Universidade de São Paulo
Escola Politécnica
Departamento de Telecomunicações e Controle

Bruno Franceschini Canale

**Sobre a Redução da Razão entre as
Potências de Pico e Média para OFDM
usando o Método de Transmissão de
Sequências Parciais e Metaheurísticas**

São Paulo

2020

Bruno Franceschini Canale

**Sobre a Redução da Razão entre as
Potências de Pico e Média para OFDM
usando o Método de Transmissão de
Sequências Parciais e Metaheurísticas**

Versão Corrigida

Dissertação apresentada à Escola Politécnica
da Universidade de São Paulo para a obtenção
do título de Mestre em Ciências.

Área de Concentração: Sistemas Eletrônicos

Orientador: Prof. Dr. Cristiano Magalhães
Panazio

São Paulo

2020

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 11 de maio de 2020

Assinatura do autor:

Bruno F. Canale

Assinatura do orientador:

Cristiane Panabiz

Catálogo-na-publicação

Canale, Bruno Franceschini

Sobre a Redução da Razão entre as Potências de Pico e Média para OFDM usando o Método de Transmissão de Sequências Parciais e Metaheurísticas / B. F. Canale -- versão corr. -- São Paulo, 2020.
130 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle.

1.Modulação Digital 2.Telecomunicações 3.Otimização Combinatória
4.Processamento Digital de Sinais I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle II.t.

Agradecimentos

Esta pesquisa só foi possível graças a ajuda de muitas pessoas queridas. Agradeço aos meus pais que me ajudaram com apoio emocional em forma de conselhos e incentivo, e com apoio financeiro, quando tomei a decisão de me dedicar ao mestrado em tempo integral. Em especial à minha mãe por ter lido a dissertação diversas vezes a procura de erros gramaticais, e ao meu pai, com quem discuti muito sobre a convergência dos algoritmos. Agradeço também:

À Elisabeth, minha parceira na vida, que além de ajudar com sugestões valiosas em relação à estrutura da dissertação, me ajudou emocionalmente em tempos difíceis da pesquisa.

Ao meu orientador Cristiano, por todo o apoio e ensinamento que me proporcionou durante o mestrado. Lembrarei com carinho das incontáveis horas que passamos discutindo a pesquisa, momentos inestimáveis de transferência de conhecimento que foram cruciais à formação do meu pensamento crítico como engenheiro e cientista.

À OPENCADD Advanced Technology, em especial à equipe de Engenharia de Aplicação, da qual fiz parte em um certo momento da pesquisa, pela amizade e pelo incentivo para que o trabalho fosse concluído.

Ao Guilherme P. Coelho, Fabrício O. de França e Romis R. F. Attux, por compartilharem o algoritmo Cob-aiNet, e todo o material de apoio para compreendê-lo.

Por fim, à Secretaria do PPGEE, e aos professores que ministraram as disciplinas que cursei ao longo do mestrado.

Dedico este trabalho ao meu avô, Mário Franceschini, o pioneiro.

Resumo

Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) é uma técnica de modulação multiportadora que vem sendo amplamente utilizada em comunicações sem fio por permitir uma transmissão com alta taxa de dados, mantendo eficiência espectral, robustez à seletividade em frequência e fácil equalização. Em contrapartida, sistemas OFDM apresentam valores elevados da razão entre potência de pico e potência média, em inglês, *Peak-to-Average Power Ratio* (PAPR), que levam à saturação do amplificador de potência. Isto é um problema para qualquer sistema de comunicação, pois se traduz na necessidade de amplificadores menos eficientes do ponto de vista energético, ou em perdas de desempenho, seja pela ocorrência de saturações, que geram distorções dentro e fora da banda de interesse, seja pela necessidade de reduzir a potência de transmissão, diminuindo a relação sinal-ruído no receptor.

Para reduzir a PAPR da modulação OFDM, diversos métodos foram propostos. Entre eles, a *Partial Transmit Sequence* (PTS), uma técnica combinatorial que se destaca por permitir boa redução de PAPR, mas que demanda em contrapartida uma complexidade computacional razoavelmente alta e a transmissão de informação auxiliar. Esta informação, que leva o nome de *Side Information* (SI), fornece ao receptor as alterações realizadas no símbolo OFDM que proporcionaram a redução de PAPR, sendo então primordial ao desempenho da transmissão, pois é necessária para a correta recuperação do símbolo.

Dado o contexto acima, propõe-se duas metaheurísticas bio-inspiradas para auxiliar o método PTS a diminuir o esforço computacional, mantendo seu desempenho. Propõe-se também alterações no PTS convencional que possibilite a transmissão da SI sem comprometer a taxa de erro de bit, em inglês, *Bit Error Rate* (BER), e que potencialize a redução de PAPR do método.

Abstract

Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) is a multicarrier modulation technique that is being widely used for wireless communication systems due to its high transmission rate, high spectral efficiency, robustness to frequency selective fading and simple equalization. On the other hand, OFDM symbols experience high Peak-to-Average Power Ratio (PAPR), which leads to the saturation of the power amplifier. This is a problem for any communication system, since it demands the use of less power efficient amplifiers in order to avoid performance loss: either by in-band and out-of-band distortion due to signal saturations, or by reducing the transmission power, thus reducing signal-to-noise ratio on the receiver.

In order to reduce the PAPR of OFDM symbols, many methods were developed. The Partial Transmit Sequence (PTS) is a combinatorial technique which stands out for achieving significant PAPR reduction, demanding, however, unfeasible computational effort and the transmission of Side Information (SI). The SI informs the receiver about the modifications that were made to the original OFDM symbol in order to reduce PAPR, thus affecting the transmission performance, since it is necessary to recover the original symbol.

Therefore, in order to reduce computational complexity while maintaining performance, this document proposes two bio-inspired metaheuristics. It is also proposed modifications in the conventional PTS in order to minimize the PAPR when adding SI, without Bit-Error Rate (BER) degradation.

Lista de Figuras

2.1	Representação gráfica simplificada da modulação OFDM.	31
2.2	Representação gráfica simplificada da demodulação OFDM.	32
2.3	Gráfico (a) mostra as componentes reais das subportadoras, e de sua sobreposição, em um período de símbolo OFDM. Gráfico (b) mostra as componentes imaginária das subportadoras, e de sua sobreposição, em um período de símbolo OFDM. Gráfico (c) mostra o impacto da sobreposição de múltiplas portadoras na potência do símbolo OFDM.	35
2.4	CCDF para diferentes valores de N e PAPR referência.	36
2.5	Comparação entre as curvas da CCDF geradas a partir de simulação e as curvas geradas a partir do modelo teórico visto em (2.14).	38
2.6	Densidade espectral de potência para diferentes limiares de saturação. . . .	39
2.7	Taxa de erro de símbolo OFDM para diferentes limiares de saturação. . . .	40
3.1	Categorização dos métodos de redução de PAPR. Fonte: autor	43
3.2	Diferença entre limitar um sinal com ou sem janelamento. Fonte: (Chen et al., 2009)	46
3.3	Constelação expandida de uma modulação 16-QAM usada no método TI. Fonte: (Rahmatallah e Mohan, 2013)	51
3.4	Regiões permitidas para a extensão dos pontos da constelação no método ACE para as modulações QPSK e 16-QAM. Fonte: Figura adaptada de (Krongold e Jones, 2003)	52
3.5	Vetor de símbolos de informação provindos de uma modulação BPSK sendo divididos em 4 grupos pelo PTS.	53

3.6	Gráfico (a) mostra a potência instantânea de um símbolo OFDM com 64 portadoras gerado aleatoriamente a partir de uma modulação QPSK. O símbolo apresenta 8,41 dB de PAPR. Gráfico (b) mostra a potência instantânea do símbolo OFDM candidato de menor PAPR quando aplicado o método PTS. O símbolo apresenta 4,92 dB.	55
3.7	CCDF 1% do PTS para $N = 64$ em função do número de operações totais.	59
3.8	CCDF 1% do PTS para $N = 256$ em função do número de operações totais.	59
4.1	CCDF atingida pelo Cob-aiNet em função do número de iterações e soluções avaliadas para 64 portadoras, configuração 1.	80
4.2	CCDF atingida pelo AG proposto em função do número de iterações e soluções avaliadas para 64 subportadoras, configuração 1.	80
4.3	CCDF atingida pelo Cob-aiNet proposto em função do número de iterações e soluções avaliadas para 256 subportadoras, configuração 1.	81
4.4	CCDF atingida pelo AG proposto em função do número de iterações e soluções avaliadas para 256 subportadoras, configuração 1.	81
4.5	Probabilidade de ocorrência de PAPR inferior a 1% em função do número de avaliações para 64 subportadoras, configuração 1.	83
4.6	Probabilidade de ocorrência de PAPR inferior a 1% em função do número de avaliações para 256 subportadoras, configuração 1.	83
4.7	Comparação entre as metaheurísticas propostas e as técnicas de referência para a configuração 1 com 64 subportadoras	85
4.8	Comparação entre as metaheurísticas propostas e as técnicas de referência para a configuração 1. Simulações com 256 portadoras.	85
4.9	Diferentes valores de β_i para 400 avaliações por símbolo OFDM e $\sigma_s = 4$ para a configuração 2.	87
4.10	Diferentes probabilidades de mutação para 400 avaliações por símbolo OFDM e 15 indivíduos por torneio para a configuração 2.	88
4.11	CCDF atingida pelo Cob-aiNet em função do número de iterações e soluções avaliadas para a configuração 2.	89
4.12	CCDF atingida pelo AG proposto em função do número de iterações e soluções avaliadas para a configuração 2.	89

4.13	Probabilidade de ocorrência de PAPR inferior a 1% em função do número de avaliações para a configuração 2.	90
4.14	Comparação entre as metaheurísticas propostas e as técnicas referência para a configuração 2.	91
4.15	Diferentes probabilidades de mutação para 400 avaliações por símbolo OFDM e 19 indivíduos por torneio para a configuração 3.	92
4.16	Diferentes valores de β_i para 400 avaliações por símbolo OFDM e $\sigma_s = 8$ para a configuração 3.	94
4.17	CCDF atingida pelo Cob-aiNet em função do número de iterações e soluções avaliadas para a configuração 3.	95
4.18	CCDF atingida pelo AG proposto em função do número de iterações e soluções avaliadas para a configuração 3.	95
4.19	Probabilidade de ocorrência de PAPR inferior a 1% em função do número de avaliações para a configuração 3.	97
4.20	Comparação entre as metaheurísticas e as técnicas referência para a configuração 3.	97
4.21	Exemplo do impacto da inserção de limiares na CCDF do AG proposto para 800 avaliações máximas.	99
4.22	Avaliações médias demandadas pelo AG proposto em função do limiar adotado para as três configurações distintas do PTS.	100
4.23	Avaliações médias demandadas pelo Cob-aiNet em função do limiar adotado para as três configurações distintas do PTS.	100
4.24	CCDF atingida pelo Cob-aiNet proposto em função do número de somas normalizadas.	102
4.25	CCDF atingida pelo AG proposto em função do número de somas normalizadas.	102
4.26	CCDF atingida pelo Cob-aiNet proposto em função do número de multiplicações normalizadas.	104
4.27	CCDF atingida pelo AG proposto em função do número de multiplicações normalizadas.	104

5.1	Símbolos de informação sendo separados em sequências parciais na implementação de PTS com transmissão de SI.	111
5.2	Avaliação dos candidatos em que a SI é levada em consideração na otimização das rotações.	112
5.3	Topologia do receptor para extrair as rotações e desrotacionar as sequências parciais.	113
5.4	Análise de BER do JSIPTSO.	114
5.5	CCDF fixa de 1% do JSIPTSO em função do número de avaliações quando aplicado o AG Prop.	116
5.6	CCDF fixa de 1% em função do número de avaliações quando aplicado o Cob-aiNet.	116
5.7	Impacto no domínio do tempo da SI para três conjuntos distintos de rotações.	119

Lista de Tabelas

3.1	Operações totais do PTS para diferentes valores de N , M e W . Valores foram arredondados para a segunda casa decimal e foram calculados para $L = 4$	58
3.2	Análise percentual da complexidade do PTS avaliada para $L = 4$ segundo a equação (3.11)	60
3.3	Análise normalizada em relação à complexidade da FFT do PTS avaliada para $L=4$ segundo as equações de 3.12	62
4.1	Parâmetros do Cob-aiNet para a configuração 1.	78
4.2	Parâmetros do AG proposto para configuração 1.	79
4.3	Parâmetros do AG proposto para a configuração 3.	93
4.4	Parâmetros do Cob-aiNet para a configuração 3.	93

Acrônimos

ABCA	<i>Artificial Bee Colony Algorithm</i>
ACE	<i>Active Constellation Extension</i>
AG	Algoritmo Genético
AGC	<i>Automatic Gain Control</i>
BER	<i>Bit Error Rate</i>
CCDF	<i>Complementary Cumulative Distribution Function</i>
CL	<i>Clipping Limit</i>
CR	<i>Clipping Ratio</i>
CT	<i>Companding Transform</i>
Cob-aiNet	<i>Concentration-Based Artificial Immune Network</i>
DEP	Densidade Espectral de Potência
DFT	<i>Discrete Fourier Transform</i>
FDM	<i>Frequency Division Multiplexing</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
GD	<i>Gradiente Descent</i>
HS	<i>Harmony Search</i>

IBO	<i>Input Back-Off</i>
ICF	<i>Iterative Clipping and Filtering</i>
IDFT	<i>Inverse Discrete Fourier Transform</i>
IEA	<i>Immune Evolutionary Algorithm</i>
IF	<i>Iterative Flipping</i>
IFFT	<i>Inverse Fast Fourier Transform</i>
ISI	<i>Inter Symbol Interference</i>
JSIPTSO	<i>Joint SI and PTS Optimization</i>
LAST	<i>Linear Assymetrical Transform</i>
LST	<i>Linear Symmetrical Transform</i>
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
NLAST	<i>Nonlinear Assymetrical Transform</i>
NLST	<i>Nonlinear Symmetrical Transform</i>
OFDM	<i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing</i>
PAPR	<i>Peak-to-Average Power Ratio</i>
PMCE	<i>Parametric Minimum Cross Entropy</i>
PRC	<i>Peak Reduction Carriers</i>
PTS	<i>Partial Transmit Sequence</i>
QAM	<i>Quadrature Amplitude Modulation</i>
QPSK	<i>Quadrature Phase-Shift Keying</i>
RCF	<i>Repeated Clipping and Filtering</i>
SCFT	<i>Simplified Clipping and Filtering</i>

SD	<i>Sphere Decoding</i>
SFLA	<i>Shuffled Frog Leaping Algorithm</i>
SI	<i>Side Information</i>
SLM	<i>Selective Mapping</i>
SO	<i>Swarm Optimization</i>
TI	<i>Tone Injection</i>
TR	<i>Tone Reservation</i>
TS	<i>Tabu Search</i>

Notação

Definição de variáveis

$\tilde{\mathbf{a}}$	Vetor no domínio da frequência, caractere com til, negrito e minúsculo
$\mathbf{a}$	Vetor no domínio do tempo, caractere negrito e minúsculo
$\mathcal{A}$	Conjunto, caractere caligráfico e maiúsculo
a, A	Escalar, caractere itálico

Operadores

α	Fator utilizado no cálculo da afinidade de um anticorpo
$\beta(t)$	Fator que delimita o grau de exploração do espaço na iteração t
$\log_b a$	Logaritmo de a na base b
$ a $	Valor absoluto de a
$\mathcal{O}(\cdot)$	Ordem da complexidade assintótica
$\sum_{i=0}^{N-1}(\cdot)$	Soma de $i = 0$ até $i = N - 1$, com incremento unitário
$\sum_{j \in \mathcal{J}}$	Soma dos j elementos contidos no espaço $\mathcal{J}$
$\exp(a)$	Exponencial de a , i.e., e^a
$\text{IDFT}(\tilde{\mathbf{a}})$	Transformada inversa discreta de Fourier de $\tilde{\mathbf{a}}$
$\max(\cdot)$	Retorna o elemento de valor máximo do argumento
$\min(\cdot)$	Retorna o elemento de valor mínimo do argumento
$\text{PAPR}(\mathbf{s})$	Razão entre potência instantânea máxima e potência média de $\mathbf{s}$
$\text{round}(\cdot)$	Retorna o inteiro mais próximo do argumento
$\text{sgn}(\cdot)$	Função sinal
$\max_{0 \leq l \leq LN-1}$	Retorna o elemento máximo de um vetor de LN elementos
C_t^i	Concentração do anticorpo i na iteração t
$d(l, k)$	Distância de <i>Hamming</i> entre os anticorpos l e k

$E\{\cdot\}$	Operador esperança
$f(a)$	Função densidade de probabilidade de a
$F_c(a)$	Função distribuição acumulada de a
$f_i^{\text{Fitness}}(t)$	Valor de <i>fitness</i> do anticorpo/indivíduo i na iteração t
$f_i^{Ab}(t)$	Afinidade do anticorpo i com os demais na iteração t
$f_i^{Ag}(t)$	Afinidade com antígeno do anticorpo i na iteração t
n_{mut}^i	Número de hipermutações do anticorpo i
$Pr(a)$	Probabilidade do evento a

Lista de Símbolos

N	Número de subportadoras
$\tilde{\mathbf{f}}$	Vetor de frequências das subportadoras
$\tilde{\mathbf{a}}$	Vetor de símbolos de informação
T_s	Período de transmissão de um símbolo OFDM
$s(t)$	Sinal OFDM
$\hat{a}_k$	Estimador do símbolo a_k
$\mathbf{s}$	Símbolo OFDM discreto
r	Valor absoluto normalizado pela média do símbolo OFDM
PAPR_{ref}	Valor de PAPR referência
$\tilde{\mathbf{p}}$	Vetor de rotação do método SLM
γ	Fator empírico da CCDF para melhor aproximar a PAPR
L	Fator de super-amostragem da IDFT
CR	Razão de saturação do método de saturação e filtragem
CL	Amplitude limite do método de saturação e filtragem
U	Número de vetores de rotação do método SLM
v	Viés do método LAST
s'_l	Amostra de um símbolo OFDM transformada
θ	Fase dos valores de rotação do método SLM
R	Número de subportadoras alocadas como PRC no método TR
$\tilde{\mathbf{d}}$	Vetor de tons canceladores de pico do método TR
$\tilde{\mathbf{x}}$	Sequências parciais de transmissão do método PTS no domínio da frequência
$\mathbf{x}$	Sequências parciais de transmissão do método PTS no domínio do tempo

$\mathbf{c}$	Símbolo OFDM discreto candidato à transmissão
M	Número de sequências parciais do método PTS
$\mathbf{b}$	Vetor de rotações do método PTS
W	Número de rotações admitidas no método PTS
μ	Parâmetro do SD, fator que impacta no raio de busca do algoritmo
λ	Parâmetro do SD, fator que impacta no raio de busca do algoritmo
$G_{\max}$	Parâmetro do AG, número de gerações máximas
σ_s	Parâmetro do Cob-aiNet, raio utilizado
nCl^{max}	Parâmetro do Cob-aiNet, número máximo de clones
nCl^{min}	Parâmetro do Cob-aiNet, número mínimo de clones
β_0	Parâmetro do Cob-aiNet, valor inicial de β
β_f	Parâmetro do Cob-aiNet, valor final de β
$t_{\max}$	Parâmetro do Cob-aiNet, número de iterações máximas
nAB	Parâmetro do Cob-aiNet, tamanho inicial da população de anticorpos
$maxAB$	Parâmetro do Cob-aiNet, tamanho máximo da população de anticorpos
C_0	Parâmetro do Cob-aiNet, concentração inicial dos anticorpos
So_{PTS}	Número de somas do método PTS
$So_{JSIPTSO}$	Número de somas do método JSIPTSO
Mul_{PTS}	Número de multiplicações do método PTS
$Mul_{JSIPTSO}$	Número de de multiplicações do método JSIPTSO
P	Número de subportadoras alocadas a SI
E_s	Energia de um símbolo em uma modulação
$\bar{E}_s$	Energia média dos símbolos de uma constelação

Sumário

1. Introdução	25
1.1 Contribuições	28
1.2 Organização do Texto	29
2. Conceitos Fundamentais Sobre a Modulação OFDM e a PAPR	31
2.1 Modulação OFDM	31
2.2 A PAPR	34
2.3 Simulações de Desempenho	38
2.4 Conclusões	40
3. Métodos de Redução de PAPR	43
3.1 Distorção do Sinal	44
3.1.1 <i>Clipping and Filtering</i> (CF)	44
3.1.2 Janelamento	46
3.1.3 <i>Companding Transform</i> (CT)	47
3.2 Múltiplos Sinais e Probabilística	48
3.2.1 <i>Selective Mapping</i>	48
3.2.2 <i>Tone Reservation</i>	50
3.2.3 <i>Tone Injection</i>	50
3.2.4 <i>Active Constellation Extension</i>	51
3.2.5 <i>Partial Transmit Sequence</i>	52
3.2.5.1 Análise de Complexidade do Método PTS	56
3.2.5.2 Metaheurísticas para o Método PTS	62
3.3 Conclusões	65

4. <i>Aplicação de Metaheurísticas Bio-inspiradas ao Método PTS</i>	67
4.1 Algoritmo Genético	67
4.2 Cob-aiNet: Uma Adaptação	70
4.3 Escolha dos Parâmetros e Desempenho	75
4.3.1 Configuração 1: $M = 8$, $W = 4$	77
4.3.2 Configuração 2: $M = 16$, $W = 2$	86
4.3.3 Configuração 3: $M = 16$, $W = 4$	91
4.3.4 Impondo Critério de Parada: Uso de Limiares de PAPR	98
4.3.5 Comparando Configuração Distintas	101
4.4 Conclusões	105
5. <i>Técnicas de Transmissão de SI para o Método PTS</i>	109
5.1 JSIPTSO	110
5.2 Simulação do JSIPTSO	113
5.3 Complexidade	117
5.4 Conclusões	119
6. <i>Conclusões e Perspectivas</i>	121
<i>Referências</i>	125

Introdução

Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) é uma técnica de modulação multiportadora que foi primeiramente proposta por Robert Chang em 1966 (Chang, 1966), e possui algumas vantagens de implementação em relação às modulações de portadora única. Na técnica OFDM, múltiplas portadoras igualmente espaçadas em frequência são individualmente moduladas por símbolos de informação, e multiplexadas em frequência, formando um símbolo de transmissão (Li, 2006). Em comparação com as modulações de portadora única, em que cada símbolo de informação é transmitido serialmente, a técnica OFDM transmite um conjunto de símbolos em um único período, permitindo então uma transmissão com alta taxa de dados, usando-se de períodos maiores (Li, 2006). Esta característica diminui os efeitos da dispersão temporal que sistemas de comunicação sem fio naturalmente sofrem, tornando-os mais robustos à seletividade em frequência e interferência intersimbólica (em inglês, *intersymbol interference*, ISI).

Em comparação às demais modulações que se utilizam de multiplexação por divisão de frequência (em inglês, *frequency division multiplexing*, FDM), a modulação OFDM apresenta uma eficiência espectral muito superior (Li, 2006). Isto acontece já que a mesma permite a sobreposição espectral das subportadoras que compõem o sinal de transmissão, enquanto as demais exigem banda de guarda, tornando-as menos compactas em banda. Para que a sobreposição não comprometa a integridade da informação, faz-se necessário alocar as subportadoras de forma que a ortogonalidade entre elas seja mantida. Outra vantagem no domínio da frequência se encontra na equalização do sinal OFDM. Modulações de portadora única possuem, como grande desvantagem, a necessidade de implementar equalizadores complexos para recuperar o sinal transmitido (Li, 2006). Já na modulação OFDM, com a utilização de um prefixo cíclico, é possível equalizar o sinal com um simples

ganho complexo para cada subportadora.

Apesar das diversas vantagens em relação às modulações FDM convencionais e às modulações de portadora única, sistemas OFDM também apresentam seus desafios de projeto. Objeto de estudo desta pesquisa, a redução da razão entre potência de pico e potência média, em inglês, *Peak-to-Average Power Ratio* (PAPR), é um dos principais desafios. Dependendo da realização dos símbolos de informação a serem transmitidos, a PAPR na modulação OFDM pode atingir valores expressivos. Valores elevados de PAPR são problemáticos no estágio de potência da transmissão OFDM, pois podem resultar na saturação do amplificador de potência (Han e Lee, 2005).

A amplificação fora da região linear resulta em distorções dentro e fora da banda, comprometendo o desempenho do sistema. Mais especificamente, enquanto as distorções dentro da banda prejudicam a integridade da informação, diminuindo a vazão, as distorções fora da banda resultam em interferências nos canais adjacentes (Han e Lee, 2005), a partir do vazamento espectral. Dada a natureza aleatória dos símbolos de informação, analisa-se o comportamento da PAPR na literatura a partir da função de distribuição acumulada complementar, chamada de *complementary cumulative distribution function* (CCDF) (Li, 2006), que define, dado um sistema OFDM de N subportadoras, qual é a probabilidade de um símbolo OFDM exceder um valor de PAPR referência (Ochiai e Imai, 2001).

Como forma de amenizar as consequências deste problema, pode-se adicionar uma atenuação anterior ao amplificador de potência, deslocando o ponto de operação do amplificador para que as saturações se tornem eventos cada vez menos frequentes. Porém, a utilização desta atenuação no sinal de entrada, que leva o nome de *input back-off* (IBO), diminui a potência do sinal de saída e compromete a eficiência energética do sistema, sendo então particularmente evitada em sistemas alimentados por bateria (Rahmatallah e Mohan, 2013).

A fim de tornar a modulação OFDM mais eficiente do ponto de vista da PAPR, inúmeras contribuições focaram seus esforços em métodos que reduzem as ocorrências de valores de PAPR críticos. Enquanto algumas usaram janelamento e filtragem, outras propuseram métodos que realizam alterações no símbolo OFDM a ser transmitido, resultando na menor PAPR possível. Algumas destas técnicas são: *Selective Mapping* (SLM) (Ohkubo e Ohtsuki, 2003); *Tone Injection* (TI) (Han et al., 2006); *Tone Reservation* (TR) (Tellado e Cioffi, 1998) e *Active Constellation Extension* (ACE) (Krongold e Jones, 2003).

Um desafio comum de muitas destas técnicas é certamente a complexidade computacional envolvida (Rahmatallah e Mohan, 2013). Em muitas delas, a redução da PAPR é formulada como um problema de otimização a partir de uma função objetivo multimodal, e encontrar a solução global, ou uma solução subótima, exige intenso esforço computacional. Sendo assim, os métodos previamente citados foram experimentados com técnicas auxiliares, que reduzem a complexidade dos métodos. Em (Wang e Ouyang, 2005), utilizou-se uma matriz de conversão para diminuir o número de *Inverse Discrete Fourier Transform* (IDFT) da técnica SLM. Já em (Jabrane et al., 2010), adaptou-se uma rede neural *Multi-layer Perceptron* (MLP) para auxiliar a técnica ACE. As técnicas TR e TI implementaram metaheurísticas a partir do uso do método do gradiente, como visto em (Devlin et al., 2007) e (Han et al., 2006).

Dentre os diversos métodos existentes, o *Partial Transmit Sequence* (PTS) se destaca por atingir boa capacidade de redução de PAPR sem impactar a potência média dos símbolos de transmissão (Rahmatallah e Mohan, 2013). Neste método, o símbolo OFDM é particionado em sequências parciais, que são rotacionadas no domínio do tempo, e re-combinadas para formar um outro símbolo OFDM de PAPR inferior (Muller e Huber, 1997). Porém, a busca pelo melhor vetor de rotações é um problema de otimização combinatória que pode exigir um esforço computacional inviável se resolvido de forma exaustiva (Rahmatallah e Mohan, 2013).

Desta forma, para diminuir o esforço computacional exigido pelo método sem detrimento de desempenho significativo, a literatura propôs e adaptou diversas técnicas eficientes que encontrassem vetores de rotação subótimos. Algumas destas técnicas são: *Sphere Decoding* (SD) (Alavi et al., 2005); *Tabu Search* (TS) (Taspinar et al., 2011); *Swarm Optimization* (SO) (Hung e Tan, 2008); *Harmony Search* (HS) (Kermani et al., 2011); *Iterative Flipping* (IF) (Zhu et al., 2008) e *Gradiente Descent* (GD) (Han e Lee, 2004). Ainda que muitas técnicas já tenham sido exploradas, existem ainda diversos algoritmos voltados à otimização combinatória a serem testados, e que podem fornecer melhores compromissos entre complexidade e desempenho.

Uma vez escolhido um vetor de rotações para minimizar a PAPR de um símbolo OFDM a ser transmitido, é necessário transmiti-lo ao receptor de alguma forma, para que a informação seja corretamente recuperada. Esta informação adicional que o método necessita transmitir leva o nome de *Side Information* (SI). Enquanto algumas referências adaptaram

o método de forma que a SI não fosse necessária, a partir de símbolos pilotos que permitem a estimação das rotações utilizadas, ou a partir de adaptações ao método convencional, algumas adotaram a estratégia de transmití-la junto com o símbolo OFDM. Esta última pode levar ao recrudescimento de picos de potência no símbolo transmitido, degradando a PAPR que fora minimizada.

Dado o contexto acima, o objetivo da pesquisa é elaborar técnicas originais, ou experimentar mudanças em técnicas já existentes, que melhorem o compromisso entre complexidade e desempenho do método PTS. Ainda que o objetivo contemple de forma exclusiva esse método, a similaridade com outros que também apresentam um compromisso entre complexidade e desempenho, permite que a pesquisa contribua com outras perspectivas que não se restrinjam ao PTS.

1.1 Contribuições

A pesquisa conta com duas metaheurísticas bio-inspiradas para encontrar vetores de rotação subótimos para o método PTS, demandando baixa complexidade computacional. Mais especificamente, as contribuições foram:

- Aplicação de um algoritmo genético (AG) inicialmente proposto em (Kim et al., 2008), mas com modificações na função objetivo; método de seleção dos pais e mutação, de forma a torná-lo menos complexo com desempenho equivalente.
- Aplicação de um algoritmo adaptado de (Coelho et al., 2011), o qual fora inicialmente projetado para solucionar o problema do caixeiro viajante, e que leva o nome de *Concentration-Based Immune Artificial Network* (Cob-aiNet).

Os compromissos entre complexidade e desempenho das metaheurísticas propostas foram comparados aos de três técnicas referência: IF, GD, e o algoritmo genético de (Kim et al., 2008). Optou-se pelas duas primeiras já que estas são usualmente utilizadas como *benchmark* em artigos de metaheurísticas aplicadas ao PTS, como visto em (Alavi et al., 2005; Han e Lee, 2004; Wang et al., 2010a). A comparação mostrou que as técnicas propostas apresentaram um compromisso entre complexidade e desempenho igual ou superior às metaheurísticas referência.

As contribuições foram documentadas e publicadas no XXXVI Simpósio Brasileiro

de Telecomunicações e Processamento de Sinais (2018), sob título **Algoritmos Bio-Inspirados para a Redução de Complexidade e PAPR usando Partial Transmit Sequence em OFDM**. Muitas das figuras, tabelas e discussões presentes neste documento, foram extraídas diretamente do artigo em questão.

Já como contribuição indireta, a adaptação do algoritmo Cob-aiNet para a diminuição de complexidade computacional inspirou o artigo **Redução da Complexidade em Sistemas MIMO de Larga Escala com Seleção de Antena Utilizando Redes Imunológicas Artificiais**, publicado no XXXVII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais (2019). Neste trabalho, o algoritmo foi adaptado de forma similar à apresentada neste documento, para abordar a seleção combinatorial de antenas em sistemas MIMO.

Além destas, a pesquisa também conta com contribuições ainda em estágio de desenvolvimento. Alterações no PTS convencional aqui propostas já demonstraram resultados parciais interessantes, mostrando que as mesmas permitem ao método transmitir SI sem degradar a BER, e atingir reduções de PAPR superiores. Estes resultados serão documentados em um artigo ainda a ser redigido.

1.2 Organização do Texto

O restante do documento está dividido da seguinte forma: o capítulo seguinte, Conceitos Fundamentais Sobre a Modulação OFDM e a PAPR, apresenta formalmente a métrica PAPR e como se dá o impacto de símbolos OFDM com picos de magnitude no desempenho de sistemas OFDM. Em seguida, o capítulo Métodos de Redução de PAPR mostra alguns dos diferentes métodos que a literatura propõe, e suas implementações alternativas que demandam complexidade computacional inferior. O capítulo ainda apresenta o método PTS em detalhes, explorando sua complexidade computacional e capacidade de redução de PAPR para as configurações mais utilizadas pela literatura. Em seu final, ainda expõe algumas das metaheurísticas existentes que foram utilizadas para auxiliá-lo.

O capítulo Aplicação de Metaheurísticas Bio-inspiradas ao Método PTS finalmente apresenta as metaheurísticas propostas. Mostra-se também o processo de otimização dos parâmetros das configurações mais relevantes do PTS, e detalha-se o compromisso entre complexidade e desempenho que cada uma assumiu. Em seguida, o capítulo Técnicas

de Transmissão de SI para o Método PTS mostra as adaptações ao método convencional sugeridas pelo autor para que se transmita a SI sem impactar a BER, e a utilize para potencializar a redução de PAPR do método.

Por fim, o capítulo Conclusões e Perspectivas resume a pesquisa, relata as possibilidades de melhora e apresenta os novos caminhos a serem trilhados.

Conceitos Fundamentais Sobre a Modulação OFDM e a PAPR

Este capítulo tem como objetivo motivar a utilização de métodos de redução de PAPR. Para isso, primeiramente, apresenta-se a modulação OFDM e a métrica PAPR para ser possível compreender como eventuais picos de potência são formados e mensurados. Em seguida, por meio de um modelo teórico e simulações computacionais, estuda-se o comportamento da PAPR em sistemas OFDM. Finalmente, por meio de mais simulações computacionais, evidenciam-se como as saturações ocasionadas por símbolos com alta PAPR degradam o desempenho de sistemas OFDM.

2.1 Modulação OFDM

A modulação OFDM pode ser entendida pelo esquema da figura 2.1.

Figura 2.1: Representação gráfica simplificada da modulação OFDM.

Um conjunto $\tilde{\mathbf{f}} = [f_0, f_1, \dots, f_{N-1}]^T$ de subportadoras ortogonais modulam um conjunto $\tilde{\mathbf{a}} = [a_0, a_1, \dots, a_{N-1}]^T$ de símbolos de informação de período T_s e formato retangular. A figura pode ser traduzida pela seguinte equação (Li, 2006):

$$s(t) = \sum_{n=0}^{N-1} a_n e^{j2\pi f_n t}, \quad 0 \leq t \leq T_s. \quad (2.1)$$

Já o processo de demodulação pode ser visualizado pelo esquema contido na figura 2.2.

Figura 2.2: Representação gráfica simplificada da demodulação OFDM.

Ao desconsiderar a presença do ruído, a recuperação de um símbolo de informação a_k em que $k = 1, 2, \dots, N-1$, como mostra a figura 2.2, pode ser descrita pela seguinte relação matemática (Li, 2006):

$$\begin{aligned} \hat{a}_k &= \frac{1}{T_s} \int_0^{T_s} s(t) e^{-j2\pi f_k t} dt, \\ &= \frac{1}{T_s} \int_0^{T_s} \left(\sum_{n=0}^{N-1} a_n e^{j2\pi f_n t} \right) e^{-j2\pi f_k t} dt, \\ &= \frac{1}{T_s} \sum_{n=0}^{N-1} a_n \int_0^{T_s} e^{j2\pi (f_n - f_k) t} dt. \end{aligned} \quad (2.2)$$

Sendo Δf a distância espectral entre subportadoras adjacentes, e $\Delta f = \frac{1}{T_s}$ a distância

mínima para garantir ortogonalidade dado que $\tilde{\mathbf{a}}$ é um vetor de valores complexos, faz-se:

$$\begin{aligned} f_n - f_k &= (n - k)\Delta f, \\ &= (n - k)\frac{1}{T_s}, \end{aligned} \quad (2.3)$$

e fica-se com,

$$\begin{aligned} \hat{a}_k &= \frac{1}{T_s} \sum_{n=0}^{N-1} a_n \int_0^{T_s} e^{j2\pi(n-k)\frac{1}{T_s}t} dt, \\ &= \sum_{n=0}^{N-1} a_n \delta[n - k], \\ &= a_k. \end{aligned} \quad (2.4)$$

Como a implementação analógica da modulação OFDM exige banco de osciladores, tornando o sistema caro e complexo, Weinstein e Erbert propuseram, em 1971, (Weinstein e Ebert, 1971) uma implementação digital, a qual permite realizar a modulação de forma eficiente. Para exemplificar esta técnica, voltando em (2.1), sendo $f_n = f_0 + n\Delta f$ e convencionando, sem perda de generalidade, $f_0 = 0$, obtém-se:

$$\begin{aligned} s(t) &= \sum_{n=0}^{N-1} a_n e^{j2\pi n\Delta f t}, \\ &= \sum_{n=0}^{N-1} a_n e^{j2\pi n\frac{1}{T_s}t}. \end{aligned} \quad (2.5)$$

Amostrando o sinal com um período $\frac{T_s}{N}$, tem-se

$$s_l = \sum_{n=0}^{N-1} a_n e^{j\frac{2\pi n l}{N}}, \quad (2.6)$$

em que s_l corresponde à amostra l do símbolo OFDM discreto. Uma vez discretizado, o símbolo OFDM torna-se um vetor $\mathbf{s} = [s_0, s_1, \dots, s_{N-1}]^T$ de N elementos. Ao observar a equação (2.6), percebe-se que um símbolo discreto OFDM pode ser calculado pela IDFT do vetor de símbolos $\tilde{\mathbf{a}}$. A IDFT, por sua vez, possui uma implementação computacional eficiente a partir do algoritmo *Inverse Fast Fourier Transform* (IFFT). De forma análoga, a demodulação pode ser feita com o algoritmo *Fast Fourier Transform* (FFT) (Li, 2006).

2.2 A PAPR

A PAPR é uma métrica para mensurar a razão entre a potência instantânea máxima e a potência média dos símbolos OFDM. Na sua versão discreta, em que o símbolo OFDM é amostrado na taxa de Nyquist, a fórmula da PAPR pode ser expressa por (Han e Lee, 2005):

$$\text{PAPR}(\mathbf{s}) = \frac{\max_{0 \leq l \leq N-1} |s_l|^2}{E\{|s_l|^2\}}, \quad (2.7)$$

em que $E\{\cdot\}$ corresponde ao operador esperança.

Para exemplificar como os picos de magnitude podem ser formados, criou-se um símbolo OFDM com período de 1 ms e 8 subportadoras, moduladas por símbolos de informação aleatórios, gerados a partir de uma modulação *Quadrature Phase Shift Keying* (QPSK). A figura 2.3 mostra, nos dois gráficos superiores (a) e (b), as componentes reais e imaginárias das subportadoras e, com uma linha mais grossa, a soma resultante da superposição das mesmas. Já no gráfico (c) pode-se ver a potência instantânea da envoltória resultante da soma das componentes reais e imaginárias das múltiplas subportadoras. Os gráficos (a) e (b) da figura 2.3 mostram claramente que, em alguns pontos, as subportadoras coincidem em fase, e a sobreposição resulta em picos negativos ou positivos. Estes picos impactam na potência instantânea da envoltória, fazendo-a variar de forma significativa em torno da potência média. Neste símbolo em especial, pode-se ver que, no gráfico (c) da figura 2.3, ocorre um pico de potência perto de 0,70 ms.

É importante notar que a ocorrência dos picos é função do vetor $\tilde{\mathbf{a}}$ de símbolos de informação a serem transmitidos. Portanto, dada a natureza aleatória dos símbolos de informação, a PAPR de cada símbolo OFDM passa a ser uma variável aleatória. É interessante, no entanto, que tenhamos um limitante superior para analisarmos a PAPR. Assim, considere uma amostra da magnitude da envoltória normalizada pelo valor eficaz do sinal, *i.e.*:

$$r_l = \frac{|s_l|}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{l=0}^{N-1} |s_l|^2}}. \quad (2.8)$$

Sabendo que os símbolos de informação são independentes e identicamente distribuídos, e que as partes reais e imaginárias que compõem uma amostra do símbolo OFDM correspondem à soma das partes reais e imaginárias das N subportadoras em um determinado instante de tempo, à medida que N cresce, pelo Teorema do Limite Central, as partes real

Figura 2.3: Gráfico (a) mostra as componentes reais das subportadoras, e de sua sobreposição, em um período de símbolo OFDM. Gráfico (b) mostra as componentes imaginária das subportadoras, e de sua sobreposição, em um período de símbolo OFDM. Gráfico (c) mostra o impacto da sobreposição de múltiplas portadoras na potência do símbolo OFDM.

e imaginária de um s_l podem ser aproximadas por uma distribuição gaussiana (Rahmatallah e Mohan, 2013). Em consequência, a distribuição das magnitudes normalizadas r_l de um símbolo OFDM assume o comportamento de uma variável aleatória com distribuição *Rayleigh* (Rahmatallah e Mohan, 2013). Sendo assim, a densidade de probabilidade de uma amostra de magnitude r_l toma a seguinte forma:

$$f_{r_l}(r) = 2re^{-r^2}. \quad (2.9)$$

Como as amostras são independentes, para calcular a probabilidade de um símbolo OFDM ser inferior em magnitude a um valor r de referência, calcula-se a probabilidade de todas as amostras r_l assumirem um valor inferior a r :

$$\begin{aligned} F_c(r) &= Pr \left(\max_{0 \leq l \leq N-1} r_l < r \right), \\ &= Pr(r_0 < r) \cdot Pr(r_1 < r) \cdot Pr(r_2 < r) \cdots Pr(r_{N-1} < r), \\ &= \left(1 - e^{-r^2} \right)^N. \end{aligned} \quad (2.10)$$

Como r^2 corresponde à razão entre a potência da amostra do símbolo OFDM em relação à potência média, pode-se substituir r^2 por um valor de PAPR_{ref} referência, para então calcular a probabilidade de um símbolo OFDM apresentar uma PAPR inferior a PAPR_{ref} :

$$F_c(\text{PAPR}_{\text{ref}}) = (1 - e^{-\text{PAPR}_{\text{ref}}})^N. \quad (2.11)$$

Na prática, tem-se o interesse em calcular a probabilidade da PAPR de um símbolo OFDM exceder um valor de PAPR_{ref} referência, pois são exatamente os valores significativos de PAPR que levam à saturação do amplificador de potência. Assim, é comum na literatura avaliar a PAPR através da função CCDF, complementar de (2.11):

$$\Pr(\text{PAPR} \geq \text{PAPR}_{\text{ref}}) = 1 - (1 - e^{-\text{PAPR}_{\text{ref}}})^N \quad (2.12)$$

A figura a seguir mostra a CCDF para diferentes N em função de valores de PAPR_{ref} referência:

Figura 2.4: CCDF para diferentes valores de N e PAPR referência.

Esta análise, porém, ignora uma característica importante sobre a discretização na taxa de Nyquist do símbolo OFDM contínuo. O vetor $\mathbf{s}$, que representa as amostras do símbolo OFDM geradas a partir da IDFT do vetor $\tilde{\mathbf{a}}$ de símbolos de informação, pode não coincidir

com os valores de pico do sinal em tempo contínuo. Sendo assim, para aumentar a acurácia, a representação discreta do sinal pode ser obtida a partir de uma IDFT super-amostrada. De fato, (Ochiai e Imai, 2001) mostram que uma super-amostragem com um fator igual ou superior a 4 já resulta em uma boa aproximação dos valores de pico do sinal em tempo contínuo. Com super-amostragem, a equação vista em (2.7) deve ser adaptada da seguinte forma:

$$\text{PAPR}(\mathbf{s}) = \frac{\max_{0 \leq l \leq LN-1} |s_l|^2}{E\{|s_l|^2\}}, \quad (2.13)$$

em que L corresponde ao fator de super-amostragem.

Já em relação à equação (2.12), que consiste na análise estocástica da ocorrência da PAPR, em (Ochiai e Imai, 2001) mostra-se uma adaptação observada de forma empírica, para que a fórmula represente com maior acurácia os picos do sinal contínuo:

$$F_c(\text{PAPR}_{\text{ref}}) = 1 - \left(1 - e^{-\text{PAPR}_{\text{ref}}}\right)^{\gamma N}, \quad (2.14)$$

em que, ainda segundo (Ochiai e Imai, 2001), para uma boa aproximação, $\gamma = 2,8$.

De forma a aferir o modelo teórico desenvolvido acima, levantaram-se as curvas da CCDF de um sistema OFDM com 128, 512 e 1024 subportadoras a partir de simulações, para serem comparadas às curvas geradas pelo modelo visto em (2.14). As simulações contaram com 10^6 símbolos OFDM gerados a partir de uma modulação QPSK, com fator de super-amostragem $L = 4$. A figura 2.5 mostra o resultado das simulações para diferentes quantidades de subportadoras, acompanhadas dos valores teóricos.

Pode-se ver na figura 2.5 que, para 512 e 1024 subportadoras, o modelo teórico concordou plenamente com o sistema simulado. No entanto, para 128 portadoras, observa-se uma pequena divergência. Isto se dá pelo fato de que o modelo teórico exposto na equação (2.14) fora formulado considerando um número significativo de subportadoras, uma vez que assume que as componentes reais e imaginárias do símbolo OFDM apresentam distribuição gaussiana. Para valores pequenos do número de subportadoras, entretanto, esta aproximação deixa de ser razoável e o modelo se torna menos acurado, embora ainda consiga representar de forma bastante satisfatória a PAPR.

Uma vez compreendido o comportamento da PAPR em sistemas OFDM, é possível avaliar o impacto no desempenho que valores significativos de PAPR causam ao levar o amplificador à saturação.

Figura 2.5: Comparação entre as curvas da CCDF geradas a partir de simulação e as curvas geradas a partir do modelo teórico visto em (2.14).

2.3 Simulações de Desempenho

As simulações de desempenho utilizaram um sistema OFDM com 64 subportadoras, 10^5 símbolos OFDM e modulação *Quadrature Amplitude Modulation*, com uma constelação de 16 símbolos de informação. Os símbolos OFDM foram gerados aleatoriamente e submetidos a um modelo simplificado de amplificador cuja amplificação se dá linearmente até um valor limite e saturada para valores superiores. As simulações contaram com três limiares distintos de saturação. Para cada um, como métrica de desempenho, estimou-se a densidade espectral de potência (DEP) do sinal na saída do amplificador, e a taxa de erro de símbolo OFDM do sinal recebido, em função de E_b/N_o , para um canal com ruído branco gaussiano. Enquanto a taxa de erro de símbolo OFDM mensura o impacto da distorção dentro da banda, a DEP estima o vazamento espectral. É importante destacar que, para o gráfico da DEP, os símbolos OFDM contaram com prefixo e sufixo cíclicos de 1/4 de duração do período de símbolo, e janelamento de *Hanning* de mesma duração.

Os limiares de saturação foram expressos em função de valores de PAPR referência. Portanto, em cada simulação, os símbolos OFDM que sofreram saturação foram os que apresentaram PAPR superior ao limiar adotado. Fez-se dessa forma, para que, a partir da

CCDF e um limiar de PAPR referência, fosse possível também identificar a probabilidade de um símbolo OFDM sofrer saturação. Outra consideração relevante é que, quanto menor forem os limiares de saturação adotados, espera-se em consequência, não apenas probabilidades de saturação maiores, mas também saturações mais significativas, *i.e.*, que causem maior distorção aos símbolos.

Tomando as considerações acima, a figura 2.6 evidencia que o vazamento espectral se apresentou considerável mesmo para limiares consideravelmente altos de saturação, ou ainda, para baixas probabilidades de saturação. Esta consideração pode ser feita ao comparar as DEP dos sistemas OFDM saturados à máscara do sistema ideal, no qual toda a potência está alocada dentro da banda de transmissão.

Figura 2.6: Densidade espectral de potência para diferentes limiares de saturação.

Já a figura 2.7 mostra, percentualmente, quantos símbolos OFDM apresentaram ao menos um bit errado, em função do E_b/N_o adotado, para diferentes limiares de saturação. O gráfico desta figura mostra que o impacto da distorção dentro da banda é significativo apenas para altas probabilidades de saturação, pois a curva para uma probabilidade de 28% já se mostra quase igual à curva que não foi submetida à saturação. Considerando o caso extremo representado pela curva de cor azul, pode-se perceber que, a partir de aproximadamente 18 dB de E_b/N_o , a taxa de erro de símbolo OFDM decai cada vez menos na medida que E_b/N_o aumenta, sugerindo que, a partir deste valor, os erros acontecem por

conta das saturações, e não mais pelo ruído. Apesar da distorção dentro da banda não ter se manifestado de forma tão enfática no sistema escolhido para as simulações, espera-se que em sistemas OFDM com cardinalidades maiores operando com E_b/N_o elevado, a distorção tenha maior impacto no desempenho.

Figura 2.7: Taxa de erro de símbolo OFDM para diferentes limiares de saturação.

2.4 Conclusões

Símbolos OFDM apresentam envoltórias com larga faixa dinâmica por serem compostos pela sobreposição no tempo de diversas subportadoras moduladas. Esta variação é mensurada pela PAPR, e se comporta de forma estocástica dado a natureza aleatória dos símbolos de informação. Altos valores de PAPR prejudicam os sistemas OFDM, pois exigem a utilização de amplificadores de potência menos eficientes para que não sofram com saturações. As saturações, por sua vez, como mostrado nas simulações, resultam em distorções dentro da banda, deteriorando a informação, e fora da banda, causando interferências nos canais adjacentes.

Pode-se ainda adicionar um IBO, o qual, como já descrito anteriormente, desloca o ponto de operação do amplificador para que as saturações sejam eventos cada vez menos frequentes. Porém, além desta medida tornar o sistema ineficiente do ponto de vista

energético, porque atenua o sinal de entrada do amplificador, diminui, em consequência, a relação sinal ruído, impactando a taxa de erro de símbolo do sistema.

Dadas as considerações acima, para evitar as saturações mantendo eficiência energética do sistema, foram criados diversos métodos que diminuíssem a ocorrência de valores críticos de PAPR. Os mais importantes são descritos no próximo capítulo.

Métodos de Redução de PAPR

Este capítulo tem por objetivo mostrar alguns dos diferentes métodos de redução da PAPR propostos pela literatura, bem como as contribuições realizadas para a redução da complexidade computacional. Em (Rahmatallah e Mohan, 2013) encontra-se uma categorização dos diferentes métodos, que conta com três grandes grupos, como visto na figura 3.1. Os grupos são assim categorizados pois apresentam compromissos e/ou mecanismos de redução de PAPR diversos.

Figura 3.1: Categorização dos métodos de redução de PAPR. Fonte: autor

O grupo em azul evita as saturações ao adicionar distorções no sinal e apresenta, em geral, complexidade inferior aos demais (Rahmatallah e Mohan, 2013). Estas distorções, por outro lado, impactam a BER do sistema. Já o grupo em laranja, que não introduz distorção e formula a redução de PAPR como um problema de otimização, consegue atingir uma alta capacidade de redução de PAPR sem impactar a BER¹. Isto demanda, em contrapartida, complexidade computacional considerável, e, em alguns métodos, redução da eficiência de transmissão. O terceiro grupo, em cinza, apresenta como característica o mecanismo de redução: códigos corretores de erro adaptados para mitigarem PAPR. Em relação ao compromisso, este grupo se comporta de forma similar ao grupo em laranja, pois reduz a PAPR dos símbolos OFDM mediante aumento da complexidade e redução de eficiência de transmissão (Rahmatallah e Mohan, 2013). Este grupo, em particular, não se encontra aqui descrito porque seus métodos não foram explorados neste trabalho até o momento.

A descrição dos grupos começa com uma introdução geral, apontando suas principais características e compromissos, para depois apresentar os métodos. Para uma revisão completa dos métodos de redução de PAPR, são recomendadas as referências (Rahmatallah e Mohan, 2013) e (Han e Lee, 2005).

3.1 *Distorção do Sinal*

Os métodos contidos neste grupo se utilizam da distorção do símbolo OFDM de forma a diminuir os picos de amplitude dos símbolos que levam à saturação do amplificador de potência. Isto posto, os métodos deste grupo trabalham então com o compromisso entre BER e PAPR, pois ao adicionar mais distorção, para diminuir a ocorrência de valores críticos de PAPR, aumenta-se em consequência a BER do sistema (Rahmatallah e Mohan, 2013).

3.1.1 *Clipping and Filtering (CF)*

Este método é certamente um dos mais simples entre os demais, pois conta apenas com um limitador que, quando percebe um pico acima de um valor referência, limita o sinal.

¹ Alguns métodos deste grupo, ao reduzir a PAPR de um símbolo OFDM, precisam transmitir informações ao receptor que são cruciais para a correta demodulação do símbolo OFDM transmitido. Esta afirmação, portanto, supõe que essas informações sejam sempre recebidas e corretamente interpretadas pelo receptor. Caso contrário, a BER será impactada.

Suas implementações usam como métrica, a figura de mérito que em inglês leva o nome de *Clipping Ratio* (CR) (Rahmatallah e Mohan, 2013):

$$\text{CR} = 20 \log_{10} \left(\frac{CL}{E[|s_l|]} \right), \quad (3.1)$$

em que CL corresponde à amplitude limite que o símbolo pode assumir, e s_l , a uma amostra que compõem um símbolo OFDM. A limitação do sinal, assim como na saturação do amplificador de potência, adiciona distorções dentro e fora da banda. As implementações deste método propõem um processo iterativo de saturação e filtragem para minimizar o vazamento espectral causado pela limitação do sinal. O processo é geralmente implementado de forma iterativa, pois a filtragem em si pode resultar no recrudescimento de picos, como mostram as referências (Armstrong, 2002; Ochiai e Imai, 2002). Por realizar diversas saturações e filtragem, este método também é conhecido como *Iterative Clipping and Filtering* (ICF) ou *Repeated Clipping and Filtering* (RFC J), em que J corresponde ao número de iterações (Deng e Lin, 2007). Em cada iteração, o algoritmo limita a amplitude do sinal no tempo e filtra as componentes alocadas fora da banda.

Por outro lado, limitar e filtrar sucessivamente o símbolo OFDM aumenta, em consequência, a distorção dentro da banda (Deng e Lin, 2007). Portanto, as diversas implementações do método de limitar e filtrar utilizam estratégias diferentes para lidar com esse tipo de distorção. Em (Armstrong, 2001), argumenta-se que limitar o símbolo OFDM ocasiona na diminuição da constelação (pontos ficam mais próximos da origem) e na adição de ruído na transmissão. Esse ruído, porém, não impacta significativamente o desempenho do sistema, pois tende a ser minimizado devido à atenuação do canal quando transmitido (Armstrong, 2001). Já a retração da constelação, ainda segundo (Armstrong, 2001), pode ser facilmente corrigida com um *Automatic Gain Control* (AGC).

Diversas contribuições foram sugeridas para otimizar e reduzir a complexidade das propostas originais da técnica ICF. Em (Wang e Luo, 2011), por exemplo, utiliza-se otimização convexa para calcular, por iteração, um filtro ótimo no domínio da frequência, reduzindo assim o número total de iterações para um mesmo desempenho, quando comparado com as demais implementações de ICF. Já em (Wang e Tellambura, 2005), a partir da modelagem da distorção causada pelas diversas iterações do ICF, propõe-se o método *Simplified Clipping and Filtering* (SCF), em que o símbolo final de transmissão é calculado com apenas

uma iteração. Esta referência ainda inspirou o trabalho de (Sohn e Kim, 2015), o qual utilizou uma rede neural MLP para emular o SCF, diminuindo ainda mais a complexidade.

3.1.2 Janelamento

Este método é bem similar ao descrito anteriormente, mas utiliza-se de janelas para a limitação do sinal. Nesse caso, as limitações se tornam menos bruscas, e as distorções, menos significativas. Janelas como *Hamming*, *Hanning* e *Kaiser* são usadas para este princípio (Rahmatallah e Mohan, 2013). A figura 3.2 mostra a diferença entre um símbolo limitado com janelamento, e um limitado da forma convencional:

Figura 3.2: Diferença entre limitar um sinal com ou sem janelamento. Fonte: (Chen et al., 2009)

Ao olhar a figura 3.2, nota-se que enquanto o método de saturação e filtragem convencional usa a função de atenuação *Direct Clipping Function*, gerando o símbolo em azul, o método que se usa de janelamento utiliza a função *Peak Windowing Function*, resultando no símbolo em verde. Quando comparados, o símbolo em verde apresenta um excursionamento mais suave. Apesar do janelamento ocasionar menos distorção, em (Chen et al., 2009) mostra-se que o algoritmo utilizado para o cálculo das janelas pode atenuar de forma severa o símbolo OFDM caso o mesmo apresente sequências de picos. Portanto, ainda em (Chen et al., 2009), propõe-se um algoritmo que, a partir de otimização convexa, encontra janelas assimétricas que apresentam desempenho superior ao janelamento convencional.

3.1.3 Companding Transform (CT)

O método CT também se preocupa em distorcer o sinal de modo a diminuir a saturação no amplificador de potência. Este método, diferentemente dos anteriores, realiza uma transformação em todas as amostras do símbolo OFDM, de forma a homogeneizar a potência.

Em (Huang et al., 2001) são comparadas algumas formas de compressão e expansão de símbolos OFDM a partir da BER e da CCDF dos diferentes métodos. Mais especificamente, a referência testa os seguintes métodos: *linear symmetrical transform* (LST); *linear asymmetrical transform* (LAST); *nonlinear symmetrical transform* (NLST) e *nonlinear asymmetrical transform* (NLAST). Enquanto os métodos simétricos aplicam a mesma transformada para todas as amostras de um símbolo OFDM, os métodos assimétricos utilizam transformadas diferentes dependendo do valor absoluto das amostras. Para exemplificar, o método LST pode ser implementado pela seguinte transformada (Huang et al., 2001):

$$s'_l = us_l + \text{sgn}(s_l)v, \quad (3.2)$$

em que $0 \leq u \leq 1$, $0 \leq v \leq A$, A corresponde a uma amplitude limite, s_l a uma amostra de um símbolo OFDM, s'_l a mesma amostra transformada, v a um viés, e $\text{sgn}(\cdot)$ à função sinal. Já em relação ao método LAST, uma possível transformada pode ser feita pela seguinte relação (Huang et al., 2001):

$$s'_l = \begin{cases} \frac{1}{u}s_l & : |s_l| \leq v \\ us_l & : |s_l| > v. \end{cases} \quad (3.3)$$

Pode-se ver na equação (3.3) que as amplitudes inferiores a um valor v são amplificadas, enquanto os valores superiores são atenuados.

Segundo (Rahmatallah e Mohan, 2013), para os métodos NLST e NLAST, funções tais quais exponenciais, logaritmos e tangente hiperbólicas são comumente usadas como transformadas. Destaque para as transformadas μ -law e A -law, as quais são habitualmente utilizadas para a compressão de áudio, e que também foram usadas por muitas contribuições para a redução de PAPR (Rahmatallah e Mohan, 2013).

3.2 Múltiplos Sinais e Probabilística

Os métodos desta categoria buscam, a partir de alterações dos símbolos de informação, criar um novo símbolo OFDM com a expectativa de que sua PAPR seja inferior a PAPR do símbolo OFDM original. De forma a aumentar estatisticamente a probabilidade de se atingir valores de PAPR cada vez menores, os métodos desta categoria geram diversos símbolos candidatos com alterações diferentes, escolhendo então o que apresentar menor PAPR. Naturalmente, uma vez escolhido um símbolo OFDM para a transmissão, as alterações realizadas nos dados pelo método precisam ser informadas ao receptor para que os símbolos de informação originais sejam recuperados corretamente e a integridade da informação seja mantida (Rahmatallah e Mohan, 2013).

Sendo assim, já pode-se observar uma das desvantagens de alguns dos métodos desta categoria, pois demandam, em geral, transmitir informações sobre as alterações realizadas. Esta informação adicional, a SI, acaba impactando na taxa de informação transmitida, e diminui a eficiência da transmissão. É importante destacar que a recuperação da SI no receptor é um processo primordial para a correta recuperação dos símbolos de informação. Portanto, a SI envolve sempre uma redundância significativa, que reduz ainda mais a eficiência da transmissão. Outra desvantagem destes métodos é exigir um esforço computacional considerável ao criar e avaliar múltiplos símbolos candidatos quanto à sua PAPR, principalmente se forem exigidas diversas IDFTs (Rahmatallah e Mohan, 2013).

Por outro lado, os métodos desta categoria conseguem atingir reduções significativas de PAPR. Em comparação com os que envolvem distorção, a aplicação dos métodos desta categoria não impactam em distorções dentro da banda, que aumentam a BER do sistema, assumindo perfeita recuperação da SI. Por estes motivos, os métodos deste grupo apresentam compromissos entre a complexidade computacional, quantidade de SI ou recursos alocados e redução de PAPR.

3.2.1 Selective Mapping

Este método reduz a PAPR do símbolo OFDM ao rotacionar os símbolos de informação que o compõem. Em geral, dada a natureza aleatória dos símbolos de informação, é preciso testar várias combinações de rotações para averiguar qual gera a menor PAPR. De maneira mais formal, dado um vetor de símbolos de informação $\tilde{\mathbf{a}}$ e U vetores de rotação

$\tilde{\mathbf{p}}_u$ (Rahmatallah e Mohan, 2013):

$$\tilde{\mathbf{p}}_u = [e^{j\theta_{u,0}}, e^{j\theta_{u,1}}, e^{j\theta_{u,2}}, \dots, e^{j\theta_{u,N-1}}]^T \quad u = 0, 1, \dots, U-1, \quad (3.4)$$

em que $\theta_{u,k} \in [0, 2\pi)$ para $k = 0, 1, \dots, N-1$, o método MS cria U símbolos OFDM candidatos à transmissão da seguinte forma:

$$\mathbf{c}_u = \text{IDFT} \left([a_0, e^{j\theta_{u,0}}, a_1 e^{j\theta_{u,1}}, a_2 e^{j\theta_{u,2}}, \dots, a_{N-1} e^{j\theta_{u,N-1}}]^T \right). \quad (3.5)$$

O $\mathbf{c}_u$ que apresentar a menor PAPR será transmitido. Como já adiantado anteriormente, o vetor correspondente $\tilde{\mathbf{p}}_u$ deve ser transmitido ao receptor como SI, para que, na recepção, as rotações inversas sejam aplicadas ao símbolo $\mathbf{c}_u$, recuperando assim o vetor $\tilde{\mathbf{a}}$ transmitido. Considerando que os vetores de rotações $\tilde{\mathbf{p}}_u$ sejam conhecidos pelo receptor, $\log_2 U$ bits são necessários para representar a SI.

À medida que se aumenta U , maior é a redução de PAPR atingida pelo método. Por outro lado, mais bits são necessários para a representação da SI, e maior é a complexidade computacional exigida por conta das diversas operações de IDFT. Na prática, as implementações de SLM costumam assumir $\theta \in \{0, \frac{\pi}{2}, \pi, \frac{3\pi}{2}\}$, pois as rotações causadas por esse conjunto podem ser facilmente implementadas (Rahmatallah e Mohan, 2013). Em (Ohkubo e Ohtsuki, 2003), propõe-se um critério para compor um conjunto de $\tilde{\mathbf{p}}_u$ que leve a uma boa redução de PAPR, dado o menor U possível. A mesma referência ainda compara sequências como *Hadamard*, *Golay* e *Shapiro-Rudin*, usadas para gerar os vetores de rotação $\tilde{\mathbf{p}}_u$.

Para diminuir a complexidade computacional, algumas contribuições se utilizaram de matrizes de conversão para compor os U candidatos sem necessitar de U IDFTs. A referência (Wang e Ouyang, 2005), por exemplo, a partir de um candidato, e de apenas uma única IDFT, cria os demais a partir de permutações dos valores complexos de rotação, utilizando-se de matrizes de conversão. Já em (Heo et al., 2007), criam-se alguns candidatos com combinações lineares dos demais, reduzindo o número de operações de IDFT. É importante notar que os métodos que comprometem a independência estatística entre os vetores de rotação prejudicam, em consequência, a capacidade de redução de PAPR (Rahmatallah e Mohan, 2013).

3.2.2 Tone Reservation

Este método reserva algumas subportadoras para transmitirem valores complexos que são escolhidos de forma a atenuar possíveis formações de picos no símbolo OFDM. A essas subportadoras, a literatura dá o nome de *Peak Reduction Carriers* (PRC) (Tellado e Cioffi, 1998). Sendo assim, dado um sistema OFDM com: N subportadoras em que R são alocadas como PRC nas posições $\{i_0, i_1, \dots, i_{R-1}\}$; um vetor $\tilde{\mathbf{a}}$ de símbolos de informação, em que $a_n = 0$ para $n \in \{i_0, i_1, \dots, i_{R-1}\}$; um vetor $\tilde{\mathbf{d}} = [d_0, d_1, \dots, d_{N-1}]^T$ de tons, em que $d_n \neq 0$ apenas para $n \in \{i_0, i_1, \dots, i_{R-1}\}$, define-se o símbolo OFDM no domínio do tempo pela seguinte relação:

$$\mathbf{s} = \text{IDFT}(\tilde{\mathbf{a}} + \tilde{\mathbf{d}}). \quad (3.6)$$

O método TR tem então o desafio de encontrar o vetor $\tilde{\mathbf{d}}$ que minimize a PAPR do símbolo $\mathbf{s}$ resultante da equação (3.6).

Apesar deste método não demandar SI, a eficiência de transmissão ainda é afetada, já que as subportadoras que foram alocadas como PRC não transmitem informação. Outro desafio importante de projeto para a sua implementação é a alta complexidade computacional exigida para encontrar o melhor vetor $\tilde{\mathbf{d}}$. Este problema de otimização pode ser resolvido com programação linear, tendo então complexidade igual a $O(RN^2)$ (Rahmatallah e Mohan, 2013). De forma a diminuir complexidade computacional, (Tellado e Cioffi, 1998) utilizou o método do gradiente para encontrar vetores $\tilde{\mathbf{d}}$ subótimos com complexidade $O(N)$, atingindo desempenho satisfatório. É importante destacar que uma implementação do método TR sugerida em (Mounzer e Mounzer, 2016) foi adotada para o padrão DVB-T2.

3.2.3 Tone Injection

O método TI adiciona símbolos à constelação da modulação utilizada, de forma que uma mesma informação possa ser representada por diversos símbolos diferentes. Sendo assim, ao adicionar graus de liberdade à representação da informação, a escolha dos símbolos de informação pode ser feita de forma que o símbolo OFDM resultante apresente um baixo valor de PAPR. A figura 3.3 mostra uma constelação expandida de uma modulação 16-QAM.

Como mostra a figura 3.3, o símbolo A representa a mesma informação que os símbolos

Figura 3.3: Constelação expandida de uma modulação 16-QAM usada no método TI. Fonte: (Rahmatallah e Mohan, 2013)

A_i para $i \in \{1, 2, \dots, 8\}$. A expansão da constelação é feita de forma a não impactar a BER do sistema. Ao posicionar os símbolos redundantes a uma distância conhecida do símbolo original, o receptor consegue demodular o sinal recebido (Rahmatallah e Mohan, 2013).

Apesar do método ser capaz de atingir bom desempenho de redução de PAPR, apresenta as seguintes desvantagens: exigir um esforço computacional considerável para encontrar o vetor de símbolos de informação que minimize a PAPR, caso a redundância inserida na constelação seja significativa; aumentar consideravelmente a potência média, ao expandir a constelação, que é indesejável por aumentar o consumo, ou por atenuar o sinal como um todo para adequá-lo às condições de potência máxima irradiada.

Em (Han et al., 2006), implementa-se o método TI usando-se de metaheurísticas para encontrar, dentre os símbolos de informação redundantes, a combinação que minimize a PAPR. Nesta mesma referência, utiliza-se uma constelação QAM adaptada para evitar grandes alterações na potência média do símbolo OFDM a ser transmitido. Já em (Kei-ichi Mizutani et al., 2007), formulou-se o problema da minimização da PAPR como uma otimização combinatória e utilizou-se uma rede neural.

3.2.4 Active Constellation Extension

O método ACE consegue reduzir a PAPR dos símbolos OFDM a partir da extensão dinâmica dos pontos externos da constelação utilizada (Rahmatallah e Mohan, 2013). A extensão é feita sempre respeitando as regiões de decisão da constelação, de forma a manter

ou até diminuir a BER do sistema. A figura 3.4 mostra, no método ACE, as regiões em que os pontos da constelação podem ser deslocados para uma modulação QPSK e 16-QAM (Krongold e Jones, 2003).

Figura 3.4: Regiões permitidas para a extensão dos pontos da constelação no método ACE para as modulações QPSK e 16-QAM. Fonte: Figura adaptada de (Krongold e Jones, 2003)

O método ACE compartilha os mesmos desafios de projeto que o método TI, que opera de forma semelhante. Além do custo computacional elevado para encontrar os deslocamentos de constelação que diminuirão a PAPR, os mesmos podem elevar a potência média do símbolo OFDM (Krongold e Jones, 2003). Em contrapartida, enquanto o TI necessita que o receptor realize operações de módulo para retornar os símbolos de informação para a posição original, o ACE não exige qualquer alteração no receptor, e a demodulação pode ser feita da forma convencional (Han e Lee, 2005).

De modo a diminuir o custo computacional da busca e ainda assim manter redução significativa de PAPR, em (Jabrane et al., 2010) e (Sohn, 2014) foram treinadas redes neurais MLP no domínio do tempo e no domínio da frequência, ensinando-as quais eram boas combinações de símbolos de informação que resultavam em baixa PAPR.

3.2.5 Partial Transmit Sequence

O PTS, assim como o SLM, gera símbolos OFDM alternativos para cada símbolo OFDM, a partir de rotações, para transmitir o que apresentar a menor PAPR. Porém, diferente do SLM, as rotações são feitas no domínio do tempo, em sequências parciais de transmissão que representam o símbolo OFDM a ser transmitido, de forma a reduzir o número de IDFTs.

Para melhor compreender o método, considere que, dado um vetor de símbolos de informação $\tilde{\mathbf{a}}$, o PTS particiona os símbolos em M grupos, como ilustra a figura 3.5:

Figura 3.5: Vetor de símbolos de informação provindos de uma modulação BPSK sendo divididos em 4 grupos pelo PTS.

Na figura 3.5, pode-se ver que os símbolos de informação de uma modulação BPSK em que $N = 8$ subportadoras foram divididas em 4 grupos, de forma que (Muller e Huber, 1997):

$$\tilde{\mathbf{a}} = \sum_{i=0}^{M-1} \tilde{\mathbf{x}}_i. \quad (3.7)$$

Após particionados os símbolos em M grupos, faz-se o devido *zero-padding* para obter a superamostragem desejada e, em seguida, a IDFT dos $\tilde{\mathbf{x}}_i$ grupos (Muller e Huber, 1997):

$$\mathbf{x}_i = \text{IDFT}(\tilde{\mathbf{x}}_i), \quad (3.8)$$

em que $i \in \{1, 2, \dots, M-1\}$. Criam-se, então, M sequências parciais de transmissão, que

somadas, pela característica linear da IDFT, correspondem a:

$$\begin{aligned}
 \sum_{i=1}^{M-1} \mathbf{x}_i &= \sum_{i=1}^{M-1} \text{IDFT}(\tilde{\mathbf{x}}_i) \\
 &= \text{IDFT} \left(\sum_{i=1}^{M-1} \tilde{\mathbf{x}}_i \right) \\
 &= \mathbf{s},
 \end{aligned} \tag{3.9}$$

em que $\mathbf{s}$ representa o símbolo OFDM original. Porém, o método PTS, na tentativa de diminuir a PAPR do símbolo $\mathbf{s}$, rotaciona as sequências parciais por um vetor $\mathbf{b} = [b_0, b_1, \dots, b_{M-1}]^T$, antes de somá-las, fazendo assim um novo símbolo OFDM $\mathbf{c}$ candidato à transmissão, em que (Muller e Huber, 1997):

$$\mathbf{c} = \sum_{i=1}^{M-1} b_i \mathbf{x}_i. \tag{3.10}$$

A forma com a qual os símbolos de informação são particionados, impacta no desempenho do PTS. A literatura mostra três formas distintas, as quais serão explicadas a seguir (Han e Lee, 2005):

- *Adjacent Partition*

Esta forma de partição é a que se encontra ilustrada no exemplo da figura 3.5. Sendo $P = \frac{N}{M}$, o grupo $\tilde{\mathbf{x}}_0$ recebe os símbolos $\{a_n\}_{n=0}^{P-1}$, o grupo $\tilde{\mathbf{x}}_1$, os símbolos $\{a_n\}_{n=P}^{2P-1}$, o grupo $\tilde{\mathbf{x}}_2$, os símbolos $\{a_n\}_{n=2P}^{3P-1}$, e assim por diante.

- *Pseudo-Random Partition*

Nesta forma de partição, os grupos recebem P posições pseudo-aleatórias dos símbolos de informação. A escolha das posições é feita por uma função determinística que aproxima uma escolha aleatória, e que é conhecida pelo receptor.

- *Interleaved Partition*

Nesta forma de partição, os símbolos que estão dispostos a uma distância M entre si são alocados para o mesmo grupo. Tomando como exemplo o sistema da figura 3.5, em que $N = 8$ e $M = 4$, o grupo $\tilde{\mathbf{x}}_0$ receberia os elementos $\{a_0, a_4\}$, o grupo $\tilde{\mathbf{x}}_1$ receberia os elementos $\{a_1, a_5\}$, o grupo $\tilde{\mathbf{x}}_2$, os elementos $\{a_2, a_6\}$, e o grupo $\tilde{\mathbf{x}}_3$, os

elementos $\{a_3, a_7\}$.

Em (Xia et al., 2006) encontra-se um estudo comparativo do desempenho e complexidade que cada forma de particionamento proporciona, no qual conclui-se que *pseudo-random partition* apresenta o melhor desempenho e a maior complexidade, e *interleaved partition*, o pior desempenho e a menor complexidade.

No PTS, procura-se o candidato, ou o vetor $\mathbf{b}$, que resulte na menor PAPR possível. A figura 3.6 mostra a capacidade de redução do PTS para um símbolo OFDM de 64 portadoras gerado aleatoriamente com uma modulação QPSK. Enquanto a figura 3.6a mostra a distribuição de potência do símbolo OFDM antes de ser submetido ao método, a 3.6b mostra a potência do símbolo candidato de menor PAPR encontrado pelo PTS. Para este caso, o método foi capaz de atingir uma redução de aproximadamente 3,5 dB de PAPR.

Figura 3.6: Gráfico (a) mostra a potência instantânea de um símbolo OFDM com 64 portadoras gerado aleatoriamente a partir de uma modulação QPSK. O símbolo apresenta 8,41 dB de PAPR. Gráfico (b) mostra a potência instantânea do símbolo OFDM candidato de menor PAPR quando aplicado o método PTS. O símbolo apresenta 4,92 dB.

Em (Han e Lee, 2005), mostra-se que o método não perde a capacidade de redução de PAPR ao fixar $b_0 = 1$, resultando, então, em W^{M-1} possíveis soluções a serem testadas, em que W corresponde ao número de rotações permitidas que um b_i pode assumir. Para

que o receptor consiga recuperar o símbolo OFDM original, o vetor de rotações utilizado deve ser transmitido como SI. A quantidade de SI exigida pelo método pode ser calculada por $\log_2 W^{M-1}$ bits.

O PTS mostra então seus principais desafios de projeto, pois quanto maior forem W e M , maior será o esforço computacional exigido para se encontrar o melhor vetor $\mathbf{b}$ de rotação. Considerando a complexidade computacional envolvida na avaliação de um vetor de rotações $\mathbf{b}$, entende-se que, dependendo do tamanho de espaço de soluções delimitado pelos parâmetros W e M , o método PTS pode apresentar um esforço computacional inviável.

Para compreender a fundo o impacto computacional que a escolha destes parâmetros ocasiona, é necessário realizar uma análise minuciosa de complexidade do método. A análise aqui feita considerou apenas as operações matemáticas, as quais, de fato, compõem de forma majoritária a complexidade computacional do PTS (Nguyen e Lampe, 2008), desconsiderando as tarefas computacionais auxiliares, como comparações e buscas em vetores.

3.2.5.1 Análise de Complexidade do Método PTS

O primeiro passo do método PTS é particionar os símbolos de informação a serem transmitidos em M sequências parciais, e transformá-las para o domínio do tempo com o auxílio do algoritmo IFFT. Em (Sorensen e Burrus, 1993) demonstra-se que uma FFT/IFFT demanda, dada uma entrada complexa, $3T\log_2(T)$ somas e $2T\log_2(T)$ multiplicações reais, em que T corresponde ao tamanho do vetor a ser transformado. Porém, como as sequências parciais consistem primordialmente de zeros, como mostra a figura 3.5, muitas das operações matemáticas da IFFT podem ser economizadas. Na literatura, existem diversas implementações de FFT/IFFT que tiram proveito das posições que contêm zeros no vetor a ser transformado para diminuir o número de operações, e levam o nome de *Pruned* FFT/IFFT (Sorensen e Burrus, 1993). Um algoritmo muito utilizado, e que fora proposto por Skinner (Sorensen e Burrus, 1993), consegue reduzir complexidade atingindo um número de $3T\log_2(K)$ somas e $2T\log_2(K)$ multiplicações reais, em que K consiste no número de elementos diferentes de zero, desde que K seja uma potência de dois. Sendo assim, ao utilizar o algoritmo de Skinner, a complexidade desta etapa do método torna-se igual a $3MNL\log_2(N/M)$ somas e $2MNL\log_2(N/M)$ multiplicações reais.

No segundo passo, as sequências parciais, que se encontram no domínio do tempo, são rotacionadas pelas rotações admitidas e somadas para compor os símbolos candidatos. De forma a economizar multiplicações complexas, que são mais custosas (Nguyen e Lampe, 2008), a literatura usa o conjunto $\{1, -1\}$ quando $W = 2$, ou ainda, o conjunto $\{1, -1, 1j, -1j\}$ quando $W = 4$, como rotações admitidas, pois estes valores complexos permitem realizar as rotações com meras manipulações binárias (Kim et al., 2008). Para compor um candidato, as M sequências parciais rotacionadas de NL valores complexos são somadas, resultando em $2NL(M - 1)$ somas reais. Em seguida, a potência do candidato é calculada elevando ao quadrado e somando, as partes reais e imaginárias dos NL valores complexos, gerando NL somas e $2NL$ multiplicações reais. Finalmente, a PAPR é calculada dividindo a potência máxima pela potência média. A potência média, por sua vez, não precisa ser calculada para cada candidato, já que pode ser estimada pela relação $\frac{P_{mod}}{NL^2}$, em que P_{mod} corresponde à potência média dos símbolos da modulação.

Em suma, sendo So e Mul o número de somas e multiplicações reais, respectivamente, a complexidade aproximada do método, para n candidatos, pode ser calculada por:

$$\begin{aligned} \text{So}(M, N, L, n) &= 3MNL \log_2(N/M) + W^{(M-1)}[2NL(M - 1) + NL], \\ \text{Mul}(M, N, L, n) &= 2MNL \log_2(N/M) + W^{(M-1)}2NL, \end{aligned} \quad (3.11)$$

A partir do conjunto de equações em (3.11), pôde-se então analisar para dois valores típicos de portadoras, o número de somas, multiplicações e divisões que o método demanda, em função de M e W . Os dados contidos nesta tabela e nas demais desta mesma subseção foram arredondados para a segunda casa decimal e assumem $L = 4$, pois como já explicado anteriormente, este fator de super-amostragem já é suficiente para estimar satisfatoriamente os picos de potência dos símbolos OFDM. As combinações de M e W que apresentam maior complexidade foram escolhidas segundo um levantamento dos parâmetros mais utilizados nas referências de PTS. Já as menos complexas, que não são tão comuns na literatura, foram dispostas na análise para ilustrar o aumento exponencial da complexidade.

O estudo da tabela 3.1 permite visualizar que, à medida que M e W aumentam diversificando as possíveis configurações de $\mathbf{b}$, mais custoso se torna encontrar a solução ótima. Pode-se notar pelas colunas **Total** e $\mathbf{W}^{M-1}$ que o PTS sofre incrementos exponenciais de

N	M	W	So	Mul	Total	W^{M-1}
64	4	2	2,66e04	1,23e04	3,89e04	8
64	4	4	1,27e05	4,10e04	1,68e05	64
64	8	2	5,10e05	7,78e04	5,88e05	128
64	8	4	6,29e07	8,40e06	7,14e07	16384
64	16	2	2,60e08	1,68e07	2,77e08	32768
64	16	4	8,52e12	5,50e11	9,07e12	1,07e09
256	4	2	1,31e05	6,55e04	1,97e05	8
256	4	4	5,32e05	1,80e05	7,13e05	64
256	8	2	2,09e06	3,44e05	2,43e06	128
256	8	4	2,52e08	3,36e07	2,85e08	16384
256	16	2	1,04e09	6,72e07	1,11e09	32768
256	16	4	3,41e13	2,20e12	3,63e13	1,07e09

Tabela 3.1 - Operações totais do PTS para diferentes valores de N , M e W . Valores foram arredondados para a segunda casa decimal e foram calculados para $L = 4$

complexidade quando se aumenta o número de rotações, uma vez que o aumento deste parâmetro leva a uma expansão exponencial do espaço de soluções. A tabela também mostra que o método exige, na maioria das configurações do PTS, mais somas que multiplicações. Observa-se que a diferença entre as operações é de no mínimo uma ordem de grandeza. A relação entre complexidade e redução de PAPR pode ser melhor compreendida ao visualizar os gráficos das figuras 3.7 e 3.8, os quais mostram a CCDF 1% que os métodos atingiram em função do número total de operações, para 64 e 256 portadoras.

Os gráficos mostram comportamentos muito similares para ambos os valores de portadoras, e permitem as seguintes observações: ao aumentar M e W , permite-se um grau de liberdade maior aos algoritmos para que consigam rotacionar e recombina suas sequências parciais, de forma a gerar um símbolo OFDM com potência mais uniforme, ou ainda, com menor PAPR; o desempenho sofre incrementos mais significativos quando o espaço aumenta de forma exponencial; o maior ganho de desempenho se encontra ao dobrar o número de rotações quando $M = 8$; a partir da configuração em que $M = 8$ e $W = 4$, a curva sugere que os ganhos de desempenho serão cada vez menores, uma vez que o desempenho desta configuração é muito próximo do visto quando $M = 16$ e $W = 2$.

Para analisar quais fatores são preponderantes na complexidade do método, fez-se a tabela 3.2. Nesta tabela, a coluna **Somas Perc.** mostra percentualmente qual é a contribuição das somas realizadas no segundo passo do método, para compor e verificar a PAPR dos candidatos, ou ainda, pelo termo $n[2NL(M - 1) + NL]$, em relação ao total

Figura 3.7: CCDF 1% do PTS para $N = 64$ em função do número de operações totais.

Figura 3.8: CCDF 1% do PTS para $N = 256$ em função do número de operações totais.

de somas S_o da equação (3.11). Analogamente, a coluna **Multiplicações Perc.** mostra em percentual quantas multiplicações foram gastas exclusivamente pelo termo $n2NL$ em relação ao total de multiplicações Mul , dado pela equação (3.11), e a coluna final, o espaço de busca decorrente de cada configuração.

N	M	W	Somas Perc. [%]	Multiplicações Perc. [%]	W^{M-1}
64	4	2	53,85	33,33	8
64	4	4	90,32	80,00	64
64	8	2	96,39	84,21	128
64	8	4	99,97	99,85	16384
64	16	2	99,99	99,90	32768
64	16	4	100,00	100,00	1,07e09
256	4	2	43,75	25,00	8
256	4	4	86,15	72,73	64
256	8	2	94,12	76,19	128
256	8	4	99,95	99,76	16384
256	16	2	99,98	99,81	32768
256	16	4	100,00	100,00	1,07e09

Tabela 3.2 - Análise percentual da complexidade do PTS avaliada para $L = 4$ segundo a equação (3.11)

A tabela 3.2 mostra de forma clara como a complexidade computacional contida no segundo passo do método se torna dominante com a expansão do espaço de busca. A análise da equação (3.11) mostra de fato que as operações do primeiro passo do método independem do número de candidatos, e que assim, se tornam desprezíveis para a análise de complexidade à medida que W^{M-1} aumenta. Ao investigar a tabela 3.2, observa-se que, salvo o caso em que $M = 4$ e $W = 2$, o custo computacional do método é quase que integralmente fruto da composição e verificação da PAPR de todos os candidatos ².

Tendo então como grande obstáculo à implementação do método o número de candidatos a serem avaliados, torna-se interessante investigar o custo individual dos candidatos a partir de um algoritmo referência de complexidade. Desta forma, ao traçar uma equivalência, é possível delimitar um tamanho viável para o espaço de busca. Escolheu-se como referência para esta análise a FFT, por ter seu custo computacional conhecido e bastante estudado (Sorensen e Burrus, 1993). A normalização das operações dominantes do PTS

² Doravante, o processo de composição e verificação da PAPR de um candidato será referido apenas como "avaliação de um candidato"

em relação às operações da FFT resultam na seguinte equivalência:

$$\begin{aligned} \text{So}_{\text{Nor}}(M, N, L, n) &= \frac{n [2NL(M-1) + NL]}{3NL \log_2(NL)} = n \left\lceil \frac{2M-1}{3 \log_2(NL)} \right\rceil, \\ \text{Mul}_{\text{Nor}}(M, N, L, n) &= \frac{n 2NL}{2NL \log_2(NL)} = n \left\lceil \frac{1}{\log_2(NL)} \right\rceil. \end{aligned} \quad (3.12)$$

A partir das equações vistas em (3.12), fez-se então a tabela 3.3 de complexidade normalizada em relação a FFT. Enquanto as colunas $\text{So}_{\text{Nor}}(n = 1)$ e $\text{Mul}_{\text{Nor}}(n = 1)$ mostram quantas execuções de FFT são equivalentes à complexidade envolvida para avaliar um candidato, em relação às somas e multiplicações, respectivamente, as colunas $\text{So}_{\text{Nor}}(n = W^{M-1})$ e $\text{Mul}_{\text{Nor}}(n = W^{M-1})$ mostram de forma análoga, o número de FFT equivalentes considerando todos os candidatos. Optou-se por manter separadas as análises de somas e multiplicações já que, apesar do método exigir significativamente menos multiplicações que somas, em (Nguyen e Lampe, 2008) argumenta-se que as multiplicações possuem impacto computacional muito superior. Ainda em (Nguyen e Lampe, 2008), propõe-se inclusive uma aproximação para estimar a potência dos candidatos que se utiliza de metade das multiplicações necessárias que o PTS convencional, mas que aumenta em contrapartida, o número de somas.

A tabela 3.3 mostra que as configurações mais complexas que $W = 2$ e $M = 8$ já tornam o método inviável do ponto de vista computacional, pois demandam em somas e multiplicações reais o equivalente a milhares ou, em alguns casos, dezenas de milhares de FFT. Outra consideração importante da tabela, é que o custo em somas para avaliar um candidato cresce com o aumento de M , visto que, quanto mais sequências parciais, maior será o número de somas para combiná-las. Este aumento porém não acontece com as multiplicações, posto que dependem apenas do número de portadoras e do fator de superamostragem, como visto na equação (3.12). A discrepância entre o custo computacional total do método, e do necessário para avaliar um candidato, evidencia novamente que o fator responsável por tornar o método impraticável é o número de candidatos.

Por outro lado, como apontam os gráficos das figuras 3.7 e 3.8, é a diversidade de configurações de $\mathbf{b}$ que proporciona o poder de redução de PAPR do método. Sob esta perspectiva, seria pertinente então, para as configurações demasiadamente complexas, fazer

uso de alguma técnica que fosse possível tirar proveito da diversidade de soluções sem que todo o espaço fosse avaliado. Em (Zhou et al., 2015), mostra-se que o método PTS se encaixa na família de problemas *NP Hard* de otimização combinatória, a qual tem como integrantes problemas notórios de otimização de rotas e cronogramas, e apresenta uma descrição formal em (Neumann e Witt, 2013). Segundo (Neumann e Witt, 2013), os problemas desta família são muitas vezes resolvidos satisfatoriamente de forma subótima, a partir da restrição do espaço de soluções com auxílio de técnicas metaheurísticas.

Dadas as circunstâncias, a literatura adaptou metaheurísticas já consagradas em outros problemas de otimização combinatória para auxiliar o método PTS nas suas configurações mais complexas. A partir destas técnicas, torna-se possível explorar o espaço de soluções de forma inteligente e encontrar soluções subótimas avaliando poucos candidatos, o que reduz drasticamente a complexidade envolvida. Em outras palavras, o emprego das metaheurísticas permite otimizar o compromisso entre complexidade e poder de redução de PAPR do PTS, para assim atingir um desempenho o mais próximo possível da busca exaustiva, avaliando o menor número de candidatos. A subseção a seguir mostra uma síntese das principais metaheurísticas.

N	M	W	So_{Nor} ($n = 1$)	So_{Nor} ($n = W^{M-1}$)	Mul_{Nor} ($n = 1$)	Mul_{Nor} ($n = W^{M-1}$)
64	4	4	0,29	19	0,13	8
64	8	2	0,63	80	0,13	16
64	8	4	0,63	10240	0,13	2048
64	16	2	1,29	42325	0,13	4096
64	16	4	1,29	1,39e09	0,13	1,34e08
256	4	4	0,23	15	0,10	6
256	8	2	0,50	64	0,10	13
256	8	4	0,50	8192	0,10	1638
256	16	2	1,03	33869	0,10	3277
256	16	4	1,03	1,11e09	0,10	1,07e08

Tabela 3.3 - Análise normalizada em relação à complexidade da FFT do PTS avaliada para $L=4$ segundo as equações de 3.12

3.2.5.2 Metaheurísticas para o Método PTS

Uma das técnicas exploradas por diversas contribuições, que se encaixa na família dos *greedy algorithms*, leva o nome de *Iterative Flipping* (IF). Esta técnica, originalmente proposta para lidar com as rotações $\in \{1, -1\}$, encontra um vetor $\mathbf{b}$ a partir da alteração

individual de cada b_i e do teste da PAPR do símbolo OFDM resultante. Mais especificamente, o algoritmo funciona da seguinte maneira (Zhu et al., 2008):

Algoritmo 1 Iterative Flipping

- 1: Calcula-se a PAPR do símbolo OFDM original e igualam-se todas as posições do vetor $\mathbf{b}$ a 1
 - 2: **para** $k \leftarrow 1$ **até** $M-1$ **faça**
 - 3: $b_k = -1$
 - 4: Calcula-se a PAPR resultante de $\mathbf{b}$
 - 5: **se** Mudança em b_k levou a um PAPR superior **então**
 - 6: $b_k = 1$
 - 7: **devolve** $\mathbf{b}$
-

O algoritmo 1 pode ser facilmente adaptado para trabalhar com um conjunto maior de rotações admitidas ao mostrado no exemplo. Neste caso, em cada iteração deve-se encontrar, dentre todos os possíveis valores de b_k , aquele que leva à menor PAPR. Como é típico de algoritmos desta família, uma vez encontrado um valor de b_k que diminua a PAPR do símbolo resultante, o mesmo não é mais alterado, ainda que este valor não represente mais a rotação ideal (ou que minimize o PAPR), após modificar as rotações seguintes. A técnica IF apresenta complexidade de busca igual a $W(M-1)$.

De forma a melhor explorar o espaço de soluções, a técnica *Gradient Descent*, diferente da técnica IF, que altera cada rotação individualmente, procura a partir de um vetor de rotações $\mathbf{b}$, dentro de um raio r , o vetor de rotações que minimize a PAPR. Em (Han e Lee, 2004), a distância entre os vetores de rotação é calculada pela distância de *Hamming*. Em comparação à técnica IF, a técnica GD atinge uma capacidade de redução muito superior à medida que o número de iterações máximas I e r aumentam, demandando porém uma complexidade de busca maior, que pode ser calculada por $\frac{(M-1)!}{(M-1-r)!r!}W^rI$ (Han e Lee, 2004). O algoritmo 2 mostra a técnica em pseudocódigo.

Algoritmo 2 Gradient Descent

- 1: Dado um conjunto de W rotações, gera-se um vetor $\mathbf{b}$ aleatório.
 - 2: **para** $k \leftarrow 1$ **até** I **faça**
 - 3: Dado um raio r , encontram-se todos os vetores vizinhos a $\mathbf{b}$
 - 4: Calcula-se a PAPR ocasionada por todos os vizinhos
 - 5: Armazena-se o vetor $\mathbf{b}'$ que resultar na menor PAPR
 - 6: **se** PAPR de $\mathbf{b}' >$ PAPR de $\mathbf{b}$ **então**
 - 7: Quebra do *loop* e fim da busca
 - 8: Vetor $\mathbf{b}$ é atualizado com as rotações de $\mathbf{b}'$
 - 9: **devolve** $\mathbf{b}$
-

Já (Alavi et al., 2005) utiliza uma técnica conceitualmente similar, em que o espaço de busca do algoritmo é limitado por uma esfera. A técnica, chamada de *Sphere Decoding*, usada na decodificação de códigos corretores de erro e aproximações de receptores de máxima verossimilhança, foi adaptada em (Alavi et al., 2005) para encontrar bons vetores de rotação. O raio da esfera é definido por $\mu^2 + \lambda^2 M$, em que λ corresponde a um número real arbitrário, e que em (Alavi et al., 2005) assumiu o valor $\sqrt{\frac{1}{M}}$. A escolha adequada de μ impacta no compromisso entre complexidade e desempenho, uma vez que, quanto maior for a esfera, mais símbolos OFDM candidatos serão testados.

Em (Wang et al., 2010b), formulou-se o problema de otimização da PAPR do símbolo OFDM como uma minimização da Divergência de Kullback-Leibler. Ao expressar o cálculo da PAPR como uma entropia relativa, o algoritmo *Parametric Minimum Cross-Entropy* (PMCE) pode ser utilizado para encontrar bons vetores de rotação, como visto em (Wang et al., 2010b).

Outra metaheurística típica que fora adaptada para o método PTS pode ser vista em (Taspinar et al., 2011), em que se utilizou de *Tabu Search* para calcular os símbolos candidatos à transmissão. Esta metaheurística, a partir de um conjunto inicial de candidatos, realiza uma busca local, fazendo pequenas alterações, à procura de boas soluções. Diferente da família dos *greedy algorithms*, dada uma função custo que deva ser minimizada, permitem-se alterações que possam levar a soluções piores, na esperança de que, nas próximas iterações, encontrem-se soluções ainda melhores, evitando assim a convergência prematura do algoritmo para mínimos locais. Este método ainda se utiliza de uma lista tabu, em que se armazenam soluções visitadas, de forma a evitar que a busca local volte às áreas já exploradas do espaço de soluções.

Um grupo de algoritmos que vem recebendo significativa atenção, e que pode ser aplicado a problemas de otimização combinatória, é o que busca inspiração na natureza, aqui referenciado como bio-inspirados. Em (Neumann e Witt, 2010) encontra-se um compêndio destes algoritmos, e também a forma como estes estão sendo usados para solucionar problemas de otimização em todo o campo da ciência computacional. Muitos destes algoritmos foram adaptados ao PTS, e serão apresentados a seguir.

Em (Kim et al., 2008) por exemplo, adaptou-se um algoritmo genético (AG), cuja inspiração provém do processo de evolução das espécies, para encontrar bons vetores de rotação para o PTS. Para que isso seja possível, três associações são feitas: os indivíduos

equivalem aos vetores de rotação; os genes, às rotações, e a adaptação ao meio, à PAPR atingida pelo indivíduo. Assim, da mesma forma que as gerações vão evoluindo à medida que os indivíduos mais adaptados cruzam seus genes, a exploração do espaço de soluções se dá com a recombinação de boas soluções. A escolha dos pais deve ser feita de tal modo que os indivíduos mais adaptados sejam favorecidos para passarem seus genes adiante (Kim et al., 2008). Naturalmente, quanto mais agressiva for a seleção ou, em outras palavras, quanto maior for o viés estatístico que favoreça a escolha dos indivíduos mais adaptados, mais rápido convergirá o algoritmo. Mutações aleatórias também são geradas na população para inserir novas combinações de genes e assim evitar convergência prematura (Kim et al., 2008). Sendo assim, o algoritmo, para encontrar boas soluções com poucas gerações, deve apresentar um bom compromisso entre variabilidade genética e convergência.

Já um outro conjunto de metaheurísticas que tem como inspiração o comportamento de enxames, em inglês, *swarms*, ou outros processos naturais auto organizáveis, como colônias de bactérias e coletivos de animais, também estão sendo amplamente utilizados em otimização combinatória, e foram adaptados ao PTS. Elas se encontram em: *Artificial Bee Colony Algorithm* (ABCA) (Wang et al., 2010a); *Swarm Optimization* (Hung e Tan, 2008); *Harmony Search* (Kermani et al., 2011) e *Shuffled Frog Leaping Algorithm* (SFLA) (Zhou et al., 2015).

Outro processo natural que serviu de inspiração para a criação de metaheurísticas foi o sistema imunológico. Quando um antígeno entra na corrente sanguínea, o sistema imunológico responde com clonagens e mutações controladas das células imunológicas, à procura da célula que produza o anticorpo de melhor afinidade com o antígeno (Coelho et al., 2011). Em (Hou et al., 2011) utilizou-se, para auxiliar o método PTS, um algoritmo inspirado neste processo, que leva o nome de *Immune Evolutionary Algorithm* (IEA) (Hou et al., 2011).

3.3 Conclusões

Os métodos com distorção, apesar de apresentarem em geral baixa complexidade computacional, deterioram a BER e não atingem reduções tão significativas, quando comparados aos demais métodos. Já os métodos probabilísticos, que se utilizam de alterações no símbolo original sem causar distorção, conseguem reduções de PAPR mais significativas,

demandando, em contrapartida, complexidade computacional considerável e, em alguns casos, detrimento da eficiência de transmissão.

Dentre os métodos deste último grupo, o PTS se destaca por apresentar as seguintes virtudes em relação aos demais: os símbolos candidatos são criados sem a necessidade de IDFTs, já que as rotações são realizadas no domínio do tempo e, portanto, apresenta complexidade computacional inferior quando comparado ao método SLM; não impacta a potência média do símbolo OFDM (desde que as rotações tenham magnitude unitária), diferente dos métodos ACE, TR e TI. Em vista disso, de forma a mitigar uma das principais desvantagens do método, a literatura adaptou um grande leque de metaheurísticas ao método PTS.

Mesmo que muitas metaheurísticas tenham sido adaptadas, a quantidade de algoritmos de otimização a serem testados, e suas diferentes configurações, proporcionam inúmeras possibilidades para encontrar melhores compromissos entre complexidade e desempenho, e devem ser exploradas. Neste contexto, propõem-se aqui duas configurações de técnicas bio-inspiradas que serão descritas no capítulo seguinte.

Aplicação de Metaheurísticas Bio-inspiradas ao Método PTS

Este capítulo tem como finalidade analisar o desempenho e a complexidade de duas metaheurísticas aplicadas ao método PTS: algoritmo genético e Cob-aiNet. Num primeiro momento, detalhar-se-á o funcionamento das técnicas, seguido de uma apresentação dos parâmetros utilizados. Por fim, as metaheurísticas têm seus desempenhos avaliados e comparados com algumas técnicas que foram apresentadas no capítulo anterior.

4.1 Algoritmo Genético

O AG, quando aplicado ao método PTS, como já descrito anteriormente, busca bons vetores de rotação mimetizando o processo de evolução das espécies. Para sua implementação, fazem-se as seguintes correspondências: os genes correspondem às rotações; os indivíduos aos vetores de rotação $\mathbf{b}$; e a adaptação ao meio à PAPR atingida pelo vetor $\mathbf{b}$.

De forma a tornar as operações do algoritmo meras manipulações binárias e facilitar assim sua implementação, os genes foram codificados em bits, como visto em (Kim et al., 2008), de forma que o genótipo de um indivíduo possa ser representado por uma palavra binária. Para as implementações de PTS que se utilizaram de $W = 4$, empregou-se o conjunto de rotações $\{1, -1, j, -j\}$, o qual fora mapeado da seguinte forma: $1 \rightarrow 00$; $-j \rightarrow 01$; $j \rightarrow 10$ e $-1 \rightarrow 11$. Para exemplificar: considerando um indivíduo (vetor de rotações), igual a $\{1, -1, -1, j, -j, 1, j, -j\}$, em que $M = 8$, o mesmo é então representado pela seguinte palavra binária: 0011111001001001. De forma análoga, para $W = 2$, o conjunto $\{1, -1\}$ de rotações fora utilizado, sendo mapeado em bits segundo o esquema: $1 \rightarrow 1$ e $-1 \rightarrow 0$.

A adaptação de um indivíduo i , ou ainda, seu valor de *fitness*, como é usualmente denominado na literatura (Kim et al., 2008), foi mensurada a partir da fórmula da PAPR:

$$f_i^{\text{Fitness}} = \frac{\max_{0 \leq l \leq LN-1} |c_l|^2}{E\{|c_l|^2\}}, \quad (4.1)$$

em que $\mathbf{c} = [c_0, c_1, \dots, c_{LN-1}]^T$ corresponde ao símbolo OFDM candidato resultante das rotações representadas pelo genótipo do indivíduo i . Indivíduos mais adaptados apresentarão PAPR menores e, em consequência, valores de *fitness* menores.

Dado um símbolo OFDM a ser transmitido, o algoritmo é executado para encontrar o melhor vetor de rotações para um número $G_{\max}$ de gerações. A seguir, encontram-se explicações detalhadas de cada componente do algoritmo:

- **Seleção dos Pais:**

A forma com a qual os indivíduos são escolhidos para procriar é um assunto de intenso debate na literatura, e diversas técnicas foram propostas. A seleção tem impacto direto no compromisso entre convergência e variabilidade genética, e sua escolha é sempre particular ao problema (Goldberg e Deb, 1991). Para o AG proposto, testaram-se os seguintes métodos de seleção:

- *Roulette Wheel Selection*

Este algoritmo faz alusão a uma roleta de cassino, onde cada indivíduo da população ocuparia uma área em especial da roleta. Para que os indivíduos mais adaptados tenham maior probabilidade de serem escolhidos, a área ocupada por cada um é proporcional à sua adaptação. Este método de escolha é extremamente sensível à função objetivo adotada, e encontra boas soluções por ser pouco agressiva na seleção, já que o viés aos mais adaptados não é tão significativo quando comparada às demais técnicas. Por outro lado, a baixa agressividade leva a uma convergência muito lenta, e a população evolui de forma muito vagarosa (Goldberg e Deb, 1991).

- *Rank Selection*

Neste algoritmo os indivíduos são dispostos em um *ranking*, e a probabilidade de escolha de um indivíduo é pré-determinada segundo sua colocação. A distribuição de probabilidade ao longo das posições geralmente assume um compor-

tamento linear ou exponencial que naturalmente determina a agressividade do método. Este método tem como grande vantagem o ajuste fino da agressividade pela distribuição das probabilidades. Porém, o processo de ranqueamento dos indivíduos pode ser extremamente custoso, caso o tamanho da população seja significativo (Goldberg e Deb, 1991).

– *Tournament Selection*

No método de torneio, k indivíduos são escolhidos aleatoriamente da população, e aquele que apresentar o melhor *fitness* é escolhido como pai. Este algoritmo apresenta inúmeras vantagens: a sua agressividade pode ser controlada com a variação de k ; implementação pouco custosa computacionalmente e os torneios podem ser facilmente paralelizáveis em *hardware* (Goldberg e Deb, 1991).

- ***Crossover:***

Uma vez escolhidos os pais, a operação *crossover* consiste no cruzamento dos genes, tendo como função compor a nova geração. Discute-se na literatura diferentes formas de combinar os genes dos pais. Um parâmetro típico do *crossover* determina quantas combinações de segmentos genéticos comporão os indivíduos da próxima geração. Para o AG proposto, testou-se apenas o *crossover* de um ponto, no qual o indivíduo filho é composto por uma sequência genética de cada pai. Ainda em relação à contribuição genética dos pais, testaram-se dois cenários distintos: posição de *crossover* escolhida aleatoriamente por cruzamento (contribuição genética de cada pai variando entre 0% e 100%), posição de *crossover* fixo na metade (contribuição genética de cada pai igual a 50%). Outro parâmetro típico do *crossover* corresponde à porcentagem da geração futura que será composta por cruzamentos da geração anterior. Em alguns algoritmos genéticos, soluções muito boas são passadas para as gerações futuras sem qualquer tipo de cruzamento. Esta prática não foi adotada nem experimentada aqui, e as gerações sempre foram fruto de *crossover* das gerações passadas (Kim et al., 2008).

- ***Avaliação do Fitness:***

Nesta etapa, os indivíduos são avaliados segundo a equação (4.1).

- ***Mutação:***

A mutação tem extrema importância no algoritmo genético pois introduz novas áreas de exploração do espaço de soluções, adicionando variabilidade genética e evitando convergência prematura. A quantidade de mutação é definida pelo parâmetro chamado probabilidade de mutação. Nesta metaheurística, testaram-se dois métodos distintos de mutação:

1. Mutação com operação XOR:

Nesta implementação, escolhem-se os indivíduos que sofrerão mutação de forma aleatória, segundo uma probabilidade de mutação. Gera-se também um número equivalente de palavras binárias aleatórias, com tamanho igual ao dos indivíduos. A mutação consiste em uma operação XOR entre cada indivíduo e uma palavra binária escolhida ao acaso. Este método foi extraído de (Kim et al., 2008).

2. Mutação com operação NOT:

Escolhe-se uma quantidade de genes da população segundo a probabilidade de mutação e realiza-se uma operação NOT.

Uma vez compreendida as diferentes etapas que a metaheurística utiliza para encontrar os vetores de rotação, pode-se finalmente apresentar o Algoritmo 3:

Algoritmo 3 Algoritmo Genético

- 1: Criam-se indivíduos aleatórios para compor a população inicial
 - 2: Avalia-se o *fitness* da população inicial e armazena-se o melhor indivíduo
 - 3: **para** $k \leftarrow 1$ **até** $(G_{\max} - 1)$ **faça**
 - 4: Selecionam-se os pais
 - 5: Realiza-se *crossover* gerando assim a geração seguinte
 - 6: Realizam-se mutações na população
 - 7: Avalia-se o *fitness* da população e armazena-se o melhor indivíduo
 - 8: **devolve** **b**
-

4.2 Cob-aiNet: Uma Adaptação

A segunda metaheurística proposta consiste na adaptação de um algoritmo chamado Cob-aiNet e proposto em (Coelho et al., 2011) para resolver problemas de otimização combinatória. No caso, em (Coelho et al., 2011), resolvem-se quatro variações distintas do problema do caixeiro viajante, um notório problema de otimização combinatória muito

utilizado como *benchmark* de metaheurísticas. É importante salientar que esta adaptação consiste em uma contribuição completamente original, já que não se tem registro de uma implementação deste algoritmo no método PTS.

Esta metaheurística tem seu funcionamento baseado em duas importantes teorias que discorrem sobre o comportamento de sistemas imunológicos: *Clonal Selection* e *Immune Network Theory*. A grosso modo, as teorias argumentam que o sistema imunológico, ao reconhecer a presença de um antígeno (corpo estranho), desencadeia um processo de clonagem e mutação das células imunológicas de forma a encontrar uma célula que seja capaz de produzir o anticorpo de melhor afinidade com o antígeno. A procura pelo melhor anticorpo pode ser facilmente visualizada como um problema de otimização: a afinidade com o antígeno pode ser interpretada como a função objetivo a ser otimizada, e os anticorpos, às possíveis soluções.

A população das células imunológicas ainda sofre uma auto-regulação, suprimindo as que apresentam baixa afinidade entre o anticorpo e o antígeno, e favorecendo a clonagem e mutação das que apresentam maior afinidade. Do ponto de vista da otimização, o sistema imunológico explora o espaço de soluções com certa pressão seletiva, descartando soluções ruins e priorizando regiões promissoras.

Para ser possível entender o funcionamento do algoritmo, faz-se necessário primeiramente uma explicação dos principais fundamentos que o compõe:

- **Representação dos anticorpos:**

Os anticorpos, que correspondem às soluções e, portanto, aos vetores de rotação $\mathbf{b}$, foram codificados em bits exatamente como na metaheurística anterior.

- **Afinidade com o antígeno:**

Como o problema de otimização fora formulado como uma maximização, diferentemente do AG, o *fitness* de um anticorpo i é calculado ao inverter a fórmula da PAPR, e assume a seguinte forma: (Coelho et al., 2011):

$$f_i^{\text{Fitness}} = \frac{E\{|c_l|^2\}}{\max_{0 \leq l \leq LN-1} |c_l|^2}, \quad (4.2)$$

em que $\mathbf{c}$ corresponde ao símbolo OFDM candidato, ocasionado pelo anticorpo i .

A afinidade é então calculada a partir de uma normalização, considerando os valores

extremos de *fitness* da população, com a seguinte função matemática (Coelho et al., 2011):

$$f_i^{Ag}(t) = \frac{f_i^{\text{Fitness}}(t) - \min_j(f_j^{\text{Fitness}}(t))}{\max_j(f_j^{\text{Fitness}}(t)) - \min_j(f_j^{\text{Fitness}}(t))}, \quad (4.3)$$

em que $f_i^{Ag}(t) \in [0, 1]$ corresponde à afinidade entre o antígeno e o anticorpo i , e t , à iteração em que a metaheurística se encontra. Assim, quanto menor a PAPR que um vetor de rotação, ou anticorpo, ocasionar, maior será $f_i^{\text{Fitness}}(t)$ e, conseqüentemente, $f_i^{Ag}(t)$ (Coelho et al., 2011).

- **Afinidade entre anticorpos:**

Outra métrica importante desta metaheurística considera a afinidade entre um anticorpo e os demais da população a qual pertence. Dado um raio σ_s e uma função de distância $d(k, l)$, a qual mensura a dissimilaridade entre os anticorpos k e l , calcula-se a afinidade $f_i^{Ab}(t)$ do anticorpo i como (Coelho et al., 2011):

$$f_i^{Ab}(t) = \begin{cases} \frac{\sum_{j \in \mathcal{J}} C_t^j [\sigma_s - d(i, j)]}{\sum_{j \in \mathcal{J}} C_t^j} & \text{se } \mathcal{J} \neq \emptyset \\ 0 & \text{c.c.,} \end{cases} \quad (4.4)$$

em que $C_t^j \in [0, 1]$ corresponde à concentração do anticorpo j e $\mathcal{J}$ ao espaço que contém os anticorpos que apresentam afinidade superior ao anticorpo i e se encontram dentro de um raio σ_s de i . A métrica relacionada à concentração do anticorpo será explicada logo a seguir. Para esta metaheurística, usou-se a distância de *Hamming* para calcular $d(k, l)$, como feito em (Coelho et al., 2011).

Este parâmetro mensura quantos anticorpos de melhor afinidade com o antígeno se encontram perto do anticorpo i , ponderados por suas respectivas concentrações e dissimilaridades.

- **Clonagem e Hipermutação:**

Dada uma população de anticorpos, o número de clones nCl_t^i de um anticorpo i é função de sua concentração, segundo a relação (Coelho et al., 2011):

$$nCl_t^i = [C_t^i(nCl^{\max} - nCl^{\min}) + nCl^{\min}], \quad (4.5)$$

em que $nCl^{\min}$ e $nCl^{\max}$ correspondem aos valores extremos permitidos, escolhidos previamente à execução do algoritmo. Pode-se observar na equação (4.5) que o número de clones de um anticorpo é proporcional à sua concentração. Uma vez criados os clones, cada um sofre um número n_{mut}^i de hipermutações, segundo a relação (Coelho et al., 2011):

$$n_{\text{mut}}^i = \max[\text{round}(\beta(t)e^{-f_i^{Ag}(t) \cdot C_t^i}), 1], \quad (4.6)$$

em que a função $\text{round}(\cdot)$ corresponde a um arredondamento para o inteiro mais próximo e $\beta(t)$, a um parâmetro dinâmico, que decai exponencialmente ao longo das iterações. Pode-se notar que o número de mutações é inversamente proporcional à afinidade com o antígeno e à concentração do anticorpo. Faz-se dessa forma para que anticorpos que estejam isolados dos demais, e que apresentem boa afinidade com o antígeno, sofram pequenas variações. Já em relação a $\beta(t)$, escolhe-se por este perfil dinâmico para que o algoritmo apresente um comportamento exploratório bem agudo nas primeiras iterações, a fim de que, nas últimas, explore o espaço apenas localmente, refinando as soluções encontradas (Coelho et al., 2011). Por este motivo, o cálculo de $\beta(t)$ é função da iteração t em que a metaheurística se encontra, e do número de iterações máximas $t_{\max}$ (Coelho et al., 2011):

$$\beta(t) = \frac{\beta_0 - \beta_f}{1 + e^{\frac{20}{t_{\max}}(t - t_{\max})}} + \beta_f, \quad (4.7)$$

em que β_0 e β_f correspondem aos valores inicial e final de β .

A hipermutação aqui adotada assemelha-se àquela descrita no algoritmo genético proposto. Para cada clone, escolhem-se aleatoriamente n_{mut}^i bits para serem submetidos a uma operação NOT.

- **Concentração dos anticorpos:**

A concentração de um anticorpo i é atualizada pela seguinte relação matemática: (Coelho et al., 2011)

$$C_{t+1}^i = \begin{cases} \min[(\alpha C_t^i - f_i^{Ab}(t), 1)] & \text{se } \alpha C_t^i - f_i^{Ab}(t) \geq 0, \\ 0 & \text{c.c.} \end{cases} \quad (4.8)$$

em que α pode ser calculado por:

$$\alpha = \begin{cases} 1 + 0.1f_i^{Ag}(t) & \text{se } f_i^{Ab}(t) = 0 \\ 0.7 & \text{c.c..} \end{cases} \quad (4.9)$$

A partir da análise das equações (4.8) e (4.9), pode-se extrair algumas considerações importantes. Primeiramente, observa-se que um alto valor de afinidade de um anticorpo i com a sua população diminui a concentração do mesmo. Uma vez que a afinidade entre um anticorpo e a população a qual pertence quantifica o número de anticorpos vizinhos que possuem afinidade superior com o antígeno, conclui-se então que um anticorpo terá sua concentração gradualmente atenuada, se apresentar vizinhos melhores. Em outras palavras, dada uma região do espaço de soluções delimitado por σ_s , o algoritmo procura concentrar seus esforços nas melhores soluções, priorizando-as com mais clonagens. Em particular, a investigação da equação (4.9) mostra que soluções que apresentarem f_i^{Ab} superiores a 0, ou seja, que tenham vizinhos melhores, têm sua concentração atenuada em pelo menos 30%. Porém, dada uma solução que não tenha vizinhos melhores ($f_i^{Ab} = 0$), aumenta-se sua concentração proporcionalmente à sua afinidade com o antígeno em até 10%. Quando a concentração de um anticorpo se iguala a 0, o mesmo é excluído da população (Coelho et al., 2011).

- **Controle Populacional:**

No Cob-aiNet, o tamanho da população de anticorpos flutua ao longo das iterações, tendo como valor máximo o parâmetro $maxAB$, o qual é escolhido previamente à execução do algoritmo. Quando um anticorpo sofre clonagens e hipermutação, gerando assim novos anticorpos, o algoritmo decide quais serão aceitos na população da seguinte forma (Coelho et al., 2011):

Primeiramente, calcula-se a afinidade com o antígeno de todos os clones hipermutados. Se a afinidade de um dos clones for superior ao anticorpo original e o tamanho da população for igual a $maxAB$, então o anticorpo original é substituído pelo clone de maior afinidade com o antígeno. Caso o tamanho da população seja inferior ao seu tamanho máximo, então o clone de maior afinidade só é adicionado na população se estiver distante σ_s de todos os outros membros. A partir desta lógica, pode-se com-

preender que o algoritmo tende a inserir novos anticorpos à população nas primeiras iterações, já que nestas as hipermutações são mais severas.

Após compreendido os conceitos fundamentais da metaheurística, pode-se esquematizar o funcionamento do algoritmo a partir dos seguintes passos, descritos no Algoritmo 4 (Coelho et al., 2011).

Algoritmo 4 Cob-aiNet Adaptado

- 1: Criam-se nAB anticorpos aleatórios para compor a população inicial
 - 2: Avaliam-se as afinidades com o antígeno da população inicial
 - 3: Avaliam-se as afinidades entre os anticorpos da população inicial
 - 4: **para** $k \leftarrow 1$ **até** t_{max} **faça**
 - 5: Realizam-se clonagens e hipermutações da população (para $k = 1$, utiliza-se C_0 como concentração inicial para os anticorpos)
 - 6: Avaliam-se as afinidades com o antígeno dos novos anticorpos e armazena-se o melhor
 - 7: Realiza-se o controle populacional
 - 8: Avaliam-se as afinidades entre os anticorpos
 - 9: Atualizam-se as concentrações dos anticorpos
 - 10: Retiram-se os anticorpos de concentração nula
 - 11: Atualizam-se as afinidades entre os anticorpos
 - 12: **devolve** b
-

Em suma, em relação à metaheurística original apresentada em (Coelho et al., 2011), fizeram-se adaptações nas seguintes características do algoritmo: função que avalia a afinidade com o antígeno, representação dos anticorpos e função de hipermutação. Esta última foi implementada primeiramente como sugerida por (Coelho et al., 2011), mas apresentou-se demasiadamente complexa. Portanto, optou-se por simplificá-la, sendo esta substituída pela função já descrita anteriormente.

A metaheurística original ainda propõe a utilização de um otimizador local para refinar as soluções encontradas durante as iterações. Para esta função foram escolhidos os algoritmos GD e IF. Porém, os otimizadores locais experimentados não apresentaram um desempenho que justificasse a sua complexidade computacional, motivo pelo qual foram descartados.

4.3 Escolha dos Parâmetros e Desempenho

Nesta seção, apresentam-se os parâmetros escolhidos para as metaheurísticas e seus respectivos compromissos entre complexidade e redução de PAPR, quando aplicados nas

seguintes configurações de PTS:

1. $M = 8, W = 4$;
2. $M = 16, W = 2$;
3. $M = 16, W = 4$;

A escolha destas configurações se justifica ao analisar a tabela 3.1, a qual demonstra que estas representam, dentre as exploradas pela literatura, as que possuem complexidade inviável quando se avalia todo o espaço de soluções. Para as simulações de desempenho desta seção, utilizou-se o seguinte conjunto de parâmetros: $N = 256$, 10^5 símbolos OFDM, modulação QPSK e particionamento adjacente. Os valores escolhidos para este conjunto correspondem a valores típicos vistos na literatura. Para a configuração 1, contudo, adicionaram-se simulações para 64 portadoras para ser possível comparar as metaheurísticas propostas com o algoritmo genético de (Kim et al., 2008), o qual serviu como inspiração para o trabalho. De qualquer forma, como será mostrado posteriormente ainda neste capítulo, o número de portadoras não influencia no comportamento das metaheurísticas.

Como mostrado na tabela 3.2, para as configurações aqui utilizadas, a complexidade está concentrada de forma predominante na avaliação dos candidatos. Por consequência, para uma mesma configuração, as diferentes técnicas de otimização podem ter suas complexidades comparadas a partir do número de candidatos avaliados. Já em relação ao desempenho, utiliza-se mais uma vez a curva CCDF. Sendo assim, pretende-se, nas metaheurísticas, atingir uma CCDF a mais próxima possível da busca exaustiva, avaliando o menor número de candidatos. Esta métrica de complexidade, entretanto, assume a premissa de que a própria complexidade adicionada pela metaheurística é desprezível quando comparada à envolvida na avaliação dos candidatos. Portanto, durante o processo de calibração dos algoritmos, procuraram-se as combinações de parâmetros que levassem não apenas à maior capacidade de redução de PAPR, mas que também adicionassem complexidade irrelevante em comparação com a própria complexidade do PTS.

Em relação à calibração dos algoritmos, o processo se deu da seguinte forma. Encontraram-se os parâmetros das metaheurísticas primeiramente para a configuração 1, tendo como referência de compromisso entre complexidade e redução de PAPR, o AG visto

em (Kim et al., 2008). Para encontrar os parâmetros ótimos¹, partiu-se de um conjunto inicial experimentando alterações, de forma a fazer as metaheurísticas desempenharem de forma igual ou melhor que a referência. Enquanto que para o AG proposto, o conjunto inicial de parâmetros foram os vistos em (Kim et al., 2008), para o Cob-aiNet, o conjunto inicial foi extraído de (Coelho et al., 2011). Para ambas as metaheurísticas, variava-se um parâmetro mantendo os demais fixos, e mensurava-se o desempenho atingido, sendo escolhido então o valor que resultasse no melhor compromisso entre custo computacional e redução de PAPR. Porém, uma vez selecionado um novo valor para um parâmetro, torna-se necessário reavaliar os demais, uma vez que o comportamento exploratório dos algoritmos é delimitado pela interação de parâmetros. Desta forma, o processo de otimização demandou inúmeras iterações.

Encontrados os parâmetros para os algoritmos da configuração 1, os mesmos foram utilizados como conjunto inicial para as demais configurações. Ainda em relação à configuração 1, de forma a tornar as iterações mais rápidas (já que o processo de calibração do algoritmo demandou intensa experimentação), não se documentou a evolução do desempenho das metaheurísticas a medida que os parâmetros eram otimizados. Para as demais configurações, entretanto, este processo foi documentado, sendo expostas aqui as curvas de comparação de parâmetros que o autor julgou mais pertinentes à compreensão do conjunto final. Ao final do capítulo, as diferentes configurações são comparadas entre si, levando em consideração os custos normalizados de somas e multiplicações segundo a tabela 3.3.

4.3.1 Configuração 1: $M = 8$, $W = 4$

A tabela 4.1 mostra o conjunto de parâmetros que proporcionou o melhor compromisso entre complexidade e desempenho para o Cob-aiNet e merece as seguintes considerações: como esta metaheurística necessita calcular as concentrações, afinidades, dissimilaridades, e outros fatores relacionados aos anticorpos já descritos anteriormente, fez-se necessário, durante as simulações, não apenas mensurar o desempenho que o conjunto de parâmetros proporcionava, mas também o seu respectivo impacto computacional. Observou-se que, de acordo com a escolha do tamanho populacional do algoritmo (definido pelos parâmetros nAB , $maxAB$) e do número de clones escolhidos (definido pelos parâmetros nCl^{min} e

¹ O leitor deve compreender o termo ótimo como sendo o melhor valor que um parâmetro assumiu considerando o método de calibração de parâmetros utilizado e o espectro em que o mesmo foi experimentado. Os parâmetros encontrados nas simulações podem não corresponder aos valores ótimos globais.

nCI^{max}), os cálculos de dissimilaridade entre os anticorpos, presentes tanto no cálculo de suas afinidades quanto no controle populacional, apresentavam esforço computacional elevado, com a mesma ordem de grandeza do despendido no teste das soluções. Portanto, procurou-se o conjunto que proporcionasse o melhor desempenho e também mantivesse todo o esforço computacional centrado no cálculo da afinidade com o antígeno.

Tabela 4.1 - Parâmetros do Cob-aiNet para a configuração 1.

Parâmetros	Valor
nAB	5
$maxAB$	10
nCI^{min}	2
nCI^{max}	6
C_0	0,5
σ_s	4
β_i	0,7
β_f	0,01
t_{max}	5, 7, 9, 11, 12, 13, 15

Já os parâmetros do AG proposto se encontram na tabela 4.2. Para este algoritmo em especial, usaram-se dois conjuntos de parâmetros distintos, em que o primeiro fora utilizado para trabalhar com poucas avaliações por símbolo OFDM e, o segundo, com muitas. Fez-se dessa forma pois, durante a experimentação dos parâmetros, percebeu-se que quando empregado o PTS usando-se de um número inferior a 400 avaliações por símbolo OFDM, melhores desempenhos eram atingidos com uma alta pressão seletiva. Esta mesma pressão, porém, levava à dominância genética de fortes indivíduos quando permitido um número maior do que 400 avaliações por símbolo, o que impactou o desempenho do algoritmo. Para um grande número de avaliações, portanto, um conjunto com menor pressão e maior diversidade se mostrou mais vantajoso.

Em relação ao AG referência visto em (Kim et al., 2008), o AG aqui proposto apresenta algumas modificações que o tornam mais enxuto computacionalmente. Enquanto em (Kim et al., 2008) a mutação se dá a partir de uma operação XOR entre os indivíduos da população e palavras binárias geradas aleatoriamente, a mutação do AG proposto consiste em uma simples operação NOT dos genes da população. Outra diferença, sendo esta mais significativa do ponto de vista computacional, se encontra na estratégia para a escolha dos pais. O AG aqui proposto utiliza-se de torneio para selecionar os pais, método que,

Tabela 4.2 - Parâmetros do AG proposto para configuração 1.

Parâmetros	Valor	
	Primeiro Conjunto	Segundo Conjunto
Tamanho da População	26	50
Método de escolha dos pais	Tournament Selection	Tournament Selection
Número de indivíduos por torneio	12	15
Prob de Mutação	13%	15%
<i>Crossover</i>	50% de cada pai	50% de cada pai
$G_{\max}$	4, 8, 12	8, 12, 16

segundo (Goldberg e Deb, 1991), dentre os mais utilizados, é o que pode ser mais facilmente implementado de forma paralela. Considerando então uma eventual implementação em *hardware* de ambos os AG, o aqui proposto poderia ser implementado de forma mais eficiente do que o visto em (Kim et al., 2008), o qual utilizou *Roulette Wheel Selection* para a escolha dos pais.

As figuras 4.1, 4.2, 4.3 e 4.4 apresentam a CCDF atingida pelas técnicas propostas em função do número de iterações máximas e do número de soluções avaliadas. Enquanto em 4.1 e 4.2 vê-se os comportamentos do Cob-aiNet e do AG proposto para 64 portadoras, os gráficos das figuras 4.3 e 4.4 mostram as mesmas metaheurísticas simuladas com 256 portadoras. É importante lembrar que em 4.2 e 4.4, onde se encontram as curvas do AG proposto, as que apresentam menos de 400 avaliações foram geradas com o primeiro conjunto de parâmetros, enquanto as demais, com o segundo.

Primeiramente, para melhor compreender os gráficos, faz-se necessário entender como se dá a complexidade de busca para ambas as metaheurísticas. Em relação ao AG proposto, o valor de avaliações por símbolo OFDM corresponde à multiplicação de $G_{\max}$ pelo tamanho da população, já que este último parâmetro não flutua ao longo das iterações. Já o Cob-aiNet, como já descrito anteriormente, possui uma população de anticorpos variável, que varia em função de parâmetros estocásticos. Sendo assim, os valores dispostos na figura 4.1 correspondem aos valores máximos de avaliações encontrados nas simulações.

A comparação dos gráficos da figura 4.1 e 4.2 mostra que o algoritmo genético desempenhou, em geral, de forma superior ao Cob-aiNet, independente do número de avaliações. Esta consideração fica clara ao observar que, para números similares de avaliações, as

Figura 4.1: CCDF atingida pelo Cob-aiNet em função do número de iterações e soluções avaliadas para 64 portadoras, configuração 1.

Figura 4.2: CCDF atingida pelo AG proposto em função do número de iterações e soluções avaliadas para 64 subportadoras, configuração 1.

Figura 4.3: CCDF atingida pelo Cob-aiNet proposto em função do número de iterações e soluções avaliadas para 256 subportadoras, configuração 1.

Figura 4.4: CCDF atingida pelo AG proposto em função do número de iterações e soluções avaliadas para 256 subportadoras, configuração 1.

CCDFs do algoritmo genético ficaram mais próximas da busca exaustiva que as do Cob-aiNet, ainda que a diferença seja pequena. Ambas as metaheurísticas ainda demonstraram um comportamento similar com o aumento do número de avaliações. A partir de aproximadamente 500 avaliações, o aumento do número de soluções impacta cada vez menos o desempenho. Esta característica se manifesta de forma mais significativa no Cob-aiNet, já que os desempenhos para 673 e 792 avaliações são praticamente iguais. Deve-se considerar, porém, que o algoritmo genético utilizou-se de dois conjuntos de parâmetros distintos, de forma que o mesmo desempenhasse de forma satisfatória para um grande espectro de soluções avaliadas. Uma nova combinação de parâmetros poderia, eventualmente, melhorar de forma considerável o desempenho do Cob-aiNet para um número de avaliações superior a 500. Outro ponto relevante que deve ser lembrado, é que o Cob-aiNet tem aqui seu desempenho avaliado segundo o pior cenário possível, já que os valores da figura 4.1 se referem aos valores máximos observados nas simulações.

Para os gráficos das figuras 4.3 e 4.4, em que se encontram as simulações para 256 portadoras, aplicam-se as mesmas considerações. A diferença, contudo, se encontra nos valores de PAPR atingidos. Naturalmente, com um número de portadoras superior, espera-se em consequência que os valores de PAPR sejam também superiores. Ainda assim, as dinâmicas das curvas e suas respectivas diferenças relativas são as mesmas vistas na simulação com 64 portadoras.

Para melhor entender como as metaheurísticas exploraram o espaço de soluções, optou-se por compará-las ao método da Escolha Aleatória (EA), em que as soluções são escolhidas ao acaso sem qualquer tipo de metaheurística como guia de exploração. O desempenho do método EA foi simulado para diversos valores de soluções avaliadas para ser comparado ao das metaheurísticas. De forma a melhor visualizar a diferença de desempenho em função do complexidade, escolheu-se por realizar a CCDF dos métodos para um valor de probabilidade fixa de 1%. As probabilidades, para cada método, foram estimadas utilizando-se 10^5 símbolos OFDM. O gráfico resultante desta comparação para 64 portadoras pode ser visto na figura 4.5, e para 256, na figura 4.6.

Os gráficos mostram que os métodos propostos exploraram o espaço de soluções de forma inteligente. Enquanto o método EA necessita avaliar por volta de 600 soluções para garantir que apenas 1% dos símbolos OFDM apresentem PAPR superior a 6 dB, as técnicas propostas necessitam avaliar um pouco mais que 300, como mostra o gráfico da figura 4.5.

Figura 4.5: Probabilidade de ocorrência de PAPR inferior a 1% em função do número de avaliações para 64 subportadoras, configuração 1.

Figura 4.6: Probabilidade de ocorrência de PAPR inferior a 1% em função do número de avaliações para 256 subportadoras, configuração 1.

Portanto, pode-se concluir que as metaheurísticas conseguiram reduzir a complexidade de busca em quase 50%, quando comparadas ao EA. Esta diferença se mantém praticamente constante entre 300 e 700 avaliações. Um comportamento muito semelhante pode ser verificado para o caso com 256 portadoras na figura 4.6. Neste gráfico, no entanto, observa-se um deslocamento mais acentuado das curvas das metaheurísticas em relação ao EA.

As metaheurísticas propostas foram também comparadas com outras técnicas de otimização. Na figura 4.7, encontram-se as CCDFs das metaheurísticas propostas e das técnicas IF, GD e AG de (Kim et al., 2008), para 64 portadoras. O gráfico mostra que os métodos propostos buscaram soluções subótimas de forma mais eficiente que as técnicas de referência aqui testadas. É possível observar que a CCDF atingida pelo GD com 1008 avaliações pode ser atingida pelo AG proposto com apenas 400 avaliações, e pelo Cob-aiNet, com apenas 438. O AG de (Kim et al., 2008) (AG Ref), por sua vez, desempenhou de forma muito semelhante, também necessitando de 400 avaliações para o mesmo desempenho. O método IF, apesar de apresentar a menor complexidade, testando apenas 28 avaliações por símbolo, apresenta desempenho muito inferior aos demais. Em relação à busca exaustiva, os métodos demonstraram uma redução drástica de complexidade com pequeno sacrifício de desempenho. A diferença entre os métodos e a busca exaustiva não foi superior a 0,5 dB para qualquer valor de PAPR referência.

Já o gráfico da figura 4.8 compara as metaheurísticas com as técnicas GD e IF para uma simulação com 256 portadoras. Para este gráfico, podem-se fazer considerações muito semelhantes às aquelas feitas para a simulação com 64 portadoras. Dado um desempenho referência, enquanto que o GD demandou 1008 avaliações para atingi-lo, as metaheurísticas necessitaram de apenas 400. O gráfico também contempla mais uma configuração de GD, a qual utiliza-se de 2 iterações. A comparação das implementações mostra que a avaliação da terceira iteração, apesar de resultar em um acréscimo de aproximadamente 45% de complexidade, pouco contribuiu para o desempenho. Esta observação indica que o GD sofre com convergência prematura para mínimos locais perto de 2 iterações. As metaheurísticas, por outro lado, por apresentarem mecanismos que geram diversidade, apresentam saturação de desempenho em uma região mais próxima da busca exaustiva. De forma a simplificar as análises, como as simulações com 64 e 256 portadoras não apresentaram diferenças significativas, as demais contemplarão apenas um valor de portadora, no caso, 256.

Como já dito anteriormente, o conjunto de parâmetros de cada metaheurística desta

Figura 4.7: Comparação entre as metaheurísticas propostas e as técnicas de referência para a configuração 1 com 64 subportadoras

Figura 4.8: Comparação entre as metaheurísticas propostas e as técnicas referência para a configuração 1. Simulações com 256 portadoras.

configuração serviu como conjunto inicial para o processo de calibração dos parâmetros das demais. No entanto, como este processo para a configuração 1 foi muito trabalhoso, optou-se, para as demais, reavaliar apenas os parâmetros que se mostraram mais críticos em relação ao comportamento exploratório dos algoritmos durante as simulações. Mais especificamente, para o AG proposto, manteve-se o método de escolha dos indivíduos e experimentaram-se modificações apenas na probabilidade de mutação, e no número de indivíduos por torneio. Já para o Cob-aiNet, escolheram-se os valores de β e σ_s para serem reavaliados. Idealmente, as demais configurações deveriam passar por uma reavaliação completa dos seus parâmetros, como fora feito nesta configuração, explorando todos os graus de liberdade dos algoritmos, de modo a realizar um ajuste fino em seus comportamentos exploratórios.

4.3.2 Configuração 2: $M = 16$, $W = 2$

Para o Cob-aiNet, a variação do parâmetro σ_s acarretou em circunstâncias muito similares às vistas na configuração anterior. Para valores que correspondessem a uma dissimilaridade inferior a 25%, o algoritmo apresentava um desempenho muito insatisfatório. Já para valores superiores, o algoritmo apresentava dificuldade para convergir, uma vez que os processos de clonagem e hipermutação não eram capazes de produzir anticorpos que fossem suficientemente dissimilares. Por consequência, optou-se por manter $\sigma_s = 4$, e apenas experimentar mudanças nos parâmetros β_i e β_f . Fez-se o gráfico da figura 4.9, a qual contém as CCDF de um Cob-aiNet para aproximadamente 400 avaliações, $\sigma_s = 4$ e diversos valores para β_i . Como fica claro no gráfico, o melhor comportamento exploratório se dá quando $\beta_i = 0,7$.

Em relação ao AG proposto, observou-se que o poder de redução da PAPR foi pouco impactado com a variação do número de indivíduos por torneio. Só foi observado impacto no desempenho para valores extremos, quando o número de indivíduos por torneio testado era muito pequeno, gerando uma baixa pressão seletiva, ou muito grande, proporcionando dominância genética dos melhores indivíduos e prejudicando a diversidade. Em ambos os casos, o desempenho observado foi muito inferior ao atingido quando mantido o número de indivíduos por torneio da configuração anterior. A investigação dos parâmetros demonstrou que o parâmetro crucial para a determinação do desempenho foi a probabilidade de mutação.

Figura 4.9: Diferentes valores de β_i para 400 avaliações por símbolo OFDM e $\sigma_s = 4$ para a configuração 2.

Por esse motivo, optou-se por manter o número de indivíduos por torneio igual ao da configuração anterior e experimentar diferentes probabilidades de mutação. Fez-se então o gráfico da figura 4.10, que mostra a CCDF do AG proposto para 400 avaliações e 15 indivíduos por torneio, com diferentes probabilidades de mutação. A observação deste gráfico evidencia que, para esta configuração, o melhor desempenho é atingido quando a probabilidade de mutação é de 15%.

O processo de otimização dos parâmetros para esta configuração mostrou que as combinações ótimas foram as mesmas observadas na configuração 1. A experimentação de novos valores para os parâmetros reavaliados levaram ambas as metaheurísticas a perderem desempenho, sendo escolhido, para esta configuração, os valores da anterior. Apesar de apresentar diferenças consideráveis em relação à estrutura do PTS empregado na configuração anterior, a configuração em questão teve seu desempenho impactado de forma muito similar à configuração 1 quando alterados os parâmetros.

Com os parâmetros ótimos em mãos, fez-se então as CCDFs dos algoritmos em função do número de avaliações que estão dispostas nas figuras 4.11 e 4.12 para o Cob-aiNet e o AG proposto, respectivamente. Os resultados permitem algumas considerações interessantes: A evolução do desempenho em função do número de avaliações, tanto para o Cob-aiNet,

Figura 4.10: Diferentes probabilidades de mutação para 400 avaliações por símbolo OFDM e 15 indivíduos por torneio para a configuração 2.

quanto para o AG proposto, se assemelham à configuração anterior. O AG proposto aparenta ser capaz de atingir reduções mais significativas que o Cob-aiNet, especialmente para um número considerável de avaliações dentro do espectro utilizado. Como no caso anterior, a partir de aproximadamente 600 avaliações, o Cob-aiNet perde a capacidade de melhorar seu desempenho com o aumento da complexidade. Isto indica então que, como na configuração anterior, o algoritmo converge perto de 11 iterações.

Os gráficos ainda mostram que a diferença de desempenho entre as metaheurísticas e a busca exaustiva se mostrou superior à da configuração anterior. Tomando como exemplo as curvas que se utilizaram de 800 avaliações por símbolo, enquanto na configuração 1 a diferença não passou dos 0,25 dB para ambas as metaheurísticas, os gráficos da configuração 2 mostram uma diferença de aproximadamente 0,4 dB. Isto acontece por conta da expansão do espaço de soluções. Ao utilizar os mesmos valores de soluções avaliadas por símbolo OFDM em um espaço de soluções maior, explora-se percentualmente uma região menor do espaço de soluções. Naturalmente, espera-se então que a diminuição percentual da região explorada pelas metaheurísticas impacte na qualidade das soluções subótimas encontradas pelas mesmas.

Apesar das curvas das figuras 4.11 e 4.12 apresentarem dinâmicas muito similares às

Figura 4.11: CCDF atingida pelo Cob-aiNet em função do número de iterações e soluções avaliadas para a configuração 2.

Figura 4.12: CCDF atingida pelo AG proposto em função do número de iterações e soluções avaliadas para a configuração 2.

da configuração anterior, observa-se que esta configuração, para um mesmo número de avaliações, atingiu desempenho ligeiramente superior. Para exemplificar, enquanto o Cob-aiNet, na configuração 2, atingiu uma probabilidade de apenas 0,6% de apresentar símbolos OFDM com PAPR superior a 7 dB ao utilizar perto de 800 avaliações, na configuração anterior, usando-se de um número de avaliações equivalentes, atingiu uma probabilidade de 1,5%. Uma melhora de desempenho similar aconteceu também para o AG proposto. Para 400 avaliações, por exemplo, enquanto a configuração 1 atingiu uma probabilidade de exceder 7 dB de aproximadamente 5%, esta configuração apresentou uma probabilidade ligeiramente inferior a 1% para um desempenho equivalente.

A comparação da CCDF fixa de 1% das metaheurísticas com o método de EA pode ser vista no gráfico da figura 4.13, e apresenta um comportamento muito parecido ao da configuração anterior. O ganho de complexidade é mais acentuado a partir de aproximadamente 350 avaliações por candidato. A partir deste valor, o ganho aumenta gradativamente. Para exemplificar, observa-se que o mesmo desempenho atingido pelo EA com 1000 avaliações pode ser atingido pelas metaheurísticas com apenas 650.

Figura 4.13: Probabilidade de ocorrência de PAPR inferior a 1% em função do número de avaliações para a configuração 2.

O gráfico da figura 4.14 compara as metaheurísticas com as diferentes técnicas de oti-

mização propostas. Nele é possível verificar que as metaheurísticas, para aproximadamente 800 avaliações, atingiram um desempenho muito superior ao GD para uma complexidade equivalente. Ao olhar para um desempenho referência, observa-se também que, enquanto o GD necessitou de 800 avaliações, as metaheurísticas atingiram desempenho equivalente usando-se de um pouco mais de 200 avaliações por símbolo. A diferença de desempenho do GD para 840 e 1260 avaliações por símbolo mostra que o desempenho quase não melhora com o aumento da complexidade. Já em relação ao IF e ao GD, quando se utilizaram de poucas avaliações, apresentaram desempenhos muito inferiores às metaheurísticas.

Figura 4.14: Comparação entre as metaheurísticas propostas e as técnicas referência para a configuração 2.

4.3.3 Configuração 3: $M = 16$, $W = 4$

Esta configuração demonstrou um comportamento muito distinto das demais durante o processo de otimização dos parâmetros. Observou-se que, para ambas as metaheurísticas, os melhores desempenhos eram atingidos quando os algoritmos se utilizavam de alta pressão seletiva e baixa diversidade. Para o AG proposto, uma maior pressão seletiva é atingida diminuindo a probabilidade de mutação e aumentando o número de indivíduos por torneio. Este comportamento pode ser visto no gráfico da figura 4.15, em que se experimentaram

diferentes probabilidades de mutação utilizando-se de 400 avaliações por símbolo e 19 indivíduos por torneio.

Figura 4.15: Diferentes probabilidades de mutação para 400 avaliações por símbolo OFDM e 19 indivíduos por torneio para a configuração 3.

Ao observar o gráfico, nota-se que o melhor desempenho é atingido quando se utiliza uma probabilidade de mutação de 6%, valor muito inferior aos 15% observado nas configurações anteriores. Apesar do número de indivíduos por torneio não impactar de forma tão significativa o desempenho, observou-se que para um número de avaliações superior a 400, em que se utiliza uma população de 50, o melhor valor observado se aproximou de 20 (valor ligeiramente superior que os observados nas configurações anteriores). A relação dos parâmetros utilizados para o AG proposto pode ser vista na tabela 4.3. Como nas configurações anteriores, usou-se o segundo conjunto de parâmetros para um número de avaliações por candidato superior a 400.

Tabela 4.3 - Parâmetros do AG proposto para a configuração 3.

Parâmetros	Valor	
	Primeiro Conjunto	Segundo Conjunto
Tamanho da População	26	50
Método de escolha dos pais	Tournament Selection	Tournament Selection
Número de indivíduos por torneio	11	19
Prob de Mutação	6%	6%
<i>Crossover</i>	50% de cada pai	50% de cada pai
$G_{\max}$	4, 8, 12	8, 12, 16

O Cob-aiNet, como já adiantado anteriormente, também apresentou melhores desempenhos com uma diversidade inferior às das configurações anteriores. O gráfico da figura 4.16 mostra que, de forma bem distinta das demais configurações, em que o melhor valor de β_i foi 0,7, a CCDF de maior poder de redução de PAPR acontece quando $\beta_i = 0,18$. Em relação ao σ_s , o algoritmo se comportou de forma similar aos demais, apresentando o melhor desempenho ao utilizar um raio de busca equivalente a uma dissimilaridade de 25%, sendo então neste caso, $\sigma_s = 8$. A tabela 4.4 contém a relação de parâmetros utilizados para o Cob-aiNet.

Tabela 4.4 - Parâmetros do Cob-aiNet para a configuração 3.

Parâmetros	Valor
nAB	5
$maxAB$	10
nCl^{min}	2
nCl^{max}	6
C_0	0,5
σ_s	8
β_i	0,18
β_f	0,01
$t_{\max}$	8, 12, 17 20, 24, 28

Em relação a esta tabela, observa-se que o número de iterações é aproximadamente o dobro que os vistos nas demais configurações. Esta mudança se justifica pela diminuição de β_i . Como já adiantado anteriormente, a diminuição de β_i leva à diminuição do número de posições a sofrerem mutação nos clones. Consequentemente, ao reter diversidade, diminui-

Figura 4.16: Diferentes valores de β_i para 400 avaliações por símbolo OFDM e $\sigma_s = 8$ para a configuração 3.

se também a probabilidade dos clones se localizarem à uma distância de Hamming superior ao raio σ_s dos demais membros de sua população. Isto, por sua vez, impacta drasticamente o controle populacional, atenuando de forma muito significativa o número de clones a serem inseridos na população. Enquanto que as configurações anteriores, por apresentarem maior diversidade, em uma ou duas iterações já atingiam o valor limite de 10 indivíduos por população, esta configuração, ao praticamente abdicar da inserção de novos anticorpos e trabalhar apenas com substituições, manteve sua população perto de 4 ou 5 anticorpos por iteração. Essa redução de aproximadamente duas vezes no número de anticorpos por iteração, permitiu então que se avaliasse o dobro de iterações, atingindo o mesmo total de anticorpos avaliados.

Os gráficos das figuras 4.17 e 4.18 mostram a evolução do desempenho das metaheurísticas em função da complexidade para o Cob-aiNet e para o AG proposto. Primeiramente, observa-se nos gráficos que para esta configuração a busca exaustiva não foi avaliada. Dado o amplo espaço de soluções da configuração 3, a complexidade envolvida para avaliá-lo inviabilizou a simulação.

Os gráficos desta configuração mostram uma evolução notória quando comparados com os demais, destacando um desempenho muito superior para um mesmo número de ava-

Figura 4.17: CCDF atingida pelo Cob-aiNet em função do número de iterações e soluções avaliadas para a configuração 3.

Figura 4.18: CCDF atingida pelo AG proposto em função do número de iterações e soluções avaliadas para a configuração 3.

liações por símbolo OFDM. Para ilustrar, ao comparar as curvas do Cob-aiNet, pode-se ver que esta configuração, utilizando-se de apenas 209 avaliações por símbolo OFDM, apresentou um desempenho ligeiramente superior à configuração 2 quando a mesma necessitou de 440 avaliações por símbolo, demonstrando uma redução de 52,5% no número de avaliações. Já em relação à configuração 1, este mesmo desempenho não é atingido, mesmo considerando o número máximo de avaliações por símbolo OFDM.

Para o AG proposto, a evolução aconteceu de forma semelhante. Tomando o valor de 7 dB como PAPR referência, a configuração em questão levou 312 avaliações por símbolo para atingir uma probabilidade de aproximadamente 0,35%. Para um mesmo número de avaliações, a configuração 2 atingiu uma probabilidade de aproximadamente 3%, e a configuração 1 de 7,5%.

O gráfico da figura 4.19 mostra a CCDF fixa de 1% das metaheurísticas e do método de EA. A investigação do gráfico evidencia que entre todas as configurações, esta foi a que apresentou a maior discrepância de desempenho entre as metaheurísticas e o EA. Pode-se observar, por exemplo, que o melhor desempenho atingido pelo EA, o qual demanda 1000 avaliações por símbolo, pode ser atingido pelas metaheurísticas com aproximadamente 250 avaliações. Em comparação com as demais configurações, as quais apresentaram um ganho de complexidade máximo de praticamente 50%, a configuração em questão, para o exemplo citado, atingiu 75%.

Outra diferença que pode ser observada no gráfico, se encontra na região de poucas avaliações por símbolos, mais especificamente para um número inferior a 350. Diferente das configurações anteriores, em que não se observou diferença significativa entre o desempenho das metaheurísticas e o método de EA para esta faixa, esta configuração já demonstra ganho significativo a partir de 150 avaliações. Por fim, os resultados mostram que, diferente do que foi observado anteriormente, o Cob-aiNet demonstrou um compromisso entre complexidade e desempenho melhor que o AG proposto ao longo de todo o espectro de avaliações considerado, ainda que a diferença tenha sido pouco significativa.

O gráfico da figura 4.20 compara o desempenho das metaheurísticas com as técnicas GD e IF. A investigação deste gráfico mostra que, diferentemente das configurações anteriores, para esta configuração, as buscas locais obtiveram bons desempenhos, o que pode ser explicado pelo aumento exponencial do espaço de soluções. Observa-se, por exemplo, que o melhor desempenho atingido foi o do GD, ao avaliar 5040 soluções por símbolo OFDM.

Figura 4.19: Probabilidade de ocorrência de PAPR inferior a 1% em função do número de avaliações para a configuração 3.

Figura 4.20: Comparação entre as metaheurísticas e as técnicas referência para a configuração 3.

Ainda assim, ao considerar o compromisso entre esforço computacional e redução de PAPR, as metaheurísticas foram muito superiores.

A investigação do gráfico demonstra que um desempenho muito similar ao do GD, quando se usou de 5040 avaliações, pode ser obtido com apenas 800 avaliações nas metaheurísticas. Para esta mesma complexidade, as metaheurísticas atingiram um desempenho consideravelmente superior ao do GD, quando o mesmo demandou 3360 avaliações por símbolo. Para poucas avaliações por símbolo, observa-se que o AG proposto atingiu um desempenho similar ao GD em sua configuração de raio unitário, contudo, usando-se de uma complexidade inferior. Enquanto o GD necessitou de 180 avaliações, o AG proposto se utilizou de apenas 104. Já ao comparar as CCDFs do AG proposto com a do Cob-aiNet para aproximadamente 200 avaliações, pode-se constatar o que já fora observado no gráfico 4.19: o Cob-aiNet, para esta configuração, obteve um desempenho superior. Em relação ao IF, o desempenho observado foi mais uma vez muito inferior ao dos demais.

4.3.4 Impondo Critério de Parada: Uso de Limiares de PAPR

Os algoritmos ainda podem ser modificados para que interrompam a busca caso encontrem uma solução satisfatória, ou seja, que apresente uma PAPR inferior a um limiar, ainda que não tenham atingido o número máximo de iterações. Ao dispensar a busca pela menor PAPR possível, as metaheurísticas conseguem economizar avaliações e atingir um ajuste fino entre complexidade média e redução de PAPR. É importante então analisar o comportamento das configurações estudadas quando modificadas para atuarem com diferentes limiares.

Primeiramente, de forma a compreender o impacto da inserção de limiares na CCDF das metaheurísticas, fez-se o gráfico da figura 4.21, o qual permite a comparação entre as CCDF de um AG proposto com 800 avaliações por símbolo OFDM usando-se da configuração 1 do PTS. Neste gráfico é possível observar que a inserção de um limiar altera o comportamento da CCDF apenas para valores de PAPR inferiores ao valor adotado. Para valores maiores ou iguais ao limiar utilizado, a curva se iguala a CCDF convencional, em que não se adota outro critério de parada além do número de iterações.

O gráfico também mostra que a utilização de limiares permite uma redução de complexidade média. Para melhor explicar, tomando a curva que se utiliza de um limiar de PAPR de 6,75 dB como exemplo, observa-se que o AG proposto demanda apenas 341 avaliações

Figura 4.21: Exemplo do impacto da inserção de limiares na CCDF do AG proposto para 800 avaliações máximas.

em média para atendê-lo, o que sugere que apenas eventualmente todas as 800 avaliações são utilizadas. Como esperado, o gráfico mostra que, quanto maiores forem os limiares, menores serão as complexidades médias para satisfazê-los.

Para melhor avaliar o impacto na complexidade média proporcionada pela inserção de limiares, fez-se uma simulação de uma transmissão OFDM com 256 portadoras usando-se das três configurações de PTS citadas para diferentes valores de limiares. As simulações, que se encontram nas figuras 4.22 e 4.23, mostram o número de avaliações médias em função do limiar adotado que ambas as metaheurísticas demandaram. As mesmas foram configuradas para trabalharem com valores próximos de 800 avaliações máximas por símbolo OFDM.

A análise dos gráficos de avaliações médias permite observar que é possível economizar avaliações por símbolo OFDM quando empregado limiares. Pode-se notar que o número de avaliações médias se aproxima do máximo permitido apenas para limiares muito baixos, em que as metaheurísticas apresentam grande probabilidade de não atendê-los. As configurações 1 e 2, por exemplo, demandam em média 600 avaliações para um limiar de 6,5 dB. Ao consultar suas respectivas CCDFs, observa-se que suas probabilidades de apresentarem PAPR superiores ao limiar são de 55% e 45%, respectivamente. De forma

Figura 4.22: Avaliações médias demandadas pelo AG proposto em função do limiar adotado para as três configurações distintas do PTS.

Figura 4.23: Avaliações médias demandadas pelo Cob-aiNet em função do limiar adotado para as três configurações distintas do PTS.

análoga, a configuração 3 consome em média 650 avaliações para tentar atender um limiar de 6,5 dB, para o qual a mesma apresenta uma probabilidade de aproximadamente 60% de violá-lo.

Admitindo que o limiar caracterize um valor crítico de PAPR, é importante que a probabilidade de violá-lo seja a menor possível. Tomando como um desempenho satisfatório uma probabilidade de violar o limiar de 10^{-2} , a configuração 1 seria capaz de atingi-lo para um limiar de 7 dB usando-se em média um pouco menos de 200 avaliações por símbolo OFDM. Para um mesmo desempenho referência, a configuração 2 seria capaz de satisfazer um limiar de 6,9 dB, e a configuração 3, de 6,75 dB, com aproximadamente 200 avaliações médias.

4.3.5 Comparando Configuração Distintas

Apesar do número de avaliações por símbolo OFDM ser uma métrica razoável para comparar otimizadores que se utilizam da mesma configuração de PTS, a mesma não pode ser utilizada para comparar configurações distintas. A justificativa se encontra na tabela 3.3 disposta no capítulo anterior, na qual calcularam-se os números de somas e multiplicações, normalizadas pelas operações da FFT, que cada configuração consome por símbolo OFDM. A investigação da tabela, aliada à observação da equação 3.12, mostra claramente que a complexidade é função do parâmetro M . Sendo assim, como métrica de complexidade, utilizou-se o número de somas e multiplicações normalizadas que as configurações demandaram. Já como métrica de desempenho, optou-se pela CCDF fixa de 1%, para ser possível comparar de forma clara a evolução de cada metaheurística para diferentes cenários de complexidade. Os gráficos das figuras 4.24 e 4.25 mostram a CCDF fixa de 1% das três configurações distintas de PTS, em função do número de somas normalizadas pela FFT, para ambas as metaheurísticas. A investigação dos gráficos permitem algumas conclusões interessantes.

Os gráficos mostram de forma clara que a configuração 3, apesar de apresentar uma complexidade por avaliação superior às demais em relação às somas, como lembra a tabela 3.3, apresentou o melhor compromisso entre complexidade e redução de PAPR. A partir de 200 avaliações, a configuração 3 já se mostra muito superior às demais. Esta diferença de desempenho entre as configurações é especialmente acentuada para o Cob-aiNet. Para exemplificar, observa-se no gráfico 4.24 que a menor PAPR que a configuração 2 foi capaz

Figura 4.24: CCDF atingida pelo Cob-aiNet proposto em função do número de somas normalizadas.

Figura 4.25: CCDF atingida pelo AG proposto em função do número de somas normalizadas.

de alcançar, pode ser atingida pela configuração 3 com um terço da complexidade.

Os gráficos dispostos nas figuras 4.26 e 4.27 mostram o desempenho do Cob-aiNet, e do AG proposto, respectivamente, em função do número de multiplicações normalizadas. É interessante observar que, como o custo em multiplicações por avaliação de candidato é igual para as três configurações, a superioridade do compromisso entre complexidade e desempenho da configuração 3 é mais acentuada que no caso das somas. Tomando mais uma vez como exemplo o gráfico do Cob-aiNet, observa-se que a partir de apenas 30 multiplicações normalizadas, a configuração 3 já atinge valores de PAPR que as demais não são capazes de atingir. Um comportamento similar pode ser visto também no gráfico do AG Proposto contido na figura 4.27.

O desempenho superior da configuração 3 mediante uma exploração agressiva do espaço de soluções pode ser justificado pela diversidade de soluções que esta apresenta. Ao se utilizar de múltiplas rotações e sequências parciais, o método PTS consegue tirar proveito dos muitos graus de liberdade para gerar recombinações rotacionadas que levam a pequenos níveis de PAPR. Esta diversificação facilita a busca das metaheurísticas por boas soluções. Assim, com o mesmo número de candidatos avaliados, as metaheurísticas conseguem desempenhar de forma superior na configuração 3 do que nas demais.

Figura 4.26: CCDF atingida pelo Cob-aiNet proposto em função do número de multiplicações normalizadas.

Figura 4.27: CCDF atingida pelo AG proposto em função do número de multiplicações normalizadas.

4.4 Conclusões

Neste capítulo, as metaheurísticas aqui propostas tiveram seus algoritmos minuciosamente apresentados e detalhados. A partir de uma análise profunda de seus parâmetros, foi possível compreender como a interação dos mesmos proporcionam o ajuste fino entre pressão seletiva e diversidade, características que regem o comportamento exploratório dos algoritmos. Foram descritas, também, as adaptações das funções objetivo; a representação das soluções; os mecanismos de mutação e diversidade e outras características fundamentais das metaheurísticas que tornaram os algoritmos capazes de auxiliar o PTS a encontrar soluções subótimas. Após demonstrados os algoritmos, mostrou-se em seguida como aconteceu o processo de otimização de seus parâmetros para três configurações distintas do PTS. Dentre as exploradas pela literatura, estas configurações foram escolhidas já que, como mostrou o capítulo anterior, apresentam complexidade inviável quando utilizam de busca exaustiva para encontrar os vetores de rotação.

Em seguida, as configurações distintas tiveram seus compromissos entre desempenho e soluções avaliados, quando auxiliados pelas metaheurísticas, de diferentes formas. Primeiramente, a partir da análise da CCDF em função da complexidade, observou-se a capacidade das configurações de melhorar seu desempenho à medida que se permitia avaliar mais soluções por símbolo OFDM. Em seguida, para investigar qual foi o ganho em utilizar metaheurísticas para explorar o espaço de soluções, as configurações tiveram seus respectivos compromissos entre complexidade e desempenho comparados com a escolha aleatória. As metaheurísticas aqui propostas ainda foram comparadas com outros algoritmos de otimização. Por fim, com a inserção de diferentes limiares de desempenho, as configurações foram avaliadas quanto às suas complexidades médias.

As análises de desempenho em relação à complexidade permitiram algumas observações interessantes. Considerando todo espectro de complexidade avaliado, as metaheurísticas demonstraram ganho considerável em relação à escolha aleatória, principalmente na configuração 3. Enquanto as configurações 1 e 2 apresentaram uma redução de complexidade de aproximadamente 50%, a configuração 3 atingiu uma redução de 75%. Outra diferença importante, é que o ganho em redução de complexidade das configurações 1 e 2 se manifestou apenas para um número superior a aproximadamente 350 avaliações por símbolo, região na qual pequenos incrementos de desempenho demandam complexidades exponen-

cialmente superiores. A configuração 3, por outro lado, já apresentou ganho substancial de complexidade em relação à escolha aleatória a partir de 150 avaliações por símbolo OFDM.

Em comparação com os demais algoritmos de otimização aqui testados, as metaheurísticas propostas se mostraram muito superiores. Em particular, nas configurações 1 e 2, as análises indicaram que o GD teve seu desempenho consideravelmente prejudicado ao convergir para mínimos locais. Os algoritmos aqui propostos, por outro lado, ao explorar múltiplas regiões do espaço de forma simultânea, aliados aos seus mecanismos de diversidade, conseguiram evitar convergência prematura de forma superior ao GD, e atingiram um desempenho mais próximo da busca exaustiva.

Finalmente, as configurações foram comparadas entre si, usando-se da análise de complexidade vista no capítulo anterior, quanto ao compromisso entre desempenho e complexidade atingido por cada uma. A complexidade, neste caso, foi avaliada em termos de somas e multiplicações normalizadas em relação às operações da FFT. Esta análise teve como principal conclusão, a superioridade da configuração 3 em relação ao compromisso entre desempenho e complexidade atingido. Esta configuração, a qual apresenta um espaço de soluções muito maior que as demais, demonstrou ser capaz de encontrar soluções mais eficazes a partir de um comportamento exploratório com extrema pressão seletiva e baixa diversidade.

Porém, até o presente momento, um fator importantíssimo foi deixado de lado nas análises: a SI. Para que o método seja viável, é fundamental que o receptor tenha conhecimento das rotações escolhidas pelas metaheurísticas para que as rotações conjugadas sejam aplicadas ao símbolo OFDM recebido, e os símbolos de informação sejam recuperados. Aliadas então às técnicas de escolha de rotações, deve-se considerar também, no projeto do PTS, alguma forma de transmitir a SI. Dentre algumas estratégias concebidas pela literatura, uma delas considera a inserção da SI no próprio símbolo OFDM a ser transmitido.

Esta estratégia possui como desvantagem o fato de que, ao adicionar a SI que representa as rotações escolhidas no símbolo OFDM, altera-se em consequência a PAPR do símbolo a ser transmitido. Em outras palavras, a adição da SI após realizadas as escolhas das rotações pode ocasionar o recrudescimento de picos do símbolo OFDM, deteriorando a PAPR que foi minimizada. Conclui-se então que a PAPR do símbolo OFDM a ser transmitido, quando adotada esta estratégia, será função não apenas das rotações escolhidas para minimizá-lo,

mas também da informação que representa as rotações.

Neste contexto, no capítulo seguinte, as metaheurísticas terão suas funções objetivo alteradas para que, durante o processo de escolha das rotações, levem em consideração também a SI. Para isto ser possível, será escolhido uma forma conveniente para representá-la, de forma que sua adição se torne mais um artifício de redução de PAPR.

Técnicas de Transmissão de SI para o Método PTS

Outro grande desafio à implementação do método PTS em sistemas OFDM se encontra na recepção dos símbolos. Dado que o método PTS altera o símbolo OFDM a ser transmitido de forma a minimizar sua PAPR, é de suma importância que o receptor tenha conhecimento das alterações realizadas, para que a informação transmitida seja recuperada corretamente. Em outras palavras, a cada símbolo OFDM transmitido, o receptor tem que ser informado sobre o conjunto de rotações utilizado pelo método para ser capaz de desrotacionar as sequências parciais que compõem o símbolo original. É importante destacar que a correta interpretação das rotações escolhidas pelo PTS, durante a recepção dos símbolos OFDM, é de caráter primordial para garantir uma BER satisfatória ao sistema de transmissão, já que a interpretação errônea de uma rotação ocasiona na incorreta demodulação de sua respectiva sequência parcial. Por esse motivo, diversas estratégias foram propostas pela literatura de forma a tornar o método viável, e serão brevemente explicadas a seguir.

Uma possível estratégia consiste na transmissão de símbolos pilotos para estimar as rotações (Han et al., 2008; Oh et al., 2010; Kim et al., 2011). O receptor, ao observar os pilotos rotacionados, estima as rotações utilizadas nas partições a partir de alguma métrica de decisão (Kim et al., 2011). Outra possível estratégia consiste em realizar adaptações ao método para que o mesmo não necessite de SI (Yang et al., 2011; Jayalath e Tellambura, 2005). Em (Jayalath e Tellambura, 2005), delimita-se um *codebook* de possíveis rotações $\mathbf{b}$ a serem usadas pelo PTS. O receptor então demodula o símbolo OFDM recebido considerando todas as possíveis combinações de rotações do *codebook* adotado, e escolhe a combinação que resultar nos valores complexos mais próximos a modulação utilizada. Esta estratégia, apesar de ser a mais eficiente na transmissão de informações, por

não ter que alocar subportadoras como no caso que se utiliza de pilotos, sofre com diversas restrições em relação às modulações e rotações permitidas, as quais podem prejudicar o poder de redução de PAPR do método.

Uma terceira estratégia codifica as rotações em um sinal, que leva o nome de *Side Information*, e o soma ao símbolo OFDM a ser transmitido. O receptor então separa o sinal em informação e SI, recupera as rotações utilizadas, desrotaciona as sequências parciais e demodula os símbolos de informação. Naturalmente, para que esta estratégia funcione, a adição da SI deve ser feita de forma que o receptor ainda seja capaz de separar os sinais correspondentes à informação e a SI. Uma maneira simples de atingir este objetivo, e que torna esta estratégia similar à que se utiliza de pilotos, consiste em reservar algumas subportadoras para a transmissão da SI. Uma grande desvantagem desta forma de transmissão é que a inserção da SI altera em consequência a PAPR do sinal transmitido. Em (Jayalath e Tellambura, 2003) mostra-se que o sinal resultante da adição da SI pode ocasionar o recrudescimento de picos no domínio do tempo, deteriorando a PAPR que fora minimizada com a escolha das rotações.

Portanto, conclui-se que a PAPR do sinal transmitido pelo método PTS, quando adotada esta estratégia, não é função apenas da recombinação das sequências parciais rotacionadas do símbolo OFDM original a ser transmitido, mas também da consequente representação das rotações quando inserida ao símbolo final. A literatura de metaheurísticas aplicadas ao PTS, em sua maioria, entretanto, assume um cenário idealizado, em que o receptor conhece as rotações escolhidas e desconsidera a transmissão da SI. Por esse motivo, este capítulo apresentará uma nova implementação de PTS que leva o nome de *Joint SI and PTS Optimization* (JSIPTSO), que permita que o método não apenas transmita a SI sem deteriorar a BER, mas que a considere nas funções objetivo das metaheurísticas. Este novo método será apresentado apenas para a configuração 1 do PTS, quando aplicada em uma transmissão OFDM com 256 portadoras. A implementação do método pode ser feito para as demais configurações com alguns ajustes.

5.1 JSIPTSO

As figuras 5.1 e 5.2 mostram como se dá o processo de avaliação dos candidatos no JSIPTSO. Dado um vetor de símbolos de informação $\tilde{\mathbf{a}}$ a ser transmitido, o mesmo é par-

ticionado em sequências parciais como mostra a figura 5.1, de forma similar ao PTS Convencional. Diferente do método convencional, entretanto, observa-se na figura que algumas posições do vetor são iguais a 0. Estas posições não contêm símbolos de informação, já que as subportadoras correspondentes foram reservadas para a transmissão da SI. Mais especificamente, no caso ilustrado pela figura, os símbolos $\tilde{a}_{kN/M}$ em que $k \in \{0, 1, \dots, M-1\}$ e que correspondem à primeira posição das sequências parciais foram reservados a SI.

$$\tilde{\mathbf{a}} = [0, \tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_{N/M-1}, 0, \dots, 0, \tilde{a}_{(M-1)N/M+1}, \dots, \tilde{a}_{N-1}]$$

Figura 5.1: Símbolos de informação sendo separados em sequências parciais na implementação de PTS com transmissão de SI.

Uma vez que as sequências parciais são geradas, as mesmas alimentam as metaheurísticas para que o vetor $\mathbf{b}$ sub-ótimo seja encontrado. A figura 5.2 mostra como deve ser feita a avaliação de um candidato no JSIPTSO para que a SI seja adicionada ao símbolo, e seja contemplada durante a otimização das rotações. Dado um vetor $\mathbf{b}$ a ser avaliado, sua representação binária fornecida pela metaheurística é codificada e submetida a uma modulação. A codificação é feita de forma a tornar a SI mais robusta ao desvanecimento temporal, seletividade em frequência e ruído, uma vez que, como será mostrado posteriormente, a correta interpretação das rotações é um fator determinante para a BER da transmissão.

Os valores complexos provindos da modulação da SI, que na imagem estão representados pelo vetor $\tilde{\mathbf{z}}$, são adicionados a um vetor nulo de tamanho N nas posições correspondentes às portadoras reservadas a SI. Aproveitando-se do fato que o vetor resultante

contém uma grande quantidade de zeros, faz-se a *Pruned* IFFT para calcular a SI no domínio do tempo. A SI é somada às sequências parciais que compõem o vetor $\tilde{\mathbf{a}}$, e que foram rotacionadas pelo vetor $\mathbf{b}$, para compor o candidato $\mathbf{c}$. Como no PTS convencional, o candidato é então avaliado segundo a função objetivo da metaheurística empregada, e alimenta seus mecanismos de seleção e diversidade para que novos vetores $\mathbf{b}$ sejam gerados e avaliados.

Figura 5.2: Avaliação dos candidatos em que a SI é levada em consideração na otimização das rotações.

A figura 5.3 mostra a topologia do receptor do JSIPTSO. Observa-se na figura que o receptor, ao receber o candidato $\mathbf{c}$, decodifica e demodula primeiramente as portadoras reservadas a SI para recuperar o vetor $\mathbf{b}$ utilizado na transmissão. Após encontradas as rotações utilizadas, os valores complexos do vetor $\tilde{\mathbf{c}}$ são multiplicados pelas rotações conjugadas. Como mostra a figura, cada elemento $\tilde{c}$ deve ser multiplicado pelo conjugado da rotação de sua respectiva sequência parcial para que o vetor $\tilde{\mathbf{a}}$ seja recuperado.

Figura 5.3: Topologia do receptor para extrair as rotações e desrotacionar as sequências parciais.

5.2 Simulação do JSIPTSO

Para observar o desempenho do método em relação a BER, fez-se uma simulação de uma transmissão OFDM com 256 subportadoras usando-se do JSIPTSO com particionamento adjacente. Para os bits da SI, utilizou-se: código convolucional dado pelo gerador [5 7] e modulação QPSK em que $E_s = 18$ dB. Para os bits de informação, utilizou-se: entrelaçador aleatório; código convolucional dado pelo gerador [171 33] e modulação 16QAM em que $\bar{E}_s = 10$ dB. A simulação ainda contou com um canal *Rayleigh* de dois percursos com potência média unitária, em que o primeiro não possui atraso e o segundo está atrasado em 8 amostras (amostras geradas com super-amostragem de fator 4), e ruído gaussiano branco. A escolha dos códigos seguiu a referência (S. Dolinar e Pollara, 1998) em que se discute o desempenho de códigos corretores de erro em função do tamanho das sequências transmitidas.

A escolha das subportadoras para a transmissão das SI foi feita como em (Ryu et al., 2007) em que se utiliza a estratégia dos símbolos pilotos. Distribuíram-se as subportadoras de forma homogênea, mantendo-as equidistantes entre si ao longo do símbolo OFDM. Uma vez que no método PTS é necessário transmitir $M - 1$ rotações, a representação binária das rotações, somada aos bits de cauda do Viterbi, demanda um total de 16 bits. Considerando

o código empregado, conclui-se então que cada vetor $\mathbf{b}$ necessita de 16 símbolos QPSK para ser representado. Sendo $\tilde{\mathbf{f}} = [f_0, f_1, \dots, f_{255}]^T$ as subportadoras de uma transmissão OFDM com $N = 256$, escolheram-se as subportadoras $[f_0, f_{15}, f_{31}, f_{47}, \dots, f_{239}]$ para transmitir a SI.

O gráfico da figura 5.4 mostra a simulação de BER do JSIPTSO em comparação a outras duas simulações. Enquanto a curva JSIPTSO mostra a BER da simulação descrita acima, a curva Rotações Desprotegidas contempla uma implementação alternativa, na qual não se emprega qualquer tipo de proteção à SI. Nesta última, as rotações foram inseridas nas primeiras posições das sequências parciais sem o auxílio de códigos ou modulações. O gráfico ainda mostra a BER de uma transmissão OFDM convencional, em que não se utiliza qualquer método de redução de PAPR. Para as curvas Rotações Desprotegidas e OFDM Convencional, foi utilizada a mesma codificação e modulação para os bits de informação, e o mesmo modelo de canal da simulação do JSIPTSO.

Figura 5.4: Análise de BER do JSIPTSO.

Uma análise do gráfico da figura 5.4 mostra que os fatores de proteção a SI foram fundamentais para garantir uma BER próxima à transmissão OFDM convencional, uma vez que a curva Rotações Desprotegidas apresenta um desempenho muito inferior às demais. Apesar da aplicação do novo método sugerir uma leve deterioração da BER, como a simulação

desconsiderou o amplificador de potência do estágio da transmissão e, em consequência, as eventuais saturações que o sinal pode sofrer com elevadas PAPR, considera-se que a curva da simulação do sistema OFDM convencional caracteriza uma estimativa otimista de desempenho.

Como a transmissão OFDM convencional não conta com artifícios para a redução da PAPR, e apresenta, portanto, valores de PAPR muito superiores ao JSIPTSO, está em consequência mais vulnerável às saturações do amplificador. Portanto, caso a simulação levasse em consideração um amplificador de potência, a transmissão OFDM convencional teria que lançar mão de um IBO para evitar as saturações, o que diminuiria a relação sinal ruído no receptor e deterioraria a BER. Assim as curvas permitem concluir que, desde que a SI esteja adequadamente protegida e que o número de subportadoras alocadas não seja significativo, a BER atingida pelo método é muito próxima de uma transmissão OFDM convencional.

Para avaliar o poder de redução de PAPR do JSIPTSO, fizeram-se as CCDF fixas de 1%, representadas nas figuras 5.5 e 5.6, quando aplicadas as metaheurísticas propostas. O gráfico da figura 5.5 mostra três cenários distintos: a curva JSIPTSO mostra a capacidade de redução de PAPR do AG proposto quando a SI é contemplada durante a avaliação dos candidatos; a curva PTS Convencional com SI mostra a redução de PAPR da metaheurística quando a SI não é contemplada na avaliação dos candidatos, mas somada ao símbolo OFDM a ser transmitido; a curva PTS Convencional sem SI mostra o desempenho da metaheurística quando a SI é ignorada pelo método PTS, e o receptor conhece de alguma forma as rotações utilizadas. A figura 5.6 mostra de forma análoga os mesmos três cenários para o Cob-aiNet.

Os resultados permitem concluir que a SI tem grande influência no PAPR do sinal a ser transmitido, pois as curvas PTS Convencional mais SI de ambas as metaheurísticas apresentaram desempenho muito inferior às demais. Isto mostra que a inserção da SI levou ao recrudescimento dos picos e deteriorou a PAPR que fora minimizada pelas metaheurísticas. Por outro lado, quando a SI foi considerada na função objetivo, observou-se uma capacidade de redução de PAPR ainda maior que o caso convencional. A SI permitiu às metaheurísticas mais um grau de liberdade para homogeneizar a distribuição de potência do símbolo OFDM e assim atingir PAPR inferiores.

Figura 5.5: CCDF fixa de 1% do JSIPTSO em função do número de avaliações quando aplicado o AG Prop.

Figura 5.6: CCDF fixa de 1% em função do número de avaliações quando aplicado o Cob-aiNet.

5.3 Complexidade

Apesar do JSIPTSO ser capaz de atingir PAPR inferiores ao método convencional, ao considerar a SI na função objetivo a partir de uma *Pruned* IFFT, aumenta-se, em consequência, a complexidade computacional por avaliação do PTS. Neste método, o número de somas por avaliação é dado por:

$$\begin{aligned} \text{So}_{\text{PTS}}(N, L, M) &= 2NL(M - 1) + NL, \\ \text{So}_{\text{JSIPTSO}}(N, L, M, P) &= \text{So}_{\text{PTS}}(N, L, M) + 3NL\log_2(P) + 2NL, \end{aligned} \quad (5.1)$$

em que P corresponde ao número de portadoras alocadas a SI; $\text{So}_{\text{PTS}}(N, L, M)$ ao número de somas do PTS e $\text{So}_{\text{JSIPTSO}}(N, L, M, P)$ ao número de somas do JSIPTSO. A razão entre o número de somas do JSIPTSO e do método convencional é dada por:

$$\frac{\text{So}_{\text{JSIPTSO}}(N, L, M, P)}{\text{So}_{\text{PTS}}(N, L, M)} = \frac{2(M - 1) + 3\log_2(P) + 3}{2(M - 1) + 1}. \quad (5.2)$$

Substituindo os parâmetros utilizados nesta simulação na equação 5.2, observa-se que as alterações feitas na avaliação dos candidatos levou o JSIPTSO a apresentar um acréscimo de 93% de operações de somas em relação ao método convencional. Considerando que os gráficos das figuras 5.5 e a 5.6 mostram que o JSIPTSO consegue atingir o mesmo desempenho que o PTS convencional com menos da metade das avaliações, conclui-se então, que o novo método, apesar de apresentar complexidade maior por avaliação, ainda atinge um compromisso entre custo computacional e desempenho mais vantajoso que o PTS convencional em relação às somas.

Já em relação às multiplicações, o novo método apresenta a seguinte complexidade por avaliação:

$$\begin{aligned} \text{Mul}_{\text{PTS}}(N, L) &= 2NL, \\ \text{Mul}_{\text{JSIPTSO}}(N, L, P) &= \text{Mul}_{\text{PTS}}(N, L) + 2NL\log_2(P). \end{aligned} \quad (5.3)$$

em que Mul_{PTS} corresponde ao número de multiplicações do PTS convencional e $\text{Mul}_{\text{JSIPTSO}}$ ao número de multiplicações do JSIPTSO. A razão entre o número de multiplicações do novo método e do convencional é dada por:

$$\frac{\text{Mul}_{\text{JSIPTSO}}(N, L, P)}{\text{Mul}_{\text{PTS}}(N, L)} = 1 + \log_2(P). \quad (5.4)$$

A análise da equação (5.4) mostra que o impacto em multiplicações gerado pela *Pruned* IFFT é muito mais significativo quando comparado ao das somas. Considerando os parâmetros adotados na simulação, observa-se que o JSIPTSO apresenta cinco vezes mais multiplicações que o PTS convencional. Apesar das somas serem as operações matemáticas dominantes do método, tomando o argumento visto em (Nguyen e Lampe, 2008) em que as multiplicações são significativamente mais custosas que as somas, o JSIPTSO, sob esta perspectiva, apresentaria um compromisso entre complexidade e desempenho inferior ao PTS convencional.

Uma alternativa que permite diminuir o impacto do cálculo da SI durante as avaliações dos candidatos pode ser implementada com a utilização de memória. A SI no domínio do tempo pode ser calculada para todas as possíveis combinações de $\mathbf{b}$ previamente à execução do PTS, e armazenadas no *hardware*. Assim, para cada $\mathbf{b}$ avaliado pelas metaheurísticas, encontra-se sua respectiva SI na memória para que a mesma seja somada ao símbolo OFDM rotacionado. Ao abrir mão do cálculo da SI, torna-se possível evitar a complexidade envolvida na *Pruned* IFFT. O impacto computacional do método estaria restrito à soma da SI com o símbolo rotacionado, acrescentando à avaliação do PTS convencional apenas $2NL$ somas sem qualquer custo adicional em multiplicações.

Para calcular a memória necessária à representação de todas as SI, fez-se primeiramente a análise da figura 5.7, a qual mostra o comportamento no tempo da SI de três vetores $\mathbf{b}$ escolhidos ao acaso. Os gráficos mostram as componentes reais e imaginárias das primeiras 128 amostras das SI, e permitem observar uma periodicidade a partir da 64^a amostra. Esta periodicidade acontece por conta do conjunto $[f_0, f_{15}, f_{31}, f_{47}, \dots, f_{239}]$ escolhido para transmitir a SI. Observa-se que as subportadoras escolhidas (salvo f_0 que corresponde a um nível DC) apresentam frequências múltiplas da subportadora f_{15} . Sendo a SI uma soma destas subportadoras moduladas no domínio do tempo, espera-se então que o sinal resultante seja periódico, com período igual ao da subportadora f_{15} , a qual apresenta 16 períodos por símbolo OFDM. Neste caso, considerando o fator de super-amostragem L da IFFT, espera-se então que a SI seja periódica a cada $NL/16$ amostras.

A periodicidade da SI pode ser explorada para economizar memória. Sendo M_f a memória alocada para representar um número de ponto flutuante, e T_a o número de amostras de um período da SI, pode-se calcular a memória total que a implementação alternativa demanda para a representação de todas as combinações de $\mathbf{b}$ por $W^M(T_a 2M_f)$.

Para exemplificar, escolhendo precisão dupla para a representação dos valores complexos (8 bytes para os valores reais e imaginários) e considerando o sistema simulado, a memória necessária seria de aproximadamente 67,11 MB. Apesar de não ser um valor desprezível, tal valor pode ser facilmente implementado com tecnologias atuais com baixo custo.

Figura 5.7: Impacto no domínio do tempo da SI para três conjuntos distintos de rotações.

5.4 Conclusões

Grande parte da literatura sobre metaheurísticas aplicadas ao PTS assumem um cenário ideal em que o receptor conhece as rotações utilizadas durante o processo de otimização. Entretanto, mostrou-se neste capítulo que além da correta interpretação da SI ser primordial para que o receptor atinja uma BER satisfatória, a sua transmissão, quando feita em conjunto com o próprio símbolo OFDM rotacionado, pode levar ao recrudescimento de picos e à consequente deterioração da PAPR. Este fenômeno, por sua vez, além de tornar a transmissão mais suscetível às saturações, também caracteriza um desperdício de processamento, uma vez que o PTS demanda uma complexidade computacional significativa para reduzir a PAPR dos símbolos OFDM. Este desperdício é cada vez mais acentuado à medida que se permitem às metaheurísticas mais avaliações de candidatos por símbolo OFDM, já que o poder de redução da PAPR decresce proporcionalmente à complexidade.

Assim, foi proposto neste capítulo o método JSIPTSO em que se considera a SI na escolha das rotações, e a utiliza como instrumento para potencializar a minimização da PAPR. Foi observado que as subportadoras alocadas para transmissão da SI geram graus de liberdade adicionais ao sistema, permitindo não apenas evitar o recrudescimento da PAPR, mas até mesmo uma pequena redução desta em relação ao caso em que a SI era inexistente.

Em termos de complexidade computacional, considerando o uso da *Pruned* IFFT para sua implementação, tal técnica acrescenta poucas somas às já existentes. Contudo, o número de multiplicações aumenta significativamente. Para contornar esta adversidade, implementou-se uma alternativa na forma de uma *lookup table*, em que todas as possíveis SI, em sua forma temporal, são previamente calculadas e armazenadas em uma unidade de memória.

É importante notar que ainda resta espaço para explorar a técnica proposta neste capítulo. Por exemplo, pode-se considerar diferentes representação da SI, utilizando diferentes modulações e valores de energia por símbolo; considerar outros espaçamentos entre as subportadoras alocadas para a SI; avaliar outras configurações do PTS, entre outras possibilidades.

Conclusões e Perspectivas

A modulação OFDM, apesar de apresentar maior robustez aos efeitos da dispersão temporal, equalização simplificada e maior eficiência espectral quando comparada às demais modulações, apresenta envoltória com larga variação dinâmica. Esta variação, que se manifesta de forma aleatória, é mensurada na literatura pela métrica PAPR. Altos valores de PAPR dos símbolos de transmissão são indesejáveis, pois impactam no projeto do amplificador de potência: de forma a evitar saturações, necessita-se utilizar um amplificador com uma extensa região linear de amplificação, o que prejudica a eficiência energética do sistema. De forma alternativa, as saturações ainda podem ser atenuadas com a utilização de um IBO, que desloca o ponto de operação do amplificador de potência. Este método, porém, é ineficiente do ponto de vista energético e impacta a BER ao diminuir a relação sinal-ruído.

As saturações são problemáticas, pois levam a distorções dentro e fora da banda. Como mostrado nas simulações, as saturações geram vazamento espectral, resultando em interferências nas bandas adjacentes. Já as distorções dentro da banda, apesar de terem se mostrado significativas apenas para situações de saturação mais críticas devido à configuração do sistema simulado, podem se manifestar de forma mais intensa em transmissões que se utilizem de maior cardinalidade e maior relação sinal-ruído. Desse modo, técnicas que possam reduzir a PAPR são altamente desejáveis. Nesta dissertação, apresentamos, brevemente, algumas das mais relevantes

Enquanto alguns métodos reduzem a PAPR dos símbolos ao adicionar distorção, outros se utilizam de alterações no símbolo original, de forma que a BER do sistema não seja impactada. Dentre os métodos apresentados, o PTS se mostrou uma alternativa interessante, pois, ao recombina-se sequências parciais rotacionadas do símbolo OFDM a ser

transmitido, reduz de forma significativa a PAPR sem comprometer a potência média do símbolo. Por outro lado, mostrou-se neste documento que o método, ao analisar todas as possíveis recombinações em busca da que proporciona a menor PAPR, o método se torna inviável do ponto de vista de complexidade computacional. Neste contexto, uma forma de mitigar essa complexidade, afetando minimamente o desempenho, é se utilizar de técnicas de metaheurística.

Apesar de diversas metaheurísticas já terem sido adaptadas ao PTS, as possibilidades de adaptação ainda são diversas, e devem ser testadas à procura de melhores compromissos entre desempenho e complexidade. Neste contexto, este documento propôs duas metaheurísticas bio-inspiradas. Após terem seus algoritmos explicados em detalhes, os mesmos tiveram seus parâmetros otimizados para as três configurações do PTS mais utilizadas pela literatura, a partir de extensivas simulações.

Uma vez encontrado os parâmetros ótimos, as metaheurísticas tiveram seus desempenhos analisados e comparados contra a busca exaustiva, escolha aleatória e outras técnicas referência. As metaheurísticas mostraram que seus mecanismos de exploração do espaço de soluções de fato proporcionaram ao PTS melhores vetores de rotações em comparação à escolha aleatória para uma mesma referência de complexidade. As simulações também mostraram que as metaheurísticas atingiram desempenho próximo da busca exaustiva com significativa redução de custo computacional, e ainda se mostraram mais vantajosas em relação às técnicas referência.

Por fim, este documento abordou um outro desafio do PTS que é pouco abordado pela literatura de metaheurísticas aplicadas ao método: a SI. Como mostraram as simulações, a SI, além de ser crucial para o funcionamento do método, informando ao receptor qual vetor de rotação fora utilizado na transmissão do símbolo OFDM, pode ocasionar o recrudescimento de picos e deterioração da PAPR caso não seja contemplada durante o processo de otimização do vetor de rotações. Assim, nesta dissertação, tal problema foi incorporado ao processo de otimização por metaheurísticas, e mostrou-se que é possível não só manter a PAPR do PTS sem SI, como é possível reduzi-la, pois se ganha alguns graus de liberdade adicionais.

Observou-se porém que as alterações feitas ao PTS levaram a um acréscimo substancial do número de operações de multiplicações durante a avaliação dos candidatos. De forma a evitar este custo, foi proposta uma implementação alternativa que, a partir de uma unidade

de memória, armazenam-se todas as possíveis SI no domínio do tempo, descartando então a complexidade envolvida em seu cálculo.

Os resultados obtidos pela pesquisa até o presente momento proporcionam alguns cenários distintos a serem explorados. Primeiramente, pode-se explorar outras técnicas metaheurísticas para auxiliar o PTS a atingir melhores compromissos entre complexidade e desempenho. Além das mostradas aqui em pesquisa bibliográfica, as quais podem ser testadas com novos conjuntos de parâmetros, a fusão de técnicas é também uma opção. Metaheurísticas híbridas, as quais alternam iterações de exploração global e local já estão sendo adaptadas ao PTS. Uma maior flexibilização do comportamento exploratório dos algoritmos também pode ser atingida com a utilização de parâmetros dinâmicos, que se adaptam ao longo das iterações proporcionando um ajuste fino entre pressão seletiva e convergência.

Outro fator a ser explorado corresponde à estrutura do JSIPTSO. O método apresenta margem para melhoria uma vez que as possibilidades de representação e transmissão da SI foram pouco exploradas. Investigações preliminares indicaram que o posicionamento da SI no símbolo, ou ainda, a escolha de portadoras pra transportá-la, impacta no poder de redução de PAPR do método. Os resultados coletados até o momento mostram que uma distribuição pseudo-aleatória das portadoras de SI atinge desempenho de redução de PAPR superior à distribuição homogênea utilizada na simulação do capítulo cinco.

Ainda em relação ao JSIPTSO, é importante ressaltar que a otimização dos parâmetros das metaheurísticas foi feita contemplando o PTS convencional, e não foi refeita para o novo método. Como as simulações mostraram, a inserção da SI teve grande impacto no desempenho das metaheurísticas. Portanto, comportamentos exploratórios diferentes dos que foram testados nessa dissertação podem levar o JSIPTSO a melhores desempenhos, e uma nova reavaliação de parâmetros é necessária.

Um terceiro cenário a ser explorado, neste caso em um âmbito mais prático, consiste na implementação em *hardware* dos algoritmos propostos. Até o momento, as metaheurísticas foram simulados em uma arquitetura computacional muito diferente daquela que seria utilizada em uma eventual implementação. Este cenário permitiria então endereçar questões cruciais à implementação como: recursos alocados, latência e outras que contemplem o conjunto *hardware* e *software*.

Estas características são especialmente relevantes já que as rotinas de otimização devem

ser realizadas em tempo real. A grosso modo, o sistema (*hardware* embarcado com o método PTS e as metaheurísticas de apoio) deve ser capaz de encontrar um vetor de rotações subótimo dentro de um período de transmissão. Esta e outras restrições de desempenho de ordem prática, que não foram levadas em consideração até agora, poderiam demandar adequações e alterações significativas dos algoritmos propostos.

Referências Bibliográficas

- Aburakhia S., Badran E., Mohamed D., Distribution of the PAPR for real-valued OFDM signals, *Signal*, 2009
- Alavi A., Tellambura C., Fair I., PAPR reduction of OFDM signals using partial transmit sequence: An optimal approach using sphere decoding, *IEEE Communications Letters*, 2005, vol. 9, p. 982
- Armstrong J., Peak-to-Average Power Reduction Scheme*, *Distribution*, 2001, pp 756–760
- Armstrong J., Peak-to-average power reduction for OFDM by repeated clipping and frequency domain filtering, *Electronics Letters*, 2002, vol. 38, p. 246
- Chang R. W., Synthesis of Band-Limited Orthogonal Signals for Multichannel Data Transmission, *Bell System Technical Journal*, 1966, vol. 45, p. 1775
- Chen G., Ansari R., Yao Y., Improved peak windowing for PAPR reduction in OFDM, *IEEE Vehicular Technology Conference*, 2009, pp 4–8
- Coelho G. P., de Franca F. O., Von Zuben F. J., Ieee A Concentration-based Artificial Immune Network for Combinatorial Optimization, 2011 Ieee Congress on Evolutionary Computation (Cec), 2011, pp 1242–1249
- Deng S. K., Lin M. C., Recursive clipping and filtering with bounded distortion for PAPR reduction, *IEEE Transactions on Communications*, 2007, vol. 55, p. 227
- Devlin C. A., Anding Z., Brazil T. J., Gaussian pulse based tone reservation for reducing PAPR of OFDM signals, *IEEE Vehicular Technology Conference*, 2007, pp 3096–3100

- Feng C.-C., Wang C.-Y., Lin C.-Y., Hung Y.-H., Protection and transmission of side information for peak-to-average power ratio reduction of an OFDM signal using partial transmit sequences. In 2003 IEEE 58th Vehicular Technology Conference. VTC 2003-Fall (IEEE Cat. No.03CH37484) , IEEE, 2003
- Goldberg D. E., Deb K., , 1991 Technical report A Comparative Analysis of Selection Schemes Used in Genetic Algorithms
- Han S., Lee J., An overview of peak-to-average power ratio reduction techniques for multicarrier transmission, *Wireless Communications*, IEEE, 2005, pp 56–65
- Han S. H., Cioffi J. M., Lee J. H., Tone injection with hexagonal constellation for peak-to-average power ratio reduction in OFDM, *IEEE Communications Letters*, 2006, vol. 10, p. 646
- Han S. H., Lee J. H., PAPR reduction of OFDM signals using a reduced complexity PTS technique, *Signal Processing Letters*, IEEE, 2004, vol. 11, p. 887
- Han T.-Y., Kim N., Choi J.-H., Lee J.-H., A PTS-OFDM Phase-Superimposed over Pilot Symbols. In 2008 10th International Conference on Advanced Communication Technology , IEEE, 2008
- Heo S. J., Noh H. S., No J. S., Shin D. J., A modified SLM scheme with low complexity for PAPR reduction of OFDM systems, *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2007, vol. 53, p. 804
- Hou J., Ge J., Huang S., Immune evolutionary algorithm to reduce PAPR of OFDM signals using PTS technique, *GLOBECOM - IEEE Global Telecommunications Conference*, 2011, pp 1–5
- Huang X., Lu J., Zheng J., Chuang J., Gu J., Reduction of peak-to-average power ratio of OFDM signals with companding transform, *Electronics Letters*, 2001, vol. 37, p. 506
- Hung H.-l., Tan T.-h., Performance of Particle Swarm Optimization Techniques on PAPR Reduction for OFDM Systems, 2008 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC 2008), 2008, pp 2390–2395

- Jabrane Y., Jiménez V. P. G., Armada A. G., Said B. A. E., Ouahman A. A., Reduction of power envelope fluctuations in OFDM signals by using neural networks, *IEEE Communications Letters*, 2010, vol. 14, p. 599
- Jayalath A., Tellambura C., Side information in par reduced pts-ofdm signals. In 14th IEEE Proceedings on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2003. PIMRC 2003. , IEEE, 2003
- Jayalath A., Tellambura C., SLM and PTS peak-power reduction of OFDM signals without side information, *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2005, vol. 4, p. 2006
- Jayalath A. D. S., Tellambura C., A blind SLM receiver for PAR-reduced OFDM, *IEEE Vehicular Technology Conference*, 2002, vol. 56, p. 219
- Keiichi Mizutani Ohta M., Yasuo Ueda Yamashita K., A PAPR reduction of OFDM signal using neural networks with tone injection scheme. In 2007 6th International Conference on Information, Communications & Signal Processing , IEEE, 2007, p. 1
- Kermani E. M., Salehinejad H., Talebi S., PAPR reduction of OFDM signals using harmony search algorithm, 2011 18th International Conference on Telecommunications, 2011, pp 90–94
- Kim H., Hong E., Ahn C., Har D., A pilot symbol pattern enabling data recovery without side information in PTS-based OFDM systems, *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2011
- Kim S.-S., Kim M.-J., Gulliver T. A., PAPR reduction of OFDM signals using genetic algorithm PTS technique, *IEICE Transactions on Communications*, 2008, vol. E91-B
- Krongold B. S., Jones D. L., PAR reduction in OFDM via active constellation extension, *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2003, vol. 49, p. 258
- Ku S.-J., Wang C.-L., A new side-information free PTS scheme for PAPR reduction in OFDM systems. In 2012 IEEE 8th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob) , IEEE, 2012

- Lei X., Li S., Tang Y., The optimization arithmetic for power allocation scheme on partial transmit sequences. In 14th IEEE Proceedings on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2003. PIMRC 2003. , IEEE
- Li X., Cimini L. J., Effects of clipping and filtering on the performance of OFDM, IEEE Communications Letters, 1998, vol. 2, p. 131
- Li Y., Orthogonal frequency division multiplexing for wireless communications, 2006, 306
- Mounzer R., Mounzer R., multicarrier systems Thèse, 2016
- Muller S., Huber J., OFDM with reduced peak-to-average power ratio by optimum combination of partial transmit sequences, Electronics Letters, 1997, vol. 33, p. 368
- Neumann F., Witt C., Bioinspired Computation in Combinatorial Optimization – Algorithms and Their Computational Complexity, 2010
- Neumann F., Witt C., Bioinspired computation in combinatorial optimization. In Proceeding of the fifteenth annual conference companion on Genetic and evolutionary computation conference companion - GECCO 13 Companion , ACM Press, 2013
- Nguyen T. T., Lampe L., On partial transmit sequences for PAR reduction in OFDM systems. In IEEE Transactions on Wireless Communications , 2008
- Ochiai H., Imai H., On The Distribution of The Peak-to-Average Power Ratio in OFDM Signals, Communications, IEEE Transactions on, 2001, vol. 49, p. 282
- Ochiai H., Imai H., Performance analysis of deliberately clipped OFDM signals, IEEE Transactions on Communications, 2002, vol. 50, p. 89
- Oh Y., Jeong E.-R., Choi S., Nam W., Lee Y. H., Side information-free PTS-PAPR reduction via pilot assisted estimation of phase factors in an OFDM frame with a preamble. In 21st Annual IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications , IEEE, 2010
- Ohkubo N., Ohtsuki T., Design Criteria for Phase Sequences in Selected Mapping, IEICE Transactions on Communications, 2003, vol. E86-B, p. 2628

- Rahmatallah Y., Mohan S., Peak-To-Average Power Ratio Reduction in OFDM Systems: A Survey And Taxonomy, *Communications Surveys & Tutorials*, IEEE, 2013, vol. 15, p. 1567
- Ryu H.-G., Kim S.-A., Wang C.-X., A Side Information Embedded PTS Scheme in the OFDM Communication System. In *2007 IEEE Pacific Rim Conference on Communications, Computers and Signal Processing* , IEEE, 2007
- S. Dolinar D. D., Pollara F., Code Performance as a Function of Block Size, TMO Progress Report, 1998, pp 42–133
- Sohn I., A Low Complexity PAPR Reduction Scheme for, 2014, vol. 18, p. 225
- Sohn I., Kim S. C., Neural Network Based Simplified Clipping and Filtering Technique for PAPR Reduction of OFDM Signals, *IEEE Communications Letters*, 2015
- Sorensen H. V., Burrus C. S., Efficient Computation of the DFT with Only a Subset of Input or Output Points, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, vol. 41, p. 1184
- Taspinar N., Kalinli A., Yildirim M., Partial Transmit Sequences for PAPR Reduction Using Parallel Tabu Search Algorithm in OFDM Systems, *IEEE Communications Letters*, 2011, vol. 15, p. 974
- Tellado J., Cioffi J. M., Peak Power Reduction for Multicarrier Transmission, *Proceedings Comm Theory, MiniConf (CTMC), GLOBECOM '98*, Vol. 2, pp. 951-955, vol.2, Sydney, November 8-12, 1998, 1998, pp C1–129 (printed from CD ROM, thus no page numbers)
- Wang C.-L., Ouyang Y., Low-complexity selected mapping schemes for peak-to-average power ratio reduction in OFDM systems, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, vol. 53, p. 4652
- Wang L., Tellambura C., A simplified clipping and filtering technique for PAR reduction in OFDM systems, *IEEE Signal Processing Letters*, 2005
- Wang Y., Chen W., Tellambura C., A PAPR Reduction Method Based on Artificial Bee Colony Algorithm for OFDM Signals, *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 2010a, vol. 9, p. 2994

- Wang Y., Chen W., Tellambura C., PAPR reduction method based on parametric minimum cross entropy for OFDM signals, *Communications Letters*, . . . , 2010b, vol. 14, p. 563
- Wang Y. C., Luo Z. Q., Optimized iterative clipping and filtering for PAPR reduction of OFDM signals, *IEEE Trans. Commun.*, 2011, vol. 59, p. 33
- Weinstein S. B., Ebert P. M., Data Transmission by Frequency-Division Multiplexing Using the Discrete Fourier Transform, *IEEE Transactions on Communication Technology*, 1971, vol. 19, p. 628
- Xia L., Yue X., Shaoqian L., Kayama H., Yan C., Analysis of the Performance of Partial Transmit Sequences with Different Subblock Partitions, 2006 International Conference on Communications, Circuits and Systems, ICCCAS, Proceedings, 2006, vol. 2, p. 875
- Xiao Y., Lei X., Wen Q., Li S., A class of low complexity PTS techniques for PAPR reduction in OFDM systems, *IEEE Signal Processing Letters*, 2007
- Yang L., Soo K. K., Li S. Q., Siu Y. M., PAPR Reduction Using Low Complexity PTS to Construct of OFDM Signals Without Side Information, *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2011, vol. 57, p. 284
- Zhou J., Dutkiewicz E., Liu R. P., Huang X., Fang G., Liu Y., A Modified Shuffled Frog Leaping Algorithm for PAPR Reduction in OFDM Systems, *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2015, vol. 61, p. 698
- Zhu X., Zhu G., Jiang T., Yu L., Zhang Y., Lin P., Extended iterative flipping algorithm for PAPR reduction in OFDM systems, 3rd International Conference on Communications and Networking in China, ChinaCom 2008, 2008, pp 1119–1123