

***Palavras-Chave*:** Algoritmo de Aprendizado de Padrões, Aprendizado de Máquina, Complexidade do Sistema, OFDM, PAPR, Portadoras Piloto, PTS, Redução de PAPR, Redes Neurais, 6G.

Abstract

Silva, B.S.C. Técnicas de Redução PAPR em Sistemas de Comunicações Móveis com Base em Aprendizado de Padrões. [dissertação de mestrado]. Santa Rita do Sapucaí: Instituto Nacional de Telecomunicações; 2025.

The multi-carrier modulation technique, OFDM, is a standardized physical layer functionality for 4G and 5G mobile networks. However, OFDM presents a high PAPR, which can lead RF components, such as amplifiers, to operate in the non-linear region. This fact reduces the performance of the communication system and increases the emission outside the band of interest. Reducing the PAPR becomes, therefore, a design requirement for OFDM systems in future communication networks, with machine learning-based algorithms being a possible solution. This work proposes a scheme based on pattern learning, in which a set of subcarriers is reserved to control the PAPR. The MCSA and PLSA algorithms generate a set of pilot subcarriers with the objective of reducing the PAPR to a specific target value. The main difference between them is in the computational complexity, since PLSA uses additional memory, making its processing more intelligent. The proposed techniques outperform traditional approaches, such as PTS, by significantly reducing the PAPR, with the additional advantage of allowing the definition of the maximum tolerable PAPR, although at a cost in terms of increased system complexity. Thus, the proposal seeks a balance between PAPR reduction and system complexity. However, the complexity of these algorithms presents considerable variability. To mitigate this problem, an algorithm based on neural networks was implemented, the objective of which is to maintain the complexity constant, regardless of the target PAPR value. This characteristic offers a great advantage, as it ensures that the implementation hardware can be specified to meet the complexity of the neural network, without the need for margin for cases of peak complexity.

***Keywords*:** Pattern Learning Algorithm, Machine Learning, System Complexity, OFDM, PAPR, Pilot Carriers, PTS, PAPR Reduction, Neural Networks, 6G.

Capítulo 1

Introdução

O aumento exponencial de dispositivos móveis nos últimos anos impulsionou uma demanda crescente por conectividade [1]. No entanto, a disponibilidade limitada de recursos espectrais não consegue atender a essa demanda crescente [2]. Nesse contexto, o uso de *TV White Space* (TVWS) surge como uma solução promissora para contornar a escassez de espectro, apesar das diversas limitações associadas a essa tecnologia [3]. A utilização dos canais de TV ociosos nas faixas de *Very High Frequency* (VHF) e *Ultra High Frequency* (UHF) pode facilitar a expansão dos serviços de internet em áreas com acesso restrito [4, 5]. Ao aproveitar o espectro disponível em TVWS, é possível melhorar a conectividade em regiões com pouca infraestrutura, isso ocorre porque essas faixas de frequência, originalmente destinadas à radiodifusão televisiva, possuem boas características de propagação, além de reduzir os custos de implantação, pois não é necessário obter licenças específicas de espectro. Adicionalmente, essa tecnologia permite o compartilhamento de espectro com operadoras primárias e redes móveis secundárias, por meio do rádio cognitivo, realizando o sensoriamento espectral e, como consequência, otimizando a eficiência no uso desse recurso [6].

Entretanto, no Brasil, a potência máxima de pico de transmissão da rede secundária, em condições de compartilhamento de espectro, não deve ultrapassar 1 W de pico entregue à antena por canal de TV utilizado, a fim de garantir a coexistência entre usuários primários e secundários [7]. Essa limitação de potência restringe o desempenho da rede secundária em termos de cobertura, especialmente se uma forma de onda multiportadora com alta *Peak to Average Power Radio* (PAPR) [8], como o *Orthogonal Frequency Division Multiplexing* (OFDM), for empregada na *Physical Layer* (PHY) [9]. Uma forma de onda com alta PAPR pode levar o amplificador a operar em uma região não linear, resultando em *Inter-Carrier Interference* (ICI) e alta *Out-*

of-Band Emissions (OOBE) nos canais adjacentes [10].

A redução da PAPR é um fator essencial para viabilizar diversas aplicações de sistemas OFDM, especialmente em cenários de compartilhamento espectral e otimização da utilização de bandas subutilizadas. Um exemplo significativo, como já citado, é o uso de TVWS, onde a redução da PAPR possibilita a utilização de canais adjacentes aos de transmissão de TV sem causar interferências prejudiciais.

Outros cenários em que a redução da PAPR desempenha um papel crucial incluem o compartilhamento de espectro em redes móveis com sistemas legados [11], onde a coexistência de diferentes gerações de redes móveis, como 5G com LTE e, futuramente, 6G com 5G e LTE, exige uma gestão eficiente do espectro, sendo que a redução da PAPR permite minimizar interferências e aumentar a eficiência espectral. Além disso, a compatibilidade entre sistemas OFDM e comunicações na banda *Industrial, Scientific and Medical* (OFDMA) é um fator relevante [12], pois várias versões modernas do Wi-Fi utilizam OFDM para transmissão nessa faixa, e a redução da PAPR auxilia na convivência desses sistemas com outros dispositivos que compartilham a mesma frequência. A operação de sistemas móveis em bandas não licenciadas, como no caso das tecnologias LTE-U e NR-U [13], também se beneficia da redução da PAPR, já que esses sistemas dependem de mecanismos eficientes para reduzir a interferência em redes primárias. Em comunicações via satélite [14], a utilização de OFDM enfrenta desafios devido ao alto custo e à complexidade dos amplificadores necessários, mas a redução da PAPR pode diminuir esses requisitos, tornando a tecnologia mais viável. O uso eficiente de bandas subutilizadas, assim como no TVWS, também se torna mais acessível com a redução da PAPR, pois isso viabiliza o uso de canais adjacentes e reduz a necessidade de bandas de guarda, sendo relevante para outras faixas, como Banda C e Banda Ka [15]. Por fim, na evolução de sistemas de radiodifusão baseados em OFDM, apesar dos desafios de retrocompatibilidade, futuras gerações de padrões de radiodifusão poderiam integrar técnicas de redução da PAPR para otimizar a eficiência espectral e minimizar interferências.

Para reduzir a PAPR, a literatura propõe diversas técnicas, com destaque para os algoritmos baseados em Inteligência Artificial (IA), que demonstram eficácia na redução da PAPR, como será discutido mais adiante.

1.1 Estado da Arte

A literatura apresenta uma ampla gama de estratégias para enfrentar o desafio de reduzir a PAPR nos sistemas de comunicação [16]. Essas estratégias abrangem tanto

métodos consolidados quanto técnicas mais recentes, propostas nos últimos anos [17]. Entre as técnicas mais proeminentes destacam-se o Ceifamento e Filtragem, *Partial Transmit Sequence* (PTS), *Selected Mapping* (SLM), Intercalação, *Tone Injection* (TI), *Tone Reservation* (TR) e *Active Constellation Extension* (ACE).

O método de Ceifamento e Filtragem é amplamente reconhecido por sua simplicidade e eficácia na mitigação da PAPR. Contudo, apresenta uma desvantagem significativa: a possível distorção do sinal, que pode comprometer a qualidade geral da recepção [18, 19]. O PTS, por sua vez, destaca-se por sua capacidade de alcançar reduções substanciais de PAPR. No entanto, é uma abordagem complexa que exige múltiplas iterações de fases para atingir os resultados desejados [20, 21].

O SLM também permite reduções significativas da PAPR, com o benefício adicional de ser menos suscetível à distorção do sinal. No entanto, impõe demandas consideráveis ao poder de processamento computacional e é sensível às condições não lineares do canal de comunicação sem fio [22, 23]. Já a Intercalação apresenta eficácia na redução da PAPR, especialmente quando combinada com outras técnicas. No entanto, sua eficiência depende de configurações específicas e pode ser insuficiente quando utilizada isoladamente [24, 25].

Além disso, o TI surge como um método eficaz para a redução da PAPR, sendo menos suscetível a distorções. Para otimizar seu desempenho, no entanto, pode ser necessário o acesso a informações adicionais do canal, permitindo otimizar a aplicação do TI para minimizar o impacto negativo na detecção do sinal e na eficiência espectral [26]. O TR, por sua vez, é altamente eficaz na redução da PAPR, especialmente em sistemas com canais não lineares. Entretanto, trata-se de um método complexo, que exige a alocação de tons adicionais, resultando em redução da eficiência espectral [27].

Por fim, o ACE destaca-se como uma ferramenta versátil para redução da PAPR, oferecendo maior flexibilidade ao permitir diferentes esquemas de constelação. Contudo, introduz maior complexidade e requer uma alocação cuidadosa dos pontos de constelação para alcançar o desempenho desejado [28].

As abordagens convencionais muitas vezes dependem de estratégias de processamento de sinais predefinidas e configurações de parâmetros que podem não se adaptar suficientemente às condições operacionais do sistema de transmissão. Por outro lado, algoritmos baseados em *Machine Learning* (ML) podem ser projetados e ajustados para superar essa limitação, oferecendo uma abordagem flexível e adaptativa para a redução da PAPR em sistemas OFDM [29]. Esses algoritmos permitem identificar padrões nos sinais de transmissão que podem ser explorados para reduzir a PAPR [30, 31]. A capacidade de generalização das *Neural Network*s (NNs), por exem-

plo, pode resultar em um desempenho consistente na redução de PAPR, mesmo quando os padrões dos sinais de transmissão mudam.

Como mencionado anteriormente, algoritmos baseados em ML podem resolver o problema da PAPR em sistemas OFDM com um custo computacional viável e baixo impacto na capacidade do sistema. Como mencionado anteriormente, algoritmos baseados em ML podem resolver o problema da PAPR em sistemas OFDM com um custo computacional viável e baixo impacto na capacidade do sistema. Dentre esses algoritmos, destacam-se as *Artificial Neural Network* (ANN), que modelam relações complexas entre os dados; o *Deep Learning* (DL), que emprega múltiplas camadas para capturar padrões hierárquicos; e as NN de forma geral, que englobam diferentes arquiteturas para otimização do sinal OFDM. Dessa forma, vários estudos na literatura têm investigado a aplicação de diferentes técnicas baseadas em ML para reduzir a PAPR [32–48].

A seguir, serão apresentadas algumas dessas técnicas, considerando as contribuições descritas na literatura nos últimos cinco anos. Serão discutidas as principais inovações, características e limitações de cada abordagem.

1.1.1 Redução da PAPR empregando *Artificial Neural Network*

No contexto da IA, as ANNs são amplamente utilizadas para reconhecimento de padrões, previsão de séries temporais, otimização e diversas outras aplicações em aprendizado de máquina. Existem diversas propostas na literatura para reduzir a PAPR utilizando ANN. [32–38]. Em [32], um autoencoder é empregado para mitigar a PAPR em um sistema *Visible Light Communication* (VLC) *DC-biased optical OFDM* (DCO-OFDM). O autoencoder proposto reduz a PAPR em até 6,5 dB, preservando uma *Bit Error Rate* (BER) aceitável.

Em [33], os autores introduzem um novo método chamado *Neural Network ACE* (NN-ACE), voltado para a mitigação da PAPR em sistemas OFDM. A NN-ACE expande a constelação utilizando um autoencoder treinado para modificar os símbolos de entrada no domínio complexo, reduzindo a PAPR. A análise das curvas de *Complementary Cumulative Distribution Function* (CCDF) da PAPR e da potência do sinal revela que, embora o método ACE reduza a PAPR, isso ocorre às custas de um aumento na potência do sinal. Por outro lado, a NN-ACE atinge uma redução maior da PAPR, mas com maior consumo de energia. Adicionalmente, sua implementação resulta em uma degradação da BER.

Em [34], os autores apresentam uma abordagem para aumentar a eficiência de sis-

temas VLC-OFDM, mitigando os efeitos adversos causados pela alta não-linearidade dos *Light Emitting Diode* (LED)s. A solução combina um esquema de redução de PAPR com autoencoders ponderados e técnicas de ceifamento de amplitude. A ANN é utilizada para adquirir e otimizar adaptativamente o mapeamento da constelação. Os resultados demonstram que o método híbrido baseado em autoencoders reduz a PAPR em cerca de 12 dB, mostrando resiliência às não-linearidades dos LEDs e melhor desempenho em termos de BER quando comparado aos métodos convencionais.

Já em [35], a mitigação da PAPR em sistemas *Generalized Frequency Division Multiplexing* (GFDM) é realizada por meio de um codificador-decodificador ANN, comumente referido como autoencoder. A estratégia proposta, chamada *PAPR-Reducing Network* (PRnet), é avaliada através da análise da CCDF da PAPR. A eficácia dessa abordagem é comprovada pela comparação com métodos convencionais, demonstrando sua superioridade na redução da PAPR.

Além disso, [36] apresenta um método que utiliza uma ANN composta por módulos de redução e descompressão de PAPR, treinados *off-line* para reduzir simultaneamente a PAPR e a BER. No receptor, o módulo de descompressão auxilia na reconstrução do sinal, minimizando a BER sem comprometer o desempenho geral. Comparado a métodos como ceifamento e PRnet, a abordagem proposta oferece desempenho superior em termos de PAPR e BER, com uma redução de até 3,5 vezes na BER a 20dB de *Signal-to-Noise Ratio* (SNR). Além disso, apresenta menor complexidade computacional em relação à PRnet, tornando-se uma solução promissora para futuras redes móveis.

Em [37], os autores propõem uma abordagem baseada em ML chamada PAPRer, projetada para ajustar de forma automática e precisa o alvo ideal de PAPR. A análise de complexidade do método mostra que a PAPRer atinge um equilíbrio entre desempenho e eficiência computacional. O estudo também explora um método baseado em ML para lidar com a *Inter-Carrier Waveform* (ICWEF).

Por fim, [38] utiliza o modelo *LSTM-Autoencoder* (LSTM-AE) devido à sua capacidade de lidar com dados sequenciais e flexibilidade para equilibrar a PAPR e a BER por meio do ajuste de hiperparâmetros. A proposta visa abordar o problema da PAPR em sistemas OFDM, particularmente em contextos de VLC. O modelo LSTM-AE, que combina autoencoder e *Long Short Term Memory* (LSTM), aprende representações concisas da entrada e acomoda sequências de comprimento variável. Essa abordagem apresenta desempenho superior na redução da PAPR, mantendo um equilíbrio satisfatório em termos de BER.

Os autores ressaltam, contudo, a necessidade de pesquisas adicionais, especial-

mente para desenvolver métodos de treinamento mais eficientes e aplicáveis a sistemas OFDM de maior escala, com um número elevado de subportadoras e ordens de modulação superiores. Nos estudos analisados, as configurações mais comuns incluem modulação 16-QAM com 512 subportadoras, além de outras variações, como 4-*Quadrature Amplitude Modulation* (QAM), 16-QAM, 64, 512 e 1024 subportadoras.

1.1.2 Redução da PAPR empregando *Deep Learning*

Outra técnica amplamente estudada para abordar o problema da elevada PAPR é o uso de DL [39–46]. O DL é um ramo do aprendizado de máquina baseado no uso de ANN com múltiplas camadas. Diferente das ANN tradicionais, que geralmente possuem poucas camadas, o DL explora redes profundas para capturar representações mais complexas dos dados. Em [39], os autores empregam um paradigma de DL para implementar um autoencoder, que se mostra altamente eficaz no tratamento da não-linearidade induzida por LED em sistemas VLC. O modelo proposto mitiga, além da não-linearidade do LED, outras distorções não lineares e a *Inter-Symbolic Interference* (ISI), lidando também com a interferência de canais multipercurso, o que resulta em melhorias no desempenho do sistema.

Em [40], os autores apresentam um esquema chamado *Tone Reservation Network* (TRNet), baseado em DL, que reduz de forma eficiente a PAPR. A TRNet adapta-se aos sinais de entrada, gerando formas de onda com picos de menor amplitude. Por meio de simulações, foi demonstrado que o método supera outras estratégias em termos de redução de PAPR, utilizando um número reduzido de tons reservados e sem comprometer o desempenho em termos de BER.

Um novo algoritmo de DL é introduzido em [41] para mitigar a PAPR em sistemas OFDM. Este algoritmo combina um esquema iterativo de cancelamento de pico com uma rede DL, otimizando os pesos durante o treinamento e reduzindo a PAPR. Além disso, ele apresenta menor complexidade e custo energético na fase de treinamento.

Em [42], os autores propõem um esquema de modulação adaptativa para melhorar a eficiência energética do OFDM, aplicando restrições de potência e ordem de modulação. Devido à natureza não convexa do problema, um algoritmo de DL com aprendizado online foi empregado, alcançando um aumento de eficiência energética e redução de PAPR em mais de 3 dB. No entanto, o ganho modesto frente à complexidade do aprendizado *online* deve ser considerado.

No trabalho de [43], os autores exploram receptores baseados em *Deep Neural Network* (DNN), em que uma DNN é um tipo específico de ANN com múltiplas

camadas ocultas, sendo a principal estrutura utilizada no DL, para sistemas *Layered Asymmetrically Clipped OFDM* (LACO-OFDM). Eles analisam a eficiência espectral, a complexidade do sistema e determinam o número ideal de camadas *Fully Connected* (FC) para detecção do sinal. A técnica *Optical* (*Optical*, O)-OFDMNet, proposta no estudo, utiliza DL para geração e detecção de sinais LACO-OFDM e DCO-OFDM, destacando-se pela baixa complexidade e eficiência energética, ao reduzir tanto a BER quanto a PAPR.

Em [44], é apresentada a PR-*Deep Unfolding Network* (DUN), uma DUN projetada para mitigar a PAPR em sinais OFDM. O modelo ajusta dinamicamente seus parâmetros por meio de retropropagação e minimiza uma função de perda específica para PAPR. A PR-DUN acomoda restrições de potência de transmissão, otimizando variáveis de forma eficiente e com baixo custo computacional.

Outro método é proposto em [45], onde a *Residual Deep Neural Network* (RDNN) tradicional é substituída pela *Tensor-train Residual Deep Neural Network* (TT-RDNN), resultando em menor número de parâmetros e uso de memória. A RDNN e o TT-RDNN são extensões de DNN. Essa abordagem garante a linearidade do amplificador de potência, reduzindo significativamente a PAPR de sinais OFDM, enquanto mantém o desempenho em termos de BER.

Finalmente, em [46], uma abordagem orientada por aprendizado é aplicada para projetar conjuntamente os filtros de transmissão e recepção em sistemas de comunicação, maximizando as taxas de transmissão e controlando a *Adjacent Channel Leakage Ratio* (ACLR) e a PAPR. Esse esquema reduz tanto a ACLR quanto a PAPR sem adicionar complexidade significativa ao sistema.

1.1.3 Outras abordagens para o uso de *Machine Learning*

Além das técnicas baseadas em ML, a literatura explora outras abordagens para o uso dessa ferramenta. Por exemplo, em [47], os autores apresentam um método de baixa complexidade para reduzir a PAPR em sinais OFDM utilizando *Monte Carlo Tree Search* (MCTS). A estratégia da MCTS consiste em criar uma estrutura em árvore que representa o espaço de busca da solução ótima. Além disso, é apresentada uma versão simplificada do método PTS, baseada na abordagem convencional dessa técnica. O estudo também introduz o *Monte Carlo PTS* (M-PTS), que combina a MCTS para aprimorar a redução da PAPR em sistemas OFDM. A proposta alcança uma melhoria de 0.2 dB na PAPR, reduzindo pela metade o custo computacional.

Por fim, em [48], os autores propõem uma nova técnica baseada em ML para reduzir a PAPR em sistemas *Multiple-Input Multiple-Output* (MIMO)-OFDM. Essa aborda-

gem utiliza o modelo *Random Sample Consensus* (RANSAC), que detecta o número de *outliers* (valores com maior desvio em relação à função de otimização) em cada conjunto de candidatos gerados. O modelo considerado como ideal é aquele que minimiza a quantidade de *outliers*. Além disso, técnicas como DNN e *Self-Organized Map* (SOM) são integradas ao processo, tornando a abordagem eficiente na redução da PAPR em sistemas MIMO-OFDM.

A partir da discussão detalhada sobre as abordagens de redução da PAPR baseadas em ML, a Tabela 1.1 apresenta uma síntese das principais contribuições dos estudos, comparando a redução da PAPR alcançada por técnicas baseadas em ML com os métodos clássicos. A Tabela 1.2 apresenta, em ordem cronológica, as soluções baseadas em ML para mitigar a alta PAPR, destacando os objetivos de cada abordagem. Por fim, a Tabela 1.4 apresenta as principais contribuições e limitações dos trabalhos analisados.

1.2 Objetivo e Contribuição

Embora as técnicas aqui descritas possam efetivamente reduzir a PAPR, a maioria delas não permite definir um valor alvo específico para este parâmetro. Com a forte limitação de potência imposta pela regulamentação brasileira para TVWS, é importante garantir que os transmissores operem próximo ao seu ponto de compressão de 1 dB sem introduzir interferência não linear no sinal transmitido. Portanto, o principal objetivo desta dissertação é propor técnicas de redução de PAPR que possam atingir um determinado valor alvo com complexidade acessível, permitindo que os transmissores de TVWS operem de forma eficiente. A eficiência das abordagens propostas será analisada em termos de CCDF da PAPR e em termos de BER através de simulações computacionais.

1.3 Organização da dissertação

A dissertação está organizada da seguinte forma: o Capítulo 2 oferece uma revisão concisa do sistema OFDM, abordando sua geração e recepção, bem como o desempenho em termos de PAPR e BER/*Symbol Error Rate* (SER). Esse capítulo também inclui uma análise espectral dos sinais OFDM, o dimensionamento do sistema em função da resposta ao impulso do canal e os impactos da não-linearidade no OFDM. O Capítulo 3 explora o PTS, um método clássico usado como referência para os algoritmos propostos. No Capítulo 4, são introduzidas duas técnicas de redução de PAPR, denominadas *Memory-less Continuous Search Algorithm* (MCSA) e *Pattern-Learning Search Algo-*

rithm (PLSA), junto com uma análise da complexidade dos algoritmos e da relação entre a restrição de PAPR e a complexidade. O Capítulo 5 apresenta uma explicação detalhada sobre uma NN que atinge o mesmo desempenho dos algoritmos MCSA e PLSA, porém com menor complexidade. Este capítulo também discute a análise da complexidade de implementação da NN. O Capítulo 6 fornece uma análise numérica referente à PAPR, à complexidade computacional e à BER. Finalmente, o Capítulo 7 encerra a dissertação com as conclusões.

Tabela 1.1: *Redução da PAPR alcançada pelas técnicas baseadas em ML quando comparadas com métodos PAPR clássicos.*

Ref.	**PTS**	**SLM**	**Ceifamento / Filtragem**	**TR**	**ACE**
[32]	4dB	-	7dB	-	-
[34]	-	9dB	6.5dB	-	-
[39]	3dB	-	-	-	-
[33]	-	-	-	-	5dB
[40]	-	-	4.5dB	7dB	-
[36]	-	-	3dB	-	-
[48]	-	-	4.5dB	-	-
[41]	-	2dB	-	-	-
[47]	2.5dB	-	-	-	-
[38]	-	-	2.7dB	-	-
[44]	-	3dB	-	-	-
[45]	-	-	4dB	-	-
[35]	-	7dB	-	-	-

Tabela 1.2: *Visão geral do estado da arte das técnicas de redução de PAPR baseadas em ML (2019-2023).*

Ano	Ref.	Técnica ML	Objetivo
2019	[32]	ANN	Redução da PAPR.
2019	[34]	ANN	Melhora o desempenho do sistema interno VLC-OFDM.
2019	[39]	DNN	Melhora o desempenho da BER no VLC.
2019	[33]	ANN	Reduz a PAPR dos símbolos OFDM.
2020	[40]	DNN	É usado para gerar um sinal de cancelamento de pico para reduzir a PAPR.
2020	[36]	ANN	Reduz a PAPR em transmissores sem fio.
2020	[48]	RANSAC	Redução da PAPR em MIMO
2021	[41]	DNN	Redução da PAPR em sistema OFDM.
2021	[43]	DNN	Redução da PAPR usando O-OFDMNet.
2021	[47]	MCTS	Redução da PAPR de sinais OFDM.
2022	[38]	ANN	Melhora o desempenho do sistema VLC reduzindo a PAPR.
2022	[44]	DUN	Enfrenta os desafios da PAPR.
2022	[37]	ANN	Redução da PAPR.
2022	[45]	DNN	Mitiga a alta PAPR nas transmissões de ultraportadoras.
2022	[46]	DNN	Melhora a eficiência espectral e reduz a PAPR.
2023	[42]	DNN	Redução da PAPR.
2023	[35]	ANN	Redução da PAPR no GFDM.

Tabela 1.3: *Parte 1: Contribuições e Limitações das abordagens de redução de PAPR baseadas em ML (2019-2023).*

Ref.	Contribuição	Limitação
[32]	PAPR é reduzida para $6,5$ dB em comparação com métodos convencionais.	Falta de comparação de complexidade, não está claro se a redução da PAPR mantém a BER original, incerteza sobre o impacto no desempenho do sistema.
[34]	Uma redução de PAPR de 12 dB e melhor desempenho de BER.	Implementações práticas pouco viáveis, variações nas condições do sistema não totalmente capturadas em simulações.
[39]	Mitigação eficaz da não-linearidade do LED e desempenho aprimorado de BER.	A instabilidade do treinamento da rede indica que pode haver obstáculos na fase de treinamento da rede neural, dificultando a obtenção de um desempenho mais confiável.
[33]	Reduzir a PAPR em um modelo de canal não-linear.	ANN-ACE aumenta o consumo de energia e a degradação no desempenho geral de BER quando a ANN-ACE é implementada.
[40]	Fornece um melhor desempenho de redução de PAPR com menos TR.	Esforço computacional e tempo consideráveis na fase de treinamento.
[36]	Redução de PAPR e minimização de BER através de treinamento *offline*.	Ausência de exploração de compromissos entre a redução de PAPR e outras métricas de desempenho.
[48]	Redução de PAPR baseada nas abordagens clássicas de ML.	Otimização demorada de hiperparâmetros, RANSAC requer um grande número de iterações.
[41]	Obtém redução da PAPR, baixa complexidade e baixo custo de treinamento.	Risco de *overfitting* devido ao excesso de dados de treinamento. O desempenho abaixo da média é observado quando o número de subportadoras excede um valor específico.
[43]	O-OFDMNet otimiza BER e PAPR em um decodificador de canal de decisão suave.	O LACO-OFDM resulta em distorção não-linear significativa.
[47]	Complexidade reduzida PTS e melhoria de desempenho PAPR.	À medida que a PAPR diminui, a complexidade aumenta. O método proposto apresenta uma queda de PAPR de $1,16$ dB.

Tabela 1.4: *Parte 2: Contribuições e Limitações das abordagens de redução de PAPR baseadas em ML (2019-2023).*

Ref.	**Contribuição**	**Limitação**
[38]	Método de redução de PAPR que melhora efetivamente o desempenho do VLC enquanto alcança um compromisso equilibrado de BER.	Alto consumo de tempo no processo de treinamento.
[44]	Redução significativa de PAPR, BER e carga computacional reduzida.	A melhoria do desempenho atinge o ponto de saturação devido a uma restrição na potência de transmissão.
[37]	PAPRer oferece uma complexidade de desempenho favorável para redução da PAPR.	Falta de comparação da complexidade computacional.
[45]	Redução de PAPR enquanto mantém a eficiência espectral e minimiza a distorção na banda por meio da técnica TT-RDNN.	Não considera métricas importantes, como eficiência espectral e potencial distorção não-linear em sistemas onde a PAPR excede a *In-Band Outage*.
[46]	Redução de PAPR em comparação com métodos tradicionais.	Dificuldade em equilibrar a taxa de dados, ACLR e PAPR.
[42]	Uma solução DL que reduz 3 dB da PAPR em comparação com métodos convencionais.	Falta de análise de complexidade, viabilidade de implementação e possíveis desvantagens.
[35]	PAPR e BER do sistema GFDM são reduzidas consideravelmente.	Falta de análise de complexidade computacional.

Capítulo 2

Princípios do OFDM

A técnica de modulação conhecida como OFDM é amplamente empregada em sistemas de comunicação sem fio [49]. Nesse método, utilizam-se múltiplas subportadoras ortogonais para transmitir os símbolos provenientes de uma constelação em fase e quadratura [50]. Dentre as vantagens do OFDM, destacam-se sua robustez a múltiplos percursos, desde que o número de subportadoras seja adequadamente dimensionado em relação à banda de coerência do canal e o comprimento do *Ciclic Prefix* (CP) seja suficientemente longo para garantir a recuperação da resposta ao impulso do canal. Além disso, a técnica apresenta baixa complexidade de implementação devido ao uso da *Inverse Fast Fourier Transform* (IFFT)/*Fast Fourier Transform* (FFT) e à equalização no domínio da frequência [51].

Nas seções seguintes, apresentam-se os principais conceitos associados ao sistema OFDM, à PAPR, o desempenho em termos de BER, à análise espectral, o dimensionamento do OFDM em função da resposta ao impulso do canal e os impactos da não-linearidade no OFDM.

2.1 Geração e Recepção de Sinais

No transmissor OFDM, conforme ilustrado na Figura 2.1, o vetor de bits $\mathbf{b} = [b_0, b_1, \ldots, b_{\mu K-1}]$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^{(\mu K)\times 1}$, é mapeado em um vetor de símbolos de dados $\mathbf{s} = [s_0, s_1, \ldots, s_{K-1}]$, $\mathbf{s} \in \mathbb{C}^{K\times 1}$, correspondente a uma constelação em fase e quadratura, tipicamente QAM, onde $\mu = \log_2 M$ é o número de bits por símbolo, M é a ordem de modulação e K é o número de subportadoras. Cada elemento de $\mathbf{s}$, portanto, contém μ bits de dados e modula uma determinada subportadora no conjunto de subportadoras ortogonais disponíveis. O vetor $\mathbf{s}$ é aplicado ao bloco responsável por computar a IFFT, permitindo interpretar que o vetor de símbolos M-QAM representa

o sinal OFDM no domínio da frequência, enquanto

$$\mathbf{x} = \mathbf{F}_K^H \mathbf{s} \tag{2.1}$$

representa o símbolo OFDM no domínio do tempo, onde $(\cdot)^{\mathrm{H}}$ é o operador hermitiano, e $\mathbf{F}_K \in \mathbb{C}^{K\times K}$ é a matriz de Fourier normalizada, dada por [52]

$$\mathbf{F}_K = \frac{1}{\sqrt{K}} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & \varphi & \varphi_2 & \cdots & \varphi_{K-1} \\ 1 & \varphi_2 & \varphi_4 & \cdots & \varphi_{2(K-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \\ 1 & \varphi_{K-1} & \varphi_{2(K-1)} & \cdots & \varphi_{(K-1)(K-1)} \end{pmatrix}, \tag{2.2}$$

sendo $\varphi = e^{-j\frac{2\pi}{K}}$.

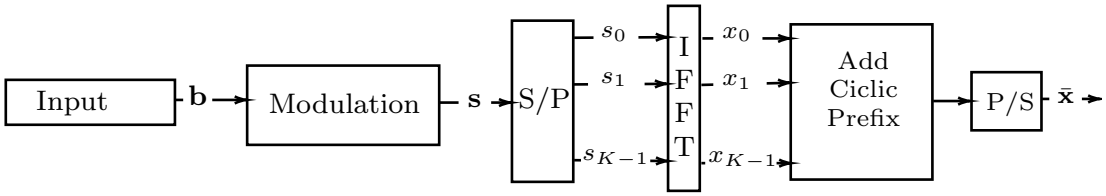


Figura 2.1: *Diagrama de blocos de um transmissor OFDM.*

Um CP composto por K_{CP} amostras é introduzido em $\mathbf{x}$, resultando em $\bar{\mathbf{x}} \in \mathbb{C}^{(K+K_{\mathrm{CP}})\times 1}$, como ilustrado na Figura 2.2. O CP é uma cópia das últimas K_{CP} amostras do símbolo. A inclusão do CP é essencial para proteger o símbolo OFDM, prevenindo a interferência entre símbolos OFDM adjacentes devido à resposta ao impulso de um canal com múltiplos percursos. Para garantir a eficácia dessa proteção, é necessário que $K_{\mathrm{CP}} \geq \iota - 1$, onde ι representa o comprimento da resposta ao impulso do canal [53].

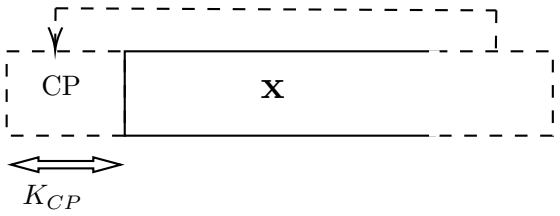


Figura 2.2: *CP introduzido no símbolo OFDM no domínio do tempo.*

O sinal $\bar{\mathbf{x}}$ é transmitido por um canal com resposta ao impulso $\mathbf{h} \in \mathbb{C}^{\iota\times 1}$, resultando em uma convolução linear dada por

$$\mathbf{y} = \mathbf{h} * \bar{\mathbf{x}} + \bar{\mathbf{w}}, \tag{2.3}$$

onde $\bar{\mathbf{w}} \in \mathbb{C}^{(K+K_{\text{CP}}+\iota-1)\times 1}$ é o vetor *Additive White Gaussian Noise* (AWGN), com $\sigma^2 = N_0/2$, sendo N_0 a densidade espectral de potência do ruído em W/Hz.

Para recuperar os símbolos transmitidos, conforme mostrado na Figura 2.3, é necessário retirar o CP. Assim, a ação do canal pode ser expressa como uma convolução circular entre o símbolo OFDM sem CP e a resposta ao impulso do canal, desde que $K_{\text{CP}} > \iota - 1$. Logo,

$$\mathbf{y} = \mathbf{h} \circledast \mathbf{x} + \mathbf{w}, \tag{2.4}$$

onde $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{K\times 1}$ é o sinal OFDM recebido sem o CP, e $\mathbf{w} \in \mathbb{C}^{K\times 1}$ é o vetor AWGN equivalente após a remoção do CP. No domínio da frequência, tem-se que

$$\hat{\mathbf{S}} = \mathbf{F}_K \bar{\mathbf{y}} = \mathcal{H}\mathbf{s} + \mathbf{W}, \tag{2.5}$$

onde $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{K\times 1}$ é o vetor com amostras de ruído branco no domínio da frequência, e $\mathcal{H} = \mathbf{F}_K \mathbf{H} \mathbf{F}_K^{\text{H}}$, $\mathcal{H} \in \mathbb{C}^{K\times K}$, é uma matriz diagonal cujos elementos da diagonal principal correspondem à resposta em frequência do canal [54]. Assim,

$$\mathcal{H} = \begin{pmatrix} H_0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & H_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & H_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & H_{K-1} \end{pmatrix}. \tag{2.6}$$

Utilizando a equalização no domínio da frequência baseada no princípio do *zero-forcing*, o sinal equalizado é dado por

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathcal{H}^{-1}\bar{\mathbf{Y}} = \mathbf{s} + \mathcal{H}^{-1}\mathbf{W}. \tag{2.7}$$

Note que $\hat{\mathbf{s}}$ corresponde ao vetor de símbolos transmitidos, afetado pelo vetor de ruído ponderado pelo inverso do ganho do canal em cada subportadora. Assim, o sinal recebido na k-ésima subportadora é dado por

$$\hat{s}_k = s_k + H_k W_k. \tag{2.8}$$

Conclui-se, portanto, que a variância do ruído que afeta o sinal recebido na k-ésima subportadora é $|H_k|^2\sigma^2$ [55].

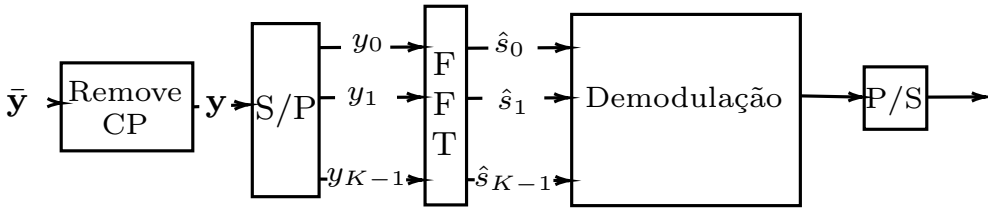


Figura 2.3: *Diagrama em blocos de um receptor OFDM.*

2.2 Desempenho em termos de BER/SER

Para avaliar o desempenho de uma modulação QAM em termos de SER, pode-se analisá-la matematicamente por [56]

$$\begin{aligned} P_{erro} &= \int_{x_0+\frac{d_{min}}{2}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma^2}\right) dx \\ &= \mathrm{Q}\left(\frac{d_{min}}{2\sigma_r} + \frac{x-x_0}{\sigma_r}\right) \\ &= \mathrm{Q}\left(\frac{d_{min}}{2\sigma}\right), \end{aligned} \tag{2.9}$$

onde P_{erro} representa a probabilidade de erro para um símbolo vizinho, x e x_0 correspondem aos pontos inicial e final do símbolo na constelação, d_{min} denota a menor distância entre dois símbolos dessa constelação, e Q é uma função amplamente utilizada em comunicações digitais que fornece a probabilidade de que uma variável aleatória normal padrão assuma valores maiores que um determinado limiar.

O desempenho da SER para uma modulação M-QAM quadrada, para qualquer valor de M, considerando um canal AWGN, é dada por [57]

$$\begin{aligned} P_s &= \bar{\mu}\mathrm{Q}\left(\frac{d_{min}}{2\sigma}\right) = \bar{\mu}\mathrm{Q}\left(\sqrt{\frac{d_{min}^2}{4\sigma^2}}\right) \\ &= \bar{\mu}\mathrm{Q}\left(\sqrt{\frac{2\xi\bar{E}}{4\frac{N_0}{2}}}\right) = \bar{\mu}\mathrm{Q}\left(\sqrt{\xi\frac{\bar{E}}{N_0}}\right), \end{aligned} \tag{2.10}$$

em que $\bar{E}$ é a energia média da constelação, $\bar{\mu} = 4(\sqrt{M}-1)/\sqrt{M}$ representa o número médio de símbolos vizinhos de um determinado símbolo, $\xi = 3/(M-1)$ é o fator de ajuste da constelação, introduzido para garantir que a distância média entre os símbolos vizinhos seja a mesma para qualquer valor de M.

No caso de o canal apresentar ação seletiva no domínio da frequência [58], que ocorre quando há múltiplos percursos de propagação com diferentes atrasos, cada subportadora será ponderada pelo ganho do canal na sua frequência, resultando em uma

SNR distinta para cada subportadora, dada por

$$\gamma_k = |H[k]|^2 \xi \frac{\bar{E}}{N_0}, \tag{2.11}$$

o que faz com que a probabilidade de erro seja

$$P_s[k] = \bar{\mu} \mathrm{Q}(\sqrt{\gamma_k}). \tag{2.12}$$

O desempenho da SER para um canal seletivo no domínio da frequência é dado por

$$P_s = \frac{\bar{\mu}}{K} \int_{k=0}^{K-1} \mathrm{Q}(\sqrt{\gamma_k})\, dk. \tag{2.13}$$

A BER, considerando mapeamento Gray, é dada por

$$P_b = \frac{P_s}{\log_2(M)}. \tag{2.14}$$

A Figura 2.4 mostra a BER, considerando um canal seletivo em frequência, para uma resposta ao impulso $\mathbf{h} = [1, 0.3]^T$, para $K = 512$ e diferentes ordens de modulação ($M = 16$, 32, 64, 128 e 256).

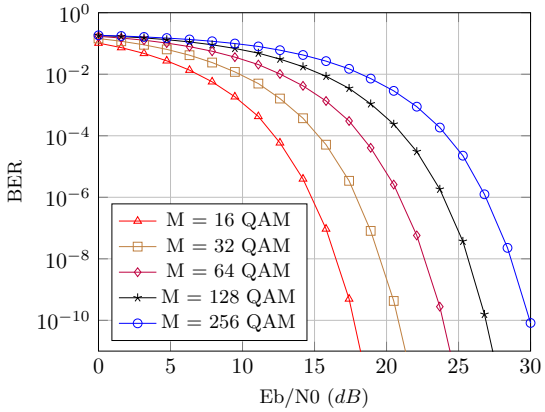


Figura 2.4: *Curva teórica da BER para as modulações* 16-*QAM,* 32-*QAM,* 64-*QAM,* 128-*QAM e* 256-*QAM, considerando um canal seletivo no domínio da frequência.*

Nota-se, na Figura 2.4, que, à medida que a ordem da modulação aumenta, a BER também cresce para uma dada SNR. Dessa forma, pode-se concluir que o aumento da vazão, causado pela transmissão de uma maior quantidade de bits por símbolo, leva à necessidade de elevação da potência de transmissão para manter a mesma BER alvo.

2.3 PAPR em sinais OFDM

Define-se a PAPR, $\mathcal{P}$, como a razão entre a potência de pico e a potência média de um determinado sinal, ou seja,

$$\mathcal{P} = \frac{\max\left(|\mathbf{x}|^2\right)}{\mathbb{E}\left[|\mathbf{x}|^2\right]}, \tag{2.15}$$

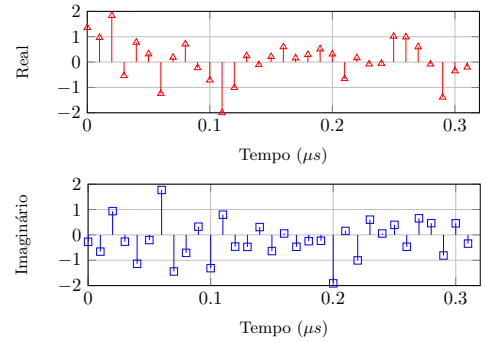
em que $\mathbb{E}[\cdot]$ representa o valor esperado de seu argumento.

Como o sinal OFDM é formado pela soma de K sinais independentes, resultantes da modulação de cada subportadora por um símbolo M-QAM aleatório, sua envoltória no domínio do tempo tende a se comportar como uma variável aleatória com distribuição Gaussiana, especialmente para um número elevado de subportadoras. Portanto, existe a possibilidade de que essas diversas componentes se somem em fase, resultando em picos instantâneos de amplitude e, consequentemente, em uma elevada PAPR. Em outras palavras, há uma variação considerável na amplitude ao longo do tempo, o que significa que, em determinados momentos, a amplitude pode ser significativamente maior do que o valor da *Root Mean Square* (RMS), resultando em uma alta PAPR. Esses picos podem ser observados na Figura 2.5, que apresenta um símbolo OFDM gerado com símbolos 16-QAM e com diferentes números de subportadoras (32, 64 e 256) e tempo de amostragem de $0,01\,\mu s$. Nota-se que, quanto maior o número de subportadoras, maior é a probabilidade de ocorrência de picos de amplitude e, como consequência, maior a PAPR.

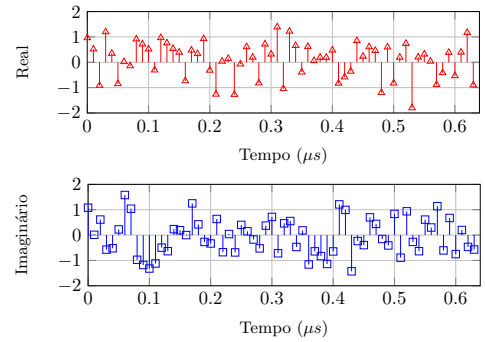
Os picos de potência do sinal podem levar o amplificador de potência do transmissor à saturação. Quando isso acontece, o amplificador ceifa o sinal de saída, de modo que sua função de transferência deixa de ser linear, introduzindo distorções não lineares no sinal transmitido. Essas distorções causam ICI e interferência em canais adjacentes, uma vez que provocam o aumento da OOBE.

Uma abordagem comum para mitigar o impacto da PAPR em amplificadores é empregar um *back-off* da ordem de grandeza da PAPR. Isso significa projetar o amplificador para operar com uma potência média inferior à sua potência nominal, de modo que os picos de amplitude não levem o amplificador à saturação. No entanto, esse *back-off* de potência resulta em menor eficiência energética do amplificador, pois, quando o sinal apresenta valores de potência instantânea baixos, o excedente de potência do amplificador é dissipado na forma de calor.

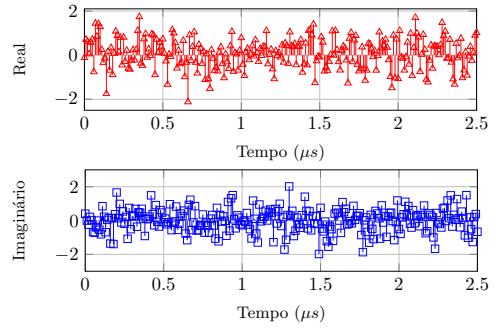
Por esse motivo, a redução da PAPR em sinais OFDM é um tópico de pesquisa relevante, com impacto positivo na eficiência energética de sistemas de comunicação. As



(a) Símbolo OFDM para $K = 32$ subportadoras e $\mathcal{P} = 10.52$ dB.



(b) Símbolo OFDM para $K = 64$ subportadoras e $\mathcal{P} = 11$ dB.



(c) Símbolo OFDM para $K = 256$ subportadoras e $\mathcal{P} = 11.79$ dB.

Figura 2.5: *Símbolos OFDM no domínio do tempo.*

técnicas propostas visam mitigar os picos de potência, melhorar a eficiência energética do sistema e reduzir perdas em termos de BER ou o aumento da OOBE.

2.4 Análise Espectral OFDM

A *Power Spectral Density* (PSD) representa a forma como a potência de um sinal se distribui ao longo da frequência. No caso do OFDM, a PSD pode ser interpretada como a soma das K subportadoras ortogonais, moduladas individualmente por símbolos M-QAM.

O fato de os símbolos M-QAM se manterem constantes durante a duração do símbolo OFDM resulta em um formato de pulso retangular, transladado para a

frequência da subportadora f_{k}, de modo que, para uma subportadora específica, tem-se que $X_{\mathrm{k}}(t) = \mathrm{s_k} e^{j w_{\mathrm{k}} t}$, onde considerou-se que a frequência de amostragem tende ao infinito (sinal contínuo) [57].

Neste caso, a PSD desta portadora é dada por

$$S(f) = E_{\mathrm{x}}\{|\mathrm{s_k}|^2\} T \,\mathrm{sinc}^2[(f - f_{\mathrm{k}})T], \tag{2.16}$$

onde T é o período do sinal, ou seja, a duração do sinal OFDM.

O espaçamento de $\Delta_f = 1/T$ Hz entre as subportadoras garante a ortogonalidade entre elas, de modo que a PSD do sinal OFDM é dada por [57]

$$S(f) = E_{\mathrm{x}}\{|\mathrm{s}|^2\} T \sum_{k=0}^{K-1} \mathrm{sinc}^2[(f - f_{\mathrm{k}})T], \tag{2.17}$$

onde $f_{\mathrm{k}} - f_{\mathrm{k\text{-}1}} = \Delta_f$.

A Figura 2.6 compara a PSD de uma subportadora com a PSD de um símbolo OFDM. Nesta figura, utilizou-se $K = 16$ subportadoras, 16-QAM e $T = 1$s.

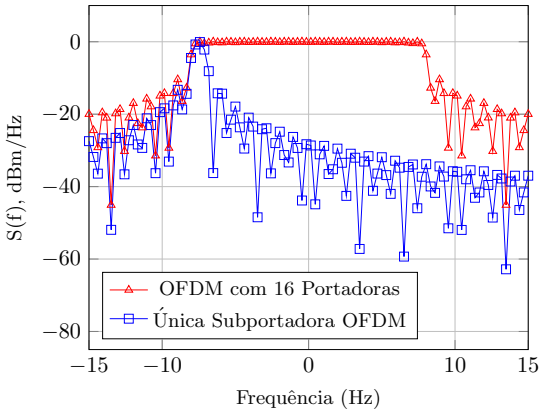


Figura 2.6: *Comparação entre as PSDs de uma subportadora e do símbolo OFDM para* 16 *subportadoras e* 16*-QAM.*

Considerando como referência os primeiros nulos do lóbulo principal da função Sinc^2, a largura de faixa de uma subportadora é dada por

$$B_{sp} = \frac{2R_b}{K \log_2 M} = \frac{2R_s}{K} = 2\Delta_f, \tag{2.18}$$

onde R_b é a taxa de transmissão e R_s é a taxa de sinalização.

Como as subportadoras se sobrepõem no espectro, como pode ser visto na

Figura 2.7, para K subportadoras, a banda total ocupada é dada por

$$B_T = \frac{(K+1)R_\mathrm{b}}{K\log_2 M} = \frac{K+1}{K}R_s. \tag{2.19}$$

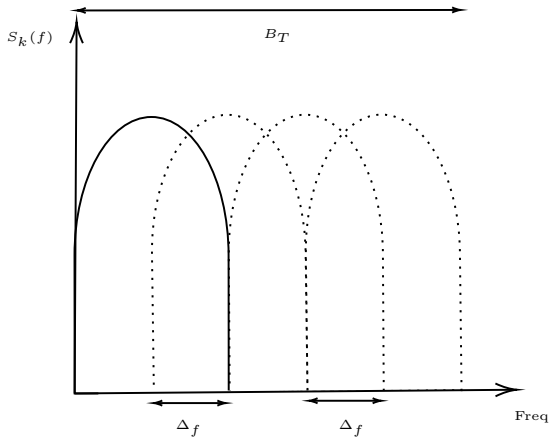


Figura 2.7: *Banda total para K subportadoras.*

2.5 Dimensionamento do OFDM em função da resposta ao impulso do canal

Nesta seção, será analisado como o efeito de múltiplos percursos impacta o sinal OFDM, detalhando o dimensionamento do sistema em função da resposta ao impulso do canal, baseando-se na dissertação [59].

O desempenho de um sistema de comunicação digital depende de como a seletividade em frequência do canal afeta as componentes espectrais do sinal. Para entender esse impacto, é necessário verificar se a resposta em frequência do canal distorce o sinal de maneira seletiva, o que pode ser observado ao comparar a largura de faixa do sinal com a banda de coerência do canal.

A banda de coerência de um canal com múltiplos percursos é a largura de faixa em que o canal se comporta como plano. Se a largura de faixa do sinal for maior que essa banda, as componentes do sinal serão afetadas de maneira desigual, tornando o canal seletivo em frequência, ou seja,

$$\begin{aligned} B_s &\leq B_c, \quad \text{canal plano,} \\ B_s &> B_c, \quad \text{canal seletivo,} \end{aligned} \tag{2.20}$$

em que B_s é a banda do sinal e B_c é a banda de coerência do canal.

A banda de coerência do canal é definida como [60]

$$B_c = \frac{1}{k\sigma_T}, \tag{2.21}$$

onde k é um fator que reflete a robustez da modulação às variações na resposta em frequência do canal. Para modulações robustas, $k = 5$ (banda de coerência de 50%), enquanto modulações menos robustas utilizam $k = 50$ (banda de 90%). O termo σ_T representa o espalhamento temporal do canal e é dado por [60]

$$\sigma_T = \sqrt{\overline{T^2} - \overline{T}^2}, \tag{2.22}$$

onde $\overline{T}$ é o atraso médio do canal, dado por

$$\overline{T} = \frac{\sum_{i=0}^{I_n-1} a_i^2 \tau_i}{\sum_{i=0}^{I_n-1} a_i^2}, \tag{2.23}$$

onde τ_i é o atraso, a_i é a amplitude do impulso i, e I_n a quantidade total de ambos.

O segundo momento $\overline{T^2}$ é [60]

$$\overline{T^2} = \frac{\sum_{i=0}^{I_n-1} a_i^2 \tau_i^2}{\sum_{i=0}^{I_n-1} a_i^2}. \tag{2.24}$$

A inserção do CP no OFDM estende a duração do símbolo ao atuar como tempo de guarda, definido como $T_g = K_{CP} T_s$, onde $K_{CP} = \tau_{max}/T_s$ e T_s é o tempo de símbolo. Essa extensão não carrega dados úteis, impactando a taxa de transmissão e reduzindo a vazão do sistema. Esse aumento no bloco OFDM é dado por [60]

$$T_{OFDM} = (r_{TG} + 1)T = (r_{TG} + 1)KT_s, \tag{2.25}$$

onde $r_{TG} = \Delta_T/T$.

Com cada subportadora carregando um símbolo M-QAM, a carga de bits por bloco OFDM é de $K \log_2(M)$ bits. Esses bits são transmitidos em T_{OFDM} segundos, resultando em uma taxa de bits [60]

$$R_b = \frac{K \log_2(M)}{T_{OFDM}} = \frac{\log_2(M) R_s}{(r_{TG} + 1)}, \tag{2.26}$$

onde $T_s = 1/R_s$.

A inclusão do tempo de guarda reduz a eficiência espectral do sistema, uma vez que uma fração do intervalo de tempo disponível para transmissão de dados é utilizada para

mitigar interferências, resultando em uma menor taxa de transmissão efetiva. No entanto, essa medida é essencial para eliminar a ICI, garantindo que os símbolos OFDM sejam recebidos sem interferência entre subportadoras. Ainda assim, é necessário adotar técnicas que minimizem os efeitos das réplicas atrasadas do bloco sobre o próprio bloco, pois essas réplicas podem introduzir distorções no sinal recebido, comprometendo o desempenho do sistema.

2.6 Impactos da não-linearidade no OFDM

A não-linearidade introduzida por amplificadores desempenha um papel crucial no desempenho dos sistemas de comunicação que utilizam o OFDM. Quando um sinal OFDM é amplificado, é fundamental que as distorções introduzidas pelos amplificadores não comprometam a eficiência e a confiabilidade do sistema. Nesta seção, será explorado como essas não-linearidades afetam o sinal OFDM e quais são as implicações na performance geral do sistema, baseando-se na dissertação [59].

Os amplificadores são dispositivos que introduzem não-linearidades conforme o nível do sinal de entrada. Em teoria, ao aplicar um sinal de entrada, a saída deveria apresentar uma amplitude G vezes maior. O amplificador ideal possui um ganho $G(s)$, ilustrado pela curva na Figura 2.8. Contudo, na prática, os amplificadores atingem uma região de saturação e operam de forma linear apenas até certo ponto, após o qual a potência de saída começa a diminuir. Com o aumento da potência de entrada, ocorre uma compressão na resposta do sinal de saída, desviando a curva do comportamento ideal, e essa diferença se torna mais evidente à medida que a potência de entrada cresce [55].

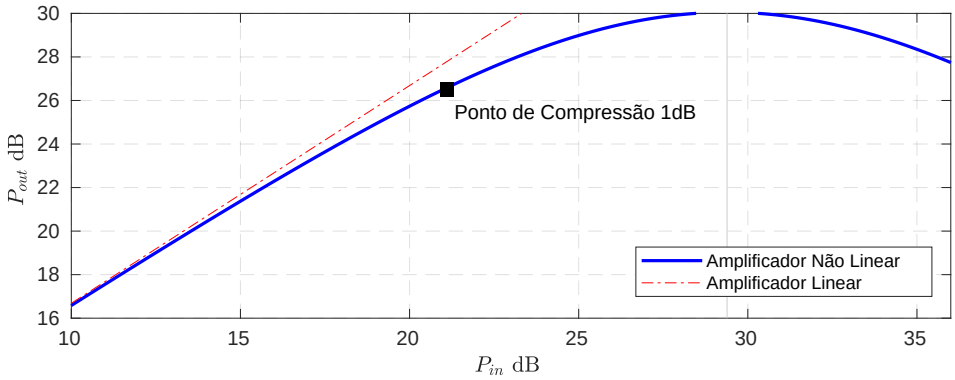


Figura 2.8: *Amplificador não linear e linear.*

Na Figura 2.8, o ponto marcado indica a transição entre as regiões linear e não-linear, marcando a compressão de 1 dB, ou seja, o ganho do amplificador está 1 dB

abaixo do valor ideal. Picos de sinal que excedem esse limite sofrem compressão significativa, o que torna os efeitos não-lineares inevitáveis. Essa não-linearidade é prejudicial para sistemas OFDM, principalmente devido à intermodulação entre diferentes portadoras, que gera frequências indesejadas na banda do sinal, resultando em ICI e comprometendo o desempenho do sistema [55].

Além disso, essa intermodulação distorce o espectro do sinal OFDM, aumentando a OOBE. Isso causa contaminação de frequências fora da faixa designada, potencialmente interferindo com outras estações base e até com outros usuários. Assim, é crucial evitar a OOBE [55].

Operar no ponto de compressão de 1 dB é desafiador para sinais com alta PAPR, cuja redução é o nosso objetivo.

2.7 Conclusão

A análise apresentada neste capítulo permitiu explorar em detalhes os princípios fundamentais da modulação OFDM e suas aplicações em sistemas de comunicação sem fio. Foi demonstrado como o uso de múltiplas subportadoras ortogonais possibilita uma transmissão eficiente de dados, aumentando a robustez contra interferências de múltiplos percursos e reduzindo a complexidade de implementação por meio das transformadas FFT/IFFT.

Além disso, foram descritos os principais processos envolvidos na geração e recepção de sinais OFDM, incluindo a inserção do CP, que é essencial para evitar a interferência entre símbolos consecutivos. A estrutura de equalização no domínio da frequência, especificamente o método de *zero-forcing*, foi abordada.

Por fim, o capítulo apresentou uma análise do desempenho em termos de BER/SER para a modulação QAM no contexto do OFDM, demonstrando a relação entre a densidade espectral de potência do ruído e a probabilidade de erro de símbolo. Também foi discutido o dimensionamento do OFDM em função da resposta ao impulso do canal e os impactos da não-linearidade no OFDM.

Capítulo 3

Técnica Clássica PTS

Diversas técnicas foram desenvolvidas para mitigar o problema de alta PAPR em sistemas que empregam OFDM, como mencionado em [61] e no capítulo 1. O objetivo dessas técnicas é reduzir a ocorrência de picos de potência que podem levar à saturação do amplificador, comprometendo a eficiência e a linearidade do sistema de comunicação.

O PTS foi escolhido como método de comparação dos algoritmos propostos por ser amplamente utilizado na literatura como referência para comparação de desempenho [62]. Esse método destaca-se por sua implementação simples, complexidade constante e por manter a BER inalterada na recepção. Para esclarecer o funcionamento do método PTS para controle de PAPR, este Capítulo será organizado nas subseções 3.1 e 3.2, que abordam a descrição do método e a complexidade computacional, respectivamente.

3.1 Descrição do PTS

No método PTS, a carga útil $\mathbf{s}$, definido como o vetor de símbolos da constelação M-QAM, é particionada em D sub-blocos, cada sub-bloco sendo composto de uma sequência específica de amostras não sobrepostas. Por exemplo, o primeiro sub-bloco, $\mathbf{s}_1$, é composto pelas primeiras K/D amostras de $\mathbf{s}$ seguidas pelas entradas restantes sendo preenchidas com zeros, enquanto o segundo sub-bloco, $\mathbf{s}_2$, inclui as K/D amostras adjacentes de $\mathbf{s}$, seguidas por preenchimento de zeros, e assim por diante. Este processo garante que os sub-blocos sejam disjuntos, o que significa que eles não se sobrepõem uns aos outros. Mais precisamente, o particionamento pode ser descrito

como

$$\begin{aligned} s_m[i] &= s_i, && (m-1)\frac{K}{D} \leq i < m\frac{K}{D}; \\ s_m[j] &= 0, && j \neq i, \end{aligned} \tag{3.1}$$

onde $s_m[i]$ é uma entrada do vetor $\mathbf{s}_m$, $m = \{1, \ldots, D\}$ e K, $D \in 2^{\mathrm{v}}$; v = {1,2,3, ...} [63].

A IFFT é então aplicada separadamente a cada sub-bloco, resultando em vetores $\mathbf{z}_m = [z_{m,0}, z_{m,1}, \ldots, z_{m,K-1}]^{\mathrm{T}}$, que são combinados eficientemente para reduzir a PAPR. O objetivo principal é escolher um conjunto de matrizes de fase que possam reduzir a PAPR e a probabilidade de várias subportadoras serem adicionadas em fase. A matriz de fase abrange todas as combinações possíveis de fase, determinadas pela ordem da modulação. À medida que a modulação aumenta, o número de combinações viáveis também cresce. Cada elemento dessa matriz é representado por p_m. Assim, cada fator de fase é associado a z_m em busca da combinação que minimize a PAPR. Portanto, o sinal de saída é dado por [64]

$$\mathbf{z} = \sum_{m=1}^{D} p_m \mathbf{z}_m, \tag{3.2}$$

onde o fator de fase é normalmente definido como [64]

$$p_m = e^{j\frac{2\pi q_m}{u}}, \tag{3.3}$$

onde $0 \leq q_m \leq u-1$ e u é o número de fases permitidas. O diagrama de blocos na Figura 3.1 mostra o transmissor OFDM usando a técnica PTS.

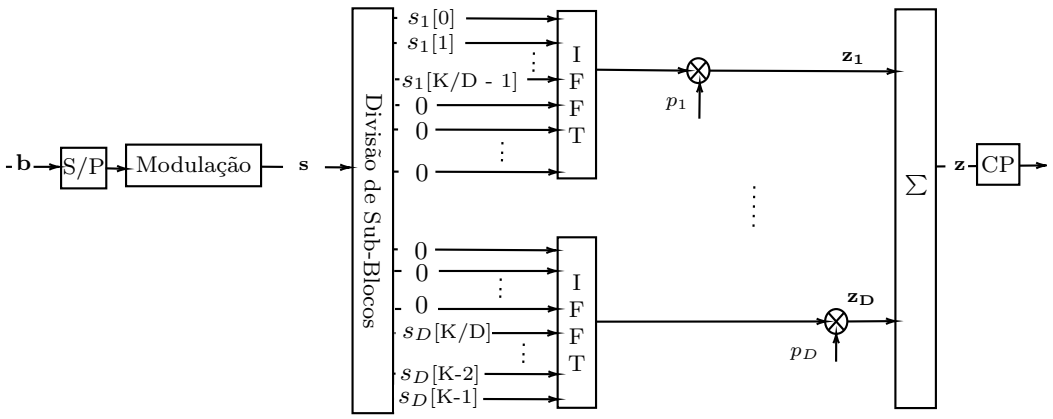


Figura 3.1: *Diagrama de blocos do transmissor PTS-OFDM.*

Finalmente, no receptor, o processo de decodificação PTS é realizado em reverso

ao processo de codificação, conforme ilustrado na Figura 3.2. Nesse contexto, p_m^* representa o conjugado de p_m, definido como

$$p_m^* = e^{-j\frac{2\pi q_m}{u}}. \tag{3.4}$$

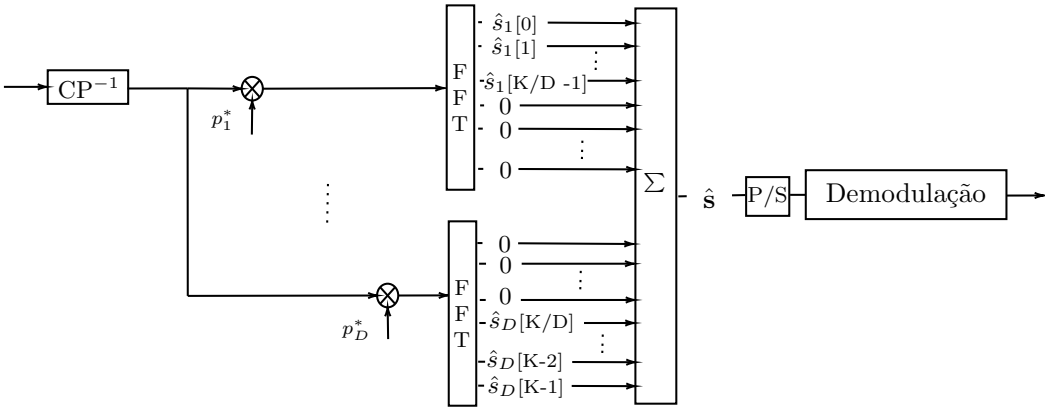


Figura 3.2: *Diagrama de blocos do Receptor PTS-OFDM.*

3.2 Complexidade Computacional

Geralmente, usar busca exaustiva para encontrar fatores de fase ótimos que fornecem a PAPR reduzida em métodos PTS é caro e inadequado para implementações em tempo real. Existem muitos algoritmos PTS disponíveis na literatura que produzem uma solução subótima com complexidade reduzida. Com base no algoritmo proposto em [16], a complexidade computacional do PTS pode ser determinada pela contagem de *floating point operations* (Flops). E para isso, pode-se levar em consideração a complexidade do número de iterações IFFT para chegar à PAPR alvo, que gera maior custo computacional no algoritmo. A complexidade da IFFT já é conhecida na literatura e é igual a $\mathcal{O}(K \log_2 K)$. Deste modo, pode-se concluir que a complexidade computacional do PTS é

$$\mathcal{O}(DK \log_2 K). \tag{3.5}$$

O PTS apresenta uma complexidade constante e igual a D. Além disso, o PTS mantém a BER inalterada em relação ao sinal original, o que pode ser uma vantagem para sistemas que exigem integridade de sinal.

3.3 Conclusão

Este capítulo apresentou uma descrição detalhada do funcionamento do PTS e da sua estrutura de implementação, além de uma análise de sua complexidade computacional, fundamentada na contagem de flops nas iterações de IFFTs. Embora o PTS ofereça uma redução de PAPR, sua limitação em alcançar uma redução significativa torna-o adequado para cenários em que uma redução modesta de picos de potência é aceitável.

Em termos de desempenho, o PTS é vantajoso quando a integridade do sinal é prioritária. Contudo, para aplicações que exigem reduções de PAPR mais agressivas, outros métodos fornecidos na literatura podem ser mais adequados. Assim, o PTS permanece uma escolha sólida e amplamente referenciada, especialmente em contextos que favorecem a simplicidade e a robustez de implementação.

Capítulo 4

Técnicas Propostas para a Redução da PAPR baseada em aprendizado por padrões

Esta seção apresenta dois novos algoritmos para a redução de PAPR, com o diferencial de garantir o valor alvo de PAPR quando a complexidade não é um fator limitante. No entanto, as técnicas propostas são eficientes na redução da PAPR mesmo em cenários em que a complexidade não pode ser elevada. Os algoritmos propostos são o MCSA e o PLSA, apresentados nas seções 4.1 e 4.2, respectivamente.

4.1 MCSA

A primeira técnica proposta, chamada de MCSA, utiliza um conjunto de subportadoras piloto alocadas em posições previamente definidas pela estrutura do quadro da PHY da *Radio Access Network* (RAN) [65]. Com essas posições conhecidas, o algoritmo realiza uma busca por valores aleatoriamente sorteados dentro de uma faixa restrita para cada subportadora piloto. Em seguida, o símbolo OFDM é gerado e sua PAPR é calculada. A PAPR de cada sinal OFDM gerado com as subportadoras piloto sorteadas é analisada e, caso esteja acima de um limite específico, um novo conjunto de subportadoras piloto é sorteado. Esse procedimento é repetido até que a PAPR desejada seja alcançada.

A Figura 4.1 mostra a integração do MCSA no diagrama de blocos do OFDM. Novos bits, $\mathbf{b}$, são aceitos, e a chave é fechada apenas se a PAPR desejada for alcançada.

A Figura 4.2 apresenta o fluxograma do MCSA. Para cada vetor de dados $\mathbf{s}$, subportadoras K_p são definidas como pilotos, o que significa que a carga OFDM é composta

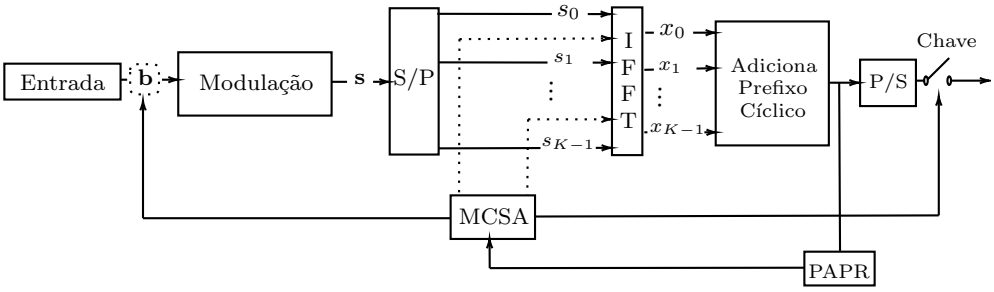


Figura 4.1: *Diagrama de blocos do transmissor OFDM com o MCSA.*

por $K - K_p$ símbolos úteis. Inicialmente, todas as K_p pilotos assumem o valor $\pm\sqrt{E}$, no qual E é a energia média de s. A PAPR do sinal OFDM correspondente é avaliada e comparada com um valor alvo $\mathcal{P}_{\text{max}}$. Se a PAPR resultante for inferior ao valor alvo, o sinal OFDM é transmitido. Caso contrário, ele é armazenado em $\mathbf{s}_{min}$, e a PAPR correspondente é salva em $\mathcal{P}_{min}$. Sempre que uma nova PAPR menor que $\mathcal{P}_{min}$ for encontrada, os valores de $\mathcal{P}_{min}$ e $\mathbf{s}_{min}$ são atualizados; caso contrário, permanecem inalterados. Em seguida, um novo conjunto de pilotos aleatórios é gerado e incorporado ao vetor de dados. A PAPR do novo sinal OFDM é então calculada e novamente comparada com o valor alvo. Este procedimento continua até que uma PAPR abaixo do valor da PAPR alvo seja encontrada ou o número máximo de tentativas, $\mathbf{N}_t$, seja alcançado. Este limite é necessário para que seja possível ter um controle da complexidade do sistema. Nesse caso, o sinal OFDM $\mathbf{s}_{min}$ é transmitido. No lado do receptor, um OFDM não modificado é utilizado, uma vez que as subportadoras piloto não interferem nos procedimentos de detecção.

Se a PAPR alvo for suficientemente alta, o MCSA provavelmente encontrará o conjunto de subportadoras piloto que atende aos critérios com menos iterações. No entanto, se a PAPR alvo estiver vários dBs abaixo da PAPR de um sinal OFDM convencional, o número de iterações pode aumentar, elevando a complexidade média do sistema. A implementação deve ser capaz de lidar com a complexidade de $\mathbf{N}_t$ iterações, embora nem sempre seja necessário executar todas essas iterações. Esse fator implica em um alto custo de recursos.

É fundamental ressaltar que a introdução das subportadoras piloto resulta em uma redução da eficiência espectral. A taxa de bits original, antes da inserção das pilotos, é definida como

$$R_b = \frac{K \log_2(M) R_s}{(K_{CP} + K)}. \tag{4.1}$$

Com a inclusão de K_p subportadoras piloto, a nova taxa de bits torna-se

$$R_b^{'} = \frac{(K - K_p)\log_2(M)R_s}{(K_{CP} + K)}. \tag{4.2}$$

Assim, a perda total da eficiência espectral é dada por

$$\frac{R_b^{'}}{R_b} = \frac{(K - K_p)}{K}. \tag{4.3}$$

4.2 PLSA

Um dos principais problemas do MCSA é justamente a alta complexidade que o sistema pode atingir em termos do número de IFFTs realizadas até que $\mathcal{P}_{\text{max}}$ seja alcançado. Isso pode ser minimizado com um algoritmo capaz de associar o conjunto de subportadoras piloto que resultou na PAPR alvo com algum parâmetro da sequência de entrada, de modo que esse mesmo conjunto fosse testado inicialmente toda vez que uma sequência com o mesmo parâmetro fosse usada. O PLSA foi proposto com esse objetivo, ou seja, é uma técnica baseada no MCSA, mas que visa reduzir a complexidade em termos do número de IFFTs. Para isso, é criada uma memória que associa um padrão de subportadoras piloto com o desvio padrão de $\mathbf{s}$.

A Figura 4.3 ilustra a mudança que o PLSA faz no diagrama de blocos do OFDM, enquanto que a Figura 4.4 mostra o fluxograma do algoritmo proposto. Inicialmente, o desvio padrão da sequência de entrada é verificado na memória, nomeada $\mathbf{A}$. Essa memória cresce dinamicamente salvando todos os valores de desvio padrão vinculados ao conjunto de pilotos que encontrou $\mathcal{P}_{\text{max}}$; se existe um conjunto de subportadoras piloto que já conduziu um sinal OFDM com o mesmo desvio padrão da sequência de entrada atual, ele será usado como subportadoras piloto em uma primeira iteração, ao invés de $\pm\sqrt{E}$. O número total de conjuntos de pilotos bem-sucedidas encontradas na memória é salvo na variável I. Isso possibilitará que o algoritmo teste todos os conjuntos encontrados até que a PAPR alvo seja encontrada. Caso contrário, as pilotos serão definidas como $\pm\sqrt{E}$. A PAPR do símbolo OFDM resultante é avaliada e comparada com o valor alvo. Se o alvo da PAPR for atingido, o sinal OFDM é transmitido. Caso contrário, um novo conjunto de subportadoras piloto é gerado, e o procedimento se repete até que a PAPR alvo seja alcançada ou o número máximo de tentativas seja atingido. Se a meta da PAPR for atingida, o conjunto de pilotos é armazenado na memória, vinculado ao desvio padrão de $\mathbf{s}$.

O desvio padrão foi escolhido porque é uma métrica relacionada ao valor RMS da envoltória do sinal, ou seja, é um conjunto com menor quantidade de elementos possíveis em relação ao universo de 2^{KM} vetores de entrada. Assim, há uma maior pro-

babilidade de que um conjunto de pilotos que reduziu a PAPR de uma dada sequência também seja eficaz para reduzir a PAPR de outra sequência com a mesma métrica. O resultado dessa abordagem é um algoritmo de redução de PAPR que provavelmente alcançará a PAPR alvo com um número menor de iterações, diminuindo a complexidade em termos do número de IFFTs necessárias. Mais uma vez, um receptor OFDM convencional é empregado.

4.3 Complexidade Computacional

Existem diversas formas de se analisar a complexidade de algoritmos. Nesta seção, será considerada uma análise da complexidade do MCSA e do PLSA. Neste caso, a principal diferença será o número de IFFTs realizadas para se atingir o sinal OFDM com a PAPR alvo, uma vez que essa operação é a que demanda maior custo computacional para o sistema. Isso ocorre porque, a cada execução em que $\mathcal{P}_{\text{max}}$ não seja encontrado, torna-se necessário calcular a IFFT novamente, com novas subportadoras piloto, até que $\mathcal{P}_{\text{max}}$ seja alcançado.

Nos algoritmos MCSA e PLSA, o número de iterações necessárias para atingir $\mathcal{P}_{\text{max}}$ é uma variável aleatória. Portanto, a *Probability Mass Function* (PMF) do número de IFFTs computadas será utilizada para definir a complexidade dos algoritmos.

A PMF permite a comparação do número de IFFTs empregadas pelo MCSA e PLSA, possibilitando avaliar não apenas o número médio de execuções de IFFTs, mas também a probabilidade de ocorrência de cenários com maior ou menor número de iterações.

Os algoritmos podem ser analisados também com base na contagem de flops. Assim, pode-se considerar que a complexidade do MCSA e do PLSA, no limite de $\mathcal{P}$max e K, segue a ordem de $O(K^2 \log_2 K)$. Isso ocorre porque, ao atingir o valor máximo da iteração média, como ilustrado nas Figuras 4.5 e 4.6, obtém-se um valor aproximado de 38 para $\mathcal{P}$max $= 5$dB e $K = 64$. Esse resultado corresponde, em média, a $K/2$ iterações, ou seja, 32 iterações para 64 portadoras, um valor próximo ao observado nos gráficos.

As Figuras 4.5 e 4.6 apresentam os resultados para o MCSA e o PLSA, respectivamente. Nota-se que a curva correspondente ao PLSA é mais suave, refletindo sua menor complexidade em comparação ao MCSA. Além disso, observa-se um aumento na média de iterações à medida que o número de portadoras e $\mathcal{P}_{\text{max}}$ cresce. Isso evidencia o impacto da complexidade em termos do número de operações de IFFT, que se torna mais significativo conforme o valor alvo de PAPR e K aumentam.

4.4 CCDF no contexto de análise de desempenho da PAPR

A CCDF é particularmente útil na análise da PAPR, pois mostra a probabilidade de uma PAPR maior que um dado valor de referência ocorrer. A queda assintótica da CCDF indica o valor da PAPR máxima estimada para uma dada técnica. Logo, quanto mais à esquerda a CCDF, mais eficiente é a técnica de redução da PAPR.

Para compreender melhor a CCDF, é essencial que se defina, primeiramente, a *Cumulative Distribution Function* (CDF), já que uma depende da outra. Por definição, a CDF de uma variável aleatória contínua $\mathcal{P}$ é dada por [66]

$$\mathbf{F}_{\mathcal{P}}(P_{thresh}) = P[\mathcal{P} \leq P_{thresh}], \quad -\infty \leq P_{thresh} \leq \infty, \tag{4.4}$$

em que $\mathbf{F}_{\mathcal{P}}(P_{thresh})$ representa a probabilidade de $\mathcal{P}$ assumir um valor menor ou igual a P_{thresh}.

A CCDF, por sua vez, fornece a probabilidade de que a variável aleatória $\mathcal{P}$ seja maior que um valor específico P_{thresh}. Matematicamente, a CCDF é definida como

$$\bar{\mathbf{F}}_{\mathcal{P}}(P_{thresh}) = 1 - \mathbf{F}_{\mathcal{P}}(P_{thresh}). \tag{4.5}$$

A Figura 4.7 ilustra a CCDF da PAPR de símbolos OFDM obtidos com 16-QAM, considerando diferentes números de subportadoras (32, 64 e 256). Observa-se na figura que o aumento do número de subportadoras resulta no aumento da PAPR, ou seja, quanto maior o número de subportadoras, maior a chance das fases se alinharem de maneira construtiva em determinados instantes, gerando picos de alta potência. De fato, a PAPR de um símbolo OFDM modulado por uma constelação M-QAM pode ser assintoticamente representada por [67]:

$$P_{ass} = 2\ln(K). \tag{4.6}$$

4.5 Conclusão

Neste capítulo, foram abordadas duas técnicas inovadoras para a redução da PAPR em sistemas OFDM: o MCSA e o PLSA. Ambas as técnicas foram desenvolvidas com o objetivo de mitigar as limitações impostas pela alta PAPR, como a saturação

dos amplificadores e a perda de eficiência espectral, garantindo desempenho adequado mesmo em sistemas onde a complexidade é um fator limitante.

O MCSA demonstrou ser uma abordagem eficaz para alcançar valores alvo de PAPR ao explorar a variabilidade de subportadoras piloto de forma iterativa, embora possa ter um custo computacional elevado em determinados cenários. Esse método permite controlar o nível de complexidade por meio da definição do número máximo de tentativas, $\mathbf{N_t}$, o que é essencial para o gerenciamento de recursos em cenários mais complexos.

Por outro lado, o PLSA foi projetado para reduzir a complexidade do MCSA, associando padrões de subportadoras piloto com características estatísticas das sequências de entrada, como o desvio padrão. A técnica propõe uma memória associativa que permite reutilizar subportadoras piloto eficazes para atingir a PAPR desejada, diminuindo o número de IFFTs necessárias. Este mecanismo de redução de complexidade é especialmente vantajoso em cenários onde a PAPR alvo é significativamente inferior ao valor da PAPR de um sinal OFDM convencional. A análise de desempenho dos métodos serão abordados no capítulo 6.

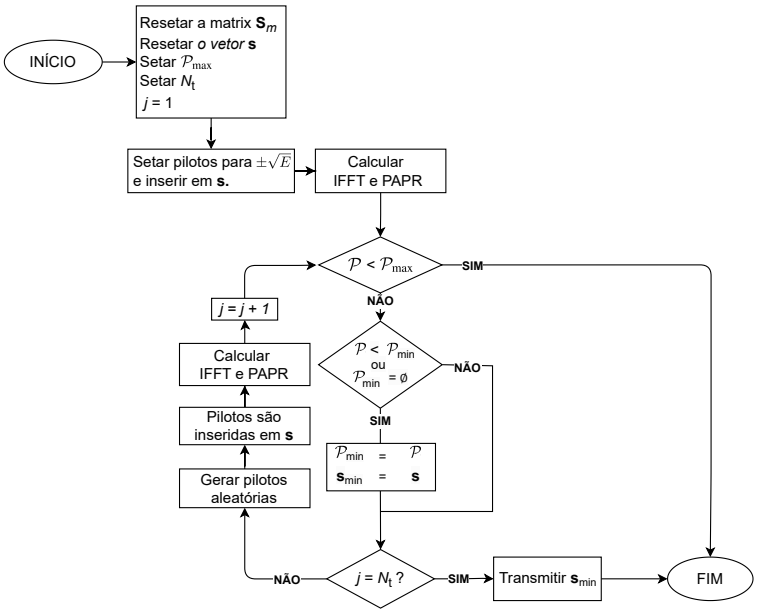


Figura 4.2: *Fluxograma do MCSA.*

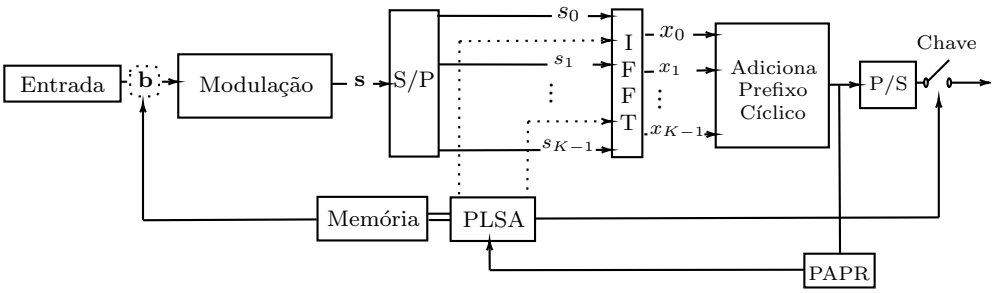


Figura 4.3: *Diagrama de blocos com a adição do bloco de memória para execução do PLSA.*

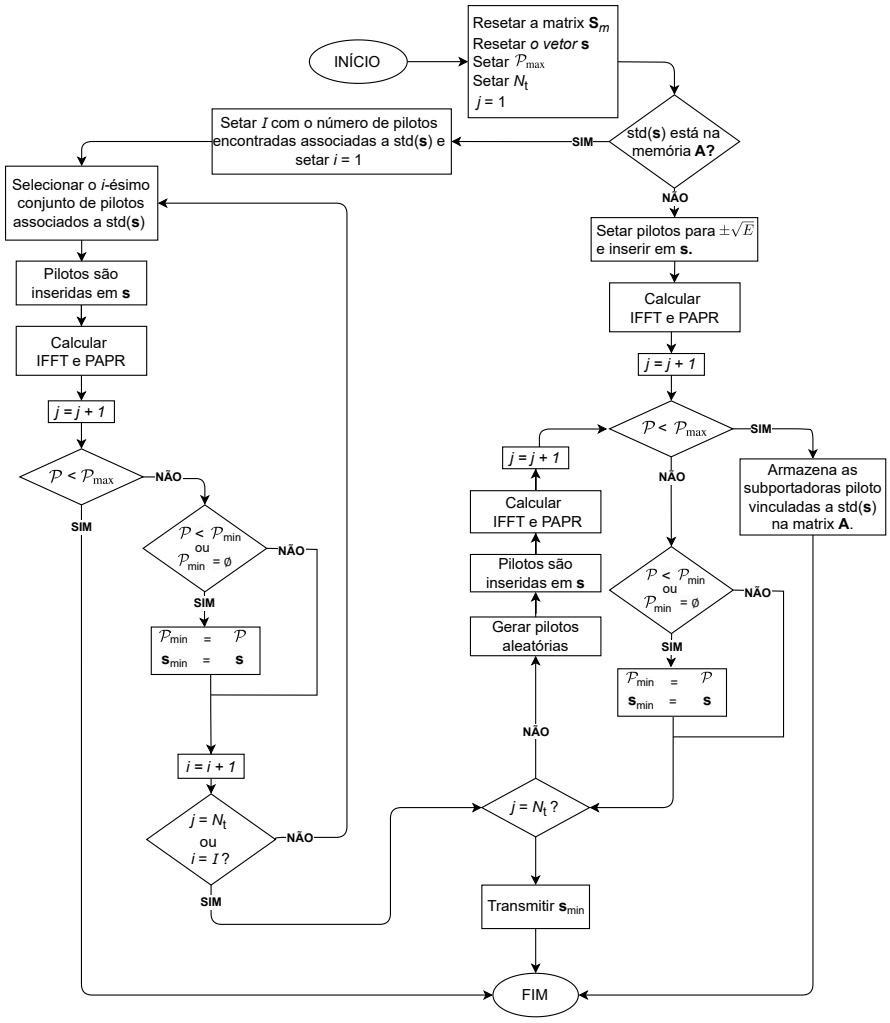


Figura 4.4: *Fluxograma do PLSA.*

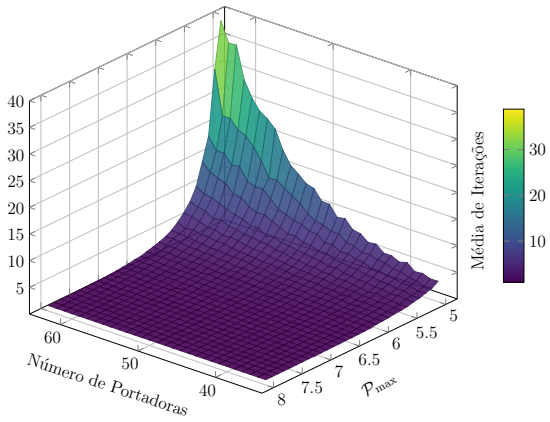


Figura 4.5: *Número médio de iterações para calcular a complexidade em termos de IFFTs, comparado a $\mathcal{P}_{max}$ e o número de portadoras no MCSA.*

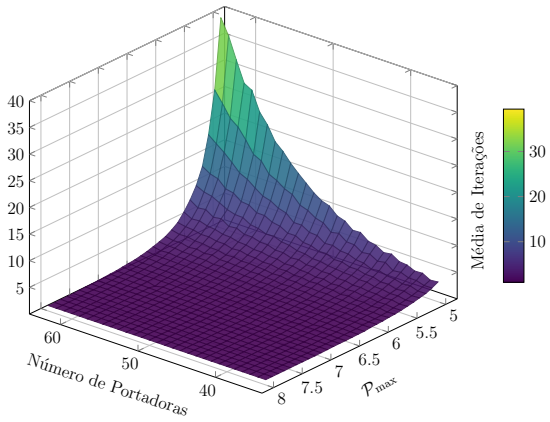


Figura 4.6: *Número médio de iterações para calcular a complexidade em termos de IFFTs, comparado a $\mathcal{P}_{max}$ e o número de portadoras no PLSA.*

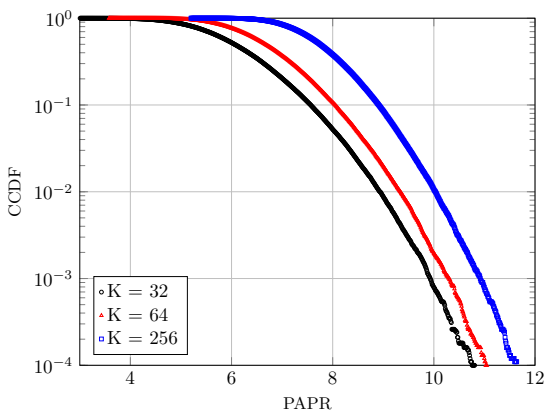


Figura 4.7: *CCDF da PAPR para 32, 64 e 256 subportadoras.*

Capítulo 5

Técnica de redução de PAPR baseada em *Neural Network*

Os métodos MCSA e PLSA podem ser usados para criar um conjunto de dados rotulado, no qual a entrada é o vetor de símbolos de dados e a saída é a carga útil OFDM, com subportadoras piloto incorporadas nas posições designadas. Como ambos os algoritmos apresentam o mesmo desempenho, foi utilizado opcionalmente o conjunto de dados do MCSA para o treinamento da NN. Esta é a abordagem que este capítulo apresenta.

Para facilitar a compreensão do treinamento, este Capítulo abordará na seção 5.1 os dados de entrada e saída da NN, na seção 5.2 o processo de treinamento da NN e, por fim, na seção 5.3 a complexidade computacional do método. A análise de desempenho do método será analisada no Capítulo 6.

5.1 Entrada e Saída da NN

O conjunto de dados é composto por cada linha representando um símbolo OFDM transmitido no MCSA com K subportadoras. Em outras palavras, o conjunto de dados é a composição de todos os N símbolos transmitidos no MCSA, com a PAPR reduzida ao valor alvo $\mathcal{P}_{\text{max}}$.

A NN proposta recebe como entrada o conjunto de dados com as posições das subportadoras piloto definidas como zero, representadas por $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{N \times K}$. Durante o treinamento, a saída desejada é o conjunto de dados onde essas posições piloto foram preenchidas com os valores calculados anteriormente no MCSA, denotados por $\mathbf{S_o} \in \mathbb{C}^{N \times K}$. O objetivo da NN é prever corretamente os valores das subportadoras piloto originalmente zeradas, tendo como referência a saída esperada $\mathbf{S_o}$.

5.2 Treinamento da NN

Antes de iniciar o procedimento de treinamento, é necessário reescrever a entrada como a concatenação de suas partes real e imaginária, resultando em $\bar{\mathbf{S}} \in \mathbb{C}^{N\times 2K}$. Isso é necessário para que o *framework* utilizado, o *TensorFlow*, consiga processar os dados corretamente, pois, nesse caso, ele aceita apenas valores reais. Matematicamente, isso pode ser descrito como

$$\bar{\mathbf{S}} = [\Re(\mathbf{S})\ \Im(\mathbf{S})], \tag{5.1}$$

onde as primeiras K colunas correspondem à parte real $\Re(\mathbf{S})$, e as K colunas restantes correspondem à parte imaginária $\Im(\mathbf{S})$. Observe que (5.1) é usado apenas como um meio para organizar os dados de recursos de entrada da NN em um formato conveniente. Como pode ser visto na Figura 5.1, a NN usada neste trabalho é um perceptron multicamadas totalmente conectado [68]. Portanto, $\bar{\mathbf{S}}$ é alimentado para uma camada de entrada, $\ell = 0$, chamada *Flatten*. Essa camada é responsável por tornar os dados multidimensionais em unidimensionais, ou seja, irá entrar a matriz $\bar{S}$ e sair um vetor com $2K$ elementos, mantendo as mesmas características dos dados originais, para que possam ser processados adequadamente durante o treinamento. Após isso, os dados são processados pelas camadas ocultas, $\ell = \{1, 2, \ldots, L\}$, e então a camada de saída fornece $\mathbf{S_o}$. $\tilde{\mathbf{S}} = \Re(\mathbf{S_o}) + j\Im(\mathbf{S_o})$, ou seja, é a matriz de saída que contém o formato original com os números complexos. Portanto, a saída $y_{n,\ell}$ para o n-ésimo neurônio da ℓ-ésima camada pode ser descrita como

$$y_{n,\ell} = f_{n,\ell}(\boldsymbol{\omega}_{n,\ell}^T \mathbf{s}_{\ell-1} + \beta_{n,\ell}), \tag{5.2}$$

onde $n \in \{1, \ldots, G_\ell\}$, em que G_ℓ é o número total de neurônios para a ℓ-ésima camada, $\boldsymbol{\omega}_{n,\ell}$ representa o vetor de peso, $\beta_{n,\ell}$ é o viés e $f_{n,\ell}(\cdot)$ descreve a função de ativação, toda associada ao n-ésimo neurônio da camada ℓ.

Neste trabalho, é usada uma abordagem de aprendizado supervisionado, onde uma função de perda é empregada para minimizar o erro entre os resultados previstos e reais, levando a [69]

$$L(\boldsymbol{\Omega}, \boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} \mathcal{L}(\bar{\mathbf{S}}, \tilde{\mathbf{S}}(\boldsymbol{\Omega}, \boldsymbol{\beta})), \tag{5.3}$$

onde $\mathcal{L}(\cdot)$ é a função de perda, e $\boldsymbol{\Omega}$ e $\boldsymbol{\beta}$ são os parâmetros que estão sendo otimizados. Mais especificamente, a função de perda empregada neste trabalho é o *Mean Squase Error* (MSE) [69]

$$L(\boldsymbol{\Omega}, \boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \|\bar{\mathbf{S}}_n - \tilde{\mathbf{S}}_n\|^2, \tag{5.4}$$

onde $\|\cdot\|^2$ é a norma quadrática e $\bar{\mathbf{S}}_n$ ($\tilde{\mathbf{S}}_n$) representa a n-ésima linha de $\bar{\mathbf{S}}$ ($\tilde{\mathbf{S}}$).

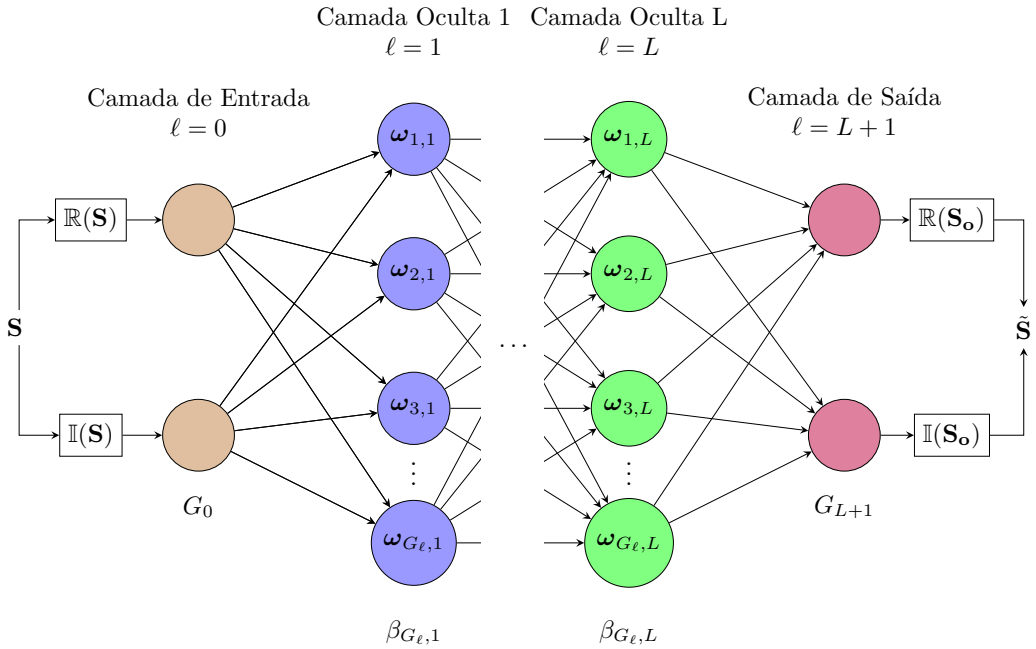


Figura 5.1: *Uma arquitetura de rede neural que consiste em uma camada de entrada, camadas ocultas e uma camada de saída.*

Além disso, os hiperparâmetros usados neste trabalho podem ser vistos na Tabela 5.1. O hiperparâmetro utilizado é a inicialização do *kernel*, para o qual o método *Glorot Normal* [70] é usado, sendo também amplamente adotado na literatura. Este método é escolhido porque fornece uma inicialização de *kernel* adequada, evitando valores excessivamente altos que poderiam causar saturação durante a ativação, bem como valores muito baixos, que poderiam levar ao problema de desaparecimento de gradiente, impedindo o aprendizado eficiente da rede [71]. O método *Glorot Normal* inicializa os pesos a partir de uma distribuição normal com média zero e variância $2/(G_{\ell-1} + G_\ell)$. Além disso, a função de ativação não linear usada é a *Rectified Linear Unit* (ReLU), que pode ser denotada como [69]

$$\text{ReLU}(z_i) = \max(0, z_i), \quad \forall z_i \in \mathbf{z}, \tag{5.5}$$

onde $\mathbf{z}$ representa a saída do n-ésimo neurônio da ℓ-ésima camada.

O otimizador Adam foi escolhido por aprimorar a descida do gradiente *Stochastic Gradient Descent* (SGD), considerando tanto a média quanto a variância do gradiente.

Enquanto o SGD utiliza apenas o gradiente instantâneo, estando sujeito a oscilações, ruídos e desvanecimento do gradiente, o Adam atenua essas limitações ao incorporar a média do gradiente. Além disso, ao levar em conta a variância do gradiente, ele ajusta dinamicamente a taxa de aprendizado para cada parâmetro, proporcionando uma convergência mais estável e eficiente [72]. A arquitetura da rede neural inclui uma única camada oculta com 500 neurônios. Os hiperparâmetros apresentados na Tabela 5.1 foram definidos com base em extensivos testes, nos quais diferentes quantidades de camadas ocultas e neurônios foram avaliadas. A configuração final foi escolhida por apresentar o melhor desempenho entre as alternativas testadas.

Tabela 5.1: *Arquitetura de Rede Neural*

	Camada de Entrada	**Camada Oculta**	**Camada de Saída**
Número de Neurônios	$2K$	500	$2K$
Função de Ativação	Nenhum	ReLU	Nenhum
Inicializador de Kernel	Nenhum	Glorot Normal	Glorot Normal
Taxa de Aprendizagem		10^{-3}	
Função de Perda		MSE	
Otimizador		Adam	

5.3 Complexidade Computacional

É possível estimar a complexidade computacional da NN proposta usando o método de contagem de Flops [73]. Como a saída de cada camada é obtida por (5.2), a complexidade pode ser expressa por [69]

$$\mathcal{O}\left(\dim(\bar{\mathbf{s}})G_0 + \sum_{\ell=1}^{L} G_{\ell-1}G_\ell + G_L G_{L+1}\right), \tag{5.6}$$

onde $\dim(\cdot)$ é o tamanho dos dados de entrada, ℓ é o índice da camada e L é o número total de camadas ocultas. A contagem de flops entre a camada de entrada e a primeira camada oculta é G_0, enquanto para a última camada oculta conectada à camada de saída é $G_L G_{L+1}$. Para a NN proposta, como já mencionado na Tabela 5.1, $G_0 = G_{L+1}$, $\dim(\bar{\mathbf{s}}) = 2K$, $G_0 = 2K$ e $L = 1$. Portanto, (5.6) pode ser reduzida para

$$\mathcal{O}\left(2K(2K + G_L) + 2KG_L\right), \tag{5.7}$$

e mais adiante, resultando em

$$\mathcal{O}\left(K^2 + KG_L\right). \tag{5.8}$$

Após o treinamento da NN é utilizado somente uma IFFT, neste caso, a complexi-

dade total da NN é dada por

$$\mathcal{O}(K^2 + KG_L + K\log_2 K). \tag{5.9}$$

onde $K\log_2 K$ é a complexidade conhecida da IFFT [74].

5.4 Conclusões

Este capítulo apresentou uma abordagem inovadora para a redução da PAPR em sistemas OFDM, utilizando uma NN treinada de forma supervisionada com base nos dados obtidos pelo método MCSA. A estrutura do modelo foi detalhada em termos de entradas e saídas, e o treinamento foi discutido em profundidade, incluindo o cálculo da complexidade computacional. Observou-se que a implementação da NN apresenta uma complexidade computacional reduzida, sendo fortemente influenciada pelo termo KG_L, somado ao termo dominante K^2. Esses cálculos mostram que a abordagem proposta oferece um potencial significativo para atingir o desempenho do MCSA com menor custo computacional, contribuindo para a eficiência dos sistemas OFDM.

Capítulo 6

Análise de Desempenho

Esta seção avalia o desempenho dos algoritmos MCSA, PLSA e NN, abordados nos Capítulos 4 e 5. O capítulo também faz a comparação dos algorítimos com o método tradicional e consolidado na literatura, PTS, abordado no Capítulo 3. Todas as simulações foram feitas por meio do *Python*. As métricas utilizadas na avaliação são a PAPR, a BER e a complexidade computacional em termos do número de IFFTs necessárias para produzir um símbolo OFDM com a PAPR reduzida.

Neste capítulo, considerou-se um sistema OFDM composto por 64 subportadoras, com símbolos modulados pela constelação 16-QAM. Tanto o MCSA quanto o PLSA utilizam $\mathcal{P}_{\text{max}}$ igual a 5 dB e 6 dB, pois esses foram os menores valores testados que apresentaram um bom equilíbrio entre a complexidade computacional e a redução da PAPR. Para valores inferiores a 5 dB, a complexidade torna-se excessivamente alta, podendo resultar em tempos de execução indefinidos, a menos que se imponha um limite máximo de tentativas. São empregadas duas subportadoras piloto, alocadas nas subportadoras $k = 1$ e $k = 62$. Para a análise da complexidade do MCSA e do PLSA, foram transmitidos $1.000.000$ símbolos OFDM, garantindo uma base extensa para avaliar a redução de complexidade do PLSA em relação ao MCSA. Um maior número de símbolos permite armazenar mais informações na memória do PLSA, tornando a comparação mais precisa. Para a NN, foi utilizado um conjunto de dados com 4.500 símbolos transmitidos do MCSA, pois aumentar a quantidade de dados não resultou em melhorias no desempenho. Além disso, o objetivo era atingir um bom desempenho no menor tempo possível. O esquema PTS emprega $D = 4$, conforme frequentemente utilizado na literatura [75].

Neste caso, as posições das subportadoras piloto são fixas e foram selecionadas de forma a garantir uma distribuição uniforme no espectro. Optou-se por utilizar apenas duas subportadoras piloto para minimizar a perda na eficiência espectral do sistema,

uma vez que somente duas foram o suficientes para alcançar os alvos de PAPR.

6.1 Avaliação da PAPR

A Figura 6.1 mostra as curvas da CCDF da PAPR para MCSA, PLSA e PTS. Nesta figura, é possível concluir que o MCSA e o PLSA alcançam o mesmo desempenho em termos de redução de PAPR, já que o alvo para ambos é o mesmo. O PTS atinge uma redução de PAPR de aproximadamente 1 dB em relação ao OFDM convencional, sendo superado pelos algoritmos propostos.

Foi usado um $\mathbf{N}_\mathrm{t} = 30$ para uma $\mathcal{P}_\mathrm{max} = 6$ dB e um $\mathbf{N}_\mathrm{t} = 100$ para uma $\mathcal{P}_\mathrm{max} = 5$ dB. Ao atingir o número máximo de tentativas $\mathbf{N}_\mathrm{t}$, os algoritmos MCSA e PLSA escolhem o símbolo OFDM que mais se aproxima da PAPR alvo, o que pode ser claramente observado na figura quando as curvas tendem a se deslocar para a direita quando se encontra valores menores de CCDF.

O PTS tem como objetivo reduzir somente o valor mínimo em relação ao OFDM convencional, conforme mencionado no Capítulo 3. Dessa forma, ao atingir um valor de PAPR abaixo do que está sendo comparado, este já é aceito, resultando em uma redução de PAPR bem baixa. Por outro lado, ambos os algoritmos, MCSA e PLSA, têm como objetivo reduzir a PAPR até atingir $\mathcal{P}$max. Nos casos em que $\mathbf{N}$t é alcançado, os algoritmos determinam o valor de PAPR que mais se aproximou da PAPR alvo até aquele momento. Isso resulta em um leve deslocamento nas curvas de desempenho, com valores de PAPR mais elevados em comparação ao valor alvo, especialmente para valores menores de CCDF. Esse deslocamento ocorre porque as PAPRs refletidas são as obtidas após atingir $\mathbf{N}_\mathrm{t}$, como ilustrado na Figura 6.1.

Considerando que $\mathbf{N}_\mathrm{t}$ é um valor elevado com baixa probabilidade de ser atingido e que ambos os algoritmos, MCSA e PLSA, apresentam desempenho equivalente, optou-se por utilizar o banco de dados do MCSA para treinar a NN. O treinamento foi realizado com as portadoras piloto obtidas pelo MCSA, garantindo uma $\mathcal{P}_\mathrm{max} = 6$ dB. A Figura 6.2 ilustra a eficiência do treinamento, evidenciada por um MSE de 10^{-4} entre a entrada e a saída da NN, demonstrando sua alta precisão na preservação dos valores ajustados.

Foram utilizadas 3.000 épocas para o treinamento da NN, isso porque 3.000 foi o número de épocas que obteve melhor resultado em termos de desempenho consistente nos estágios de treinamento e validação. A perda foi reduzida a aproximadamente 10^{-4} em ambos os estágios, conforme ilustrado na Figura 6.3. Além disso, o modelo alcançou uma precisão de 89% nos dados de treinamento e teste, conforme apresentado

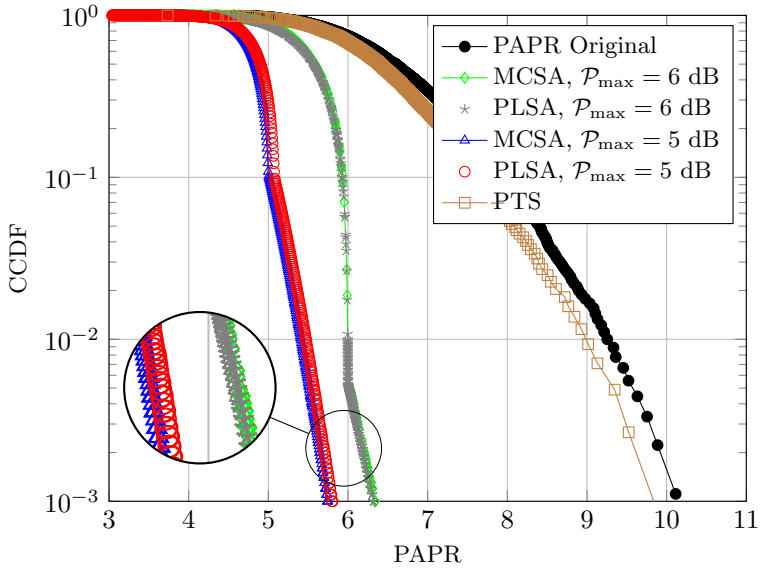


Figura 6.1: *PAPR para o MCSA e o PLSA com $\mathcal{P}_{max} = 5$ dB e $\mathcal{P}_{max} = 6$ dB, e para o PTS sendo comparado com o OFDM convencional.*

na Figura 6.4, evidenciando sua capacidade de generalização e um bom equilíbrio entre os estágios de treinamento e validação.

6.2 Avaliação da Complexidade

A Figura 6.5 apresenta a PMF do número de IFFTs dos algoritmos PLSA e MCSA quando $\mathcal{P}_{\max} = 6$ dB, e também do PTS. A partir desta figura, pode-se concluir que tanto o MCSA quanto o PLSA apresentam maior complexidade em relação ao PTS, uma vez que ambos os algoritmos propostos são dependentes da PAPR alvo. Em outras palavras, quanto menor a PAPR alvo, maior será a variação no número de IFFTs necessárias e, consequentemente, maior a complexidade. Em contraste, o PTS mantém uma complexidade constante, igual a D, independentemente da PAPR alvo. No entanto, é importante ressaltar que essa comparação não é totalmente justa, pois os algoritmos propostos conseguem atingir valores de PAPR mais baixos do que o PTS. Além disso, é possível observar que o PLSA pode reduzir a complexidade do sistema quando comparado com o MCSA, ao exigir um número menor de IFFTs para atingir a PAPR alvo. Isso se deve à inclusão da memória no PLSA, que leva a um conjunto de pilotos capazes de reduzir a PAPR sem necessidade de busca iterativa.

A Figura 6.6 também mostra a PMF do número de IFFTs, mas agora para $\mathcal{P}_{\max} = 5$ dB. Como se pode ver, o número de IFFTs necessárias para atingir a meta de PAPR aumenta significativamente tanto para o MCSA quanto para o PLSA, isso porque quanto menor a PAPR alvo, mais IFFTs serão requeridas, uma vez que será exigido

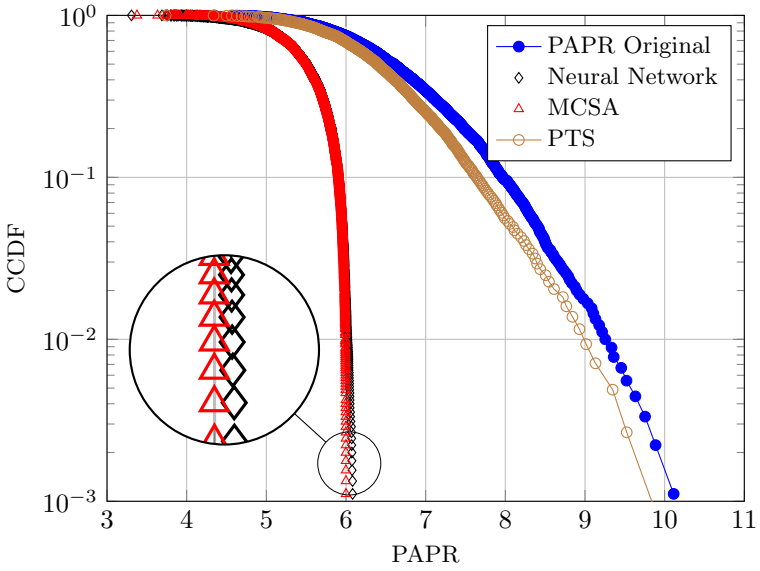


Figura 6.2: *PAPR para o MCSA e a NN com* $\mathcal{P}_{max} = 6$ *dB, e para o PTS sendo comparado com o OFDM convencional.*

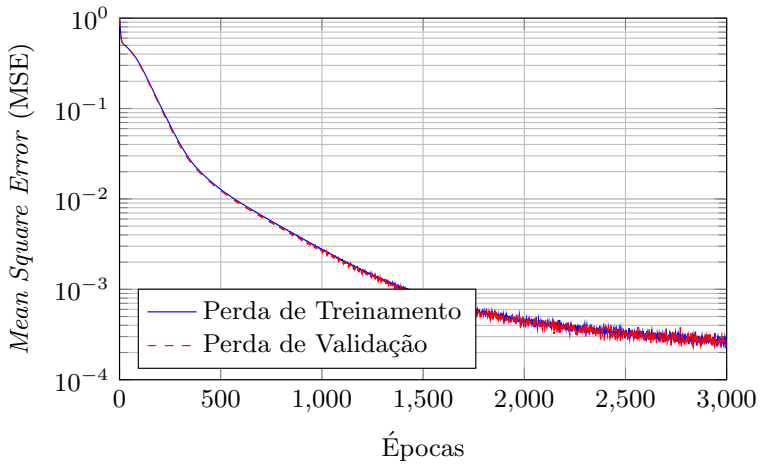


Figura 6.3: *Avaliação de perdas para a NN usando* 3000 *épocas.*

maior esforço do algoritmo. Assim, é possível concluir que os algoritmos propostos permitem um *trade-off* entre complexidade e redução de PAPR.

O controle de complexidade dos algoritmos MCSA e PLSA é feito por meio da determinação de um número máximo de tentativas, $\mathrm{N_t}$, e do valor da PAPR alvo. Neste trabalho, as simulações tiveram como objetivo demonstrar que ambas as técnicas podem atingir a PAPR alvo. Assim, para gerar a Figura 6.5, foi escolhido um $\mathrm{N_t} = 30$, e para gerar a Figura 6.6, foi selecionado um $\mathrm{N_t} = 100$, mantendo o controle da complexidade de acordo com a necessidade do usuário. Além disso, é possível observar na Figura 6.5 um pequeno pico para um número de iterações igual a 30, e um pico mais acentuado na Figura 6.6 para 100 iterações. Esse aumento ocorre porque,

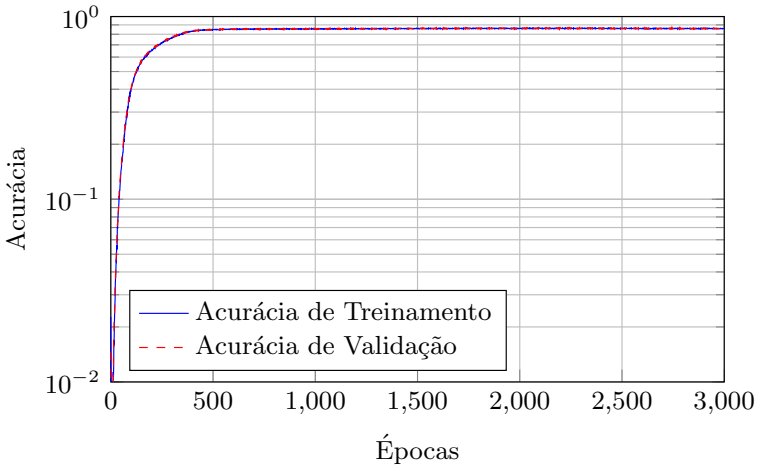


Figura 6.4: *Avaliação da acurácia para a NN usando* 3000 *épocas.*

para $\mathcal{P}\text{max} = 5$ dB, foi necessário utilizar um maior número de IFFTs, o que fez com que o número máximo de tentativas fosse atingido com maior frequência do que para $\mathcal{P}\text{max} = 6$ dB.

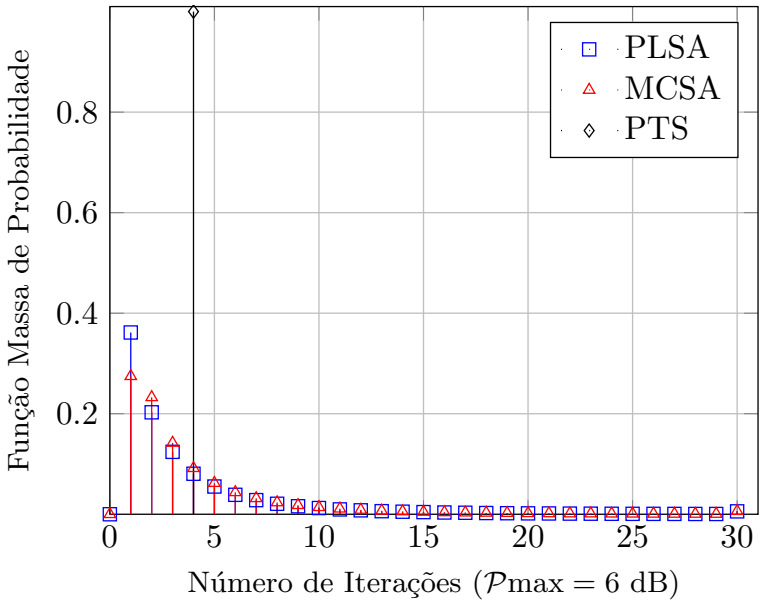


Figura 6.5: *Complexidade computacional em termos de número de IFFTs, assumindo* $\mathcal{P}_{max} = 6$ *dB.*

A Tabela 6.1 apresenta as principais estatísticas referentes à complexidade em termos do número de IFFTs para todos os cenários avaliados neste trabalho.

Para $\mathcal{P}_{\text{max}} = 6$ dB, embora os novos algoritmos MCSA e PLSA apresentem complexidade média semelhante à do PTS, sua alta variância sugere possíveis picos de complexidade, especialmente para o MCSA. No entanto, o PLSA apresenta uma ligeira vantagem, com média e variância mais baixas. Para $\mathcal{P}_{\text{max}} = 5$ dB, observam-se

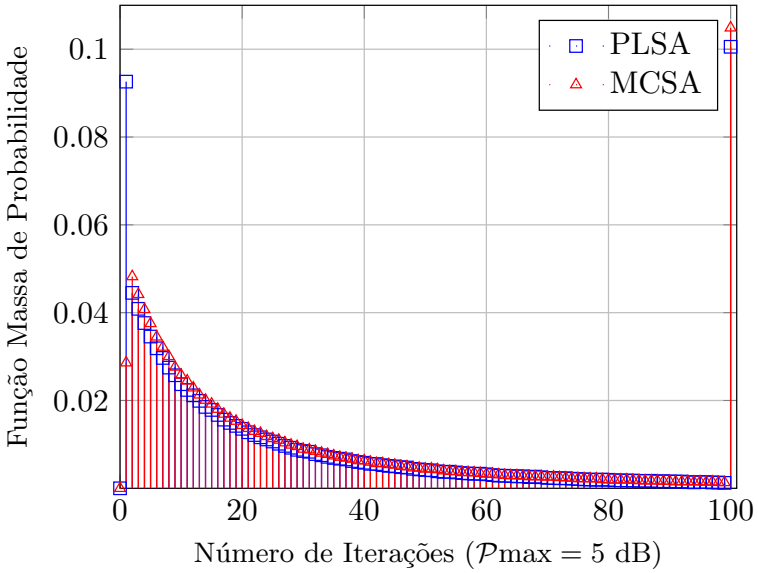


Figura 6.6: *Complexidade computacional em termos de número de IFFTs, assumindo* $\mathcal{P}_{max} = 5$ *dB.*

Tabela 6.1: *Complexidade dos algoritmos propostos em termos de iterações IFFTs.*

	$\mathcal{P}_{\text{max}} = 6$ dB	$\mathcal{P}_{\text{max}} = 5$ dB		
Parâmetros	MCSA — PLSA	MCSA — PLSA	PTS	NN
Média	3.94 — 3.61	31.26 — 29.64	4	1
Variância	18.87 — 17.91	1010.30 — 1014.02	0	0
Desvio Padrão	4.34 — 4.23	31.79 — 31.84	0	0

altos valores de variância e média. Isso ocorre porque o sistema se torna mais complexo à medida que a $\mathcal{P}_{\text{max}}$ é reduzida. Neste caso, ambos os novos algoritmos apresentam maior complexidade média em comparação com o PTS. Contudo, é importante ressaltar que tanto o MCSA quanto o PLSA permitem atingir uma PAPR alvo, o que não pode ser feito pelo PTS. Portanto, se a complexidade for permitida, os algoritmos propostos podem ser utilizados para alcançar uma PAPR reduzida.

Após o treinamento, a complexidade da NN é constante e igual a 1. A principal vantagem do método NN proposto, em comparação aos métodos MCSA e PLSA, é a variância zero com relação ao número de iterações IFFTs, independentemente do valor de $\mathcal{P}_{\text{max}}$. A variância, neste contexto, refere-se à medida de dispersão ou variabilidade no número de iterações necessárias para atingir um alvo específico de PAPR. Uma variância zero indica que a NN mantém uma complexidade computacional fixa, não variando de acordo com as condições operacionais.

A complexidade em termos de número de iterações IFFT dos algoritmos MCSA, PLSA, PTS e NN pode ser vista na Tabela 6.2.

A complexidade da NN é dominada pelo termo K^2, que representa o maior custo

Tabela 6.2: *Complexidade dos algoritmos propostos.*

Método	Complexidade
Neural Network	$\mathcal{O}(K^2 + KG_L + K\log_2 K)$
MCSA e PLSA	$\mathcal{O}(\nu K\log_2 K)$
PTS	$\mathcal{O}(DK\log_2 K)$

computacional, especialmente em sistemas com um grande número de subportadoras. Contudo, o termo KG_L também contribui para a complexidade, dependendo do número de camadas da NN. Além disso, após o treinamento é feito somente uma IFFT na NN, resultando então na soma de $K\log_2 K$. No caso do MCSA e do PLSA, destaca-se o parâmetro ν, que corresponde à média em termos de iterações de IFFTs. Esse parâmetro é acompanhado por um termo logarítmico, o que aumenta significativamente o custo computacional, sobretudo em sistemas com um elevado número de subportadoras.

6.3 Avaliação da BER

O principal objetivo desta seção é avaliar o impacto das técnicas de redução de PAPR no desempenho de BER. Para tanto, todas as curvas BER são obtidas considerando um canal AWGN. A Figura 6.7 apresenta o desempenho de BER para um sistema OFDM empregando MCSA, PLSA, NN e PTS. Todas as curvas são comparadas com a curva teórica, que é dada por

$$p_{\mathrm{e}} = \bar{\mu}\mathrm{Q}\left(\sqrt{\xi\frac{\epsilon E}{N_0}}\right), \tag{6.1}$$

onde $\epsilon = (K - K_{\mathrm{p}})/K$ representa a eficiência espectral do MCSA, do PLSA e da NN. Para o PTS, temos $\epsilon = 1$, pois $K_{\mathrm{p}} = 0$, já que não foram utilizadas subportadoras piloto nesse método. Assim, a curva teórica original tem $\epsilon = 1$, enquanto a curva teórica do MCSA, com $K = 64$ e $K_{\mathrm{p}} = 2$, resulta em $\epsilon = 0.97$.

Como pode ser visto na Figura 6.7, os métodos propostos mostram uma pequena perda no desempenho em termos de BER em comparação com a curva teórica e com o PTS. Esta deterioração do desempenho deve-se à inclusão de subportadoras piloto no MCSA e no PLSA, o que reduz a eficiência espectral do sistema, uma vez que a potência empregada nas pilotos não carrega informação. No entanto, para a numerologia empregada nas simulações, onde $K_p = 2$ e $K = 64$, esta perda é pequena quando comparada aos benefícios da baixa PAPR.

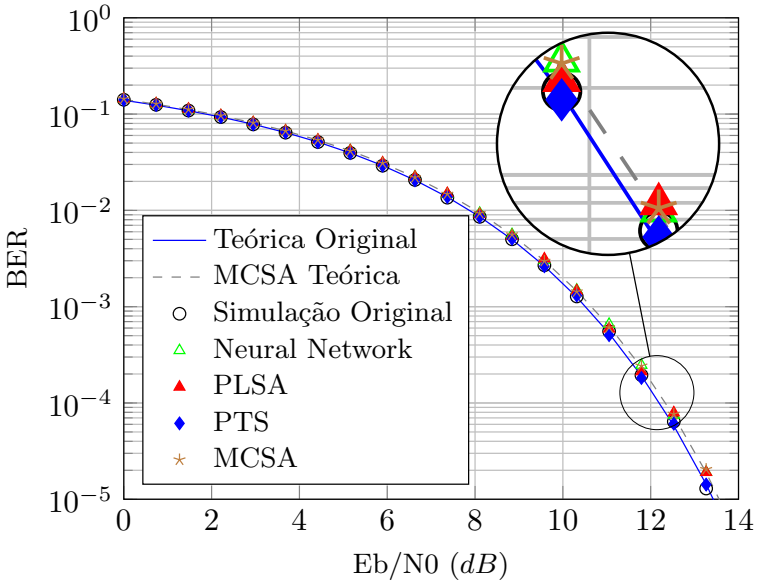


Figura 6.7: *Desempenho em termos de BER para o OFDM, considerando as técnicas de redução de PAPR analisadas, utilizando o canal AWGN.*

6.4 Conclusão

Neste capítulo, foram apresentadas a eficácia dos algoritmos propostos para redução de PAPR em sistemas OFDM. Através das métricas analisadas, foi possível avaliar como o MCSA, o PLSA, a NN e o PTS desempenham em relação à PAPR, à BER e à complexidade computacional, com ênfase nas operações de IFFTs necessárias.

Os resultados evidenciam que os algoritmos MCSA e PLSA são eficazes na redução da PAPR, alcançando desempenho superior ao PTS. Enquanto o PTS reduz a PAPR de maneira limitada, o MCSA e o PLSA conseguem atingir a meta da PAPR estabelecida, apesar de uma complexidade computacional ligeiramente superior. Esta diferença reflete-se na necessidade de um maior número de iterações de IFFTs para atingir a PAPR alvo, especialmente para $\mathcal{P}_{\text{max}} = 5$ dB, onde a complexidade aumenta significativamente. O uso da NN mostrou-se vantajoso no que diz respeito à complexidade computacional. A NN permite uma execução constante e com variância zero no número de IFFTs, oferecendo uma alternativa com complexidade fixa e também mantendo o mesmo desempenho dos algoritmos PLSA e MCSA. Em termos de desempenho da BER, houve uma pequena deterioração nos métodos propostos em relação ao PTS, isso por conta da inserção das pilotos. No entanto, essa perda é pequena quando comparada aos grandes benefícios da redução da PAPR.

Capítulo 7

Conclusão

Este trabalho apresenta três algoritmos para reduzir a PAPR em sistemas OFDM, dado um valor alvo. O primeiro algoritmo, denominado MCSA, procura aleatoriamente por um conjunto de subportadoras piloto que possam resultar na PAPR desejada. O segundo algoritmo, denominado PLSA, emprega uma memória para vincular o desvio padrão da sequência de entrada com o conjunto de subportadoras que alcançaram a PAPR desejada nos símbolos OFDM anteriores. Ao utilizar esta memória, o algoritmo pode reduzir o número de tentativas necessárias para atingir a PAPR alvo. O terceiro algoritmo é uma NN capaz de atingir o mesmo desempenho do MCSA e do PLSA, porém com uma complexidade reduzida.

Os algoritmos propostos foram comparados com o PTS, que foi utilizado como referência, dada a sua popularidade na literatura. Assim como a maioria das técnicas de redução de PAPR disponíveis, embora o PTS possa reduzir a PAPR, ele não pode visar uma PAPR alvo específica, o que constitui a principal contribuição dos algoritmos propostos. Em termos de redução de PAPR, os algoritmos propostos superaram o PTS, uma vez que os algoritmos propostos reduzem a PAPR até um valor alvo especificado, enquanto o PTS reduz de forma mínima. Em termos de BER, os algoritmos propostos apresentam um declínio no desempenho em comparação com o PTS. Finalmente, em termos de complexidade, medida pelo número de IFFTs realizadas para gerar um sinal OFDM, o PTS tem uma complexidade fixa em D. A complexidade para o MCSA e o PLSA é uma variável aleatória, cujas estatísticas dependem da PAPR alvo. Para uma $\mathcal{P}_{\text{max}}$ maior, a complexidade média dos algoritmos MCSA e PLSA pode ser comparável àquela apresentada pelo PTS. Se a PAPR alvo for reduzida, a complexidade dos algoritmos MCSA e PLSA aumenta consideravelmente. Em todas as situações, o PLSA é, em média, menos complexo que o MCSA. A principal vantagem de usar a NN é a complexidade em termos de número de IFFTs com variância zero para qualquer

valor de $\mathcal{P}_{\text{max}}$, enquanto para o MCSA e o PLSA, a variância da complexidade varia com $\mathcal{P}_{\text{max}}$. Apenas duas subportadoras piloto foram usadas no MCSA e no PLSA para reduzir o impacto da técnica proposta na eficiência espectral geral do sistema, sendo que, para os propósitos deste trabalho, $K_p = 2$ foi suficiente para atingir a PAPR desejada. No futuro, será realizada a validação experimental, com aplicação prática em cenários reais. Além disso, pretende-se utilizar técnicas de aprendizado por reforço, eliminando a necessidade de treinamento.

Anexo A

Artigos publicados como autor

❶ Bianca S de C da Silva, Victoria DP Souto, Richard D Souza, Luciano L Mendes, ***A Survey of PAPR Techniques Based on Machine Learning***, *Sensors, MDPI*, vol. 24, no. 6, p. 1918, 2024. doi: https://doi.org/10.3390/s24061918.

❷ B. S. d. C. da Silva, M. B. de Mello, L. L. Mendes, ***PAPR Reduction Technique for Mobile Communications System Based on Pattern Learning***, *2024 19th International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS)*, Rio de Janeiro, Brazil, 2024, pp. 1-6. doi: https://doi.org/10.1109/ISWCS61526.2024.10639125.

Referências Bibliográficas

[1] N. Rajatheva, I. Atzeni, E. Björnson, A. Bourdoux, S. Buzzi, J.-B. Doré, S. Erkucuk, M. Fuentes, K. Guan, Y. Hu, X. Huang, J. Hulkkonen, J. M. Jornet, M. Katz, R. Nilsson, E. Panayirci, K. Rabie, N. Rajapaksha, M. Salehi, and W. Xu, "White Paper on Broadband Connectivity in 6G," *6G Research Visions, No. 10. University of Oulu*, 2020.

[2] A. Pärssinen, M.-S. Alouini, M. Berg, T. Kuerner, P. Kyösti, M. E. Leinonen, M. Matinmikko-Blue, E. McCune, U. Pfeiffer, and P. Wambacq, "White Paper on RF Enabling 6G – Opportunities and Challenges from Technology to Spectrum," 6G Research Visions, No. 13. University of Oulu, 2020.

[3] S. W. Oh, Y. Ma, M.-H. Tao, and E. C. Y. Peh, "An overview and comparison of tv white space regulations worldwide," 2014.

[4] C.-S. Sum, H. Harada, F. Kojima, Z. Lan, and R. Funada, "Smart utility networks in tv white space," *IEEE Communications Magazine*, vol. 49, no. 7, pp. 132–139, 2011.

[5] G. P. Villardi, G. Thadeu Freitas de Abreu, and H. Harada, "Tv white space technology: Interference in portable cognitive emergency network," *IEEE Vehicular Technology Magazine*, vol. 7, no. 2, pp. 47–53, 2012.

[6] M. Khalil, J. Qadir, O. Onireti, M. A. Imran, and S. Younis, "Feasibility, architecture and cost considerations of using tvws for rural internet access in 5g," in *2017 20th Conference on Innovations in Clouds, Internet and Networks (ICIN)*, 2017, pp. 23–30.

[7] Anatel, "Resolução nº 190, 6 de outubro de 2021," available at https://pesquisa.in.gov.br/imprensa/jsp/visualiza/index.jsp?data=06/10/2021&jornal=515&pagina=26&totalArquivos=181.

[8] F. Conceição, M. Gomes, V. Silva, R. Dinis, A. Silva, and D. Castanheira, "A survey of candidate waveforms for beyond 5g systems," *Electronics*, vol. 10, no. 1, p. 21, 2020.

[9] T. Kebede, Y. Wondie, J. Steinbrunn, H. B. Kassa, and K. T. Kornegay, "Multi-carrier waveforms and multiple access strategies in wireless networks: performance, applications, and challenges," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 21 120–21 140, 2022.

[10] S. J. Shellhammer, A. K. Sadek, and W. Zhang, "Technical challenges for cognitive radio in the tv white space spectrum," in *2009 Information Theory and Applications Workshop*, 2009, pp. 323–333.

[11] R. Menon, R. M. Buehrer, and J. H. Reed, "On the impact of dynamic spectrum sharing techniques on legacy radio systems," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 7, no. 11, pp. 4198–4207, 2008.

[12] J. Rinas, R. Seeger, L. Brötje, S. Vogeler, T. Haase, and K.-D. Kammeyer, "A multiple-antenna system for ism-band transmission," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2004, pp. 1–13, 2004.

[13] N. Patriciello, S. Lagen, B. Bojović, and L. Giupponi, "Nr-u and ieee 802.11 technologies coexistence in unlicensed mmwave spectrum: Models and evaluation," *IEEE access*, vol. 8, pp. 71 254–71 271, 2020.

[14] L. Andrews, R. Phillips, and P. Yu, "Optical scintillations and fade statistics for a satellite-communication system," *applied optics*, vol. 34, no. 33, pp. 7742–7751, 1995.

[15] Y. Inoue, T. Kurosu, H. Maeno, S. Uratsuka, T. Kozu, K. Dabrowska-Zielinska, and J. Qi, "Season-long daily measurements of multifrequency (ka, ku, x, c, and l) and full-polarization backscatter signatures over paddy rice field and their relationship with biological variables," *Remote sensing of environment*, vol. 81, no. 2-3, pp. 194–204, 2002.

[16] Y. Rahmatallah and S. Mohan, "Peak-to-average power ratio reduction in OFDM systems: A survey and taxonomy," *IEEE communications surveys and tutorials*, pp. 1567–1592, 2013.

[17] L. Arunjeeva and S. Arunmozhi, "A novel complexity PAPR reduction scheme for MIMO-OFDM systems," in *IEEE-International Conference On Advances In Engineering, Science And Management (ICAESM -2012)*, 2012, pp. 88–93.

[18] W. Song, H. Du, and J. Xue, "A Novel Iterative Receiver for Clipping Distortion Recovery in OFDM Systems," in *2023 IEEE 97th Vehicular Technology Conference (VTC2023-Spring)*. IEEE, 2023, pp. 1–6.

[19] Y. Wang, L.-h. Wang, J.-h. Ge, and B. Ai, "Nonlinear companding transform technique for reducing PAPR of ODFM signals," *IEEE Transactions on Consumer*

Electronics, vol. 58, no. 3, pp. 752–757, 2012.

[20] Z. T. Ibraheem, K. K. Ahmed, Y. Fazea, M. Madi, F. Mohammed, and A. Q. Ali, "Boosted PTS Method with Mu-Law Companding Techniques for PAPR Reduction in OFDM Systems," *Wireless Personal Communications*, vol. 124, no. 1, pp. 423–436, 2022.

[21] L. Yang, R. Chen, Y. Siu, and K. Soo, "PAPR reduction of an OFDM signal by use of PTS with low computational complexity," *IEEE Transactions on Broadcasting*, vol. 52, no. 1, pp. 83–86, 2006.

[22] B. K. Jeemon and T. Shahana, "PAPR reduction using constrained convex optimization for vector OFDM," *Annals of Telecommunications*, vol. 78, no. 1-2, pp. 91–99, 2023.

[23] S. Prasad and R. Jayabalan, "PAPR reduction in OFDM systems using modified SLM with different phase sequences," *Wireless Personal Communications*, vol. 110, pp. 913–929, 2020.

[24] V. Arulkarthick, K. Srihari, C. Arvind, M. Mukunthan, and R. Sundar, "A Hybrid Precoded-Companding Scheme for PAPR Reduction in OFDM systems," *National Academy Science Letters*, pp. 1–7, 2023.

[25] Z. Yang, H. Fang, and C. Pan, "ACE with frame interleaving scheme to reduce peak-to-average power ratio in OFDM systems," *IEEE Transactions on Broadcasting*, vol. 51, no. 4, pp. 571–575, 2005.

[26] Z. A. Qasem, A. Ali, B. Deng, Q. Li, and H. Fu, "Spectral and Energy Efficient Pilot-Assisted PAPR Reduction Technique for Underwater Wireless Optical Communication Systems," *Journal of Lightwave Technology*, 2023.

[27] Y.-P. Tu and C.-C. Chang, "A Novel Low Complexity Two-Stage Tone Reservation Scheme for PAPR Reduction in OFDM Systems," *Sensors*, vol. 23, no. 2, p. 950, 2023.

[28] B. Rajkumarsingh, R. R. Rajarai, and M. Hosany, "Performance Analysis of Hybrid Filtering Technique for Reduction OF PAPR in Alamouti Coded MIMO-OFDM Systems," *Wireless Personal Communications*, vol. 130, no. 3, pp. 1639–1660, 2023.

[29] A. Kalinov, R. Bychkov, A. Ivanov, A. Osinsky, and D. Yarotsky, "Machine Learning-Assisted PAPR Reduction in Massive MIMO," *IEEE Wireless Communications Letters*, pp. 537–541, 2021.

[30] S. Gökceli, T. Riihonen, T. Levanen, and M. Valkama, "Machine Learning Based Tuner for Frequency-Selective PAPR Reduction," *IEEE Transactions on Vehicu-*

lar Technology, pp. 5378–5383, 2023.

[31] M. Chen, U. Challita, W. Saad, C. Yin, and M. Debbah, "Artificial neural networks-based machine learning for wireless networks: A tutorial," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 21, no. 4, pp. 3039–3071, 2019.

[32] L. Shi, X. Zhang, W. Wang, Z. Wang, A. Vladimirescu, Y. Zhang, and J. Wang, "PAPR reduction based on deep autoencoder for VLC DCO-OFDM system," in *2019 IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting (BMSB)*. IEEE, 2019, pp. 1–4.

[33] M. Zhang, M. Liu, and Z. Zhong, "Neural network assisted active constellation extension for PAPR reduction of OFDM system," in *2019 11th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*. IEEE, 2019, pp. 1–6.

[34] L. Hao, D. Wang, W. Cheng, J. Li, and A. Ma, "Performance enhancement of ACO-OFDM-based VLC systems using a hybrid autoencoder scheme," *Optics Communications*, vol. 442, pp. 110–116, 2019.

[35] S. Chakravarty and A. Kumar, "PAPR Reduction of GFDM Signals Using Encoder-Decoder Neural Network (Autoencoder)," *National Academy Science Letters*, vol. 46, no. 3, pp. 213–217, 2023.

[36] Z. Liu, X. Hu, K. Han, S. Zhang, L. Sun, L. Xu, W. Wang, and F. M. Ghannouchi, "Low-complexity PAPR reduction method for OFDM systems based on real-valued neural networks," *IEEE Wireless Communications Letters*, pp. 1840–1844, 2020.

[37] S. Gökceli, T. Riihonen, T. Levanen, and M. Valkama, "Machine learning based tuner for frequency-selective PAPR reduction," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, pp. 5378–5383, 2022.

[38] A. Mohamed, A. S. T. Eldien, M. M. Fouda, and R. S. Saad, "LSTM-Autoencoder Deep Learning Technique for PAPR Reduction in Visible Light Communication," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 113 028–113 034, 2022.

[39] P. Miao, B. Zhu, C. Qi, Y. Jin, and C. Lin, "A model-driven deep learning method for LED nonlinearity mitigation in OFDM-based optical communications," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 71 436–71 446, 2019.

[40] B. Wang, Q. Si, and M. Jin, "A novel tone reservation scheme based on deep learning for PAPR reduction in OFDM systems," *IEEE Communications Letters*, vol. 24, no. 6, pp. 1271–1274, 2020.

[41] X. Wang, N. Jin, and J. Wei, "A model-driven DL algorithm for PAPR reduction

in OFDM system," *IEEE Communications Letters*, vol. 25, no. 7, pp. 2270–2274, 2021.

[42] N. A. Mitsiou, P. D. Diamantoulakis, P. G. Sarigiannidis, and G. K. Karagiannidis, "Energy Efficient OFDM with Intelligent PAPR-aware Adaptive Modulation," *IEEE Communications Letters*, 2023.

[43] T. Van Luong, X. Zhang, L. Xiang, T. M. Hoang, C. Xu, P. Petropoulos, and L. Hanzo, "Deep learning-aided optical IM/DD OFDM approaches the throughput of RF-OFDM," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 40, no. 1, pp. 212–226, 2021.

[44] M.-T. Nguyen, G. Kaddoum, B. Selim, K. Srinivas, and P. F. de Araujo-Filho, "Deep Unfolding Network for PAPR Reduction in Multicarrier OFDM Systems," *IEEE Communications Letters*, pp. 2616–2620, 2022.

[45] M. S. Omar, J. Qi, and X. Ma, "Mitigating Clipping Distortion in Multicarrier Transmissions Using Tensor-Train Deep Neural Networks," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, pp. 2127–2138, 2022.

[46] F. A. Aoudia and J. Hoydis, "Waveform learning for next-generation wireless communication systems," *IEEE Transactions on Communications*, pp. 3804–3817, 2022.

[47] S. Ye, T. Wang, and S. Wang, "PAPR Reduction for OFDM Signals: A Monte Carlo Tree Search Method," in *2021 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*. IEEE, 2021, pp. 770–775.

[48] A. Kalinov, R. Bychkov, A. Ivanov, A. Osinsky, and D. Yarotsky, "Machine learning-assisted PAPR reduction in massive MIMO," *IEEE Wireless Communications Letters*, pp. 537–541, 2020.

[49] S. Sun, Y. Ju, and Y. Yamao, "Overlay cognitive radio OFDM system for 4G cellular networks," *IEEE Wireless Communications*, vol. 20, no. 2, pp. 68–73, 2013.

[50] N. Li, M. Li, and Z. Deng, "A modified hadamard based slm without side information for papr reduction in ofdm systems," *China Communications*, vol. 16, no. 12, pp. 124–131, 2019.

[51] Z. Du, N. C. Beaulieu, and J. Zhu, "Selective time-domain filtering for reduced-complexity papr reduction in ofdm," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 58, no. 3, pp. 1170–1176, 2009.

[52] H. Bolcskei, "Mimo-ofdm wireless systems: basics, perspectives, and challenges," *IEEE wireless communications*, vol. 13, no. 4, pp. 31–37, 2006.

[53] X. Zhang, Z. Babar, P. Petropoulos, H. Haas, and L. Hanzo, "The evolution of optical ofdm," *IEEE communications surveys & tutorials*, vol. 23, no. 3, pp. 1430–1457, 2021.

[54] Y. Liu, Z. Tan, H. Hu, L. J. Cimini, and G. Y. Li, "Channel estimation for ofdm," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 16, no. 4, pp. 1891–1908, 2014.

[55] L. L. Mendes, S. A. Fasolo, and G. G. Gomes, "Analysis of clipping in ofdm symbols," 2003.

[56] P. Dharmawansa, N. Rajatheva, and H. Minn, "An exact error probability analysis of ofdm systems with frequency offset," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 57, no. 1, pp. 26–31, 2009.

[57] D. Guimarães and R. Souza, "Transmissão digital: princípios e aplicações," *São Paulo: Brasil: Editora Érica*, 2012.

[58] J. Rodríguez-Fernández, N. González-Prelcic, K. Venugopal, and R. W. Heath, "Frequency-domain compressive channel estimation for frequency-selective hybrid millimeter wave mimo systems," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 17, no. 5, pp. 2946–2960, 2018.

[59] L. L. Mendes *et al.*, "Análise de desempenho de sistemas multiportadora em canais com ceifamento de pico," 2003.

[60] B. A. Pereira, H. T. Kuehne, L. L. Mendes, and J. S. Panaro, "Uma abordagem educacional para o estudo de ofdm," in *3rd Unternational Conference on Engineering and Computer Education*, 2003.

[61] B. S. d. C. da Silva, V. D. Souto, R. D. Souza, and L. L. Mendes, "A survey of papr techniques based on machine learning," *Sensors*, vol. 24, no. 6, p. 1918, 2024.

[62] S.-J. Ku, C.-L. Wang, and C.-H. Chen, "A reduced-complexity pts-based papr reduction scheme for ofdm systems," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 9, no. 8, pp. 2455–2460, 2010.

[63] D.-W. Lim, S.-J. Heo, J.-S. No, and H. Chung, "A new pts ofdm scheme with low complexity for papr reduction," *IEEE Transactions on Broadcasting*, pp. 77–82, 2006.

[64] Y. Rahmatallah and S. Mohan, "Peak-to-average power ratio reduction in ofdm systems: A survey and taxonomy," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 15, no. 4, pp. 1567–1592, 2013.

[65] I. Koffman and V. Roman, "Broadband wireless access solutions based on ofdm access in ieee 802.16," *IEEE Communications Magazine*, vol. 40, no. 4, pp. 96–

103, 2002.

[66] D. A. Guimaraes, *Digital transmission: a simulation-aided introduction with VisSim/Comm*. Springer Science & Business Media, 2010.

[67] N. Dinur and D. Wulich, "Peak-to-average power ratio in high-order ofdm," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 49, no. 6, pp. 1063–1072, 2001.

[68] M.-C. Popescu, V. E. Balas, L. Perescu-Popescu, and N. Mastorakis, "Multilayer perceptron and neural networks," *WSEAS Transactions on Circuits and Systems*, vol. 8, no. 7, pp. 579–588, 2009.

[69] P. H. De Souza, L. L. Mendes, and M. Chafii, "Compressive learning in communication systems: a neural network receiver for detecting compressed signals in ofdm systems," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 122 397–122 411, 2021.

[70] S. Dang, J. Tang, J. Li, M. Wen, S. Abdullah, and C. Li, "Combined relay selection enabled by supervised machine learning," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 70, no. 4, pp. 3938–3943, 2021.

[71] K. Hiray and K. V. Babu, "A neural network based channel estimation scheme for ofdm system," in *2016 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*. IEEE, 2016, pp. 0438–0441.

[72] M. Reyad, A. M. Sarhan, and M. Arafa, "A modified adam algorithm for deep neural network optimization," *Neural Computing and Applications*, vol. 35, no. 23, pp. 17 095–17 112, 2023.

[73] L. A. Pereira, L. L. Mendes, C. J. Bastos-Filho, and A. C. S Jr, "Machine learning-based linearization schemes for radio over fiber systems," *IEEE Photonics Journal*, pp. 1–10, 2022.

[74] Y.-W. Lin and C.-Y. Lee, "Design of an fft/ifft processor for mimo ofdm systems," *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, vol. 54, no. 4, pp. 807–815, 2007.

[75] S. H. Han and J. H. Lee, "PAPR reduction of OFDM signals using a reduced complexity PTS technique," *IEEE Signal Processing Letters*, pp. 887–890, 2004.