



Centro de Tecnologia e Urbanismo
Departamento de Engenharia Elétrica

David William Marques Guerra

Métodos Eficientes de Detecção/Equalização para Sistemas de Comunicação Sem fio Multiportadoras

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Londrina para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Londrina, PR
2019



David William Marques Guerra

Métodos Eficientes de Detecção/Equalização para Sistemas de Comunicação Sem fio Multiportadoras

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Londrina para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área: Sistemas de Telecomunicações

Orientador:
Prof. Dr. Taufik Abrão

Londrina, PR
2019

Ficha Catalográfica

William Marques Guerra, David

Métodos Eficientes de Detecção/Equalização para Sistemas de Comunicação Sem fio Multiportadoras. Londrina, PR, 2019. 95 p.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual de Londrina, PR. Departamento de Engenharia Elétrica

1. Detecção. 2. Equalização. 3. Sistemas MIMO.
4. Sistemas Multiportadoras. 5. Telecomunicações. I.
Universidade Estadual de Londrina. Departamento de Engenharia Elétrica. Departamento de Engenharia Elétrica

David William Marques Guerra

Métodos Eficientes de Detecção/Equalização para Sistemas de Comunicação Sem fio Multiportadoras

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Londrina para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área: Sistemas de Telecomunicações

Comissão Examinadora

Prof. Dr. Taufik Abrão
Depto. de Engenharia Elétrica
Universidade Estadual de Londrina
Orientador

Prof. Dr. José Carlos Marinello Filho
Depto. Engenharia Elétrica
Universidade Estadual de Londrina

Prof. Dr. Cristiano Magalhães Panazio
Depto. de Telecomunicações e Controle
Universidade de São Paulo

19 de maio de 2019

Dedico este trabalho aos meus pais e à minha namorada Isabela,
pelo apoio, incentivo e compreensão.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, pois sem Ele nada seria possível.

Agradeço aos meus pais pelo apoio que me deram durante toda a minha vida, os quais sempre estiveram ao meu lado quando precisei.

Agradeço à minha namorada Isabela Adelita Martin por estar ao meu lado, sempre me motivando e incentivando, sendo minha companheira nos momentos mais difíceis.

Agradeço aos meus colegas e professores do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Londrina (UEL), em especial ao meu orientador Prof. Dr. Taufik Abrão pela orientação e direcionamento durante todo o desenvolvimento deste trabalho.

Agradeço também a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) pelo apoio financeiro - Código de Financiamento 001.

Resumo

Neste trabalho são abordados temas relacionados a sistemas multiportadoras com múltiplas antenas (MIMO – *Multiple-Input Multiple-Output*) sob condições operacionais específicas e realistas nesse contexto. Primeiramente, a combinação da multiplexação por divisão de frequências ortogonais (OFDM – *Orthogonal Frequency Division Multiplexing*) com sistemas MIMO é analisada extensivamente, com o objetivo de alcançar uma boa relação de compromisso entre desempenho e complexidade computacional. Sob essa óptica, abordagens de detecção MIMO-OFDM lineares e heurísticas foram avaliadas, dentre elas: ZF, MMSE, PSO e DE. Os detectores baseados em algoritmos heurísticos apresentaram um desempenho bastante superior quando comparados aos detectores lineares convencionais. No entanto, a heurística necessita de uma calibração dos parâmetros bastante minuciosa e sistemática, a qual também é discutido nesse trabalho. Outro obstáculo encontrado na utilização de algoritmos heurísticos para o problema da detecção MIMO-OFDM é sua elevada complexidade computacional. Portanto, esse problema foi investigado com o intuito de se obter possíveis soluções para sanar essa adversidade. Além disso, é feito um estudo criterioso de banco de filtros multiportadoras (FBMC – *Filter Bank Multicarrier*), estrutura que possui uma potencial implementabilidade em sistemas da 5^o geração de telecomunicações (5G). Nesse tema, o foco da pesquisa se concentrou em estruturas de equalização MIMO-FBMC multi-tap, as quais apresentam grandes vantagens para esse tipo de sistema.

Palavras-Chave: Detecção; Equalização; Sistemas MIMO; Sistemas Multiportadoras; Telecomunicações.

Abstract

In this work we discuss issues related to multicarrier systems with multiple antennas (MIMO – Multiple-Input Multiple-Output) under specific and realistic operating conditions in this context. First, the combination of orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) with MIMO systems is analyzed extensively, with the aim of achieving a good trade-off between performance and computational complexity. From this perspective, linear and heuristic MIMO-OFDM detection approaches were evaluated, among them: ZF, MMSE, PSO and DE. The heuristic-based MIMO-OFDM detector algorithms presented a superior performance when compared to the conventional linear detectors. However, the heuristic needs a solid and systematic calibration of the parameters, which is also discussed in this work. Another obstacle found in the use of heuristic algorithms for the MIMO-OFDM detection problem is their high computational complexity. Therefore, this problem has been investigated in order to obtain possible solutions to overcome this adversity. Moreover, a careful study of Filter Bank Multicarrier (FBMC) is presented, since this structure has a potential implementation in 5th generation telecommunications systems (5G). In this theme, the focus of the research lies on multi-tap MIMO-FBMC equalization structures, which have great advantages for this type of system.

Key-words: Detection; Equalization; MIMO Systems; Multicarrier Systems; Telecommunication.

Sumário

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

Lista de Abreviaturas e Siglas

Lista de Símbolos e Notações

1	Introdução	1
1.1	5º Geração de Telefonia Móvel	2
2	Sistemas MIMO-OFDM	5
2.1	Sistemas MIMO-OFDM	5
2.2	Modelagem de Canais MIMO	8
2.2.1	Canal SISO	9
2.2.2	Termo de Longo Prazo (SILVA, 2004), (MOLISCH, 2005) . .	9
2.2.3	Perfil de atraso-potência (JAEKWON; YOUNG; KANG, 2013)	9
2.2.4	Termo de curto prazo (MOLISCH, 2005)	10
2.2.5	Resposta em Frequência e Seletividade do Canal	11
2.2.6	Canal MIMO-OFDM	12
2.2.7	Correlação entre Antenas	12
3	Detecção MIMO-OFDM	15
3.1	Detector ML	15
3.2	Detectores Lineares	15
3.2.1	<i>Zero-Forcing</i>	16

3.2.2	<i>Minimum Mean-Squared Error</i>	16
3.3	Detectores Heurísticos MIMO-OFDM	16
3.3.1	Função de Aptidão	17
3.3.2	<i>Particle Swarm Optimization</i>	18
3.3.3	<i>Differential Evolution</i>	19
3.4	Detectores Heurísticos Evolutivos com Solução Inicial	21
3.5	Calibração dos Parâmetros	21
3.6	Resultados Numéricos	21
3.6.1	Impacto da Correlação Espacial no Desempenho	22
3.6.2	Impacto da Cardinalidade no Desempenho dos Detectores Heurísticos	25
3.6.3	Complexidade Computacional	29
4	Sistemas FBMC	32
4.1	Modelo do Sistema	32
4.1.1	Modelo de Tempo Discreto	34
4.1.2	Projeto do Filtro Protótipo	35
4.2	Sistema MIMO-FBMC	37
4.2.1	Equalização MIMO-FBMC no Domínio do Tempo	38
4.2.2	Equalização MIMO-FBMC no Domínio da Frequência	41
4.3	Proposta e Resultados	42
5	Desenvolvimento do Trabalho e Disseminações	44
6	Notas Conclusivas e Trabalhos Futuros	46
	Referências	48
	Apêndice A – Artigo P1	52
	Apêndice B – Artigo P2	65

Lista de Figuras

2.1	Sistemas MIMO.	6
2.2	Multiplexação OFDM.	7
2.3	Problema MIMO-OFDM.	8
2.4	PDP exponencial com $Ts = 50[ns]$ e $\tau_{\text{rms}} = 128[ns]$	10
3.1	Convergência dos detectores heurísticos para o sistema MIMO-OFDM 4×4 com modulação 4-QAM.	24
3.2	Desempenho em termos de BER para o sistema MIMO-OFDM 4×4 , modulação 4-QAM, sob diferentes valores de correlação espacial.	25
3.3	Desempenho em termos de BER para o sistema MIMO-OFDM 4×4 e modulação 16-QAM.	27
3.4	Desempenho em termos de BER para o sistema MIMO-OFDM 2×2 e modulação 64-QAM.	29
3.5	Complexidade da detecção MIMO-OFDM para os detectores lineares, heurísticos e heurísticos com solução inicial em um cenário ponto-a-ponto; $N_t = N_r$, $N_{\text{dim}} = 2N_t$, $N_{\text{pop}} = N_{\text{ind}} = 5 \cdot N_{\text{dim}}$, $\mathcal{I} = 50$, $\mathcal{I}_{\text{hsi}} = 15$	31
4.1	Modulação OQAM.	33
4.2	Transmissor e receptor para o sistema FBMC-OQAM.	34
4.3	Filtros SRRC ($\gamma = 1$) e Mirabbasi-Martin para $K = 4$ e $M = 32$	36

Lista de Tabelas

3.1	Parâmetros de simulação para o sistema MIMO-OFDM.	22
3.2	Parâmetros de entrada após calibração para o algoritmo PSO, considerando $E_b/N_0 = 24dB$, diferentes soluções iniciais e correlação espacial.	23
3.3	Parâmetros de entrada após calibração para o algoritmo DE, considerando $E_b/N_0 = 24dB$, diferentes soluções iniciais e correlação espacial.	23
3.4	Parâmetros de simulação para o sistema MIMO-OFDM.	26
3.5	Parâmetros de entrada após calibração para o algoritmo PSO, considerando $E_b/N_0 = 24dB$ e diferentes soluções iniciais.	26
3.6	Parâmetros de entrada após calibração para o algoritmo DE, considerando $E_b/N_0 = 24dB$ e diferentes soluções iniciais.	27
3.7	Parâmetros de entrada após calibração para o algoritmo PSO, considerando $E_b/N_0 = 24dB$ e diferentes soluções iniciais.	28
3.8	Parâmetros de entrada após calibração para o algoritmo DE, considerando $E_b/N_0 = 24dB$ e diferentes soluções iniciais.	28
3.9	Número de FLOPs considerando os seguintes vetores e matrizes: $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{q \times 1}$, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times q}$, $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{q \times p}$, $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{m \times p}$, $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{q \times q}$	30
3.10	Número de FLOPs por subportadora para os detectores MIMO-OFDM, considerando $\bar{\mathbf{H}} \in \mathbb{R}^{2N_r \times 2N_t}$, $\bar{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^{2N_r \times 1}$, $N_{\text{dim}} = 2N_t$. . .	30

Lista de Abreviaturas e Siglas

4G *4th Telecommunication Generation*: Quarta geração de telefonia móvel.

5G *5th Telecommunication Generation*: Quinta geração de telefonia móvel.

ACO *Ant Colony Optimization*: Otimização da Colônia de Formigas.

AWGN *Additive White Gaussian Noise*: Ruído Aditivo Gaussiano Branco.

BER *Bit Error Rate*: Taxa de Erro de Bit.

BW *Bandwidth*: Largura de banda.

CP *Cyclic Prefix*: Prefixo cíclico.

CSI *Channel-State-Information*: Informação do Estado do Canal.

D2D *Device-to-Device*: Dispositivo para Dispositivo.

DE *Differential Evolution*: Evolução Diferencial.

DFT *Discrete Fourier Transform*: Transformada Discreta de Fourier.

DS-CDMA *Direct-Sequence Code Division Multiple Access*: Acesso Múltiplo por Divisão de Código de Sequência Direta.

ERB Estação rádio base.

FBMC *Filter Bank Multicarrier*: Banco de filtros multiportadora.

FD *Frequency Domain*: Domínio da Frequência.

FFT *Fast Fourier Transform*: Transformada Rápida de Fourier.

IDFT *Inverse Discrete Fourier Transform*: Transformada Discreta Inversa de Fourier.

IFFT *Inverse Fast Fourier Transform*: Transformada Rápida Inversa de Fourier.

ICI *Intercarrier Interference*: Interferência Interportadora.

ISI *Intersymbol Interference*: Interferência Intersimbólica.

IoT *Internet-of-Things*: Internet das coisas.

ISI *Intersymbol Interference*: Interferência Intersimbólica.

LD *Linear Detection*: Detecção Linear.

LS-MIMO *Large-Scale MIMO*: MIMO de Larga Escala.

LTE *Long Term Evolution*: Evolução de Longo Prazo.

LTE-A *Long Term Evolution Advanced*: Evolução de Longo Prazo Avançado.

MIMO *Multiple-Input and Multiple-Output*: Múltiplas-Entradas e Múltiplas-Saídas.

ML *Maximum Likelihood*: Máxima Verossimilhança.

MMSE *Minimum Mean-Squared Error*: Mínimo Erro Quadrático Médio.

mmWaves *Millimeter Waves*: Ondas Milimétricas.

OFDM *Orthogonal Frequency Division Multiplexing*: Multiplexação por Divisão de Frequências Ortogonais.

OQAM *Offset Quadrature Amplitude Modulation*: Modulação por Amplitude em Quadratura Deslocada.

PAM *Pulse Amplitude Modulation*: Modulação por Amplitude de Pulso.

PDP *Power Delay Profile*: Perfil de Atraso-Potência.

PSD *Power Spectral Density*: Densidade Espectral de Potência.

PSK *Phase Shift Keying*: Modulação por Deslocamento de Fase.

PSO *Particle Swarm Optimization*: Otimização de enxame de partículas.

QAM *Quadrature Amplitude Modulation*: Modulação por Amplitude em Quadratura.

QPSK *Quadrature Phase Shift Keying*: Chaveamento por Mudança de Fase em Quadratura.

SISO *Single-Input and Single-Output*: Entrada Única e Saída Única.

SNR *Signal to Noise Ratio*: Relação Sinal Ruído.

SS *Spectrum Sensing*: Sensoriamento de espectro.

TD *Time Domain*: Domínio do Tempo.

TM Terminal Móvel.

v.a. variável aleatória.

V-BLAST *Vertical-Bell-Laboratories-Layered-Space-Time*.

ZF *Zero-Forcing*: Zero forçado.

Lista de Símbolos e Notações

- T_x Transmissor.
- R_x Receptor.
- \mathcal{N} Distribuição normal.
- BW Largura de banda do canal.
- N_t Número antenas de transmissão.
- N_r Número antenas de recepção.
- \bar{a} Valor médio de uma dada variável a .
- \tilde{a} Valor estimado de uma dada variável a .
- j Número imaginário, $\sqrt{-1}$.
- σ_y Variância do sinal y .
- A** Letra maiúscula e negrito para representar uma matriz.
- a** Letra minúscula e negrito para representar um vetor.
- $\mathcal{F}\{\cdot\}$ Transformada de *Fourier*.
- $\{\cdot\}^*$ Conjugado complexo.
- $\ ./$ Operador divisão ponto a ponto (notação de Matlab).
- $\mathbb{E}[\cdot]$ Operador esperança matemática.
- $\{\cdot\}^H$ Operador hermitiano transposto.
- $\Im\{\cdot\}$ Operador parte imaginária.
- $\Re\{\cdot\}$ Operador parte real.
- $\|\cdot\|$ Operador Norma de Frobenius.
- \odot Produto de Hadamard.

\otimes Produto de Kronecker.

$\langle a, b \rangle$ Operador produto interno entre a e b .

$\lfloor \cdot \rfloor$ Denota o inteiro mais próximo menor ou igual a de um valor real.

\forall Para todo.

\in Pertence ao conjunto.

\mathbf{I}_N Matriz identidade de dimensão $N \times N$.

\mathbf{A}^{-1} Operador matriz inversa.

\mathbf{A}^T Operador matriz transposta.

$\mathbf{A}(n, m)$ Elemento da linha n e coluna m da matriz \mathbf{A} .

$\text{diag}(\cdot)$ Representa o operador matriz diagonal.

Palavras em *itálico* são empregadas para identificar termos de língua inglesa não traduzidos.

1 Introdução

Nas últimas décadas, os serviços de telecomunicações têm tomado uma proporção e relevância grandiosas, tornando-se um dos ramos mais importantes e bem sucedidos da engenharia. Com a revolução tecnológica introduzida pelas telecomunicações, a forma com que as pessoas se comunicam mudou radicalmente, trazendo novos hábitos e comodidades (para o bem ou para o mal), além de quebrar a barreira da distância entre seus usuários. O impacto de tal revolução é tão grande que, os serviços oferecidos pelas telecomunicações tornaram-se praticamente indispensáveis para execuções de atividades cotidianas ligadas ao trabalho, estudo ou lazer. Por exemplo, até mesmo serviços mais modernos como aqueles oferecidos por redes Wi-Fi podem ser consideradas uma infraestrutura obrigatória em diversas situações.

Além de melhorias ligadas a qualidade de vida, as telecomunicações também alavancaram grandes avanços econômicos, até mesmo para economias emergentes. Com ela, foram lançadas marcas mundialmente conhecidas e um mercado bilionário acabou surgindo. Neste cenário, o fenômeno da popularização de celulares, *smartphones* e computadores pessoais aumenta ainda mais o interesse econômico sobre serviços ligados a telecomunicações. Além disso, pode-se somar o advento da internet das coisas (IoT – *Internet of Things*), que promete integrar os mais diversos produtos e objetos do nosso cotidiano a internet, mostrando-se um mercado atrativo e promissor. No entanto, as oportunidades de negócios trazidas por estes dois fenômenos trazem com elas grandes desafios. Primeiramente, usuários tornam-se cada vez mais exigentes, requerendo, por exemplo, altas taxas de transmissões, *e.g.*, *streaming* de vídeo em alta qualidade. Segundo, com o crescente número de usuários, além da introdução da IoT, temos um número muito grande de acessos a rede. No entanto, o espectro necessário para lidar com o número de usuários e suas exigências é incompatível com o disponível. Além disso, um número muito grande de usuários traz dificuldades ao acesso da rede sem fio. Desta forma, torna-se necessário uma mudança de paradigma para atender adequadamente o crescente número de usuários, visto que a disponibilidade

de recursos é limitada e escassa, enquanto que a demanda por serviços de melhor qualidade só aumenta.

1.1 5^o Geração de Telefonia Móvel

Atualmente, um assunto em ascensão é a definição da tecnologia por trás da quinta geração de telefonia móvel (5G). Sumariamente, em relação a geração anterior, espera-se (DOCOMO, 2010)

- Um aumento de 100× na taxa de transmissão de dados;
- Um aumento de 100× no número de equipamentos conectados;
- Latências da ordem de 1ms, compatíveis com a internet tátil;
- Alta eficiência espectral e energética.

Nota-se, a partir disso, que os requisitos são elevados e exigirão grandes avanços tecnológicos. Em (BOCCARDI et al., 2014), elenca-se algumas tecnologias candidatas ao 5G: ondas milimétricas, MIMO (*Multiple-Input Multiple-Output*) de larga escala ou denso (LS-MIMO), comunicação *Device-to-Device* (D2D) e a utilização de formas de onda alternativas.

O uso de ondas milimétricas nada mais é que transmissão feita na faixa de 30 ~ 300GHz , cuja disponibilidade de espectro é abundante. Apesar disso, o projeto e manufatura de equipamentos tornam-se caros e complexos, pelo menos a princípio. Além disso, as perdas de percursos serão muito mais agressivas; uma rápida estimativa usando a equação de Friis mostra que a atenuação do sinal em ondas milimétricas seria cem vezes superior a sinais em micro-ondas. Medidas realizadas em (RAPPAPORT et al., 2013) mostram que a penetração de ondas milimétricas em construções torna-se complicada, gerando um isolamento entre as partes internas e externas da construção. Isso cria a desvantagem do uso de repetidores e diversas células de tamanho reduzido.

Com o uso de um grande número de antenas em um enlace sem fio, pode-se melhorar de forma significativa a robustez e/ou a velocidade da comunicação. De fato, quando o número de antenas é muito elevado, o ruído aditivo torna-se desprezível, característica marcante de sistemas LS-MIMO (RUSEK et al., 2013). Adicionalmente, nota-se uma grande sinergia entre LS-MIMO e o uso de ondas milimétricas. A partir da utilização de ondas milimétricas, é possível miniaturizar

ainda mais as antenas, sendo possível aumentar o número de antenas por unidade de área, pois a distância entre antenas está relacionada ao comprimento de onda, como descrito em (GOLDSMITH, 2005). (ROH et al., 2014) mostra que é possível acomodar 64 antenas de 30GHz na mesma área ocupada por uma antena de 3GHz. Outra vantagem vem do fato de que, ao usar um conjunto de antenas de forma adequada, é possível reduzir as perdas de percurso do sinal. A perda de percurso em um enlace de 30GHz torna-se próximo a de uma de 3GHz caso sejam usadas múltiplas antenas na recepção; além disso, ao se usar múltiplas antenas em ambos os lados da transmissão, as perdas de percurso diminuem ainda mais. Logo, a associação de ondas milimétricas a sistemas MIMO tornam-se uma opção bastante atrativa para o 5G.

Outro ponto interessante no horizonte da próxima geração é a quebra de hierarquia entre estação rádio base (ERB) e terminal móvel (TM). De fato, a definição do D2D é mais ampla, permitindo a comunicação de dois equipamentos sem o roteamento da informação em uma infra-estrutura de dados complexa. Neste sentido, espera-se permitir a comunicação entre TMs sem intermédio de sua respectiva ERB quando vantajoso, *e.g.*, usuários próximos comunicariam de forma direta, melhorando a qualidade da transmissão e liberando a comunicação com a ERB para outros usuários. Através desta filosofia, esperam-se ganhos na capacidade, velocidade e latência para o usuário final. Entretanto, tal tecnologia impõe diversas dificuldades como controle de interferência, controle de acesso e segurança, por exemplo.

O sistema OFDM é largamente utilizado em sistemas de comunicação da 4^o geração, com várias aplicações comerciais como, por exemplo, redes sem fio (Wi-Fi 802.11) e sistemas celulares (LTE) (HANZO et al., 2011). No entanto, o OFDM também apresenta diversos problemas já bem conhecidos e discutidos na literatura como, por exemplo, a utilização de prefixo cíclico (CP) para combater a interferência intersimbólica, porém isso reduz a eficiência energética e espectral do sistema. Logo, a aplicação do OFDM em 5G torna-se um desafio, devido aos requisitos necessários (BOCCARDI et al., 2014). Portanto, o banco de filtros multiportadora (*Filter Bank Multicarrier* – FBMC) surge como uma alternativa bastante interessante para essa tecnologia futura (SCHAICH; WILD, 2014).

Em cenários mais agressivos (canais altamente seletivos em frequência), um equalizador de 1-tap por subportadora pode não ser suficiente para o sistema operar satisfatoriamente, portanto equalizadores com multi-tap são necessários. No entanto, a estrutura do equalizador deve manter uma baixa complexidade para ser competitiva com outras soluções. Em (CAUS; PEREZ-NEIRA; KLIKS, 2014),

os efeitos da equalização de multi-tap no domínio da frequência proposto por (IHALAINEN et al., 2011) são avaliados. É mostrado que, em condições reais de canal, a propriedade da ortogonalidade é satisfeita apenas na parte real e, conseqüentemente, os canais multi-percurso certamente induzem um efeito imaginário de interferência. Portanto, neste contexto, a necessidade de melhorar o compromisso complexidade-desempenho em equalizadores MIMO-FBMC multi-tap é primordial.

A partir dessa perspectiva, nesse trabalho são abordados temas ligados a sistemas MIMO, com o foco principal na detecção/equalização em sistemas MIMO multiportadoras sob condições de canal realistas, direcionando-os para contextos mais contemporâneos, *e.g.*, 5G. A primeira parte desse trabalho apresenta uma análise criteriosa e sistemática do problema de detecção em sistemas MIMO-OFDM. O objetivo dessa análise consiste em fornecer soluções eficientes e de baixa complexidade computacional, quando comparados aos detectores lineares convencionais. Sob essa óptica, abordagens de detecção MIMO-OFDM lineares e heurísticas foram avaliadas. No entanto, um obstáculo encontrado na utilização de algoritmos heurísticos evolucionários ou ainda na aplicação de meta-heurísticas ao problema da detecção MIMO-OFDM é a sua elevada complexidade computacional. Com o intuito de resolver esse problema métodos heurísticos com solução inicial são propostos. Além disso, neste trabalho é feito um estudo sistemático de equalização em banco de filtros multiportadoras (FBMC – *Filter Bank Multicarrier*), a qual possui potencial de implementabilidade em sistemas 5G. O escopo dessa análise se concentrou em propor uma estrutura de equalização MIMO-FBMC multi-tap eficiente, ou seja, que apresente bom desempenho e uma complexidade computacional ainda aceitável para sistemas práticos.

2 Sistemas MIMO-OFDM

Neste capítulo, serão introduzidos conceitos básicos de sistemas MIMO, cobrindo seu funcionamento básico, sua relação com sistemas OFDM e, em especial, a modelagem de canal para este tipo de sistema. Para modelar adequadamente um canal MIMO, é necessário ter em mente os fundamentos e princípios básicos de canais SISO. Portanto, será apresentada a modelagem de um canal SISO, a qual será estendida a canais MIMO. Simulações numéricas ajudarão na verificação da modelagem.

2.1 Sistemas MIMO-OFDM

Para a análise dos sistemas MIMO em conjunto com a multiplexagem OFDM, algumas considerações são feitas. Primeiro, a transmissão de dados é feita a partir de um sistema MIMO ponto a ponto, isto é, as antenas, tanto de transmissão (N_t) quanto de recepção (N_r), estão dispostas em um mesmo local. Outra convenção adotada é que os sinais são transmitidos em banda base, apenas por simplicidade, e utilizam modulações clássicas como, por exemplo, QAM (*Quadrature Amplitude Modulation*) ou QPSK (*Quadrature Phase Shift Keying*), com codificação Gray. Posteriormente, o modelo de banda estreita com banda unitária no domínio da frequência será estendido mediante ao uso da multiplexação OFDM (*Orthogonal Frequency Division Multiplexing*).

Na Figura 2.1 temos a representação básica do método de transmissão MIMO ponto a ponto. Como pode-se observar, os dados de entrada são processados e modulados de acordo com o esquema de modulação adotado. Após essa etapa, os símbolos modulados são paralelizados e enviados pelas N_t antenas transmissoras. Os sinais de cada antena seguem por caminhos distintos ¹ até chegarem nas N_r antenas receptoras. Durante a transmissão, o sinal é atenuado pelo canal e, já no receptor, é também corrompido pelo ruído branco aditivo (AWGN). Por fim, o sinal precisa ser processado novamente com o objetivo de mitigar os efeitos do

¹Note que existem $N_r \times N_t$ diferentes caminhos entre transmissor e receptor.

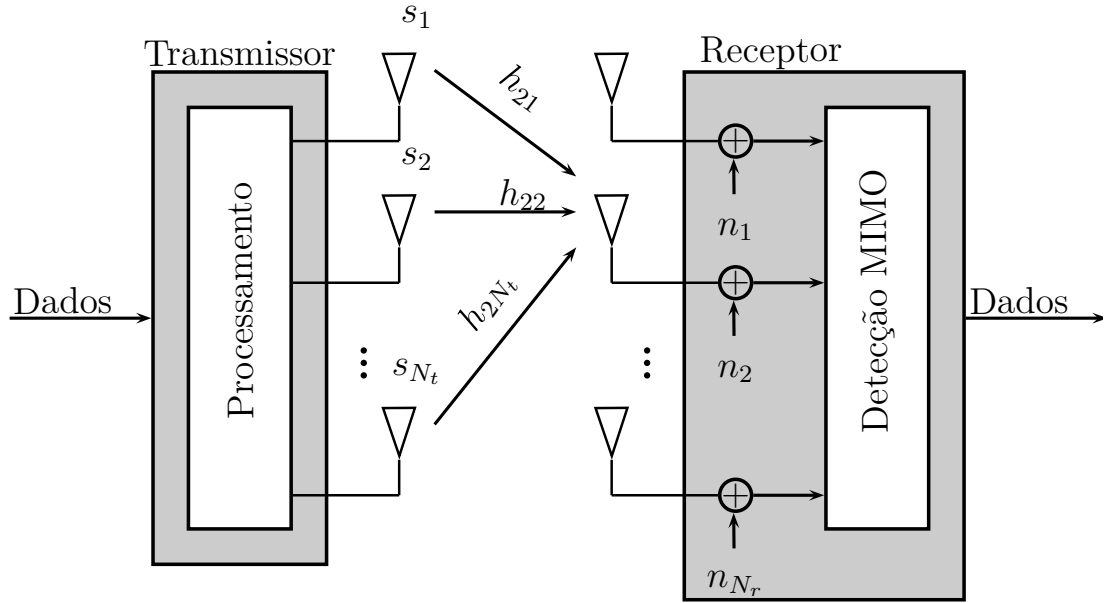


Figura 2.1: Sistemas MIMO.

canal e recuperar os dados transmitidos. Pode-se modelar o processo de transmissão e recepção MIMO descritos anteriormente de modo bastante compacto através do uso de uma notação matricial, como sendo:

$$\mathbf{x} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n}, \quad (2.1)$$

em que $\mathbf{x} \in C^{N_r}$ é o vetor do sinal recebido em cada uma das N_r antenas receptoras; $\mathbf{H} \in C^{N_r \times N_t}$ é a matriz de ganhos do canal entre cada par de antena transmissora e receptora; $\mathbf{s} \in C^{N_t}$ denota os sinais transmitidos em cada uma das N_t antenas transmissoras; e $\mathbf{n} \in C^{N_r}$ é o ruído AWGN, cujos elementos seguem uma distribuição Gaussiana circular complexa, *i.e.*, $n_i \sim \mathcal{CN}(0, N_0)$, em que $N_0/2$ é a densidade espectral de potência do ruído AWGN.

O modelo MIMO considerado na Figura 2.1 e na eq. (2.1) não considera o modo de operação do sistema, sendo portanto um modelo geral. Basicamente, existem dois modos de transmissão convencionais para sistemas MIMO: o V-BLAST (WOLNIANSKY et al., 1998) ou modo multiplexagem e o modo diversidade (GOLDSMITH, 2005). No modo multiplexagem, o sistema é capaz de aumentar a taxa de dados, pois diferentes símbolos são transmitidos através das múltiplas antenas. No entanto, o sinal que chega até a antena receptora sofre interferência das outras $N_t - 1$ antenas e, conseqüentemente, esquemas de detecção mais sofisticados são necessários para eliminar tal interferência. No modo diversidade, os mesmos dados são enviados simultaneamente por meio das diferentes antenas e, com isso, a confiabilidade é aumentada pela exploração de diversidades, como diversidade de tempo e espaço. Um exemplo clássico do uso de diversidade são os

códigos STBC (*Space-Time Block Codes*), como o Alamouti (ALAMOUTI, 1998). Existem também algumas variações, combinando-se o STBC e o V-BLAST, além de esquemas de modulação espacial (MESLEH et al., 2008). No entanto, não é possível obter o ganho máximo de multiplexagem e de diversidade simultaneamente, como demonstrado em (TSE; VISWANATH; ZHENG, 2004). Portanto, essa relação de compromisso entre o ganho de multiplexagem e diversidade é limitado à curva DMT (*Diversity-Multiplexing Tradeoff*).

Como mencionado anteriormente, a eq. (2.1) é válida para sinais em banda estreita. Entretanto, tal definição pode ser facilmente estendida à banda larga usando a multiplexagem OFDM. Através do OFDM, os símbolos a serem transmitidos são distribuídos em diversas subportadoras ortogonais, o que cria canais paralelos e não interferentes, apesar das subportadoras poderem ter sobreposição espectral. A Figura 2.2, apresenta um transmissor OFDM simples. Considere símbolos M-QAM² $s[i]$ à entrada do transmissor, os quais são convertidos de serial para paralelo, sendo alocados a N_{sc} subportadoras distintas. Por serem ortogonais, os sinais de cada subportadora podem ser combinados com uma sobreposição espectral que pode variar de acordo com o formato de pulso utilizado. Na sequência, adiciona-se um prefixo cíclico³ adequado com o intuito de mitigar a interferência inter-simbólica (ISI), além de facilitar a equalização (JAEKWON; YOUNG; KANG, 2013). Após isso, o sinal é convertido para banda passante, sendo finalmente transmitido. Um dos principais atrativos do OFDM é sua capacidade de planificar o canal de cada subportadora, o que facilita a equalização, pois sua filtragem torna-se trivial, sendo realizada apenas uma correção de fase e amplitude.

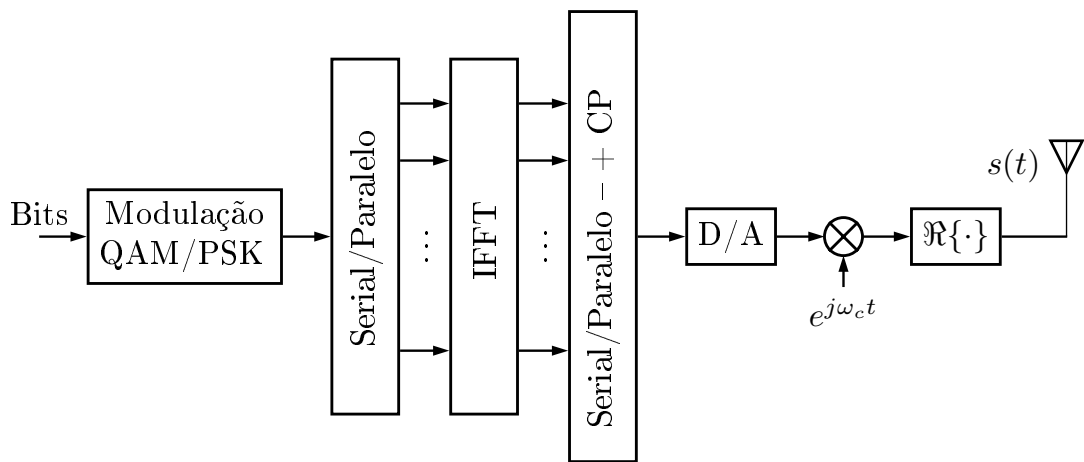


Figura 2.2: Multiplexação OFDM.

²Em uma modulação M -QAM, tem-se $s_i \in a \pm jb | a, b = [-(\sqrt{M}-1), +(\sqrt{M}-1)]$

³Estende-se a duração do símbolo OFDM copiando o final do símbolo original ao seu início.

Como a técnica OFDM permite a paralelização da transmissão em diversos subcanais, podemos modelar um sistema MIMO-OFDM com N_{sc} subportadoras como sendo

$$\mathbf{x}[k] = \mathbf{H}[k]\mathbf{s}[k] + \mathbf{n}[k], \quad k = 0, 1, \dots, N_{sc} - 1, \quad (2.2)$$

ou seja temos um sistema MIMO para cada subportadora, conforme ilustrado na Figura 2.3. Assim, um bloco de símbolos MIMO-OFDM é composto por $N_{sc}N_t$ símbolos de dados. É importante notar que, caso o número de subportadoras seja insuficiente para tornar o canal de cada subportadora plano, a equalização do canal não seria feita corretamente. Porém, como o sistema OFDM utiliza subportadoras ortogonais entre si, os dados recebidos podem ser equalizados corretamente ao fazer uso do prefixo cíclico. Com isso, a condição necessária para a obtenção da equalização do canal é que o prefixo cíclico seja maior ou igual ao tamanho do canal para que a ortogonalidade do sistema não seja perdida.

Da Figura 2.3, verifica-se que a combinação do OFDM com sistemas MIMO resulta em N_{sc} matrizes de canal, uma para cada subportadora. Na sequência, será apresentada a modelagem adequada para essas matrizes, além da forma com que elas podem ser geradas.

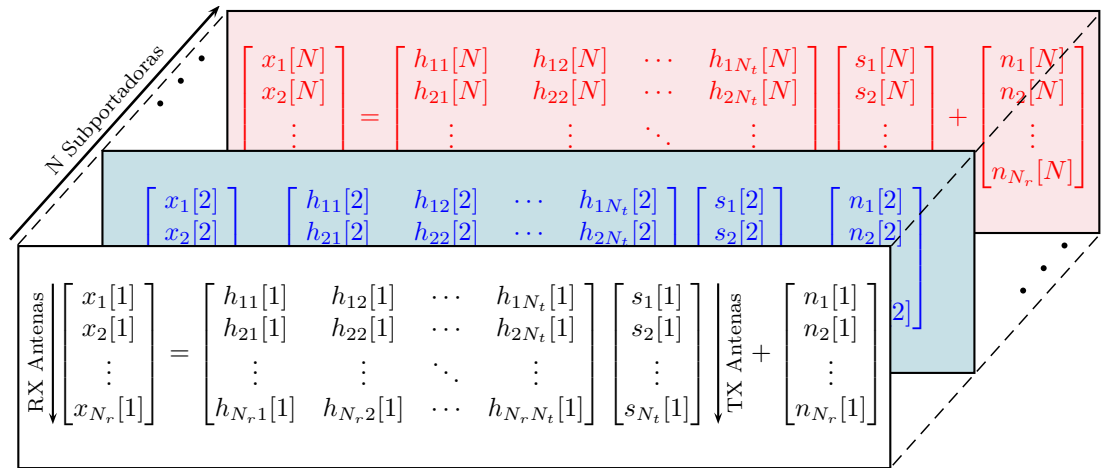


Figura 2.3: Problema MIMO-OFDM.

2.2 Modelagem de Canais MIMO

Esta seção tratará da modelagem de um canal MIMO. Inicialmente, será apresentada a modelagem básica de um canal SISO seletivo, sendo posteriormente estendida para o caso MIMO. Mais especificamente, será feita a modelagem do canal SISO através de sua resposta impulsiva, pela qual obtém-se a resposta em frequência, que será usada para descrever o canal MIMO.

2.2.1 Canal SISO

Inicialmente, o canal será caracterizado pela sua resposta impulsiva (CHO; YOON, 2002).

$$c(\tau) = \sqrt{L_T PDP(\tau)} S_T(\tau), \quad (2.3)$$

em que L_T é o termo de longo prazo, que modela variações de grande escala; $PDP(\tau)$ é o perfil de atraso-potência, definindo a potência de cada réplica do sinal ao longo do tempo; $S_T(\tau)$ é o termo de curto prazo, que introduz variações rápidas no canal.

Antes de prosseguir, vale ressaltar que o modelo de canal apresentado em (2.3) trata de um sistema invariante no tempo, o que nem sempre é verdadeiro dado que o enlace sem fio possui respostas diferentes a cada instante. No entanto, por simplicidade, assume-se que a eq. (2.3) é válida durante o tempo de coerência do canal, *i.e.*, intervalo em que o comportamento do canal não se altera significativamente. O tempo de coerência é afetado diretamente pela frequência Doppler do enlace (GOLDSMITH, 2005). Logo, torna-se muito importante que o período de símbolo seja muito mais curto que o tempo de coerência do canal, que caracteriza o canal como lento.

2.2.2 Termo de Longo Prazo (SILVA, 2004), (MOLISCH, 2005)

O termo longo caracteriza as variações observadas por longas distâncias ou longos períodos de tempo, sendo ainda subdividido na perda de percurso e sombreamento. A perda de percurso descreve a atenuação do sinal devido a propagação no espaço livre, reflexões e difrações ao longo do canal. Já o sombreamento é proveniente à presença intermitente de obstáculos como árvores, edifícios e veículos, que atua como uma flutuação da perda de percurso.

Existem diversos modelos para a perda de percurso, indo de modelos determinísticos como o modelo de Friis e o de dois raios, até modelos empíricos como o de Hata-Lee, COST-2031 e Okumura. Já o sombreamento, no geral, é modelado por uma variável aleatória log-normal, responsável por introduzir variações no expoente da perda de percurso.

2.2.3 Perfil de atraso-potência (JAEKWON; YOUNG; KANG, 2013)

O perfil de atraso-potência (PDP – *power-delay-profile*) quantifica a potência média de cada réplica gerada pelo canal. Como exemplo, será apresentado o modelo exponencial para o PDP como

$$PDP(\tau) = \left(\frac{1 - e^{-T_s/\tau_{\text{rms}}}}{1 - e^{-L_{ch}T_s/\tau_{\text{rms}}}} \right) \sum_{l=0}^{L_{ch}} e^{-lT_s/\tau_{\text{rms}}} \delta(\tau - lT_s), \quad (2.4)$$

em que T_s é intervalo de tempo entre dois taps; τ_{rms} é a dispersão eficaz do canal e $L_{ch} = \lceil 10\tau_{\text{rms}}/T_s \rceil$ é o número de taps da resposta impulsiva do canal. Além disso, τ_{rms} é calculado da seguinte maneira

$$\tau_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{\infty} (\tau_k - \bar{\tau})^2 P(\tau_k)}{\sum_{k=1}^{\infty} P(\tau_k)}}, \quad (2.5)$$

em que τ_k é o atraso do k -ésimo percurso, $P(\tau_k)$ é a potência do k -ésimo percurso e $\bar{\tau}$ é o atraso de espalhamento médio, dado por

$$\tau_{\text{rms}} = \frac{\sum_{k=1}^{\infty} \tau_k P(\tau_k)}{\sum_{k=1}^{\infty} P(\tau_k)}. \quad (2.6)$$

Na Figura 2.4, mostra-se um PDP com com $T_s = 50ns$ e $\tau_{\text{rms}} = 128ns$. Desta figura, verifica-se que à medida que o atraso das réplicas aumentam, suas potências decrescem, o que é totalmente plausível para canais sem fio.

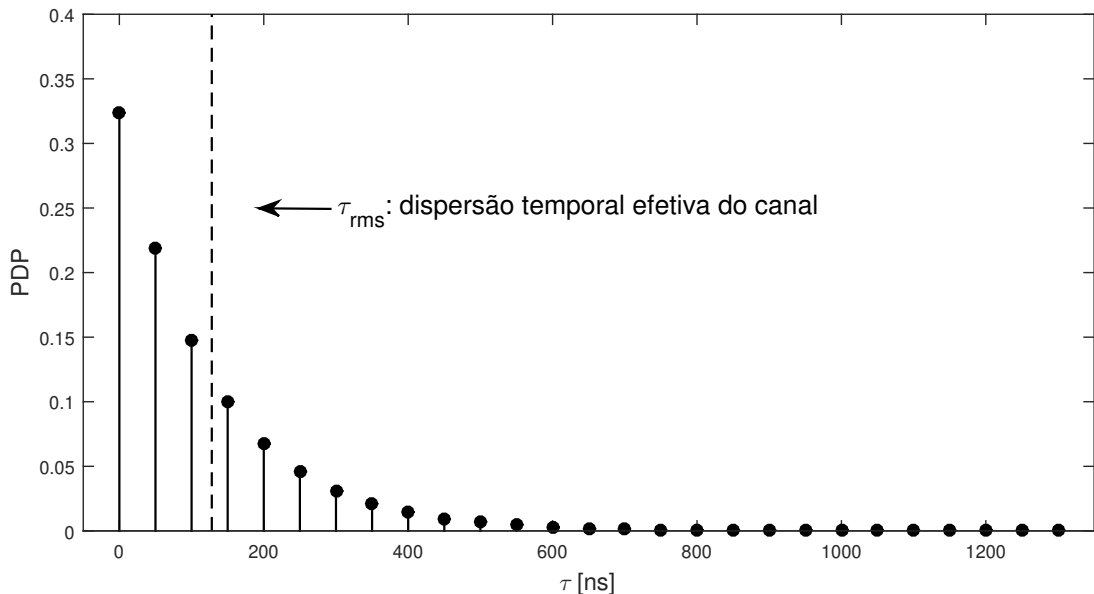


Figura 2.4: PDP exponencial com $T_s = 50[ns]$ e $\tau_{\text{rms}} = 128[ns]$.

2.2.4 Termo de curto prazo (MOLISCH, 2005)

O termo de curto prazo provoca oscilações rápidas tanto da magnitude quanto da fase da resposta do canal. A seguir será apresentado o modelo Rice, o qual considera o efeito da linha de visada. Para o modelo Rice:

$$S_T(\tau) = \sqrt{\frac{K_r}{1 + K_r}} + \sqrt{\frac{1}{1 + K_r}} c_f(\tau), \quad (2.7)$$

onde K_r é o fator Rice e c_f é uma variável aleatória Normal complexa. Note que o primeiro termo da eq. (2.7) representa a influência da linha de visada sobre canal, enquanto o segundo representa a influência das reflexões do sinal, tendo a última um caráter aleatório.

À medida que o fator Rice cresce indefinidamente ($K_r \rightarrow \infty$), a linha de visada torna-se mais intensa que as reflexões a ponto do canal tornar-se determinístico. Por outro lado, quando o fator Rice é nulo, temos um desvanecimento Rayleigh, ou seja, não existe linha de visada no enlace.

A v.a. c_f segue uma distribuição normal complexa de média nula e variância unitária, ou seja, $c_f(\tau) \sim \mathcal{CN}(0, 1)$. Para gerá-la, usa-se duas v.a.'s gaussianas com média nula e variância unitária ($c_I, c_Q \sim \mathcal{N}(0, 1)$):

$$c_f = \frac{c_I + ic_Q}{\sqrt{2}}. \quad (2.8)$$

2.2.5 Resposta em Frequência e Seletividade do Canal

Com o modelo da resposta impulsiva do canal SISO, pode-se obter facilmente a resposta em frequência do canal com o auxílio da transformada de Fourier. Através da resposta de frequência do canal, pode-se verificar sua banda de coerência $((\Delta B)_c)$, *i.e.*, o intervalo de frequência em que a resposta em frequência do canal é aproximadamente plana. Tal parâmetro está ligado ao tempo de dispersão do canal e pode ser aproximado por (HAMPTON, 2013).

$$(\Delta B)_c \approx \frac{1}{5\tau_{\text{rms}}}. \quad (2.9)$$

É desejável que a dispersão efetiva do canal (τ_{rms}) seja baixa para que a banda de coerência seja razoavelmente grande em relação a banda do sinal transmitido, levando à condição de canal plano, *i.e.*, $(\Delta B)_c \gg BW$, sendo BW é largura de banda do sistema. Note que para sistemas multiportadoras, para se atingir a condição de canal plano faz-se necessário uma banda de coerência muito maior que a banda de cada subportadora, e não mais em relação à banda do sistema

como um todo.

2.2.6 Canal MIMO-OFDM

Para a geração de um canal MIMO, estende-se o conceito de canais SISO, como explicitado anteriormente. Neste caso, gera-se $N_r N_t$ canais, *i.e.*, número de combinações entre antenas transmissoras e receptoras.

Baseado na modelagem de um canal SISO, o primeiro passo para a modelagem do canal MIMO é gerar $N_r N_t$ respostas impulsivas, *i.e.*, $c_{ik}(\tau)$ com $i = \{1, 2, \dots, N_r\}$ e $k = \{1, 2, \dots, N_t\}$. Feito isso, amostra-se a resposta impulsiva de cada caminho possível, ou seja, $c_{ik}[m] = c_{ik}(mT_s)$. Por fim, aplica-se a transformada de Fourier, com N_{sc} pontos de saída, a todas as sequências c_{ik} :

$$h_{ik}[k] = \mathcal{F}\{c_{ik}[m], N_{sc}\}, \quad (2.10)$$

gerando a resposta em frequência de todos os percursos do canal para todas as subportadoras.

2.2.7 Correlação entre Antenas

Uma consideração bastante comum em análises de sistemas MIMO é que a matriz de ganhos complexos do canal (\mathbf{H}) é formada por ganhos independentes e identicamente distribuídos, o que implica em uma matriz de canal descorrelacionada. Entretanto, em aplicações práticas isso nem sempre é verdadeiro, pois como o espaço para a colocação das antenas é, geralmente, limitado, a correlação espacial entre antenas transmissoras e/ou receptoras é um inconveniente em sistemas MIMO e, principalmente, em sistemas MIMO de larga escala (LS-MIMO) (GOLDSMITH, 2005). O desempenho do sistema pode ser degradado substancialmente nesse cenário prático. Quanto mais correlacionados os canais de transmissão, menor será o ganho de diversidade espacial, o que afeta negativamente o desempenho em sistemas MIMO.

Existem vários modelos analíticos de canal MIMO na literatura que introduzem diretamente a correlação entre pares de antenas. Neste trabalho, utilizou-se o modelo de canal de Kronecker, como descrito em (HAMPTON, 2013), o qual pode ser definido com:

$$\mathbf{H}_{corr}[k] = \sqrt{\mathbf{R}_{tx}} \mathbf{H}[k] \sqrt{\mathbf{R}_{rx}}, \quad (2.11)$$

onde $\mathbf{H}_{corr}[k]$ é o canal correlacionado da k -ésima subportadora; $\mathbf{H}[k]$ é o canal

MIMO descorrelacionado da k -ésima subportadora; $\mathbf{R}_{\text{rx}}[k]$ e $\mathbf{R}_{\text{tx}}[k]$ são as matrizes de correlação da k -ésima subportadora vistas pelo receptor e transmissor, respectivamente. Caso o sistema não utilize múltiplas portadoras, basta desconsiderar o índice k e gerar somente uma matriz de canal correlacionado.

A correlação também depende do modo que as antenas estão dispostas fisicamente. Considerou-se dois tipos diferentes de arranjo das antenas: Arranjo Linear Uniforme (ULA – *Uniform Linear Antenna Array*) e Arranjo Retangular Uniforme (URA – *Uniform Rectangular Antenna Array*). Os modelos de correlação para esses dois arranjos de antenas são detalhados a seguir.

2.2.7.1 Arranjo Linear Uniforme (ULA)

Em (ZELST; HAMMERSCHMIDT, 2002), um modelo de correlação de antenas é proposto para uma configuração ULA. Neste modelo, tem-se que d_t e d_r representam o espaçamento entre as antenas transmissoras e receptoras, respectivamente, dispostas linearmente e de forma equidistante. Com isso, as matrizes de correlação de Toeplitz são dadas por:

$$\mathbf{R}_{\text{tx}} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{\text{tx}} & \rho_{\text{tx}}^4 & \cdots & \rho_{\text{tx}}^{(N_t-1)^2} \\ \rho_{\text{tx}} & 1 & \rho_{\text{tx}} & \ddots & \cdots \\ \rho_{\text{tx}}^4 & \rho_{\text{tx}} & 1 & \cdots & \rho_{\text{tx}}^4 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \rho_{\text{tx}} \\ \rho_{\text{tx}}^{(N_t-1)^2} & \cdots & \rho_{\text{tx}}^4 & \rho_{\text{tx}} & 1 \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

$$\mathbf{R}_{\text{rx}} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{\text{rx}} & \rho_{\text{rx}}^4 & \cdots & \rho_{\text{rx}}^{(N_r-1)^2} \\ \rho_{\text{rx}} & 1 & \rho_{\text{rx}} & \ddots & \cdots \\ \rho_{\text{rx}}^4 & \rho_{\text{rx}} & 1 & \cdots & \rho_{\text{rx}}^4 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \rho_{\text{rx}} \\ \rho_{\text{rx}}^{(N_r-1)^2} & \cdots & \rho_{\text{rx}}^4 & \rho_{\text{rx}} & 1 \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

onde $\rho \in [0, 1]$ denota o índice de correlação entre os elementos de antena em um arranjo ULA.

2.2.7.2 Arranjo Retangular Uniforme (URA)

Uma aproximação para o modelo de correlação com arranjo de antenas URA é proposta em (LEVIN; LOYKA, 2010). Este modelo mostra que a correlação para um arranjo URA é obtida a partir do produto de Kronecker entre duas matrizes de correlação ULA. Considerando uma configuração URA no plano XY , com n_x e

n_y elementos de antena ao longo das coordenadas X e Y , respectivamente, então temos um arranjo com $n = n_x \times n_y$ antenas. Considerando que a correlação entre os elementos ao longo da coordenada X não depende de Y e é dada pela matriz \mathbf{R}_x , e a correlação ao longo da coordenada Y não depende de X e é dado pela matriz \mathbf{R}_y . Como resultado, a aproximação do modelo de Kronecker para a matriz de correlação URA é dada por:

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_x \otimes \mathbf{R}_y \quad (2.14)$$

3 Detecção MIMO-OFDM

Neste capítulo, os detectores lineares e heurísticos para sistemas MIMO-OFDM serão discutidos, bem como os procedimentos operacionais necessários para o correto funcionamento dos mesmos.

3.1 Detector ML

O detector de Máxima Verossimilhança (ML – *Maximum Likelihood*) é capaz de apresentar um desempenho ótimo, porém, isso é acompanhado de uma altíssima complexidade computacional, uma enorme desvantagem quando este detector é aplicado em sistemas reais. Basicamente, com o objetivo de realizar uma estimativa de símbolo ideal, todas as combinações de vetores de símbolos são avaliadas, ou seja, uma busca exaustiva é realizada. Com isso, o vetor é capaz de fornecer a distância euclidiana mínima entre o sinal reconstruído estimado $\mathbf{H}[n]\mathbf{s}[n]$ e o sinal recebido $\mathbf{x}[n]$. Logo, o símbolo estimado $\tilde{\mathbf{s}}[n]$ a partir do critério de detecção ML para sistemas MIMO-OFDM é formulado como:

$$\tilde{\mathbf{s}}[n] = \arg \min_{\mathbf{s}} \|\mathbf{x}[n] - \mathbf{H}[n]\mathbf{s}[n]\|^2. \quad (3.1)$$

3.2 Detectores Lineares

Nesta seção, é apresentada a abordagem de detecção linear, a partir dos detectores clássicos ZF e MMSE, em contexto MIMO-OFDM. A grande vantagem das técnicas de detecção lineares é a sua baixa complexidade, e um desempenho aceitável para certas aplicações (GUERRA et al., 2016).

A estimação linear pode ser, genericamente, descrita por

$$\tilde{\mathbf{s}}[n] = \mathbf{W}_{\text{lin}}[n] \mathbf{x}[n], \quad (3.2)$$

em que $\mathbf{W}_{\text{lin}}[n] = \mathbf{W}_{\text{zf}}[n] = \mathbf{H}^\dagger[n]$ para a detecção ZF e $\mathbf{W}_{\text{lin}}[n] = \mathbf{W}_{\text{mmse}}[n]$ para a detecção MMSE, os quais são apresentados mais detalhadamente a seguir.

3.2.1 Zero-Forcing

Para um sistema MIMO-OFDM operando no modo multiplexagem, os dados que chegam ao receptor são, basicamente, a superposição do sinal de todas as N_t antenas transmissoras (HAMPTON, 2013). Na detecção ZF, o ruído aditivo $\mathbf{n}[k]$ descrito em (2.2) é ignorado e, portanto, a solução ZF resolve o sistema linear através da multiplicação entre o sinal recebido e a matriz pseudoinversa de Moore-Penrose, definida como:

$$\mathbf{W}_{\text{zf}}[n] = \mathbf{H}^\dagger[n] = (\mathbf{H}[n]^H \mathbf{H}[n])^{-1} \mathbf{H}[n]^H. \quad (3.3)$$

Apesar da sua simplicidade, a detecção ZF pode apresentar um desempenho bastante deteriorado devido ao efeito da amplificação do ruído, principalmente em baixa e média SNR.

3.2.2 Minimum Mean-Squared Error

Diferentemente do ZF, este detector leva em consideração as estatísticas de ruído do canal, e com isso a amplificação do ruído é diminuída. A principal finalidade deste detector é minimizar o erro quadrático médio dos símbolos transmitidos (HAMPTON, 2013)

$$\mathbf{W}_{\text{mmse}}[n] = \arg \min_{\mathbf{W}} \mathbb{E} \{ \|\mathbf{s}[n] - \mathbf{W}[n]\mathbf{x}[n]\|^2 \}, \quad (3.4)$$

Logo, a detecção MMSE para sistemas MIMO-OFDM resulta na matriz descrita por:

$$\mathbf{W}_{\text{mmse}}[n] = \left(\mathbf{H}[n]^H \mathbf{H}[n] + \frac{N_0}{E_S} \mathbf{I}_{N_t} \right)^{-1} \mathbf{H}[n]^H. \quad (3.5)$$

em que $\frac{N_0}{E_S}$ é o inverso da relação sinal-ruído (SNR) e \mathbf{I}_{N_t} é a matriz identidade de dimensões $N_t \times N_t$.

3.3 Detectores Heurísticos MIMO-OFDM

Os algoritmos heurísticos são normalmente classificados como algoritmos subótimos, pois retornam uma solução de boa qualidade, porém não é possível garantir que a solução será ótima. No entanto, em determinadas situações estes algoritmos são bastante úteis ao resolverem problemas complexos de otimização não-linear apresentando soluções aceitáveis e com uma complexidade computacional relativamente baixa. Geralmente, os métodos heurísticos são bastante maleáveis,

podendo ser aplicados a diversos problemas, uma importante característica que contribuiu para a popularização desses métodos. Sendo assim, a abordagem heurística é discutida e analisada para o problema de detecção MIMO-OFDM, com o objetivo de se obter uma solução melhorada em relação aos métodos de detecção lineares e com uma complexidade relativamente baixa.

Neste trabalho, duas técnicas heurísticas serão avaliadas para o problema de detecção MIMO-OFDM: otimização por enxame de partículas (*Particle Swarm Optimization* – PSO) e a evolução diferencial (*Differential Evolution* – DE).

3.3.0.1 Representação em Valores Reais

Antes de iniciar a discussão da detecção heurística, é necessário uma adaptação do problema em questão para que seja possível a aplicação dos algoritmos heurísticos. A partir disso, a formulação do sistema MIMO-OFDM é representado pela matriz e vetores de valores reais como mostrado a seguir.

$$\bar{\mathbf{x}}[k] = \bar{\mathbf{H}}[k]\bar{\mathbf{s}}[k] + \bar{\mathbf{n}}[k], \quad (3.6)$$

com:

$$\bar{\mathbf{H}}[k] = \begin{bmatrix} \Re\{\mathbf{H}[k]\} & -\Im\{\mathbf{H}[k]\} \\ \Im\{\mathbf{H}[k]\} & \Re\{\mathbf{H}[k]\} \end{bmatrix}, \quad \bar{\mathbf{x}}[k] = \begin{bmatrix} \Re\{\mathbf{x}[k]\} \\ \Im\{\mathbf{x}[k]\} \end{bmatrix},$$

$$\bar{\mathbf{s}}[k] = \begin{bmatrix} \Re\{\mathbf{s}[k]\} \\ \Im\{\mathbf{s}[k]\} \end{bmatrix}, \quad \bar{\mathbf{n}}[k] = \begin{bmatrix} \Re\{\mathbf{n}[k]\} \\ \Im\{\mathbf{n}[k]\} \end{bmatrix},$$

sendo $\bar{\mathbf{H}} \in \mathbb{R}^{2N_r \times 2N_t}$ é a representação real da matriz de ganhos do canal e os vetores $\bar{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^{2N_r \times 1}$, $\bar{\mathbf{s}} \in \mathbb{R}^{2N_t \times 1}$ e $\bar{\mathbf{n}} \in \mathbb{R}^{2N_r \times 1}$ são, respectivamente, as representações reais do sinal recebido, da informação original e do ruído aditivo.

3.3.1 Função de Aptidão

A função de aptidão tem como objetivo:

- avaliar a qualidade da solução encontrada;
- orientar o método heurístico evolutivo em um subespaço viável.

Logo, a função de aptidão é importante para guiar o método heurístico em busca de uma solução aceitável. Para o problema de detecção MIMO, a função de aptidão baseia-se, geralmente, no argumento que minimiza a distância Euclidiana entre o sinal recebido e o sinal reconstruído estimado, semelhante ao que é feito

na detecção ML mostrada anteriormente na eq. (3.1). Portanto, a função de aptidão é dada por (TRIMECHE et al., 2013; SEYMAN; TASPINAR, 2014; KHAN; NAEEM; SHAH, 2007)

$$f(\boldsymbol{\zeta}_k) = \|\bar{\mathbf{x}}[n] - \bar{\mathbf{H}}[n]\boldsymbol{\zeta}_k\|^2, \quad (3.7)$$

onde $\boldsymbol{\zeta}_k$ é a k -ésima solução candidata da heurística evolutiva, a qual é uma partícula específica no algoritmo PSO ou um indivíduo para o DE. Nota-se que para este problema, uma função de minimização é considerada e, portanto, o menor valor da função de aptidão é desejado.

3.3.2 Particle Swarm Optimization

O algoritmo PSO foi proposto por (KENNEDY; EBERHART, 1995) considerando uma abordagem baseada em padrões populacionais, emulando a representação do movimento de aves ou o comportamento de um cardume de peixes. O algoritmo PSO realiza o cálculo da velocidade e posição de cada partícula dentro do enxame. Para este método, cada partícula corresponde a uma solução candidata para o problema determinado. Associado a cada partícula, tem-se a velocidade $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^{N_{\text{dim}} \times 1}$, posição atual $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^{N_{\text{dim}} \times 1}$ e a melhor posição $\mathbf{p}_{\text{PB}} \in \mathbb{R}^{N_{\text{dim}} \times 1}$, sendo que N_{dim} representa a dimensão do problema. Esses valores são atualizados a cada iteração do algoritmo, o que pode ser representado a partir de uma representação matricial (CHENG; SHI, 2011) como:

$$\mathbf{V}_{i+1} = w\mathbf{V}_i + c_1\mathbf{U}_1 \odot (\mathbf{M}_{\text{PB}} - \mathbf{P}_i) + c_2\mathbf{U}_2 \odot (\mathbf{M}_{\text{GB}} - \mathbf{P}_i), \quad (3.8)$$

$$\mathbf{P}_{i+1} = \mathbf{P}_i + \mathbf{V}_i, \quad (3.9)$$

onde o índice i representa a i -ésima iteração, w , c_1 e c_2 são, respectivamente, o fator de inércia, o fator cognitivo e o fator social; \mathbf{U}_1 e \mathbf{U}_2 são matrizes com elementos seguindo uma distribuição uniforme $\sim \mathcal{U}[0, 1]$, $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{N_{\text{dim}} \times N_{\text{pop}}}$ e $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{N_{\text{dim}} \times N_{\text{pop}}}$ são as matrizes que armazenam a posição e a velocidade de N_{pop} partículas em cada coluna, *i.e.*, $\mathbf{P} = [\mathbf{p}_1 \dots \mathbf{p}_{N_{\text{pop}}}]$ e $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1 \dots \mathbf{v}_{N_{\text{pop}}}]$, sendo que N_{pop} é o tamanho da população; \mathbf{M}_{PB} é uma matriz construída com a melhor posição de cada partícula, enquanto que a matriz da melhor posição é dada por $\mathbf{M}_{\text{GB}} = [\mathbf{p}_{\text{GB}} \dots \mathbf{p}_{\text{GB}}] \in \mathbb{R}^{N_{\text{dim}} \times N_{\text{pop}}}$, onde vetor $\mathbf{p}_{\text{GB}} \in \mathbb{R}^{N_{\text{dim}} \times 1}$ denota a melhor posição no enxame, ou seja, a posição que fornece o valor mais baixo na função de aptidão.

O coeficiente w foi proposto inicialmente em (SHI; EBERHART, 1998a) e pode ser uma constante, uma função linear ou não-linear e equilibra a busca global e local dependendo de seu valor (SHI; EBERHART, 1998b). Neste trabalho, uma es-

tratégia decrescente não-linear de $0.99w$ é considerado. Em relação à velocidade, para evitar um possível aumento ao infinito, limitou-se seu valor ao intervalo $[-V_{\text{MAX}}, V_{\text{MAX}}]$ (SHI; EBERHART, 1998b), com V_{MAX} representando o valor máximo de velocidade possível.

Após a execução de N_{iter} iterações do algoritmo PSO, o vetor de saída \mathbf{p}_{GB} corresponde aos símbolos detectados $\tilde{\mathbf{s}}_{\text{PSO}}[n]$ no problema MIMO-OFDM.

Algorithm 1 PSO – *Particle Swarm Optimization*.

- 1: Parâmetros de Entrada: $c_1, c_2, w, N_{\text{POP}}, N_{\text{ITER}}, \mathbf{P}$
 - 2: Inicialização de \mathbf{M}_{PB} e \mathbf{M}_{GB}
 - 3: **for** $1 \rightarrow N_{\text{iter}}$ **do**
 - 4: Calcular a velocidade, eq. (3.8)
 - 5: Calcular a posição, eq. (3.9)
 - 6: Avaliar a função de aptidão, eq. (3.7), para todas as partículas
 - 7: Atualizar a melhor matriz pessoal \mathbf{M}_{PB}
 - 8: Atualizar melhor matriz global \mathbf{M}_{GB}
 - 9: **end for**
 - 10: Saída: \mathbf{p}_{GB}
-

3.3.3 Differential Evolution

O método heurístico DE é um algoritmo proposto por (STORN; PRICE, 1997) que se baseia em operações de mutação, cruzamento e seleção, com a finalidade de estender a solução encontrada para além dos mínimos locais e, conseqüentemente, produzir indivíduos mais adequados (melhor solução) através de N_{gen} gerações do algoritmo. Comparado ao algoritmo genérico (GA – *genetic algorithm*), o método DE é mais simples, porém, essa simplicidade também resulta em um menor número de mecanismo de escape para mínimos locais. Portanto, apesar de o DE ser mais simples, ele também pode ser menos eficiente do que o GA para determinados problemas, em especial, problemas de alta ordem.

Considere $\boldsymbol{\iota}, \boldsymbol{\nu}, \boldsymbol{\psi}$ com dimensão $N_{\text{dim}} \times 1$ que representam, respectivamente, os vetores de indivíduos, mutação e cruzamento, enquanto N_{ind} é o número de indivíduos. O funcionamento do algoritmo DE operando com a estratégia *rand/1/bin* apresentada em (STORN; PRICE, 1997) é detalhado a seguir.

3.3.3.1 Mutação

Em cada iteração, o k -ésimo vetor de mutação é construído como:

$$\boldsymbol{\nu}_k = \boldsymbol{\iota}_{r_1} + F_{\text{mut}}(\boldsymbol{\iota}_{r_2} - \boldsymbol{\iota}_{r_3}), \quad (3.10)$$

em que $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq k$, $k = 1, \dots, N_{\text{ind}}$; r_1, r_2, r_3 são variáveis aleatórias inteiras distribuídas uniformemente no intervalo $[1, N_{\text{ind}}]$ e $F_{\text{mut}} \in [0, 2]$ é o parâmetro que representa o fator de mutação.

3.3.3.2 Cruzamento

O vetor de cruzamento é criado a partir de vetores individuais e de mutação, seguindo a regra:

$$\psi_{ik} = \begin{cases} \nu_{ik} & \text{se } rand \in [0, 1] \leq F_{\text{cr}} \text{ ou } i = r_4 \\ \iota_{ik} & \text{se } rand \in [0, 1] > F_{\text{cr}} \text{ e } i \neq r_4 \end{cases}, \quad (3.11)$$

em que $rand \sim \mathcal{U} \in [0, 1]$; r_4 é uma variável inteira aleatória $\sim \mathcal{U}[1, N_{\text{dim}}]$ e $F_{\text{cr}} \in [0, 1]$ é o fator de crossover. Note que i varia de 1 até N_{dim} . Como mostrado em (STORN; PRICE, 1997), o vetor de cruzamento tem pelo menos um elemento do vetor de mutação, *i.e.*, $i = r_4$.

3.3.3.3 Seleção

A população de indivíduos da próxima geração é selecionada pela seguinte regra:

$$\iota_k^g = \begin{cases} \psi_k & \text{se } f(\psi_k) < f(\iota_k) \\ \iota_k & \text{caso contrário} \end{cases}. \quad (3.12)$$

Observe que, para a seleção da próxima geração, deve-se avaliar a função de aptidão tanto dos vetores de indivíduos quanto dos vetores de cruzamento, o que reflete na complexidade computacional do algoritmo.

Após a execução dos procedimentos descritos anteriormente N_{gen} vezes, o melhor indivíduo (ι) corresponde ao símbolo detectado (estimado) $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{DE}}[n]$ a partir da heurística DE no problema MIMO-OFDM.

Algorithm 2 DE – *Differential Evolution*.

- 1: Parâmetros de entrada: $F_{\text{cr}}, F_{\text{mut}}, N_{\text{ind}}, N_{\text{gen}}, [\iota_1 \cdots \iota_{N_{\text{ind}}}]$
 - 2: **for** $1 \rightarrow N_{\text{gen}}$ **do**
 - 3: Mutaç o, eq. (3.10), $k = 1, \dots, N_{\text{ind}}$
 - 4: Cruzamento, eq. (3.11), $i = 1, \dots, N_{\text{ind}}$; $k = 1, \dots, N_{\text{ind}}$
 - 5: Seleç o de novos indiv duos, eq. (3.12), $k = 1, \dots, N_{\text{ind}}$
 - 6: **end for**
 - 7: Sa da: Melhor Indiv duo ι
-

3.4 Detectores Heurísticos Evolutivos com Solução Inicial

Sumariamente, um problema pode ser resolvido a partir da combinação de duas ou mais técnicas, com o objetivo de se obter um desempenho melhorado e com um incremento marginal na complexidade (ou até mesmo uma diminuição de complexidade computacional), formando-se então as técnicas híbridas. No caso do problema de detecção MIMO-OFDM, as técnicas clássicas (detectores lineares) podem ser combinados com os algoritmos heurísticos evolucionários (FUKUDA et al., 2018).

Portanto, no caso dos métodos heurísticos evolucionários é fornecido como parâmetro de entrada uma solução inicial, ou seja, os pontos iniciais dos algoritmos heurísticos são derivados da solução encontrada pelos detectores lineares. Sendo assim, a posição inicial das partículas (PSO) e a população inicial de indivíduos (DE) são obtidas adicionando variáveis Gaussianas aleatórias $\mathcal{N}(0, 1)$ (STORN; PRICE, 1997) à solução inicial fornecida pelos detectores lineares.

3.5 Calibração dos Parâmetros

Os diferentes parâmetros de entrada dos algoritmos heurísticos podem influenciar diretamente na questão da convergência dos mesmos, o que exige um processo de calibração desses parâmetros bastante sistemático e criterioso. (FILHO; SOUZA; ABRÃO, 2012) fornece um método numérico para esse procedimento de calibração no contexto do algoritmo de otimização da colônia de formigas (ACO – *ant colony optimization*) aplicado para o problema de detecção multi-usuário em sistemas DS-CDMA. Porém, esse método pode ser usado de forma similar para a calibração dos parâmetros dos algoritmos PSO e DE aplicados ao problema de detecção MIMO-OFDM. Basicamente, considera-se um conjunto de parâmetros iniciais e, em seguida, um por um é variado dentro de um dado intervalo e o que fornece a menor BER é considerado na variação do próximo parâmetro. Observe que, para valores altos de E_b/N_0 , um número maior de iterações é necessário para atingir a convergência do algoritmo.

3.6 Resultados Numéricos

Nesta seção, é feita uma análise de desempenho e complexidade dos detectores MIMO-OFDM apresentados anteriormente. Especificamente, é avaliado o

desempenho em termos de BER dos detectores lineares, heurísticos evolutivos e heurísticos com solução inicial sujeitos ao efeito de correlação espacial entre antenas. Adicionalmente, é verificado o desempenho do sistema com uma cardinalidade dos símbolos maior, ou seja, a utilização de modulações de ordem mais elevada, com a finalidade de avaliar os possíveis impactos no desempenho dos algoritmos. Além disso, para os detectores MIMO-OFDM baseados em métodos heurísticos, a calibração dos parâmetros de entrada é realizada para cada algoritmo e respectiva abordagem. Por fim, a complexidade computacional dos algoritmos é comparada em termos do número de operações de ponto flutuante (FLOPS – *floating point operations*).

3.6.1 Impacto da Correlação Espacial no Desempenho

A Tabela 3.1 apresenta os parâmetros adotados nessa simulação. Além disso, para uma comparação justa, a estratégia de alocação de potência igualitária (EPA – *equal power allocation*) foi implementada em todas as antenas transmissoras.

Tabela 3.1: Parâmetros de simulação para o sistema MIMO-OFDM.

Parâmetro	Valor
OFDM	
BW	20MHz
Modulação	4-QAM
<i>Delay spread</i> , τ_{RMS}	64ns
# Subportadoras, N_{sc}	64
MIMO	
# Antenas, $N_t \times N_r$	4×4
Índice de correlação espacial	$\rho \in [0; 0, 5; 0, 9]$
Detectores MIMO-OFDM	ZF, MMSE, PSO, DE, PSO-MMSE, DE-MMSE
Estratégia de alocação de potência	EPA
Canal	
Tipo	Canal Rayleigh NLOS
Conhecimento do canal no receptor	perfeito
Configuração dos Detectores Heurísticos	
Tamanho da população $N_{\text{pop}} = N_{\text{ind}}$	40
Espaço de busca	$[-1; 1]$

Os parâmetros de entrada dos algoritmos heurísticos podem influenciar a convergência dos algoritmos e, portanto, devem ser calibrados corretamente. Esses parâmetros foram obtidos numericamente a partir do procedimento detalhado em (FILHO; SOUZA; ABRÃO, 2012). Considerando um conjunto de parâmetros iniciais, um único parâmetro é variado por vez e aquele que fornece a BER mais baixa é considerado na variação do próximo parâmetro. Os valores iniciais e finais após

o procedimento de calibração para os detectores baseados em heurística PSO e DE são apresentados nas Tabelas 3.2 e 3.3. Observe que diferentes inicializações resultam em parâmetros iniciais distintos, como discutido anteriormente na seção 3.5, o que é mais evidente no parâmetro F_{mul} , se compararmos uma inicialização aleatória com a solução inicial MMSE.

Tabela 3.2: Parâmetros de entrada após calibração para o algoritmo PSO, considerando $E_b/N_0 = 24\text{dB}$, diferentes soluções iniciais e correlação espacial.

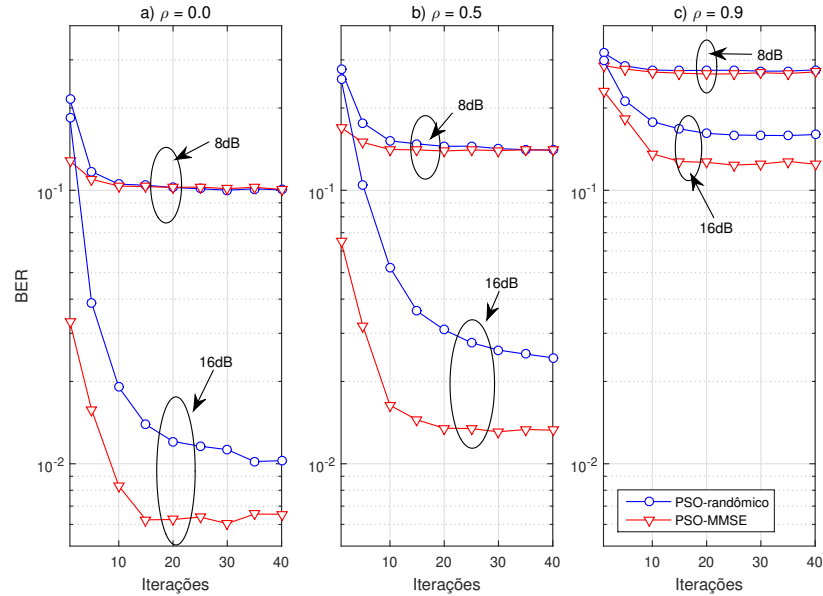
Parâmetro	Valor
$N_{\text{iter}}^{\text{inicial}}$	100
c_1^{inicial}	2
c_2^{inicial}	2
w^{inicial}	1
$N_{\text{iter}}^{\text{rand}}$	40
c_1^{rand}	4
$c_2^{\text{rand}}(\rho)$	1 (0) 0,5 (0,5) 1 (0,9)
$w^{\text{rand}}(\rho)$	1,5 (0) 1,5 (0,5) 3,5 (0,9)
$N_{\text{iter}}^{\text{MMSE}}$	15
$c_1^{\text{MMSE}}(\rho)$	3,5(0) 4(0,5) 4(0,9)
$c_2^{\text{MMSE}}(\rho)$	0,5 (0) 0,5 (0,5) 0,5 (0,9)
$w^{\text{MMSE}}(\rho)$	2 (0) 3 (0,5) 3 (0,9)

Tabela 3.3: Parâmetros de entrada após calibração para o algoritmo DE, considerando $E_b/N_0 = 24\text{dB}$, diferentes soluções iniciais e correlação espacial.

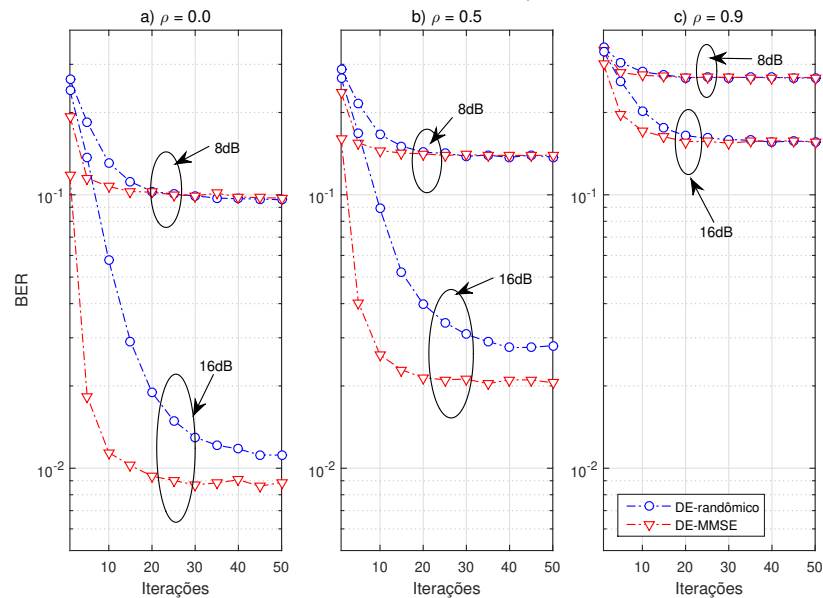
Parâmetros	Valor
$N_{\text{gen}}^{\text{inicial}}$	100
$F_{\text{mut}}^{\text{inicial}}$	1
$F_{\text{cr}}^{\text{inicial}}$	0,5
$N_{\text{gen}}^{\text{rand}}$	40
$F_{\text{cr}}^{\text{rand}}(\rho)$	0,6 (0) 0,6 (0,5) 0,8 (0,9)
$F_{\text{mut}}^{\text{rand}}(\rho)$	0,6 (0) 0,8 (0,5) 1,8 (0,9)
$N_{\text{gen}}^{\text{MMSE}}$	15
$F_{\text{mut}}^{\text{MMSE}}(\rho)$	1,7 (0) 2 (0,5) 2 (0,9)
$F_{\text{cr}}^{\text{MMSE}}(\rho)$	0,6 (0) 0,7 (0,5) 0,8 (0,9)

Após a calibração dos parâmetros de entrada, a convergência dos detectores MIMO-OFDM heurísticos foi obtida numericamente como mostrado na Figura 3.1. Note que, à medida que o número de iterações aumenta, a solução é refinada. Para os algoritmos puramente heurísticos, essa convergência é alcançada com um número de 40 iterações, aproximadamente, para valores de correlação baixo e médio ($\rho = 0$ e $\rho = 0,5$). Já para os detectores heurísticos com solução inicial MMSE, após 15 iterações a melhoria no desempenho do BER torna-se marginal para os dois algoritmos DE-MMSE e PSO-MMSE (FUKUDA et al., 2018).

Portanto, a convergência dos algoritmos heurísticos com solução inicial é obtida com um número de iterações significativamente menos se comparados aos métodos heurísticos com solução inicial randômica. Além disso, é importante observar que para valores de correlação elevados ($\rho = 0,9$), todos os detectores apresentam um desempenho bastante deteriorado e, conseqüentemente, mesmo com o aumento do número de iterações o desempenho não é melhorado de modo considerável.



(a) Análise de convergência para o detector PSO considerando diferentes valores de E_b/N_0 .



(b) Análise de convergência para o detector DE considerando diferentes valores de E_b/N_0 .

Figura 3.1: Convergência dos detectores heurísticos para o sistema MIMO-OFDM 4×4 com modulação 4-QAM.

Na Figura 3.2, o desempenho das abordagens de detecção MIMO-OFDM linear, heurística e heurística com solução inicial MMSE são comparados. Observamos que o PSO-MMSE fornece o desempenho mais próximo do detector ótimo

ML. Além disso, em geral, as abordagens heurísticas com solução inicial MMSE obtiveram desempenhos semelhantes ou melhores que as heurísticas convencionais. Para cenários altamente correlacionados ($\rho = 0,9$), o desempenho de todos os detectores é bastante comprometido.

Sumariamente, a correlação espacial degrada consideravelmente o desempenho de todos os detectores estudados. No entanto, os detectores MIMO-OFDM heurísticos com solução inicial são escolhas se mostraram opções interessantes para sistemas MIMO operando sob baixa ou moderada correlação entre antenas.

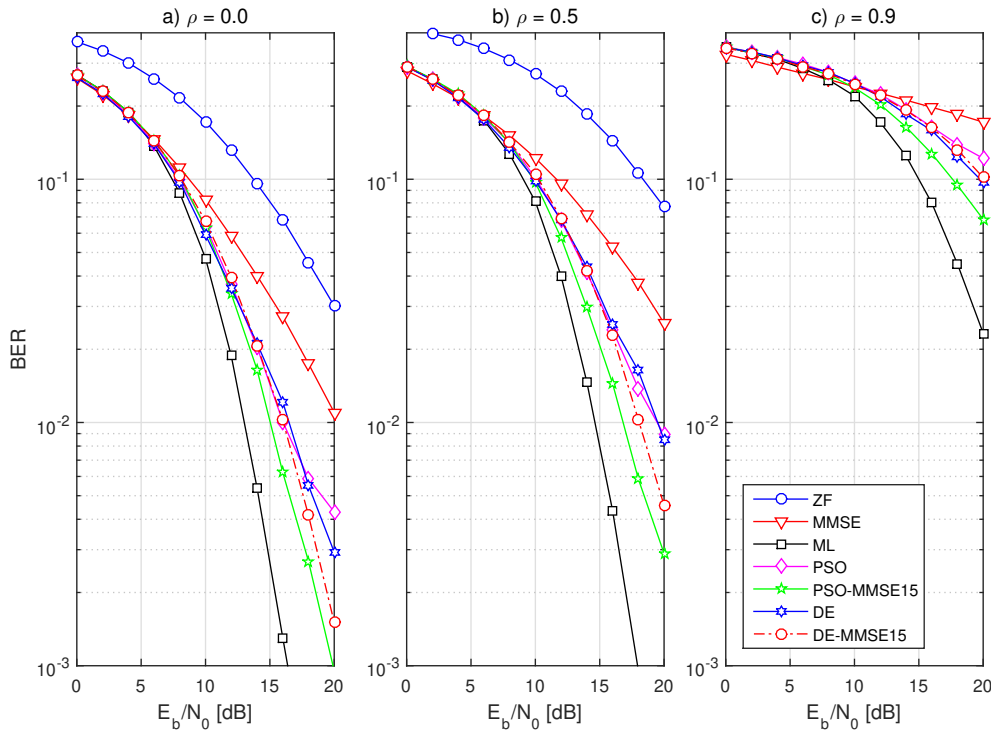


Figura 3.2: Desempenho em termos de BER para o sistema MIMO-OFDM 4×4 , modulação 4-QAM, sob diferentes valores de correlação espacial.

3.6.2 Impacto da Cardinalidade no Desempenho dos Detectores Heurísticos

O propósito desta subseção é avaliar o efeito da ordem de modulação sobre o desempenho dos detectores heurísticos evolucionários, principalmente para as técnicas propostas com solução inicial, visto que é sabido na literatura que tais abordagens tendem a perder desempenho quando o sistema opera sob ordens de modulação mais elevadas (SHI; EBERHART, 1998a; CHENG; SHI, 2011; STORN; PRICE, 1997). A Tabela 3.4 apresenta os parâmetros utilizados nessa simulação.

Uma vez que alguns parâmetros de simulação foram alterados, os parâmetros de entrada dos algoritmos heurísticos devem ser calibrados novamente, utilizando

Tabela 3.4: Parâmetros de simulação para o sistema MIMO-OFDM.

Parâmetro	Valor
OFDM	
BW	20MHz
Modulação	16-QAM
<i>Delay spread</i> , τ_{RMS}	64ns
# Subportadoras, N_{sc}	64
MIMO	
# Antenas, $N_t \times N_r$	4×4
Detectores MIMO-OFDM	ZF, MMSE, PSO, DE, PSO-MMSE, DE-MMSE
Estratégia de alocação de potência	EPA
Canal	
Tipo	Canal Rayleigh NLOS
Conhecimento do canal no receptor	perfeito
Configuração dos Detectores Heurísticos	
Tamanho da população $N_{\text{pop}} = N_{\text{ind}}$	70
Espaço de busca	[-3; 3]

o mesmo procedimento descrito anteriormente. Os valores iniciais e finais encontrados após o procedimento de calibração para os detectores heurísticos são apresentados nas Tabelas 3.5 e 3.6.

Tabela 3.5: Parâmetros de entrada após calibração para o algoritmo PSO, considerando $E_b/N_0 = 24dB$ e diferentes soluções iniciais.

Parâmetro	Valor
$N_{\text{iter}}^{\text{inicial}}$	100
c_1^{inicial}	2
c_2^{inicial}	2
w^{inicial}	1
$N_{\text{iter}}^{\text{rand}}$	130
c_1^{rand}	1,5
c_2^{rand}	0,5
$w^{\text{rand}}(\rho)$	1,0
$N_{\text{iter}}^{\text{MMSE}}$	70
c_1^{MMSE}	0,5
c_2^{MMSE}	1,5
w^{MMSE}	2,0

Após a calibração dos parâmetros de entrada, a convergência dos detectores MIMO-OFDM heurísticos foi verificada. A questão da convergência também sofreu alterações, resultando em 80 iterações para os algoritmos puramente heurísticos e 30 iterações para os métodos heurísticos com solução inicial proveniente de detectores lineares.

Tabela 3.6: Parâmetros de entrada após calibração para o algoritmo DE, considerando $E_b/N_0 = 24dB$ e diferentes soluções iniciais.

Parâmetros	Valor
$N_{gen}^{inicial}$	100
$F_{mut}^{inicial}$	1
$F_{cr}^{inicial}$	0,5
N_{gen}^{rand}	150
F_{cr}^{rand}	0,8
$F_{mut}^{rand}(\rho)$	0,6
N_{gen}^{MMSE}	60
F_{mut}^{MMSE}	0,2
F_{cr}^{MMSE}	0,6

A Figura 3.3 apresenta o desempenho dos detectores MIMO-OFDM nesse cenário analisado. Observa-se que todos os detectores apresentam um desempenho semelhante em baixa e média SNR. No entanto, para a região de alta SNR, os métodos puramente heurísticos atingem um desempenho marginalmente melhor do que os detectores lineares clássicos, neste caso, detectores ZF e MMSE. Além disso, as abordagens heurísticas com solução inicial MMSE obtiveram desempenhos significativamente melhores do que as heurísticas convencionais, sendo ainda uma solução mais próxima ao detector ótimo ML. Portanto, apesar da cardinalidade afetar significativamente o desempenho BER alcançado pelas soluções heurísticas, visto que o espaço de busca torna-se maior e portanto mais e mais estratégias de escape de ótimos locais são necessárias, os esquemas heurísticos com solução inicial ainda são capazes de operar de maneira satisfatória.

Adicionalmente, uma simulação com os mesmos parâmetros dispostos na Tabela 3.4 foi realizada, mas agora com uma ordem de modulação de 64-QAM e um sistema MIMO-OFDM 2×2 . Para esse cenário, foram encontrados os valores de calibração para os detectores heurísticos apresentados nas Tabelas 3.7 e 3.8. Em relação à convergência, não houve alterações em comparação com o cenário anterior, mantendo-se em 80 iterações para os algoritmos puramente heurísticos e 30 iterações para os métodos heurísticos com solução inicial.

A Figura 3.4 apresenta o desempenho BER resultante para os dos detectores MIMO-OFDM nesse cenário analisado. Novamente, observa-se que todos os detectores apresentam um desempenho semelhante em baixa e média SNR. No entanto, para a região de alta SNR, diferentemente dos métodos puramente heurísticos os quais permanecem com desempenho semelhante aos detectores lineares clássicos, as abordagens heurísticas com solução inicial MMSE obtiveram desempenhos melhores do que as heurísticas convencionais, sendo alcançada uma

Tabela 3.7: Parâmetros de entrada após calibração para o algoritmo PSO, considerando $E_b/N_0 = 24dB$ e diferentes soluções iniciais.

Parâmetro	Valor
$N_{iter}^{inicial}$	100
$c_1^{inicial}$	2
$c_2^{inicial}$	2
$w^{inicial}$	1
N_{iter}^{rand}	90
c_1^{rand}	1,0
c_2^{rand}	0,5
$w^{rand}(\rho)$	1,0
N_{iter}^{MMSE}	50
c_1^{MMSE}	1,0
c_2^{MMSE}	1,5
w^{MMSE}	2,0

Tabela 3.8: Parâmetros de entrada após calibração para o algoritmo DE, considerando $E_b/N_0 = 24dB$ e diferentes soluções iniciais.

Parâmetros	Valor
$N_{gen}^{inicial}$	100
$F_{mut}^{inicial}$	1
$F_{cr}^{inicial}$	0,5
N_{gen}^{rand}	110
F_{cr}^{rand}	0,6
$F_{mut}^{rand}(\rho)$	0,6
N_{gen}^{MMSE}	30
F_{mut}^{MMSE}	1,0
F_{cr}^{MMSE}	0,4

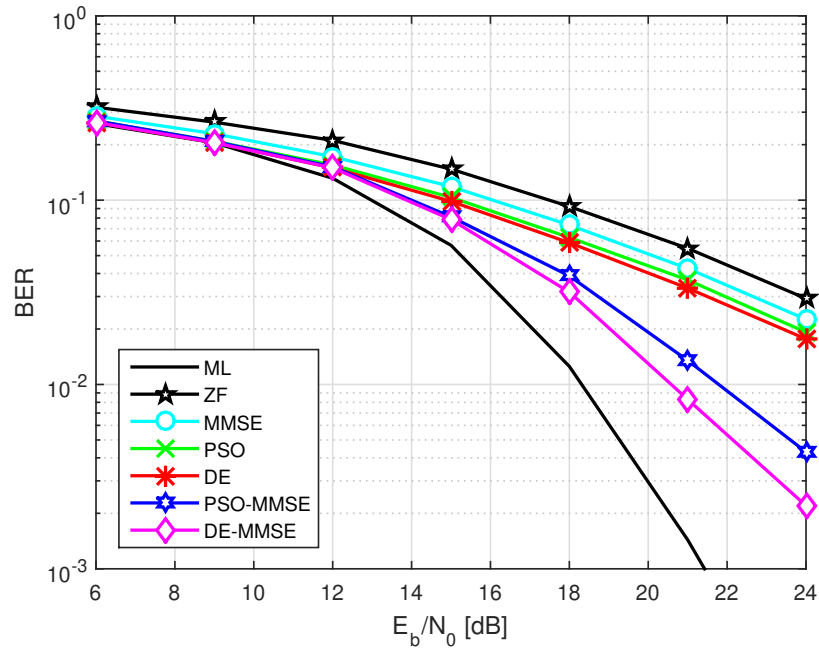


Figura 3.3: Desempenho em termos de BER para o sistema MIMO-OFDM 4×4 e modulação 16-QAM.

solução mais próxima ao detector ótimo ML.

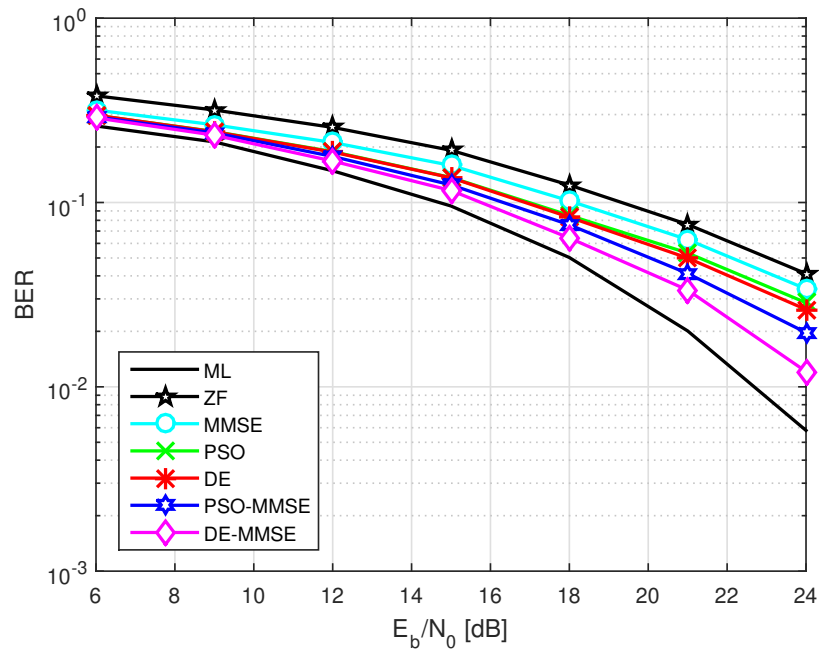


Figura 3.4: Desempenho em termos de BER para o sistema MIMO-OFDM 2×2 e modulação 64-QAM.

3.6.3 Complexidade Computacional

Nessa seção é feita uma análise de complexidade computacional dos algoritmos de detecção estudados. Para isso, o número de FLOPs entre operações com números reais é considerado. Os FLOPs são operações de adição, subtração, mul-

tiplicação e divisão de ponto flutuante (GOLUB; LOAN, 2013). Nesta análise, algumas operações foram desconsideradas, por exemplo, o operador Hermitiano e a operação `if` condicional. Em sistemas reais, algumas plataformas usam geradores de números aleatórios de hardware, onde um circuito elétrico fornece geração de números aleatórios, e assim o custo computacional de FLOPs para gerar números aleatórios também foi ignorado.

Tabela 3.9: Número de FLOPs considerando os seguintes vetores e matrizes:
 $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{q \times 1}$, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times q}$, $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{q \times p}$, $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{m \times p}$, $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{q \times q}$.

Operação	# FLOPs
Raiz quadrada $\sqrt{\cdot}$.	8
Norma-2, $\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{w}}$	$2n - 1 + 8$
Multiplicação entre matriz e vetor $\mathbf{A}\mathbf{w}$	$m(2q - 1)$
Multiplicação entre Matrizes $\mathbf{A}\mathbf{B}$	$mp(2q - 1)$
Adição e multiplicação entre matrizes $\mathbf{A}\mathbf{B} + \mathbf{C}$	$2mpq$
Inversão da matriz \mathbf{D} com fatorização LU (BOYD; VAN-DENBERGHE, 2004)	$2/3q^3 + 2q^2$

A Tabela 3.9 apresenta o número de FLOPs necessários para as principais operações, enquanto que a Tabela 3.10, as expressões de complexidade completa (Υ) para os detectores MIMO-OFDM analisados. Na Figura 3.5, a complexidade é descrita considerando os valores $N_{\text{dim}} = 2N_t$; $N_t = N_r$; $N_{\text{ind}} = N_{\text{pop}} = 5N_{\text{dim}}$ e admitindo o número de iterações obtida anteriormente através de simulações para a verificação da convergência, como mostrado na Figura 3.1. Pode-se observar que o algoritmo DE requer mais FLOPs do que PSO, já que ele avalia $2N_{\text{pop}}$ vezes a função de aptidão por iteração na eq. (3.12) para indivíduos e vetores de cruzamento. A complexidade entre os detectores lineares é quase a mesma, diferindo entre si por uma multiplicação de matriz escalar e uma soma de matrizes. No entanto, vale lembrar que o detector MMSE necessita conhecer a estatística do canal, o que aumenta a complexidade.

Note que os detectores lineares têm uma complexidade computacional um pouco menor do que outras abordagens. Porém, em termos de desempenho, tanto os detectores heurísticos quanto os heurísticos com solução inicial apresentam um desempenho consideravelmente melhor do que os detectores lineares. Além disso, em termos de compromisso entre complexidade computacional e desempenho, é notório que a solução heurística com solução inicial pode ser considerada uma boa escolha para aplicações reais.

Tabela 3.10: Número de FLOPs por subportadora para os detectores MIMO-OFDM, considerando $\bar{\mathbf{H}} \in \mathbb{R}^{2N_r \times 2N_t}$, $\bar{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^{2N_r \times 1}$, $N_{\text{dim}} = 2N_t$.

Detector	Número de operações
$\Upsilon_{\text{ZF}}(N_t, N_r)$	$\frac{16}{3}N_t^3 + 4N_t^2 + 32N_t^2N_r + 4N_tN_r - 2N_t$
$\Upsilon_{\text{MMSE}}(N_t, N_r)$	$\frac{16}{3}N_t^3 + 8N_t^2 + 32N_t^2N_r + 4N_tN_r$
$\Upsilon_{\text{PSO}}(N_t, N_r, N_{\text{pop}}, \mathcal{I})$	$N_{\text{pop}}\mathcal{I}(8N_tN_r + 20N_t + 4N_r + 7)$
$\Upsilon_{\text{DE}}(N_t, N_r, N_{\text{ind}}, \mathcal{I})$	$N_{\text{ind}}\mathcal{I}(16N_tN_r + 12N_t + 8N_r + 14)$
$\Upsilon_{\text{PSO-MMSE}}(N_t, N_r, N_{\text{pop}}, \mathcal{I}_{\text{hsi}})$	$\Upsilon_{\text{PSO}}(N_t, N_r, N_{\text{pop}}, \mathcal{I}_{\text{hsi}}) + \Upsilon_{\text{MMSE}}(N_t, N_r)$
$\Upsilon_{\text{DE-MMSE}}(N_t, N_r, N_{\text{ind}}, \mathcal{I}_{\text{hsi}})$	$\Upsilon_{\text{DE}}(N_t, N_r, N_{\text{ind}}, \mathcal{I}_{\text{hsi}}) + \Upsilon_{\text{MMSE}}(N_t, N_r)$
$\Upsilon_{\text{ML}}(N_t, N_r, \mathcal{M})$	$\mathcal{M}^{2N_t}(8N_tN_r + 4N_r + 7)$

\mathcal{I} : # iterações para os detectores heurísticos convencionais

\mathcal{I}_{hsi} : # iterações para os detectores heurísticos com solução inicial

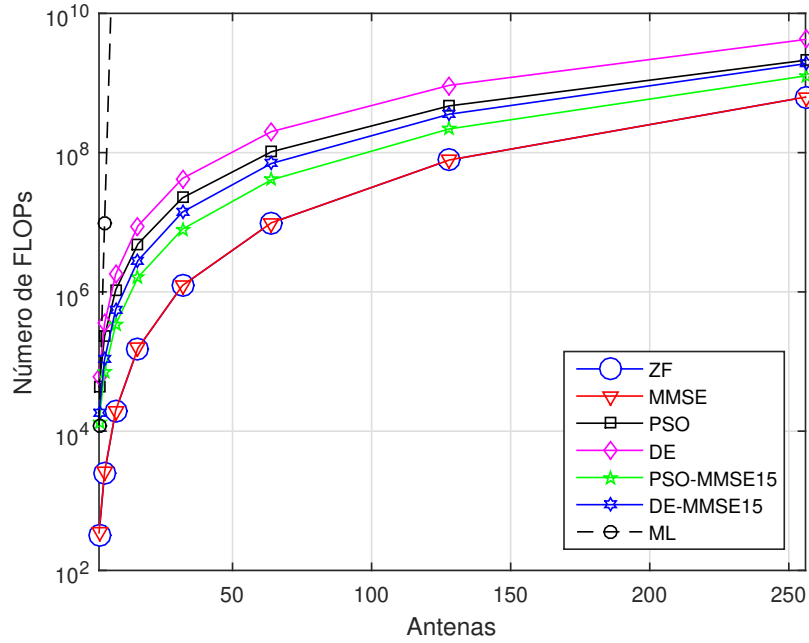


Figura 3.5: Complexidade da detecção MIMO-OFDM para os detectores lineares, heurísticos e heurísticos com solução inicial em um cenário ponto-a-ponto; $N_t = N_r$, $N_{\text{dim}} = 2N_t$, $N_{\text{pop}} = N_{\text{ind}} = 5 \cdot N_{\text{dim}}$, $\mathcal{I} = 50$, $\mathcal{I}_{\text{hsi}} = 15$.

4 Sistemas FBMC

Neste capítulo, o sistema FBMC será discutido com mais profundidade, suas características construtivas e peculiaridades serão abordadas, mas com o foco principal na questão da equalização do canal para essa estrutura.

4.1 Modelo do Sistema

O FBMC é uma estrutura multiportadora usada para transmitir dados em paralelo, de forma similar ao OFDM. No entanto, a principal diferença entre eles é a forma de onda utilizada. Enquanto o sistema OFDM convencional utiliza a forma de onda retangular, o FBMC faz uso de um filtro em cada subportadora, o que aumenta significativamente a complexidade, mas também traz consigo muitas vantagens. Historicamente, o esquema FBMC foi proposto antes que o OFDM (CHANG, 1966), mas devido a sua complexidade, foi deixado de lado. Atualmente, seu uso eficiente do espectro em banda larga e também em canais duplamente dispersivos, além da possibilidade de aplicação em sistemas de múltiplo acesso tornou a técnica FBMC muito atraente para a tecnologia 5G (FARHANG-BOROUJENY, 2011).

Existem alguns diferentes tipos de estruturas FBMC, porém, neste trabalho o foco é na topologia FBMC-OQAM (*Filter Bank Multicarrier – Offset Quadrature Amplitude Modulation*) que, frequentemente, também é chamada de OFDM-OQAM (SIOHAN; SICLET; LACAILE, 2002) na literatura, devido a sua similaridade com o sistema OFDM.

O sinal FBMC-OQAM transmitido, no domínio do tempo, é dado por

$$s(t) = \sum_n \sum_{m=0}^{M-1} a_{m,n} g_{m,n}(t), \quad (4.1)$$

onde n é o índice dos símbolos, m o índice das subportadoras, $g_{m,n}(t)$ é a forma de onda e $a_{m,n}$ são os símbolos QAM ($d_{m,l}$) depois de passarem pelo processamento OQAM, como mostrado na Figura 4.1a a seguir.

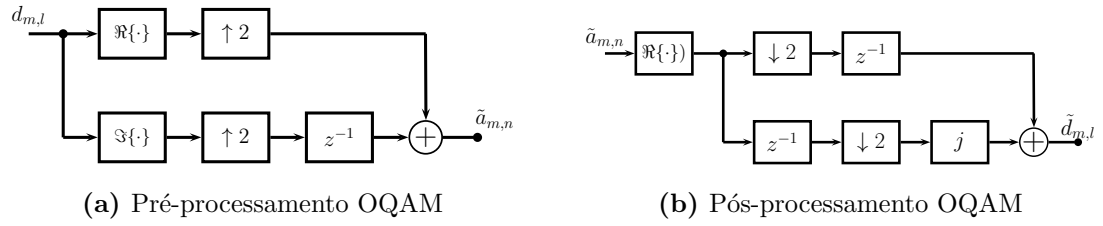


Figura 4.1: Modulação OQAM.

Observa-se que cada símbolo QAM $d_{m,l}$ é convertido em dois valores reais, ou seja, em símbolos de uma constelação PAM (*Pulse Amplitude Modulation*). A partir da Figura 4.1a, nota-se que as partes reais e imaginárias de $d_{m,l}$ são serializadas para gerar $a_{m,n}$. Esse processo pode ser descrito como

$$a_{m,l} = \begin{cases} \Re\{d_{m,l}\}, & n = 2l \\ \Im\{d_{m,l}\}, & n = 2l + 1 \end{cases} . \quad (4.2)$$

Desta forma, a saída opera a uma taxa maior do que a entrada. A Figura 4.1b apresenta a operação inversa.

Já a forma de onda $g_{m,n}(t)$ pode ser definida como

$$g_{m,n}(t) = p(t - nT/2)e^{j(\frac{2\pi}{T}mt + \phi_{m,n})}, \quad (4.3)$$

sendo que T é o período de símbolo, $p(t)$ é o filtro protótipo e $\phi_{m,n}$ é uma mudança de fase adicionada após o processamento OQAM, com o intuito de introduzir uma ortogonalidade entre os símbolos adjacentes e, então, permitir a reconstrução dos dados. Existem algumas escolhas para a implementação dessa mudança de fase e, uma das mais usadas é expressa por (FARHANG-BOROUJENY, 2011), (FARHANG-BOROUJENY, 2014)

$$\phi_{m,n} = \frac{\pi}{2}(m + n). \quad (4.4)$$

É possível observar que no sistema FBMC-OQAM, os símbolos são espaçados em $T/2$ no domínio do tempo, enquanto que as subportadoras são espaçadas em $1/T$ ao longo do eixo da frequência. Portanto, tem-se que a taxa de dados é dobrada e o espaçamento dos símbolos é dividida pela metade. Consequentemente, apesar de ser feita uma modulação PAM (símbolos QAM são convertidos em símbolos PAM, como mostrado na Figura 4.1), cada subportadora tem uma sequência de símbolos QAM (valores complexos) (FARHANG-BOROUJENY, 2011).

4.1.1 Modelo de Tempo Discreto

Como na prática, os sistemas de comunicação são implementados digitalmente, é necessário um modelo de sistema apropriado a partir de um modelo de tempo discreto. Este modelo equivalente é obtido usando a amostragem crítica, *i.e.*, o espaçamento entre as amostras como sendo $T_s = T/M$, onde M é o número de subportadoras. Da eq. (4.3), tem-se que as frequências das portadoras são $F_m = m/T$, para $m = 0, 1, \dots, M-1$. No tempo discreto, as frequências normalizadas associadas a estas portadoras serão

$$f_m^{\text{normalizada}} = \frac{m/T}{1/T_s} = \frac{m/T}{M/T} = \frac{m}{M}. \quad (4.5)$$

O filtro protótipo ($p(t)$) necessita ser truncado em L_p amostras para permitir um processamento digital de sinais. Além disso, uma representação causal de $g_{m,n}(t)$ na eq. (4.1) deve ser obtida, o que faz as respostas impulsivas serem atrasadas em $((L_p - 1)/2)$ amostras. Consequentemente, a representação em tempo discreto de $s(t)$ é descrita como

$$s[k] = \sum_n \sum_{m=0}^{M-1} a_{m,n} g_{m,n}[k] e^{j\phi_{m,n}}, \quad (4.6)$$

onde

$$g_{m,n}[k] = p \left[k - n \frac{M}{2} \right] e^{j \left[\frac{2\pi}{M} m \left(k - \frac{L_p - 1}{2} \right) \right]}. \quad (4.7)$$

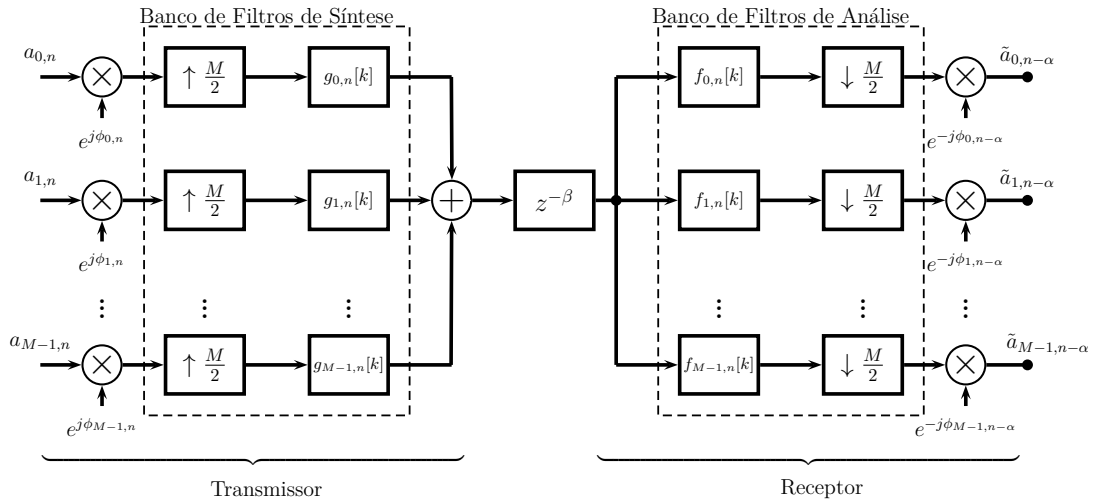


Figura 4.2: Transmissor e receptor para o sistema FBMC-OQAM.

A Figura 4.2 ilustra uma representação completa de um transmultiplexador FBMC-OQAM. No lado do receptor, os parâmetros de atraso α e β são introduzidos para garantir a causalidade, como mostrado em (SIOHAN; SICLET; LACAILLE, 2002). O atraso α é um atraso de reconstrução (latência) e o β é relacionado com

o comprimento do filtro protótipo (L_p). A relação entre esses parâmetros é dada por

$$L_p - 1 = \frac{M}{2}\alpha - \beta. \quad (4.8)$$

Além disso, a relação entre o m -ésimo filtro de síntese e o m -ésimo filtro de análise, de acordo com (SIOHAN; SICLET; LACAILLE, 2002), é definida como

$$f_{m,n}[k] = g_{m,n}^*[L_p - 1 - k]. \quad (4.9)$$

Para recuperar os símbolos transmitidos, o sinal $s[k]$ é passado pelo banco de filtros de análise, que pode ser avaliado por

$$\tilde{a}_{m,n} = \langle s[k], f_{m,n}[k] \rangle_{\downarrow \frac{M}{2}} e^{-j\phi_{m,n}}. \quad (4.10)$$

Por fim, o símbolo QAM estimado $\tilde{d}_{m,l}$ é obtido depois de o pós-processamento OQAM ser realizado em $\tilde{a}_{m,n}$, como ilustrado na Figura 4.1b.

4.1.2 Projeto do Filtro Protótipo

Em (SAHIN; GUVENC; ARSLAN, 2014) diversas topologias de filtros são apresentadas. Contudo, como esse não é o foco principal do trabalho, apenas uma breve discussão de algumas dessas topologias é oferecida nesta seção.

Uma forma de onda clássica e amplamente usada em sistemas de comunicação é o filtro cosseno levantado (RC - *Raised-Cosine*), ou então o filtro raiz quadrado cosseno levantado (SRRC - *Square Root Raised-Cosine*), para o caso de filtros casados. Ao usar este filtro, os lóbulos laterais podem ser drasticamente reduzidos. Na prática, os filtros são implementados em tempo discreto e, portanto, sua resposta deve ser amostrada e truncada. O filtro SRRC de tempo discreto é obtido como (FARHANG-BOROUJENY, 2011)

$$p[k] = \frac{\sin \left[\frac{\pi(1-\gamma)}{M} k \right] + \frac{4\gamma k}{M} \cos \left[\frac{\pi(1+\gamma)}{M} k \right]}{\frac{\pi}{M} k \left[1 - \left(\frac{4\gamma k}{M} \right)^2 \right]}, \quad (4.11)$$

onde M é o número de subportadoras e γ ($0 \leq \gamma \leq 1$) o fator de *roll-off*.

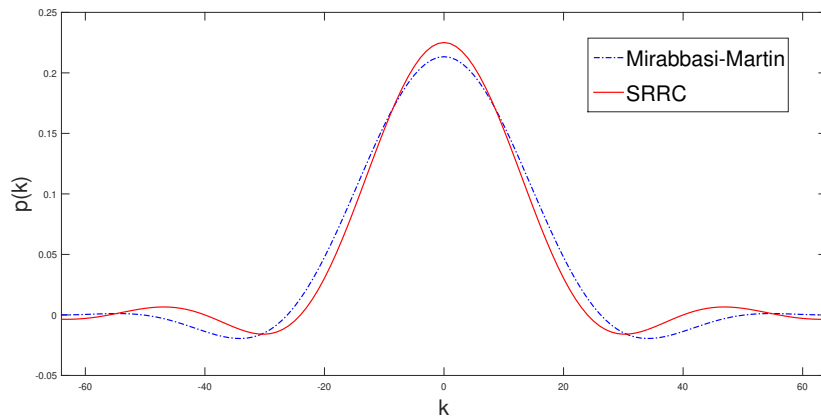
Como o truncamento deteriora significativamente a resposta em frequência do filtro RC (FARHANG-BOROUJENY, 2010), a necessidade de alternativas para serem empregadas nos sistemas FBMC é evidente. Com isso, (MIRABBASI; MARTIN, 2003) propôs um projeto de filtro que oferece um decaimento rápido dos lobos laterais e satisfaz aproximadamente o critério de Nyquist, o que resulta em um

bom desempenho para a reconstrução de dados. A versão discreta deste filtro protótipo é obtida como

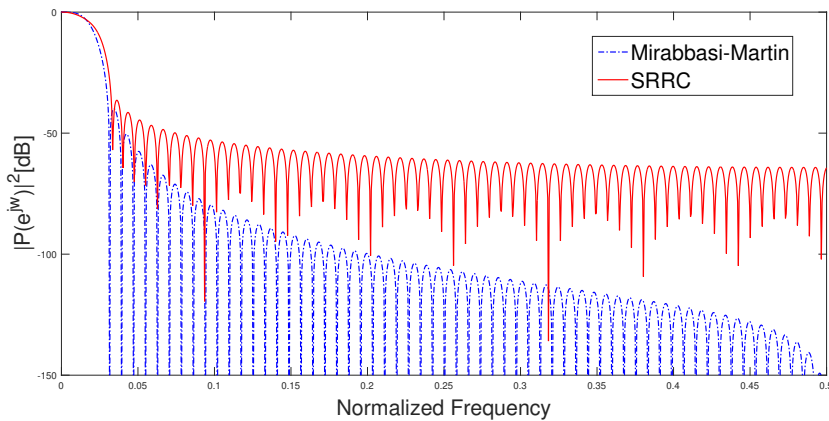
$$p[k] = \frac{1}{L_p} \left[K_0 + 2 \sum_{\ell=1}^{K-1} K_\ell \cos \left(\frac{2\pi\ell}{KM} k \right) \right], \quad (4.12)$$

onde K é o fator de sobreamostragem e $L_p = KM + 1$ o tamanho do filtro. Os K coeficientes devem ser otimizados, como mostrado em (MARTIN, 1998),(MIRABBASI; MARTIN, 2002), para diferentes valores de K .

Na Figure 4.3, uma comparação da resposta impulsiva e em frequência dos filtros SRRC e Mirabbasi-Martin são apresentadas.



(a) Resposta Impulsiva.



(b) Resposta em Frequência.

Figura 4.3: Filtros SRRC ($\gamma = 1$) e Mirabbasi-Martin para $K = 4$ e $M = 32$.

4.2 Sistema MIMO-FBMC

Em um sistema MIMO-FBMC operando no modo multiplexagem (topologia V-BLAST), o sinal recebido na i -ésima antena é definido como (IKHLEF; LOUVEAUX,

2009b)

$$x^{(i)}[k] = \sum_{l=1}^{N_t} h^{(i,l)}[k, l] * s^{(l)}[k] + \eta^{(i)}[k], \quad (4.13)$$

com $i = 1, \dots, N_r$, sendo que N_t e N_r são o número de antenas transmissoras e receptoras, respectivamente, $s^{(l)}[k]$ é o sinal transmitido da l -ésima antena transmissora e $h^{(i,l)}[k, l]$ é a resposta impulsiva do canal entre a l -ésima antena transmissora e a i -ésima antena receptora e $\eta^{(i)}[k]$ é o ruído aditivo. Após passar $x^{(i)}[k]$ pelo filtro de análise correspondente, o n -ésimo símbolo não equalizado da m -ésima subportadora e i -ésima antena receptora é obtido como

$$x_{m,n}^{(i)} = \langle x^{(i)}[k], f_{m,n}[k] \rangle_{\downarrow \frac{M}{2}}. \quad (4.14)$$

Para eliminar os efeitos do canal e recuperar os símbolos transmitidos, a equalização de 1-tap ZF pode ser empregada da seguinte forma

$$\tilde{\mathbf{a}}_{m,n} = ((\mathbf{H}_m^H \mathbf{H}_m)^{-1} \mathbf{H}_m^H \mathbf{x}_{m,n}) e^{-j\phi_{m,n}}, \quad (4.15)$$

sendo

$$\tilde{\mathbf{a}}_{m,n} = \begin{bmatrix} \tilde{a}_{m,n}^{(1)} & \tilde{a}_{m,n}^{(2)} & \dots & \tilde{a}_{m,n}^{(N_r)} \end{bmatrix}^T, \quad (4.16)$$

$$\mathbf{H}_m = \begin{bmatrix} H_m^{(1,1)} & H_m^{(1,2)} & \dots & H_m^{(1,N_t)} \\ H_m^{(2,1)} & H_m^{(2,2)} & \dots & H_m^{(2,N_t)} \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ H_m^{(N_r,1)} & H_m^{(N_r,2)} & \dots & H_m^{(N_r,N_t)} \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

e

$$\mathbf{x}_{m,n} = \begin{bmatrix} x_{m,n}^{(1)} & x_{m,n}^{(2)} & \dots & x_{m,n}^{(N_r)} \end{bmatrix}^T. \quad (4.18)$$

Além disso, as entradas da matriz \mathbf{H}_m podem ser calculadas como

$$H_m^{(i,l)} = \sum_{r=0}^{\nu} h^{(i,l)}[k, l] e^{-j \frac{2\pi}{M} m r}. \quad (4.19)$$

onde $\nu + 1$ é o comprimento da resposta impulsiva do canal. Sob a condição de canal seletivo, uma equalização multi-tap por subcanal é necessária. Nesse caso, o processo de equalização torna-se

$$\tilde{\mathbf{a}}_{m,n} = \left(\sum_{l=0}^{L_w-1} \mathbf{W}_{m,l} \mathbf{x}_{m,n-l} \right) e^{-j\phi_{m,n}}, \quad (4.20)$$

onde L_w é o número de taps do equalizador e $\mathbf{W}_{m,l}$ são as matrizes do equalizador.

4.2.1 Equalização MIMO-FBMC no Domínio do Tempo

Para uma melhor compreensão do funcionamento dos equalizadores em sistemas FBMC no domínio do tempo, inicialmente, será apresentada a formulação SISO-FBMC, sendo então essa análise estendida para sistemas MIMO-OFDM.

Reescrevendo o modelo do sistema a partir do sinal recebido na saída do filtro de análise do m -ésimo subcanal como em (IKHLEF; LOUVEAUX, 2009a), tem-se

$$x_m[k] = \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{l=-\infty}^{\infty} q_{mi} a_i[k-l] + \eta_m[k], \quad (4.21)$$

em que $a_i[k-l]$ são os símbolos recebidos da i -ésima subportadora e $\mathbf{q}_{mi} = [q_{mi}[0], q_{mi}[1], \dots, q_{mi}[L_q]]$, $L_q = \lfloor \frac{2L_p + \nu}{M/2} \rfloor$, o qual é a resposta impulsiva resultante das convoluções entre $g_{i,n}[k]$, $h[k]$ e $f_{m,n}[k]$, abaixando-se a taxa de amostragem em $M/2$, descrito como

$$q_{mi}[k] = (g_{i,n} * h * f_{m,n})[k] \downarrow_{\frac{M}{2}}. \quad (4.22)$$

Diferentemente do sistema OFDM, onde todas as subportadoras estão sobrepostas (no caso da sinalização por pulso retangular), no FBMC devido a utilização da filtragem por subcanal e graças à alta atenuação do filtro protótipo, a interferência interportadora (ICI – *intercarrier interference*) em cada subcanal vem somente dos subcanais adjacentes (WALDHAUSER; NOSSEK, 2006), (WALDHAUSER; BALTAR; NOSSEK, 2008), (IKHLEF; LOUVEAUX, 2009a). Então, a eq. (4.21) é aproximada por

$$x_m[k] \approx \sum_{i=m-1}^{i=m+1} \sum_{l=-\infty}^{\infty} q_{mi} a_i[k-l] + \eta_m[k]. \quad (4.23)$$

A partir de uma notação matricial, a eq. (4.23) pode ser escrita como

$$\mathbf{x}_m[k] = \sum_{i=m-1}^{i=m+1} \mathbf{Q}_{mi} \mathbf{a}_i[k] + \mathbf{B}_m \eta_m[kM/2], \quad (4.24)$$

sendo \mathbf{Q}_{mi} a matriz de convolução com tamanho $L_w \times (L_q + L_w)$ obtida através dos vetores \mathbf{q}_{mi} na eq. (4.22) como mostrado a seguir

$$\mathbf{Q}_{mi} = \begin{bmatrix} q_{mi}[0] & q_{mi}[1] & \cdots & q_{mi}[L_q] & \cdots & 0 \\ 0 & q_{mi}[0] & q_{mi}[1] & \cdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & q_{mi}[0] & \cdots & q_{mi}[L_q] \end{bmatrix}, \quad (4.25)$$

e \mathbf{B}_m é uma matriz de convolução com dimensões $L_w \times (L_p + (L_w - 1)M/2)$ obtida a partir de $f_k[m]$ e abaixando-se a taxa de amostragem em $\frac{M}{2}$

$$\mathbf{B}_m(i, (i-1)\frac{M}{2} + 1 : (i-1)\frac{M}{2} + L_p) = f_k(\cdot), \quad (4.26)$$

em que $i = 1, 2, \dots, L_w$. Note que, por simplicidade de representação, a eq. (4.26) está apresentada na notação utilizada pelo software Matlab. Devido a utilização da modulação OQAM, símbolos reais e imaginários são transmitidos alternadamente, então reformulando-se a eq. (4.24), como descrito em (TU, 1993), tem-se

$$\mathbf{x}_m[k] = \sum_{i=m-1}^{i=m+1} \overline{\mathbf{Q}}_{mi} \bar{\mathbf{a}}_i[k] + \mathbf{B}_m \eta_m[kM/2]. \quad (4.27)$$

A matriz $\overline{\mathbf{Q}}_{mi}$ é obtida introduzindo o número complexo j das entradas imaginárias de $\mathbf{a}_i[k]$ nas colunas correspondentes de $\overline{\mathbf{Q}}_{mi}$. Logo, o novo vetor $\bar{\mathbf{a}}_i[k]$ é puramente real. Depois disso, é necessário tomar as partes reais e imaginárias da saída, já que a modulação OQAM é empregada. Portanto

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{x}}_m[k] &= \begin{bmatrix} \Re\{\mathbf{x}_m[k]\} \\ \Im\{\mathbf{x}_m[k]\} \end{bmatrix} \\ &= \sum_{i=m-1}^{i=m+1} \overline{\overline{\mathbf{Q}}}_{mi} \bar{\mathbf{a}}_i[k] + \overline{\mathbf{B}}_m \bar{\eta}_m[kM/2], \end{aligned} \quad (4.28)$$

em que

$$\begin{aligned} \overline{\overline{\mathbf{Q}}}_{mi} &= \begin{bmatrix} \Re\{\overline{\mathbf{Q}}_{mi}\} \\ \Im\{\overline{\mathbf{Q}}_{mi}\} \end{bmatrix}, \\ \overline{\mathbf{B}}_m &= \begin{bmatrix} \Re\{\mathbf{B}_m\} & -\Im\{\mathbf{B}_m\} \\ \Im\{\mathbf{B}_m\} & \Re\{\mathbf{B}_m\} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

e

$$\bar{\eta}_m[kM/2] = \begin{bmatrix} \Re\{\eta_m[kM/2]\} \\ \Im\{\eta_m[kM/2]\} \end{bmatrix}.$$

Sendo assim, o critério MMSE é expresso por

$$\min \mathbb{E}[\|e_m\|^2] = \min_{\overline{\mathbf{w}}_m} \mathbb{E}[\|\overline{\mathbf{w}}_m^T \bar{\mathbf{x}}_m[k] - a_m[k - \Delta]\|^2], \quad (4.29)$$

em que Δ é o atraso do equalizador, dado por $2K + (L_w - 1)/2$.

Resolvendo a eq. (4.29), tem-se os equalizadores por subcanal dados por (IKHLEF; LOUVEAUX, 2009a)

$$\overline{\mathbf{w}}_m^T = \delta_{\Delta}^T \overline{\overline{\mathbf{Q}}}_{mm} \left(\sum_{i=m-1}^{i=m+1} \overline{\overline{\mathbf{Q}}}_{mi} \overline{\overline{\mathbf{Q}}}_{mi}^T + \frac{\sigma_{\eta}^2}{\sigma_a^2} \overline{\mathbf{B}}_m \overline{\mathbf{B}}_m^T \right)^{-1}, \quad (4.30)$$

em que $\boldsymbol{\delta}_\Delta$ é um vetor $(L_q + L_w) \times 1$ com $\delta_\Delta(i) = 1$, para $i = \Delta$, e $\delta_\Delta(i) = 0$ caso contrário. Por fim, \mathbf{w}_m pode ser facilmente recuperado a partir de $\bar{\mathbf{w}}_m$ como

$$\mathbf{w}_m = \bar{\mathbf{w}}_m(1 : L_w) - j\bar{\mathbf{w}}_m(L_w + 1 : 2L_w). \quad (4.31)$$

Neste caso, o sinal negativo na parte imaginária de (4.31) é devido ao fato de que o operador Hermitiano é aplicado na versão complexa do equalizador.

Agora, para obter os equalizadores MIMO-FBMC, são tomadas L_w observações para as diferentes antenas de recepção, $i = 1, \dots, N_r$, e então, tem-se a seguinte formulação matricial (IKHLEF; LOUVEAUX, 2009b)

$$\mathbf{x}_m[k] = \sum_{\ell=m-1}^{\ell=m+1} \mathbf{Q}_{m\ell} \mathbf{a}_\ell[k] + \bar{\mathbf{B}}_m \boldsymbol{\eta}_m[kM/2], \quad (4.32)$$

em que \mathbf{x}_m o vetor recebido $N_r L_w \times 1$, $\mathbf{a}_i[k]$ é o vetor de símbolos transmitidos $N_t(L_q + L_w) \times 1$, $\bar{\mathbf{B}}_m = \text{diag}(\mathbf{B}_m, \mathbf{B}_m, \dots, \mathbf{B}_m)$ é uma matriz $N_r L_w \times N_r(L_w - 1)M/2 + L_q$, com \mathbf{B}_m calculado como em (4.25) e $\boldsymbol{\eta}_m[kM/2]$ é o vetor de ruído AWGN com dimensão $N_r(L_w - 1)M/2 + L_q \times 1$. Além disso, $\mathbf{Q}_{m\ell}$ é agora uma matriz contendo todas as matrizes de convolução entre a l -ésima antena transmissora e a i -ésima antena receptora ($\mathbf{Q}_{m\ell}^{(i,l)}$), *i.e.*

$$\mathbf{Q}_{m\ell} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_{m\ell}^{(1,1)} & \mathbf{Q}_{m\ell}^{(1,2)} & \dots & \mathbf{Q}_{m\ell}^{(1,N_t)} \\ \mathbf{Q}_{m\ell}^{(2,1)} & \dots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{Q}_{m\ell}^{(N_r,1)} & \mathbf{Q}_{m\ell}^{(N_r,2)} & \dots & \mathbf{Q}_{m\ell}^{(N_r,N_t)} \end{bmatrix}, \quad (4.33)$$

com $\mathbf{Q}_{m\ell}^{(i,l)}$ obtida de modo similar a eq. (4.25), mas agora considerando as respostas impulsivas $q_{m\ell}^{(i,l)}[k] = (g_{\ell,n} * h^{(i,l)} * f_{m,n})[k] \downarrow_{M/2}$.

Por causa da modulação OQAM, o mesmo procedimento especificado na eq. (4.28) deve ser feito. Portanto, o problema MMSE a ser resolvido é dado por

$$\min_{\bar{\mathbf{W}}_m} \mathbb{E}[\|\mathbf{e}_m\|^2] = \min_{\bar{\mathbf{W}}_m} \mathbb{E}[\|\bar{\mathbf{W}}_m^T \bar{\mathbf{x}}_m[k] - \mathbf{a}_{m,\Delta}[k]\|^2], \quad (4.34)$$

em que $\Delta = (l - 1)(L_q + L_w)$ é o atraso do equalizador para a l -ésima antena transmissora. Resolvendo o problema MMSE descrito em (4.29), os equalizadores MIMO-FBMC por subcanal são dados por (IKHLEF; LOUVEAUX, 2009b)

$$\bar{\mathbf{W}}_m^T = \mathbf{P}_\Delta \bar{\mathbf{Q}}_{mm}^T \left(\sum_{\ell=m-1}^{\ell=m+1} \bar{\mathbf{Q}}_{m\ell} \bar{\mathbf{Q}}_{m\ell}^T + \frac{\sigma_\eta^2}{\sigma_a^2} \bar{\mathbf{B}}_m \bar{\mathbf{B}}_m^T \right)^{-1}, \quad (4.35)$$

em que \mathbf{P}_Δ é uma matriz $N_t \times (L_q + L_w)N_t$ dada por

$$\mathbf{P}_\Delta = \text{diag}(\mathbf{1}_{1 \times (L_q + L_w)}, \mathbf{1}_{1 \times (L_q + L_w)}, \dots, \mathbf{1}_{1 \times (L_q + L_w)}),$$

e $\mathbf{1}_{1 \times (L_q + L_w)}$ é um vetor $1 \times (L_q + L_w)$ com todas as entradas iguais a 1.

Finalmente, ao desempilhar $\overline{\mathbf{W}}_m^T$, tem-se \mathbf{W}_m como a seguir

$$\mathbf{W}_m = \overline{\mathbf{W}}_m(1 : L_w N_r, :) - j \overline{\mathbf{W}}_m(L_w N_r + 1 : 2L_w N_r, :). \quad (4.36)$$

4.2.2 Equalização MIMO-FBMC no Domínio da Frequência

Neste trabalho, é proposto um equalizador MIMO-FBMC no domínio da frequência similar ao apresentado em (IHALAINEN et al., 2011), mas no equalizador proposto é considerada a resposta ao impulso completa do sistema para calcular as respostas em frequência nos pontos determinados. Como visto anteriormente, no caso MIMO todos os caminhos possíveis entre a l -ésima antena transmissora e a i -ésima antena receptora são levados em conta. Então, tem-se a seguinte resposta impulsiva

$$q_m^{(i,l)}[k] = \left[\left(\sum_{\ell=m-1}^{\ell=m+1} g_{\ell,n} \right) * h^{(i,l)} * f_{m,n} \right] [k]_{\downarrow \frac{M}{2}}. \quad (4.37)$$

A partir da eq. (4.37), a resposta em frequência nos pontos determinados pode ser avaliada, conforme descrito abaixo

$$\mathbf{v}_m^{(i,l)} = \left(\mathcal{F} \{ \mathbf{q}_m^{(i,l)} \}_{\Omega_{L_w}} \right) ./ \left(\mathcal{F} \{ \mathbf{q}_m^n \}_{\Omega_{L_w}} \right). \quad (4.38)$$

em que

$$\begin{aligned} \Omega_{L_w} &= [\Omega_0 \ \Omega_1 \ \dots \ \Omega_{L_w-1}] \\ &= \frac{2\pi}{L_w + 1} [-P \ -P + 1 \ \dots \ P], \end{aligned} \quad (4.39)$$

sendo $P = (L_w - 1)/2$ e L_w o tamanho do equalizador. Além disso, o fator de normalização \mathbf{q}_m^n é dado por $\mathbf{q}_m^n = \left[\left(\sum_{\ell=m-1}^{\ell=m+1} g_{\ell,n} \right) * f_{m,n} \right] [k]_{\downarrow \frac{M}{2}}$.

Então, matrizes de dimensão $N_r \times N_t$ são construídas como

$$\mathbf{U}_{m,(\ell)} = \begin{bmatrix} v_{m,(\ell)}^{(1,1)} & v_{m,(\ell)}^{(1,2)} & \dots & v_{m,(\ell)}^{(1,N_t)} \\ v_{m,(\ell)}^{(2,1)} & v_{m,(\ell)}^{(2,2)} & \dots & v_{m,(\ell)}^{(1,N_t)} \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ v_{m,(\ell)}^{(N_r,1)} & v_{m,(\ell)}^{(N_r,1)} & \dots & v_{m,(\ell)}^{(N_r,N_t)} \end{bmatrix}. \quad (4.40)$$

Nota-se que $v_{m,(\ell)}^{(i,l)}$ é o ℓ -ésimo elemento do vetor $\mathbf{v}_m^{(i,l)}$, e $\ell = 1, \dots, L_w$. Da eq.

(4.40), pode-se obter as L_w matrizes de equalização de acordo com os critérios ZF ou MMSE. Adotando o ZF, tem-se

$$\mathbf{G}_{m,(l)} = (\mathbf{U}_{m,(l)}^H \mathbf{U}_{m,(l)})^{-1} \mathbf{U}_{m,(l)}^H. \quad (4.41)$$

Como uma alternativa, a abordagem MMSE pode ser implementada da seguinte maneira

$$\mathbf{G}_{m,(l)} = \left(\mathbf{U}_{m,(l)}^H \mathbf{U}_{m,(l)} + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_a^2} \mathbf{I}_{N_t} \right)^{-1} \mathbf{U}_{m,(l)}^H. \quad (4.42)$$

Depois disso, as matrizes de equalização podem ser calculadas como

$$\mathbf{W}_m = \overline{\mathbf{D}}^{-1} \overline{\mathbf{G}}_m, \quad (4.43)$$

com

$$\overline{\mathbf{G}}_m = \left[\mathbf{G}_{m,(1)} \quad \mathbf{G}_{m,(2)} \quad \cdots \quad \mathbf{G}_{m,(L_w)} \right]^T,$$

e

$$\overline{\mathbf{D}} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{(1,1)} & \mathbf{D}_{(1,2)} & \cdots & \mathbf{D}_{(1,L_w)} \\ \mathbf{D}_{(2,1)} & \mathbf{D}_{(2,2)} & \cdots & \mathbf{D}_{(2,L_w)} \\ \vdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{D}_{(L_w,1)} & \mathbf{D}_{(L_w,2)} & \cdots & \mathbf{D}_{(L_w,L_w)} \end{bmatrix}.$$

Nesta matriz apresentada acima, os elementos $\mathbf{D}_{(i,j)} = \mathbf{D}(i,j) \mathbf{I}_{N_t}$ referem-se a matrizes diagonais $N_t \times N_t$, e $\mathbf{D}(i,j)$ é o elemento da i -ésima linha e j -ésima coluna da matriz \mathbf{D} , descrita por

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} e^{jP\Omega_0} & e^{j(P-1)\Omega_0} & \cdots & e^{-j(P)\Omega_0} \\ e^{jP\Omega_1} & e^{j(P-1)\Omega_1} & \cdots & e^{-j(P)\Omega_1} \\ \vdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ e^{jP\Omega_{L_w-1}} & e^{j(P-1)\Omega_{L_w-1}} & \cdots & e^{-j(P)\Omega_{L_w-1}} \end{bmatrix}. \quad (4.44)$$

4.3 Proposta e Resultados

Na literatura, existem algumas estruturas de equalização multi-tap para sistemas MIMO-FBMC. Por exemplo, (IKHLEF; LOUVEAUX, 2009a) propõe equalizador multi-tap por subcanal a partir do critério MMSE e, além disso, introduz as técnicas de cancelamento de interferência. Este esquema é derivado no domínio do tempo, porém, apresenta uma elevada complexidade computacional, o que torna sua implementação em sistemas práticas inviável. Com o objetivo de alcançar uma complexidade viável para sistemas reais, (IHALAINEN et al., 2011)

propôs um equalizador multi-tap no domínio da frequência baseado na frequência de amostragem, na qual os pesos do equalizador são obtidos pela resposta em frequência do canal nos pontos desejados, mas simplesmente considerando a resposta ao impulso do canal, o que resulta em um equalizador pouco robusto para cenários mais agressivos. Portanto, a partir da necessidade de melhorar a relação complexidade-desempenho em equalizadores multi-tap MIMO-FBMC, neste trabalho é proposto um esquema equalização multi-tap que leva em conta os efeitos de canal e a interferência imaginária intrínseca gerada no FBMC-OQAM. De modo similar ao que é feito nas técnicas de equalização no domínio do tempo, a resposta impulsiva completa do sistema é considerada para calcular os pesos dos equalizadores, mas agora no domínio da frequência, como descrito a partir das equações (4.37) e (4.38). Como pode ser visto no artigo anexado no apêndice B, o equalizador proposto apresenta uma maior robustez em cenários com canais mais agressivos.

Adicionalmente, há uma drástica redução na complexidade computacional, quando comparamos a técnica de equalização proposta neste trabalho com o clássico equalizador multi-tap MMSE no domínio do tempo em (IKHLEF; LOUVEAUX, 2009a). A razão de complexidade entre o equalizador proposto e o MMSE-TD é menor que 1%, demonstrando um ganho significativo em termos de complexidade computacional. Salienta-se que o artigo P2 em anexo (apêndice B) contém análises e conclusões mais completas dessa comparação.

5 Desenvolvimento do Trabalho e Disseminações

O desenvolvimento desse trabalho é apresentado a partir dos trabalhos (artigos) publicados (ou submetidos) em revistas científicas da área de Telecomunicações, os quais estão anexados nos Apêndices A e B, como detalhados a seguir:

- [A] David William Marques Guerra, Rafael Masashi Fukuda, Ricardo Tadashi Kobayashi e Taufik Abrão, *Efficient Detectors for MIMO-OFDM Systems under Spatial Correlation Antenna Arrays* – Publicado na revista ETRI - *Electronics and Telecommunications Research Institute*, Wiley (A2 Eng.IV - Qualis CAPES) em 19 de setembro de 2018; DOI: 10.4218/etrij.2018-0005
- [B] David William Marques Guerra e Taufik Abrão, *Efficient Multi-tap Equalization for the FBMC-OQAM System* – Versão revisada R2 submetida à revista ETT - *Emerging Telecommunications Technologies*, Wiley (A2 Eng.IV - Qualis CAPES) em 07 de maio de 2019.

O Artigo P1, no Apêndice [A], contém uma extensa análise numérica de desempenho em termos de BER para diferentes técnicas de detecção MIMO-OFDM, a partir de duas abordagens diferentes: detecção linear (ZF e MMSE) e detecção heurística baseada no critério ML. O cenário de simulação é baseado em um canal Rayleigh e diferentes valores de correlação entre as antenas são considerados. Ademais, também é fornecida uma análise de complexidade computacional, utilizando-se como figura de mérito o número de FLOPS requeridos na tarefa de detecção. Com isso, uma comparação entre essas técnicas é feita a partir do compromisso entre desempenho e complexidade das mesmas.

Além disso, os resultados numéricos mostram que a detecção heurística é promissora para sistemas MIMO-OFDM no modo multiplexagem, fornecendo um desempenho bastante superior, mesmo em cenários com um valor de correlação espacial entre antenas médio ($\rho = 0.5$). Nota-se que existe um incremento de complexidade para se alcançar tal desempenho, porém, como mostrado em (FU-

KUDA et al., 2018), a utilização de um método heurístico combinado com uma estrutura linear (solução inicial), traz como benefício uma diminuição significativa na complexidade, além de uma ligeira melhora no desempenho em relação à detecção puramente heurística.

No Artigo P2, anexado no Apêndice [B], é proposta uma modificação na equalização multi-tap para sistemas MIMO-FBMC em (IHALAINEN et al., 2011). Na proposta original, os autores propõem uma equalização no domínio da frequência que considera apenas a resposta impulsiva do canal. Porém, dessa forma a estrutura de equalização não apresenta robustez suficiente para canais com seletividade média ou alta. Para contornar esse problema, propõe-se a utilização da resposta impulsiva completa do sistema (por subcanal), considerando também a interferência das portadoras adjacentes.

Destaca-se também a participação como co-autor no artigo descrito a seguir:

Título: *DE/PSO-aided hybrid linear detectors for MIMO-OFDM systems under correlated arrays*. Autores: Rafael Masashi Fukuda, David William Marques Guerra, Ricardo Tadashi Kobayashi e Taufik Abrão. Publicado na revista na ETT - *Emerging Telecommunications Technologies*, Wiley (A2 Eng.IV - Qualis CAPES) em 08 de agosto de 2018. DOI: 10.1002/ett.3495

No artigo descrito acima, são analisadas as técnicas de detecção MIMO-OFDM a partir de heurísticas evolucionárias com solução inicial dada pelos detectores lineares, as quais já foram mencionadas anteriormente.

6 Notas Conclusivas e Trabalhos Futuros

Nos resultados a partir das simulações realizadas no primeiro trabalho (Apêndice [A]), é feita uma comparação dos detectores lineares e heurísticos em termos de desempenho e complexidade computacional. Em termos de desempenho, os detectores heurísticos se aproximam do detector ótimo ML, sendo bastante superiores aos detectores lineares, em cenários com uma correlação baixa a média entre as antenas, sendo que para uma correlação alta todos os detectores apresentam seu desempenho bastante deteriorado. Em termos de complexidade dos algoritmos, as técnicas heurísticas tem um incremento considerável de complexidade em relação aos métodos lineares, sendo que o PSO fornece incrementos menores na complexidade quando comparado ao DE. No entanto, como mostrado em (FUKUDA et al., 2018), a utilização de algoritmos heurísticos com solução inicial pode amenizar significativamente esse problema.

No artigo P2 (Apêndice [B]) é proposta uma modificação na estrutura de equalização no domínio da frequência abordada em (IHALAINEN et al., 2011), com o objetivo de melhorar o desempenho e robustez do mesmo. Observou-se um comportamento interessante do FBMC-OQAM para os sistemas de transmissão SISO e MIMO em termos de taxa de erro de bit (BER) versus SNR. Mesmo em um condição de canal altamente seletivo, com aumento do número de taps do equalizador o sistema apresenta desempenho bem próximo do esperado para canais planos. Além disso, a estrutura proposta no domínio da frequência apresenta um desempenho bastante similar a estruturas no domínio do tempo, como o MMSE-TD (IKHLEF; LOUVEAUX, 2009b). Lembrando que o FBMC não requer CP, ao contrário do OFDM, o que já é um ganho em termos de eficiência energética e espectral. Contudo, particularmente no contexto MIMO, todas as estruturas equalizadoras exibiram uma limitação de desempenho em SNR elevada devido aos altos níveis de interferência (ISI, ICI e IAI - interferência interantena).

Para justificar de modo mais assertivo a utilização de sistemas de banco de filtros é necessária a análise de topologias mais eficientes, também chamadas

de estruturas polifásicas (FARHANG-BOROUJENY, 2010). Além disso, torna-se indispensável uma análise mais criteriosa desses esquemas de transmissão aplicados a sistemas LS-MIMO, os quais são alternativas bastante interessantes para a próxima geração de sistemas de comunicação móveis (5G). Portanto, esses tópicos podem ser identificados como importantes temas a serem estudados detida e detalhadamente em trabalhos futuros.

Destaca-se que os artigos produzidos, o primeiro publicado e o segundo submetido (Artigos P1 e P2), possuem análises mais completas e conclusões mais detalhadas sobre os resultados obtidos neste trabalho.

Referências

- ALAMOUTI, S. M. A simple transmit diversity technique for wireless communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, v. 16, n. 8, p. 1451–1458, Oct 1998. ISSN 0733-8716.
- BOCCARDI, F.; HEATH, R. W.; LOZANO, A.; MARZETTA, T. L.; POPOVSKI, P. Five disruptive technology directions for 5g. *IEEE Communications Magazine*, v. 52, n. 2, p. 74–80, February 2014. ISSN 0163-6804.
- BOYD, S.; VANDENBERGHE, L. *Convex Optimization*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2004. Hardcover. ISBN 0521833787.
- CAUS, M.; PEREZ-NEIRA, A. I.; KLIKS, A. Characterization of the effects of multi-tap filtering on fbmc/oqam systems. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, v. 2014, n. 1, p. 84, Jun 2014. ISSN 1687-6180. Disponível em: <<https://doi.org/10.1186/1687-6180-2014-84>>.
- CHANG, R. W. Synthesis of band-limited orthogonal signals for multichannel data transmission. *The Bell System Technical Journal*, v. 45, n. 10, p. 1775–1796, Dec 1966. ISSN 0005-8580.
- CHENG, S.; SHI, Y. Normalized population diversity in particle swarm optimization. In: _____. *Advances in Swarm Intelligence: Second International Conference, ICSI 2011, Chongqing, China, June 12-15, 2011, Proceedings, Part I*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011. p. 38–45. ISBN 978-3-642-21515-5.
- CHO, K.; YOON, D. On the general ber expression of one- and two-dimensional amplitude modulations. *IEEE Transactions on Communications*, v. 50, n. 7, p. 1074–1080, July 2002. ISSN 0090-6778.
- DOCOMO. 5g radio access: Requirements, concept and technologies. [S.l.], 2010.
- FARHANG-BOROJENY, B. *Signal Processing Techniques for Software Radios*. 2nd. ed. [S.l.]: Lulu publication house, 2010.
- FARHANG-BOROJENY, B. Ofdm versus filter bank multicarrier. *IEEE Signal Processing Magazine*, v. 28, n. 3, p. 92–112, May 2011. ISSN 1053-5888.
- FARHANG-BOROJENY, B. Filter bank multicarrier modulation: A waveform candidate for 5g and beyond. *Advances in Electrical Engineering*, v. 2014, p. 25, 2014.
- FILHO, J. C. M.; SOUZA, R. N. de; ABRÃO, T. Ant colony input parameters optimization for multiuser detection in ds/cdma systems. *Expert Systems with Applications*, v. 39, n. 17, p. 12876 – 12884, 2012. ISSN 0957-4174.

- FUKUDA, R. M.; GUERRA, D. W. M.; KOBAYASHI, R. T.; ABRÃO, T. De/pso-aided hybrid linear detectors for mimo-ofdm systems under correlated arrays. *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, v. 29, n. 12, p. e3495, 2018. E3495 ett.3495. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/ett.3495>>.
- GOLDSMITH, A. *Wireless Communications*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2005. ISBN 9780521837163.
- GOLUB, G. H.; LOAN, C. F. V. *Matrix Computations*. 4. ed. [S.l.]: Johns Hopkins University Press, 2013. ISBN 9781421408590.
- GUERRA, D. W. M.; FUKUDA, R. M.; KOBAYASHI, R. T.; ABRÃO, T. Linear detection analysis in mimo-ofdm with spatial correlation. In: *2016 12th IEEE International Conference on Industry Applications (INDUSCON)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1–8.
- HAMPTON, J. R. *Introduction to MIMO Communications*. [S.l.]: University Printing House, Cambridge, 2013. ISBN 978-1-107-04283-4.
- HANZO, L. L.; AKHTMAN, Y.; WANG, L.; JIANG, M. *MIMO-OFDM for LTE, WiFi and WiMAX: Coherent versus Non-coherent and Cooperative Turbo Transceivers*. [S.l.]: Wiley-IEEE Press, 2011. 692 p. ISBN 978-0-470-68669-0.
- IHALAINEN, T.; IKHLEF, A.; LOUVEAUX, J.; RENFORS, M. Channel equalization for multi-antenna fbmc/oqam receivers. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 60, n. 5, p. 2070–2085, Jun 2011. ISSN 0018-9545.
- IKHLEF, A.; LOUVEAUX, J. An enhanced mmse per subchannel equalizer for highly frequency selective channels for fbmc/oqam systems. In: *2009 IEEE 10th Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 186–190. ISSN 1948-3244.
- IKHLEF, A.; LOUVEAUX, J. Per subchannel equalization for mimo fbmc/oqam systems. In: *2009 IEEE Pacific Rim Conference on Communications, Computers and Signal Processing*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 559–564. ISSN 1555-5798.
- JAEKWON, Y. S. C.; YOUNG, K. W.; KANG, Y. C. G. *MIMO-OFDM Wireless Communications with Matlab*. [S.l.]: John Wiley and Sons (Asia), 2013.
- KENNEDY, J.; EBERHART, R. C. Particle swarm optimization. In: *Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*. Perth, Australia, IEEE Service Center, Piscataway, NJ: [s.n.], 1995. v. 4, p. 1942–1948.
- KHAN, A. A.; NAEEM, M.; SHAH, S. I. A particle swarm algorithm for symbols detection in wideband spatial multiplexing systems. In: *Proceedings of the 9th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*. New York, NY, USA: ACM, 2007. (GECCO '07), p. 63–69. ISBN 978-1-59593-697-4. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1276958.1276968>>.
- LEVIN, G.; LOYKA, S. On capacity-maximizing angular densities of multipath in mimo channels. In: *2010 IEEE 72nd Vehicular Technology Conference - Fall*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1–5. ISSN 1090-3038.

- MARTIN, K. W. Small side-lobe filter design for multitone data-communication applications. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*, v. 45, n. 8, p. 1155–1161, Aug 1998. ISSN 1057-7130.
- MESLEH, R. Y.; HAAS, H.; SINANOVIC, S.; AHN, C. W.; YUN, S. Spatial modulation. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 57, n. 4, p. 2228–2241, July 2008. ISSN 0018-9545.
- MIRABBASI, S.; MARTIN, K. Design of prototype filter for near-perfect-reconstruction overlapped complex-modulated transmultiplexers. In: *Circuits and Systems, 2002. ISCAS 2002. IEEE International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2002. v. 1, p. I-821–I-824 vol.1.
- MIRABBASI, S.; MARTIN, K. Overlapped complex-modulated transmultiplexer filters with simplified design and superior stopbands. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*, v. 50, n. 8, p. 456–469, Aug 2003. ISSN 1057-7130.
- MOLISCH, A. F. *Wireless Communications*. [S.l.]: University of Southern California, USA, 2005. ISBN 047084888X.
- RAPPAPORT, T. S.; SUN, S.; MAYZUS, R.; ZHAO, H.; AZAR, Y.; WANG, K.; WONG, G. N.; SCHULZ, J. K.; SAMIMI, M.; GUTIERREZ, F. Millimeter wave mobile communications for 5g cellular: It will work! *IEEE Access*, v. 1, p. 335–349, 2013. ISSN 2169-3536.
- ROH, W.; SEOL, J.; PARK, J.; LEE, B.; LEE, J.; KIM, Y.; CHO, J.; CHEUN, K.; ARYANFAR, F. Millimeter-wave beamforming as an enabling technology for 5g cellular communications: theoretical feasibility and prototype results. *IEEE Communications Magazine*, v. 52, n. 2, p. 106–113, February 2014. ISSN 0163-6804.
- RUSEK, F.; PERSSON, D.; LAU, B. K.; LARSSON, E. G.; MARZETTA, T. L.; EDFORS, O.; TUFVESSON, F. Scaling up mimo: Opportunities and challenges with very large arrays. *IEEE Signal Processing Magazine*, v. 30, n. 1, p. 40–60, Jan 2013. ISSN 1053-5888.
- SAHIN, A.; GUVENC, I.; ARSLAN, H. A survey on multicarrier communications: Prototype filters, lattice structures, and implementation aspects. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, v. 16, n. 3, p. 1312–1338, Third 2014. ISSN 1553-877X.
- SCHAICH, F.; WILD, T. Waveform contenders for 5g - ofdm vs. fbmc vs. ufm. In: *Communications, Control and Signal Processing (ISCCSP), 2014 6th International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 457–460.
- SEYMAN, M. N.; TASPINAR, N. Symbol detection using the differential evolution algorithm in mimo-ofdm systems. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, v. 21, p. 373 – 380, 2014. ISSN 1300-0632.
- SHI, Y.; EBERHART, R. A modified particle swarm optimizer. In: *1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No.98TH8360)*. [S.l.: s.n.], 1998. p. 69–73.

- SHI, Y.; EBERHART, R. C. Parameter selection in particle swarm optimization. In: PORTO, V. W.; SARAVANAN, N.; WAAGEN, D.; EIBEN, A. E. (Ed.). *Evolutionary Programming VII*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1998. p. 591–600. ISBN 978-3-540-68515-9.
- SILVA, V. A. da. *Modelagem Computacional De Canais De Comunicação Móvel*. Dissertação (Mestrado), 2004.
- SIOHAN, P.; SICLET, C.; LACAILLE, N. Analysis and design of ofdm/oqam systems based on filterbank theory. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 50, n. 5, p. 1170–1183, May 2002. ISSN 1053-587X.
- STORN, R.; PRICE, K. Differential evolution – a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *J. of Global Optimization*, Kluwer Academic Publishers, Hingham, MA, USA, v. 11, n. 4, p. 341–359, dez. 1997. ISSN 0925-5001. Disponível em: <<https://doi.org/10.1023/A:1008202821328>>.
- TRIMECHE, A.; BOUHLEL, A.; SAKLY, A.; MTIBAA, A. The particle swarm optimization (pso) for symbol detection in mimo-ofdm system. *International Journal of Information Security*, v. 4, n. 1, p. 38–45, March 2013.
- TSE, D. N. C.; VISWANATH, P.; ZHENG, L. Diversity-multiplexing tradeoff in multiple-access channels. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 50, n. 9, p. 1859–1874, Sept 2004. ISSN 0018-9448.
- TU, J. C. Optimum mmse equalization for staggered modulation. In: *Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. [S.l.: s.n.], 1993. p. 1401–1406 vol.2. ISSN 1058-6393.
- WALDHAUSER, D. S.; BALTAR, L. G.; NOSSEK, J. A. Mmse subcarrier equalization for filter bank based multicarrier systems. In: *2008 IEEE 9th Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 525–529. ISSN 1948-3244.
- WALDHAUSER, D. S.; NOSSEK, J. A. Mmse equalization for bandwidth-efficient multicarrier systems. In: *2006 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 4 pp.–5394. ISSN 0271-4302.
- WOLNIANSKY, P. W.; FOSCHINI, G. J.; GOLDEN, G. D.; VALENZUELA, R. A. V-blast: an architecture for realizing very high data rates over the rich-scattering wireless channel. In: *1998 URSI International Symposium on Signals, Systems, and Electronics. Conference Proceedings (Cat. No.98EX167)*. [S.l.: s.n.], 1998. p. 295–300.
- ZELST, V.; HAMMERSCHMIDT, J. A single coefficient spatial correlation model for multiple-input multiple-output (MIMO) radio channels. *27th General Assembly of the International Union of Radio Science (URSI)*, n. 1, p. 2–5, 2002.

Apêndice A - Artigo P1

Título: *Efficient Detectors for MIMO-OFDM Systems under Spatial Correlation Antenna Arrays*

Autores: David William Marques Guerra, Rafael Masashi Fukuda, Ricardo Tadashi Kobayashi e Taufik Abrão

Categoria: *Full Paper*

Submissão: Submetido à revista ETRI-Wiley (A2 Eng.IV - Qualis CAPES) em 07 de janeiro de 2018.

Status: Publicado online em 19 de setembro de 2018.

DOI: 10.4218/etrij.2018-0005

Efficient detectors for MIMO-OFDM systems under spatial correlation antenna arrays

David William Marques Guerra | Rafael Masashi Fukuda | Ricardo Tadashi Kobayashi |
Taufik Abrão

Electrical Engineering Department, State University of Londrina, Londrina, Paraná, Brazil.

Correspondence

Taufik Abrão, Electrical Engineering Department (DEEL), State University of Londrina, Londrina, Paraná, Brazil.
Email: taufik@uel.br

This work analyzes the performance of implementable detectors for the multiple-input multiple-output (MIMO) orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) technique under specific and realistic operation system conditions, including antenna correlation and array configuration. A time-domain channel model was used to evaluate the system performance under realistic communication channel and system scenarios, including different channel correlation, modulation order, and antenna array configurations. Several MIMO-OFDM detectors were analyzed for the purpose of achieving high performance combined with high capacity systems and manageable computational complexity. Numerical Monte Carlo simulations demonstrate the channel selectivity effect, while the impact of the number of antennas, adoption of linear against heuristic-based detection schemes, and the spatial correlation effect under linear and planar antenna arrays are analyzed in the MIMO-OFDM context.

KEYWORDS

BER performance, heuristic detector, linear detector, MIMO-OFDM, multipath channel, spatial correlation

1 | INTRODUCTION

Orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) is a modulation scheme widely used in many communication systems, including several commercial applications such as wireless networks (Wi-Fi 802.11) and cellular systems (LTE) [1]. In those systems, it is also common to combine the OFDM with multiple-input multiple-output (MIMO), which can improve the spectral efficiency of the system [2,3]. However, to couple the OFDM to the MIMO system, it is necessary to understand the basics of SISO channel and SISO-OFDM.

Usually, inside an OFDM system, a large number N of subcarriers is deployed in order to achieve a flat fading condition on each subchannel. This is particularly important in realistic scenarios, where the wireless channel introduces dispersion effects on the signal, creating selective channels. In

[4], a SISO-OFDM system was simulated to show how the number of subcarriers influences its performance on a multipath fading indoor channel based on the Saleh-Valenzuela model, but not considering the Doppler frequency.

In flat fading channels, the coherence bandwidth of the channel $(\Delta B)_c$ is larger than W , the bandwidth of the signal. Hence, all frequency components of the signal experience the same magnitude of fading. On the other hand, in frequency-selective fading channels, $(\Delta B)_c < W$ occurs. As a consequence, different frequency components of the signal experience correlated fading.

In OFDM systems, to mitigate the intersymbol interference (ISI) caused by multipath fading, it is necessary to use a guard interval. The most used type of guard interval on OFDM systems is the cyclic prefix (CP), as described analytically in [5].

One of the most recent well-established data transmission structures is the multiple-input multiple-output (MIMO) system, which uses multiple antennas at the transmitter and receiver sides to transfer data over a wire or wireless channels. MIMO systems are able to increase data rates by means of multiplexing or to improve performance/reliability through a diversity mode [6]. The data increase can be achieved sending different data via different antennas. By simultaneously sending the same data via multiple antennas, the reliability is increased by exploiting diversities such as time and space diversity. In spatial multiplexing, the signal that reaches at each receive antenna suffers interference from the other $N_t - 1$ antennas, where N_t represents the number of transmitting antennas. Hence, the purpose of demultiplexing-detection schemes is to mitigate the effects of the interference [7]. Hence, on the receiver side, there are a large number of MIMO detection techniques available. In this work, several MIMO-OFDM detectors are characterized and numerically evaluated under specific but realistic channel and system scenarios, including the maximum likelihood (ML), linear zero-forcing (ZF), and linear minimum mean-square error (MMSE) detectors. Moreover, two MIMO-OFDM detectors based on evolutionary heuristic approaches also have been analyzed, namely, the *particle swarm optimization* (PSO) detector and *differential evolution* (DE) detector.

Indeed, because the ML detector solution requires an exhaustive search through all possible symbol combinations [8], while linear closed solutions such as ZF and MMSE result in a poor performance for highly correlated channels [9], evolutionary heuristic algorithms are strong candidates for producing better solutions than linear detectors, and they result in reduced computational complexity compared to ML because heuristic approaches do not evaluate all possibilities.

The PSO algorithm has already been applied to solve the detection problem in MIMO-OFDM systems in [8,10]. In [8], the PSO, and in [11], the binary PSO, were evaluated and the numerical results of bit error rate (BER) and computational complexity were analyzed. In [10], the performances of DE, PSO, and the genetic algorithm were compared. On the other hand, in our work, the performance-complexity tradeoff of the evolutionary heuristic PSO and DE MIMO-OFDM detectors are analyzed under practical and useful scenarios, that is, considering spatial correlated channels and other linear conventional MIMO-OFDM detectors. The system model in a real-valued representation is considered while the selection procedure for the heuristic input parameters of the PSO and DE algorithms are addressed accordingly. Besides, to the best of our knowledge, there are no studies considering a comparative analysis of evolutionary heuristics and classical MIMO-OFDM detectors operating under spatial correlation antenna arrays.

The contribution of this work is threefold. First, we analyze and compare the performance and implementability of several MIMO-OFDM detectors, including linear and evolutionary heuristic approaches, operating under realistic system configurations. Second, the influence of parameters related to the distance between the antennas, which determine the spatial antenna correlation, is discussed; two antenna array configurations are considered, the *uniform linear array* (ULA) [12] and *uniform rectangular array* (URA) [13]. Last, a systematic procedure is developed and used to calibrate the input parameters of both evolutionary heuristic PSO and DE detectors with the aim of establishing a fair performance comparison between the linear and heuristic MIMO-OFDM detectors.

The rest of this work is organized as follows. In Section 2, the OFDM system is revised and the TD channel emulator is explored. The spatial channel correlation, ML, ZF, MMSE, as well as the evolutionary heuristic PSO and DE detectors are described in Section 3. Extensive numerical simulation results are analyzed in Section 5, including reliability evaluation, the channel selectivity effect, BER performance comparison regarding spatial correlation, modulation order, and sensibility analysis. Conclusions and final remarks are offered in Section 6.

2 | OFDM TRANSMISSION AND MIMO CHANNEL

OFDM is one type of multicarrier modulation that can be easily implemented using discrete Fourier transform (DFT) and its inverse (IDFT), or their equivalents, the fast Fourier transform (FFT) and inverse FFT (IFFT). OFDM modulation consists of parallel data transmission with some modulation such as M-QAM or M-PSK applying an IFFT to transform a signal in the FD into one in the TD. Thereafter, the CP is added. Data are converted into an analog signal. Finally, the signal is multiplied to a carrier by frequency f_c for transmission.

On the receiver side, signal $r(t)$ represents the transmitted signal $s(t)$ corrupted by noise. Signal $r(t)$ is multiplied by $\cos(2\pi f_c t)$, passes through a low-pass filter, is converted to digital information, the CP is removed, and the serial data is converted into parallel data. A DFT is performed, the symbols are converted to serial symbols and demodulated according to their respective scheme of modulation, and the information bits can then be estimated.

In order to mitigate ISI, some strategies such as cyclic suffix, silence, or the most common CP can be adopted.

CP consists of copying the last μ elements of the input sequence $s[n]$ and adding them to the start of $s[n]$, where $h[n] = h[0], h[1], \dots, h[\mu]$ represents a channel impulse response of length $\mu + 1$. After the CP addition, the OFDM symbol becomes $\tilde{s}[n]$, with length $[N + \mu]$. Observe

that the CP is an overhead and does not carry any information, which reduces the spectral efficiency.

The choice of the number of subcarriers N depends on the channel characteristics. For the design of an OFDM system, two properties of the channel are considered, which are the maximum delay spread (τ_{\max}) and the maximum Doppler frequency (f_d). OFDM systems require that N must be large enough so each subcarrier experiences a flat fading condition. Each subcarrier has a bandwidth B that is smaller than the system total bandwidth, centered at a frequency $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$. Subcarriers with a bandwidth of B can be overlapped at a maximum rate of 50%.

2.1 | MIMO-OFDM system

The combination of an OFDM system with the use of multiple antennas at the transmitter and receiver results in a MIMO-OFDM system (Figure 1) with N_t transmit and N_r receive antennas. A QAM modulator and multiplexing configuration, where different data are sent through different antennas resulting in higher data rates than single-input single-output (SISO) channel configuration, have been considered.

On the transmitter side, the data feeds a serial-to-parallel converter, resulting in N_t data streams that are modulated in a similar way as OFDM SISO: the bit stream is modulated, symbols are converted to parallel, IDFT is performed, the CP is added, and the signal is multiplied by the carrier with frequency f_c and finally transmitted. On the receiver side, the signal is converted to baseband, transformed into digital, the CP is removed, the signals serve as a MIMO detector, and finally, the symbols are demodulated deploying QAM demodulator.

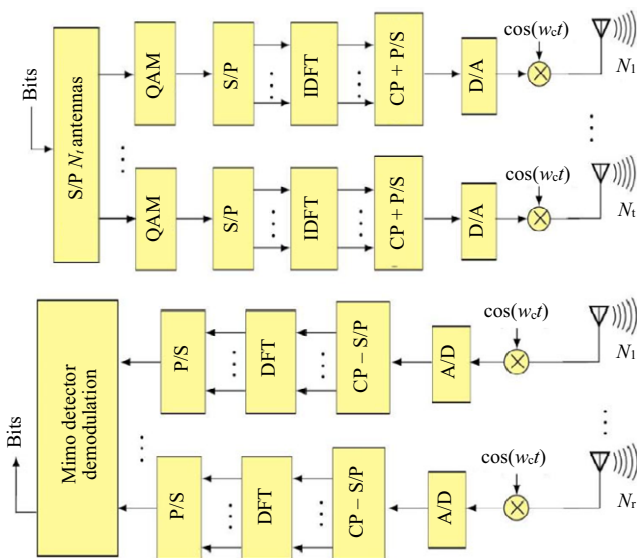


FIGURE 1 Block diagram of a MIMO-OFDM system

Because the OFDM technique allows parallel transmission over several subchannels, we can model a MIMO-OFDM system with N subcarriers in the TD as [14,15]:

$$\mathbf{y}[n] = \mathbf{H}[n]\mathbf{x}[n] + \mathbf{z}[n], \quad n = 0, 1, \dots, N-1, \quad (1)$$

where n is the subcarrier index, $\mathbf{y}[n] \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$ denotes the received signals, $\mathbf{H}[n] \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}$ denotes the channel matrix gains, $\mathbf{x}[n] \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$ denotes the transmit symbols, and $\mathbf{z}[n] \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$ is Gaussian noise with zero mean and variance σ_z^2 .

Therefore, we can interpret a MIMO system for each subcarrier, as illustrated in Figure 2. Thus, a MIMO-OFDM symbol block is composed of $N_r \times N_t$ OFDM symbols. Finally, it is important to note that if the number of subcarriers is insufficient to make the channel of each subcarrier flat, channel equalization cannot be implemented correctly.

Implementable MIMO-OFDM detectors operating in realistic fading channels and practical system configuration are discussed in Section 3.

3 | MIMO SPATIAL CORRELATION AND LINEAR DETECTORS

3.1 | MIMO-OFDM spatial correlation model

In channel modeling, the correlation among transmit and/or receive antennas is an important aspect to be considered in realistic MIMO channels and systems [16]. To model and evaluate the spatial antenna correlation, the Kronecker operator is deployed as:

$$\mathbf{H}_{\text{corr}}[n] = \sqrt{\mathbf{R}_r}\mathbf{G}[n]\sqrt{\mathbf{R}_t^H}, \quad (2)$$

where $\mathbf{H}_{\text{corr}}[n]$ is the correlated channel of the n th subcarrier, uncorrelated channel matrix \mathbf{G} is composed of independent and identically distributed entries, $\sqrt{\mathbf{R}_r}$ and $\sqrt{\mathbf{R}_t}$ are the square root of the spatial correlation matrices at the transmitter and receiver antennas, respectively.

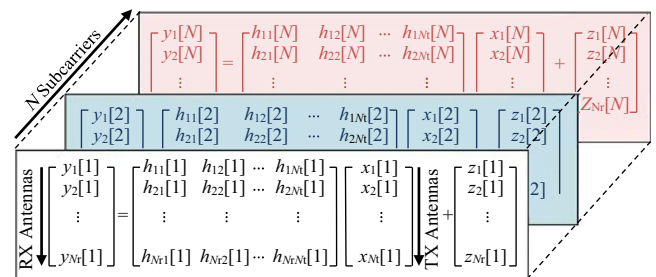


FIGURE 2 MIMO-OFDM problem

3.2 | Uniform linear antenna array (ULA)

A spatial correlation model for ULA was proposed in [12]. This model considers that the antennas are arranged equidistantly, where d_t and d_r represent the spacing between the transmitting and receiving antennas, respectively. For simplicity of analysis, assuming the same number of antennas at the transmitter and receiver ($N_t = N_r$) side, while the spatial correlation matrix of the transmitter and receiver antennas are assumed to be equal $\sqrt{\mathbf{R}_t} = \sqrt{\mathbf{R}_r}$. The spatial correlation matrix results Toeplitz, being expressed by:

$$\mathbf{R}_t = \mathbf{R}_r = \begin{bmatrix} 1 & \rho & \rho^4 & \dots & \rho^{(N_t-1)^2} \\ \rho & 1 & \rho & \ddots & \vdots \\ \rho^4 & \rho & 1 & \dots & \rho^4 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \rho \\ \rho^{(N_t-1)^2} & \dots & \rho^4 & \rho & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

where $\rho \in [0, 1]$ represents the normalized correlation index between antennas.

3.3 | Uniform rectangular antenna array (URA)

An approximation for the URA correlation model was proposed in [13]. This model assumes that the URA matrix correlation between the antennas is obtained from the Kronecker product of 2 ULA correlation matrices. Considering an URA configuration on the XY plane with n_x and n_y antenna elements along X and Y coordinates, respectively, we have an array with $n = n_x \times n_y$ antennas. Further, the correlation between the elements along the X coordinate does not depend on Y and is given by matrix \mathbf{R}_x , and the correlation along Y coordinate does not depend on X and is given by matrix \mathbf{R}_y . As a result, the Kronecker model approximation for the URA correlation matrix is as follows:

$$\mathbf{R}_r = \mathbf{R}_x \otimes \mathbf{R}_y, \quad (4)$$

where \otimes is the Kronecker product.

3.4 | Maximum likelihood (ML) MIMO detector

The ML detector provides the best performance, but its complexity makes it impractical for real applications. This detector calculates all the possible symbols combinations and chooses the one symbol vector \mathbf{x} that provides the minimum Euclidian distance between the received data \mathbf{y} and the reconstructed data defined by the channel matrix \mathbf{H} and symbol-vector candidate \mathbf{x} . Hence, the estimated symbol $\tilde{\mathbf{x}}$ can be mathematically expressed by

$$\tilde{\mathbf{x}} = \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|^2. \quad (5)$$

3.5 | Zero-forcing (ZF) MIMO detector

Considering a MIMO system operating under multiplexing mode, the data that reach the receptor are the linear superposition of the signals of all the N_t antennas [7]. The ZF detector ignores the additive noise \mathbf{z} in (1) and solves the linear system by multiplying the received signal by the inverse matrix, which is defined, according to the Moore-Penrose inverse, as:

$$\mathbf{H}_{zf}^\dagger = (\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^H. \quad (6)$$

The estimated symbol is given by

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{H}_{zf}^\dagger \mathbf{y}. \quad (7)$$

3.6 | Minimum mean-square error (MMSE) MIMO detector

The MMSE detector considers the thermal noise channel statistics. This method tries to minimize the squared error between the true and estimated values of the transmitted symbols, \mathbf{x} and $\tilde{\mathbf{x}}$, respectively [7] via optimization

$$\mathbf{H}_{mmse}^\dagger = \min_{\mathbf{w}} \mathbb{E} \|\mathbf{x} - \mathbf{W}\mathbf{y}\|. \quad (8)$$

Hence, solving this MMSE optimization problem, the MIMO channel matrix results in the MMSE pseudoinverse matrix described by

$$\mathbf{H}_{mmse}^\dagger = \left(\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \frac{N_0}{E_s} \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{H}^H, \quad (9)$$

where $\frac{N_0}{E_s}$ is the inverse of the signal-to-noise ratio (SNR). Finally, the estimated symbol under linear MMSE MIMO detection is obtained in the same way as in (7) and is given by:

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{H}_{mmse}^\dagger \mathbf{y}. \quad (10)$$

4 | HEURISTIC-BASED MIMO-OFDM DETECTORS

In this section, the heuristic PSO and DE algorithms are described in the context of the MIMO-OFDM detection problem. The complex system model is described in a well-known equivalent real-valued representation, for example, in [17]. The deployment of the fitness function to evaluate the candidate solution provided by heuristic

algorithms is illustrated. PSO and DE algorithms are presented afterwards, while the input parameter tuning problem for the evolutionary heuristic algorithms is addressed.

4.1 | Real value representation

The MIMO-OFDM system presented in (1) can be represented using a real-valued matrix and vectors in the form

$$\mathbf{v}[n] = \mathcal{H}[n]\boldsymbol{\gamma}[n] + \boldsymbol{\xi}[n], \quad (11)$$

with

$$\mathcal{H}[n] = \begin{bmatrix} \Re\{\mathbf{H}[n]\} & -\Im\{\mathbf{H}[n]\} \\ \Im\{\mathbf{H}[n]\} & \Re\{\mathbf{H}[n]\} \end{bmatrix}, \mathbf{v}[n] = \begin{bmatrix} \Re\{\mathbf{y}[n]\} \\ \Im\{\mathbf{y}[n]\} \end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{\gamma}[n] = \begin{bmatrix} \Re\{\mathbf{x}[n]\} \\ \Im\{\mathbf{x}[n]\} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\xi}[n] = \begin{bmatrix} \Re\{\mathbf{z}[n]\} \\ \Im\{\mathbf{z}[n]\} \end{bmatrix},$$

where $\mathcal{H}[n] \in \mathbb{R}^{2N_r \times 1}$ is the real-valued representation of the channel matrix, vectors $\boldsymbol{\gamma}[n], \boldsymbol{\xi}[n] \in \mathbb{R}^{2N_r \times 1}$ are the real-valued representations of the received signal and additive noise, respectively, and $\mathbf{v}[n] \in \mathbb{R}^{2N_r \times 1}$ is the real-valued original information.

4.2 | Fitness function

The fitness function evaluates the quality of the estimated symbol and guides the evolutionary heuristic search on the candidate-solution feasible subspace. For the detection problem, the fitness function is based on the Euclidean distance between the received signal and the reconstructed one [8,10,11]. Considering $\boldsymbol{\zeta}_k$, the k th candidate solution of an evolutionary heuristic, namely a particle in PSO or individual in DE, the fitness function is calculated as follows:

$$f(\boldsymbol{\zeta}_k) = \|\mathbf{v}[n] - \mathcal{H}[n]\boldsymbol{\zeta}_k\|^2. \quad (12)$$

For the detection problem, a minimization problem is considered, and lower values of the fitness function are desired.

4.3 | PSO-based detection algorithm

PSO was proposed by [18] considering a population-based approach, emulating bird flocking and fish schooling behavior. The PSO algorithm calculates the velocity and position of each particle inside the swarm; using a matrix representation [19], they are given, respectively, by

$$\mathbf{V} = w\mathbf{V} + c_1\mathbf{U}_1 \odot (\mathbf{M}_{pb} - \mathbf{P}) + c_2\mathbf{U}_2 \odot (\mathbf{M}_{gb} - \mathbf{P}), \quad (13)$$

and

$$\mathbf{P} = \mathbf{P} + \mathbf{V}, \quad (14)$$

where \odot denotes the Hadamard product, w , c_1 , and c_2 represent inertia, cognitive, and social factors, respectively; \mathbf{U}_1 and \mathbf{U}_2 are random matrices with elements following uniform distributions $\mathbf{U}_i \sim \mathcal{U}[0;1]$; \mathbf{M}_{pb} is a matrix that stores the values of the personal best of each particle and \mathbf{M}_{gb} is a matrix constructed of the positions of the global best particle \mathbf{p}_{gb} , given in the form $\mathbf{M}_{gb} = [\mathbf{p}_{gb} \cdots \mathbf{p}_{gb}] \in \mathbb{R}^{N_{dim} \times N_{pop}}$. Matrix \mathbf{P} is a real-valued matrix representing positions, while \mathbf{V} represents the particle velocity matrix; explicitly,

$$\mathbf{P} = [\mathbf{p}_1 \cdots \mathbf{p}_{N_{pop}}], \mathbf{V} = [\mathbf{v}_1 \cdots \mathbf{v}_{N_{pop}}] \in \mathbb{R}^{N_{dim} \times N_{pop}},$$

where vectors $\mathbf{p}_k, \mathbf{v}_k \in \mathbb{R}^{N_{dim} \times 1}$ with $k = 1, \dots, N_{pop}$ represent the position and velocity of the k th particle, with N_{pop} representing the population size and N_{dim} denoting the dimensionality of the problem.

In order to avoid the possibility that the velocity vector grows to infinity [20], a limitation of the velocity $[-V_{max}, V_{max}]$ [21] was considered, where V_{max} represents the maximum achievable velocity of the N_{pop} particles. Regarding the inertia parameter, it can be a constant or a linear or nonlinear function [22]. In this work, to give to the algorithm exploitation ability at the beginning and exploration for fine search near the solution [21], a strategy of decreasing the inertia factor at each iteration by $0.99w$ is considered.

The initialization of both implemented PSO and DE heuristic algorithms was the same; the position of the particles \mathbf{P} and initial population in DE are generated randomly following a uniform distribution inside the search space of the problem [23]. These positions are set as the personal best position of the particle in matrix \mathbf{M}_{pb} . The fitness function in (12) is evaluated ($\boldsymbol{\zeta}_k = \mathbf{p}_k, k = 1, \dots, N_{iter}$), the position of the particle that produces the lowest value (since we are dealing with a minimization problem) is set as the global best position \mathbf{p}_{gb} , and the matrix \mathbf{M}_{gb} is formed.

After evaluation of (13) and (14), matrices \mathbf{M}_{pb} and \mathbf{M}_{gb} are updated (if needed) and the process is repeated until the stop criteria is met. In our implementation, a stop criterion based on a predefined maximum number of evaluations N_{iter} is used. Hence, after N_{iter} iterations, the output of the evolutionary heuristic algorithm is the vector of best position \mathbf{p}_{gb} , which is the estimated symbol $\tilde{\mathbf{x}}$ in the MIMO-OFDM detection problem.

Pseudocode summarizing the procedure for the evolutionary heuristic PSO algorithm is presented in Algorithm 1.

Algorithm 1. PSO

- 1: Input parameters: $c_1, c_2, w, N_{\text{pop}}, N_{\text{iter}}$
- 2: Generate initial positions \mathbf{P}
- 3: Fitness function evaluation and initialization of \mathbf{M}_{pb} and \mathbf{M}_{gb}
- 4: for 1 to N_{iter} do
- 5: Calculate velocity using (13)
- 6: Calculate position using (14)
- 7: Evaluate fitness function (12) for all particles p_k
- 8: Update personal best matrix \mathbf{M}_{pb}
- 9: Update global best matrix \mathbf{M}_{gb}
- 10: Velocity limitation
- 11: Inertia factor reduction
- 12: end for
- 13: Output: \mathbf{p}_{gp}

4.4 | DE-based detection algorithm

DE is an evolutionary population-based heuristic that relies on a population of individuals to find a global optimum. The algorithm relies on the operations of mutation, crossover, and selection to produce more suitable individuals through N_{gen} generations.

The DE algorithm was presented in [23] and operates as follows. There are $N_{\text{ind}} \geq 4$ vectors of individuals that are represented as $\mathbf{v}_k \in \mathbb{R}^{N_{\text{dim}} \times 1}, k = 1, \dots, N_{\text{ind}}$, where N_{dim} represents the dimensionality of the problem. Here, following the procedure defined in [23], the *rand/1/bin* strategy is employed. Strategies to escape local optima that are adopted in the DE-based detector are described in the following.

4.4.1 | Mutation

The k th mutation vector \mathbf{v} is constructed as:

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{v}_{r_1} + F_{\text{mut}}(\mathbf{v}_{r_2} - \mathbf{v}_{r_3}), \quad (15)$$

where $k \neq r_1 \neq r_2 \neq r_3$ and $k = 1, \dots, N_{\text{ind}}$. Variables $r_1, r_2,$ and r_3 are integer random indexes uniformly distributed inside the interval $[1, 2, \dots, N_{\text{ind}}]$ and $F_{\text{mut}} \in [0, 2]$ represents the mutation scale factor.

4.4.2 | Crossover

The k th crossover vector $\boldsymbol{\psi}_k (k = 1, \dots, N_{\text{ind}})$ is constructed as follows. The i th element, $i = 1, \dots, N_{\text{dim}}$ of the k th crossover vector $\boldsymbol{\psi}_k$ is selected given the following rule:

$$\psi_{ik} = \begin{cases} v_{ik} & \text{if } \text{rand} \in [0, 1] \leq F_{\text{cr}} \text{ or } i = r_4 \\ v_{ik} & \text{if } \text{rand} \in [0, 1] > F_{\text{cr}} \text{ and } i \neq r_4 \end{cases} \quad (16)$$

where $\text{rand} \sim \mathcal{U}[0,1]$, r_4 is uniformly distributed in the interval $[0;1]$, r_4 is an integer randomly generated in the interval $[1, \dots, N_{\text{dim}}]$, and the crossover factor is defined by $F_{\text{cr}} \in [0, 1]$. As pointed out in [23], the crossover vector has at least one element from the mutation vector, that is, $i = r_4$.

4.4.3 | Selection

The next generation of individuals \mathbf{v}_k^g is constructed as follows:

$$\mathbf{v}_k^g = \begin{cases} \boldsymbol{\psi}_k & \text{if } f(\boldsymbol{\psi}_k) < f(\mathbf{v}_k) \\ \mathbf{v}_k & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (17)$$

The fitness function in (12) evaluates \mathbf{v}_k and $\boldsymbol{\psi}_k$. Vectors that produce more suitable values (smaller values) are selected and a new generation of individuals is produced.

After the execution of N_{gen} iterations, the best individual, in other words, the individual corresponding to the lowest value of the fitness function in (12) is the output of the algorithm and the estimated symbol $\tilde{\mathbf{x}}$ of the MIMO-OFDM detection problem. Pseudocode synthesizing the DE steps is presented in Algorithm 2.

Algorithm 2 DE

- 1: Input parameters: $F_{\text{cr}}, F_{\text{mut}}, N_{\text{ind}}, N_{\text{gen}}$
- 2: Generate initial individuals
- 3: for 1 to N_{gen} do
- 4: Mutation using (15), $k = 1, \dots, N_{\text{ind}}$
- 5: Crossover using (16), $i = 1, \dots, N_{\text{ind}}; k = 1, \dots, N_{\text{ind}}$
- 6: Select new individuals using (17), $k = 1, \dots, N_{\text{ind}}$
- 7: end for
- 8: Output: best individual \mathbf{v}

4.5 | Input parameters

The choice of nonoptimal input parameter values could substantially degrade the performance results provided by the heuristic algorithm in a given application, as studied in [24] for the ant colony optimization algorithm. Besides, the PSO algorithm also suffers from alteration of its convergence properties when the input parameters are chosen incorrectly [20,25,26]. In the same way, the DE-based algorithm has recommended intervals of values to achieve fast convergence [23]. For instance, the number of individuals must be $N_{\text{ind}} \in \{5;10\}N_{\text{dim}}$, where N_{dim} is the problem dimension, as suggested in [23].

To fairly compare the selected evolutionary heuristic algorithms, and since such an approach is sensible with respect to the choice of the input parameter values, which can differ substantially considering the nature of different optimization problems, the input parameter tuning

procedure here is obtained numerically and discussed in Sections 5.1.1 and 5.1.2.

5 | NUMERICAL RESULTS

In this section, numerical simulation results of MIMO-OFDM system are discussed. Linear and evolutionary heuristic detector performance subject to spatial antenna correlation effect is compared.

5.1 | MIMO-OFDM reliability evaluation

The parameters adopted in the Monte Carlo simulations are shown in Table 1. Additionally, the system operates with

TABLE 1 MIMO-OFDM simulation parameters

Parameter	Value
OFDM	
System bandwidth BW	20 MHz
Modulation order M	4-QAM
Delay spread τ_{rms}	5 ns
# subcarriers N	64
$(\Delta B)_c$	3.125 MHz
Subcarrier flatness $\frac{(\Delta B)_c}{W/N}$	10
MIMO	
# antennas $N_t \times N_r$	2×2 ; 4×4 ; 8×8
Antenna array type	Linear (ULA); rectangular (URA)
Spatial correlation index	$\rho \in [0; 0.5; 0.9]$
Linear detectors	ZF & MMSE
Heuristic detectors	PSO & DE
Power allocation strategy	EPA
Channel	
Type	NLOS Rayleigh channel
CSI knowledge	Perfect
Mobility (freq. Doppler)	$f_d = 0$ Hz
PSO detector	
Population size N_{pop}	40
Iterations N_{max}	100
Search space	$[-1; 1]$
Cognitive factor c_1	4
Social factor $c_2(\rho)$	1(0); 0.5(0.5); 1(0.9)
Inertia $w(\rho)$	1.5(0); 1.5(0.5); 3.5(0.9)
DE detector	
# generation N_{gen}	100
Crossover factor $F_{\text{cr}}(\rho)$	0.6(0); 0.6(0.5); 0.8(0.9)
Mutation factor $F_{\text{mut}}(\rho)$	0.6(0); 0.8(0.5); 1.8(0.9)
# individuals N_{ind}	40

perfect channel state information (CSI). Performance of such detectors is compared with the optimum maximum-likelihood (ML) MIMO-OFDM detector. The total power allocated was equally distributed (EPA) among the N_t antennas in order to promote a fair comparison.

Specifically, in the MIMO-OFDM detection problem with heuristics, a 4-QAM modulation format was considered, with valid symbols defined by $\{-1+1j, -1-1j, 1+1j, 1-1j\}$, while the search space was limited to the interval of integer values $[\pm 1]$. The heuristic algorithm was applied to each subcarrier as presented in the model description in (11), resulting in $N_{\text{dim}} = 2N_t$ symbols to be estimated per subcarrier. For the PSO detection algorithm, parameter $V_{\text{max}} = 1$ was used in the simulations, reflecting the dynamic range of each particle inside the search space [21].

5.1.1 | Input parameter calibration for PSO-aided MIMO-OFDM detector

First, a round of simulations was executed to tune the PSO input parameters. Here, these parameters were obtained numerically over 100 simulation runs and averaged to obtain the values in Figure 3. The start parameters were $N_{\text{pop}} = 40$, $c_1 = c_2$, $w = 1$, and $N_{\text{iter}} = 50$. In Figure 3, the PSO input parameters were altered considering a wide range of input parameter values. The scenario assumed was 4×4 , 4-QAM modulation MIMO-OFDM, considering a system operating in a medium-high SNR, that is, $E_b/N_0 = 24$ dB, and different values of spatial correlation. Choosing PSO parameters that provide small values of BER yielded the input parameters shown in Table 1 and deployed in the numerical simulation setup discussed in this section. Related to the population size, even with a marginal decrease in BER, low values of N_{pop} are desirable because this parameter has a direct impact in the computational complexity of the algorithm, as detailed in Section 5.2.

In Figure 4, the convergence behavior for the PSO-based detector is analyzed. It can be observed that convergence depends on the level of E_b/N_0 ; the number of iterations for convergence increases with SNR, from ≈ 25 to 50 iterations when E_b/N_0 increases from 5 dB to 10 dB and 15 dB. Moreover, high values of spatial correlation ($\rho = 0.9$) seem to interfere substantially in the convergence speed of the PSO algorithm applied in the MIMO-OFDM detection problem. After around 40 iterations, there are small improvements in the solution (symbol detection) provided by PSO algorithm for any spatial correlation level.

5.1.2 | Input parameter calibration DE-aided MIMO-OFDM detector

A similar procedure was carried out to find the best input parameter values of the DE-based detector in the context of

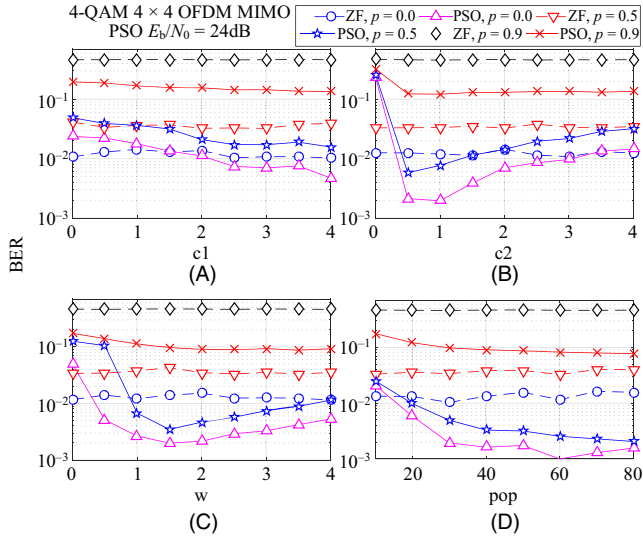


FIGURE 3 Calibration of PSO input parameter values for 4-QAM 4 × 4 MIMO-OFDM detection problem operating under medium-high SNR and different spatial correlation indexes

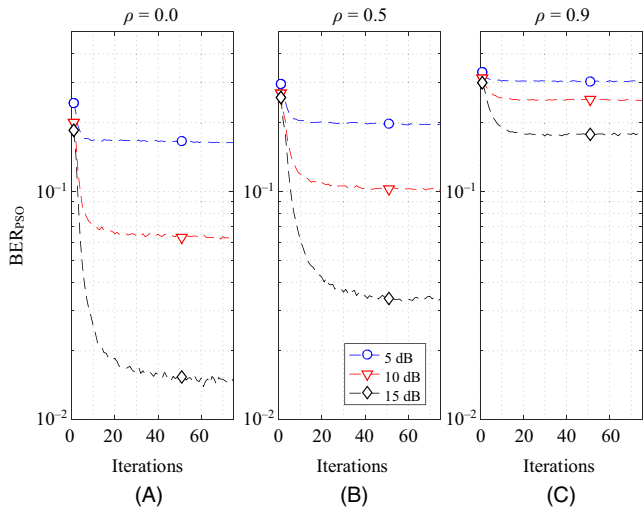


FIGURE 4 Convergence analysis for a 4-QAM, 4 × 4 MIMO-OFDM with PSO detector considering different values of E_b/N_0

MIMO-OFDM detection. This algorithm requires the parameters to be inside the intervals $F_{cr} \in [0, 1]$ and $F_{mul} \in [0, 2]$. Moreover, $N_{ind} \geq 4$ and it is recommended [23] that N_{ind} be between $5N_{dim}$ and $10N_{dim}$. The selected input parameters values were chosen to be those that minimize the BER and are presented in Table 1. Note that the optimum mutation factor value increases with antenna correlation index ρ . Figure 5 depicts the simulated BER curves for a wide range of input parameter values, showing the best values of such input parameters, that is, those values that minimize the BER. The calibration procedure is finished when the range of those input parameters is narrowed.

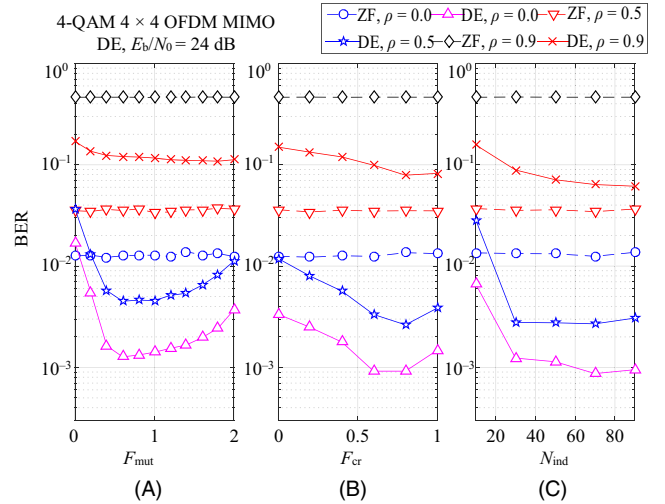


FIGURE 5 Calibration of the input parameters for the DE-aided MIMO-OFDM detector algorithm considering different values of spatial correlation

After the input parameter tuning procedure, the convergence of the DE-aided OFDM-MIMO detector algorithm is obtained, as depicted in Figure 6. Similar to the PSO convergence behavior, the convergence of the DE detector seems to be attained at around 40 iterations, being influenced mainly by the E_b/E_0 levels.

5.1.3 | Effect of spatial correlation on performance

In this section, the numerical simulation results for the BER performance were obtained under different correlation index ρ values, which represents the antenna separation on the transmitter and receiver sides, as depicted in Figure 7. As inferred previously from Figures 4 and 3, the spatial correlation deteriorates the BER performance; as ρ

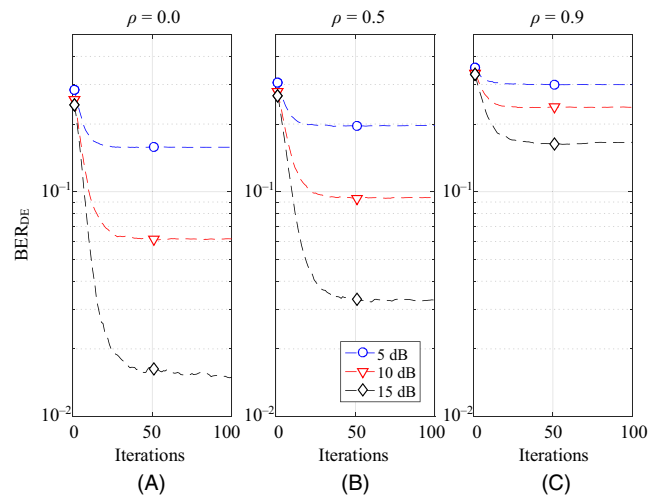


FIGURE 6 Convergence of the DE-aided detector for MIMO-OFDM systems for different spatial correlation values

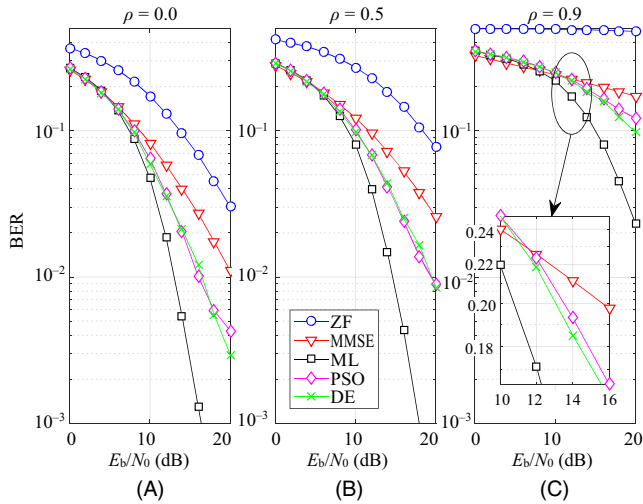


FIGURE 7 BER performance for 4-QAM, 4×4 ULA antenna MIMO-OFDM detectors under different values of spatial correlation and SNR

increases, the probability of error also increases. Under the most highly correlated channels $\rho = 0.9$, the ZF detector provides an unacceptable performance, even operating within the high E_b/E_0 region. The effect of degradation of spatial correlation on the performance also influences the ML detector's performance; however, the ML detector still attains a suitable performance considering uncoded system, at the cost of an enormous computational complexity. Alternatively, considering low-complexity evolutionary DE-based and PSO-aided detectors under the $\rho = 0$ scenario, PSO can outperform MMSE; however, in a highly correlated situation, this performance advantage becomes marginal, while the DE-based MIMO-OFDM detector performs marginally worse than MMSE for all SNR regions. Hence, under medium or even highly correlated MIMO channels, the linear MMSE and the PSO-based detectors represent good options regarding the performance-complexity tradeoff in MIMO-OFDM systems.

Figure 8 explores the BER performance considering planar arrays (URA) instead of a ULA. For high E_b/E_0 , medium ρ , and a low number of antennas (4×4), the planar array configuration slightly outperforms the linear array design for ZF, MMSE, and PSO detectors (compare the BER performance of Figures 7 and 8). Note that the use of a URA system implies a slightly higher correlation among antennas compared to the ULA. Despite this, the URA performance remains very similar to that of the ULA and is even slightly better at high SNR.

5.1.4 | Sensitivity analysis

To compare the BER degradation with respect to array antenna correlation, the sensitivity of the detectors' performance regarding the level of correlation can be defined as:

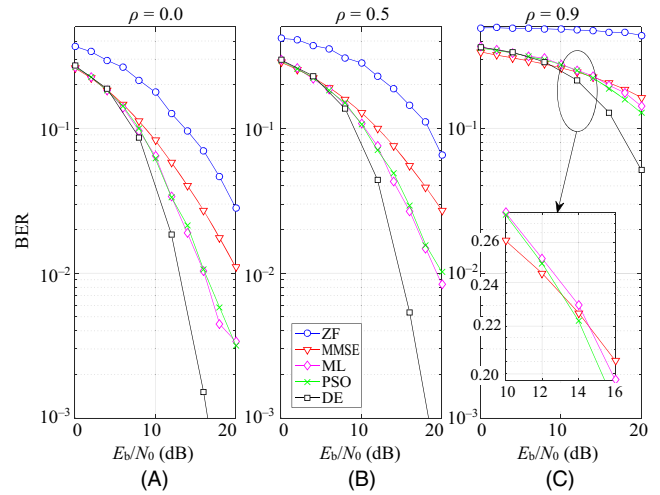


FIGURE 8 BER performance for 4-QAM 4×4 OFDM MIMO with linear and heuristic detectors for a URA configuration and different values of correlation and SNR

$$\kappa_{\text{scn}} = \log_{10} \text{BER}_{\text{scn}} - \log_{10} \text{BER}_{\text{ref}}, \quad (18)$$

where BER_{ref} represents the reference BER value, and BER_{scn} is the BER in a specific scenario, including spatial correlation conditions or detector type.

For illustration purposes, two cases are studied: the degradation in performance when comparing the BER of each detector with respect to uncorrelated antennas ($\rho = 0$); and the degradation using the ML detector as a reference, since its performance is superior to that of the others. Figure 9 depicts both sensitivity scenarios.

κ_{ρ} : In Figure 9A, the sensitivity considering the performance of each detector at $\rho = 0$ as the correlation increases

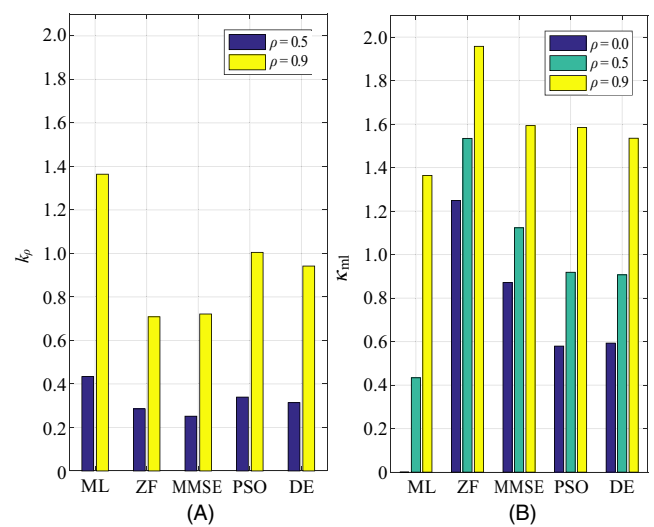


FIGURE 9 Sensitivity of detectors for two correlation scenarios: (A) κ_{ρ} , comparing each detector with its BER under $\rho = 0$ and (B) κ_{ml} , comparing detector performance with ML detector performance under $\rho = 0$

was numerically obtained. Hence, comparing the performance degradation sensitivity for each detector at $\rho = 0.5$ and $\rho = 0.9$, one can conclude that ML's sensitivity to increasing channel correlation is severely degraded compared with that of the linear and heuristic detectors because of its excellent performance under the $\rho = 0$ condition; while for the ZF detector, the degradation is small, since it already has poor performance compared to the other detectors. In short, the four MIMO-OFDM detectors are not robust to the spatial correlation channel effect.

κ_{ml} : In Figure 9B, sensitivity is shown, taking the ML detector BER performance with $\rho = 0$ as reference BER_{ref} . For medium correlation values ($\rho = 0.5$), the PSO is most near to ML's sensitivity performance degradation, and so κ_{ml} has relatively low results. For $\rho = 0.9$, the ZF detector performs poorly in terms of BER, resulting in a high sensitivity index κ_{ml} . The PSO-aided detector is more sensitive in terms of κ_ρ because its BER varies more as correlation increases, but less sensitive in terms of κ_{ml} , mainly for low and medium spatial correlation channel indexes ($\rho \leq 0.5$).

5.2 | Complexity analysis

To evaluate the complexity of the algorithms, the number of *floating point operations* (FLOPs), defined as a floating point addition, subtraction, multiplication, or division [27] between real numbers, are considered. Here, both the Hermitian and *if* conditional operators are disregarded. In a real implementation, some platforms may use hardware-based random number generators, where an electric circuit provides the random numbers; hence, the FLOP cost for random number generation was also disregarded in this analysis.

The FLOPs required for the main operations are summarized in Table 2 and the full complexity expressions are denoted by \mathcal{Y} . These values for the considered MIMO-OFDM detectors are presented in Table 3. To analyze the detectors' FLOP complexity for different numbers of antennas, Figure 10 depicts the linear and heuristic detector complexities assuming $N_{dim} = 2N_t$, $N_t = N_r$, and $N_{ind} = N_{pop} = 5N_{dim}$, and considering the number of iterations until convergence is obtained through simulations, as shown in Figures 4 and 6.

The ML detector computes all possible input matrices [6] resulting in the evaluation of (5) as $\mathcal{M}^{2N_t \times 1}$ times, where \mathcal{M} represents the modulation order, making it the most computationally complex of the detectors considered. It can be observed that the DE algorithm requires more FLOPs than PSO since it evaluates two N_{pop} times the fitness function per iteration in (17) for individuals and crossover vectors. The complexity among the linear detectors is almost the same, differing by a scalar-matrix multiplication and matrix-matrix sum in (6) and (9).

TABLE 2 Number of FLOPs for vector and matrix operations: $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{q \times 1}$, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times q}$, $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{q \times p}$, $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{m \times p}$, $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{q \times q}$

Operation	# FLOPS
Matrix-matrix multiplication \mathbf{AB}	$mp(2q - 1)$
Matrix-vector multiplication \mathbf{Aw}	$m(2q - 1)$
Matrix multiply-add $\mathbf{AB} + \mathbf{C}$	$2mpq$
Square root $\sqrt{\cdot}$	8
Matrix inversion using LU factorization of \mathbf{D} [28]	$2/3q^3 + q^2$
Norm-2, $\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{w}}$	$2q - 1 + 8$

TABLE 3 Number of FLOPs per subcarrier for the MIMO-OFDM detectors, with $\mathcal{H} \in \mathbb{R}^{2N_t \times 2N_t}$, $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^{2N_t \times 1}$, $N_{dim} = 2N_t$

Detector	Number of operations
$\mathcal{Y}_{ZF}(N_t, N_r)$	$\frac{16}{3}N_t^3 + 4N_t^3 + 32N_t^2N_r + 4N_tN_r - 2N_t$
$\mathcal{Y}_{MMSE}(N_t, N_r)$	$\frac{16}{3}N_t^3 + 8N_t^2 + 32N_t^2N_r + 4N_tN_r$
$\mathcal{Y}_{PSO}(N_t, N_r, N_{pop}, \mathcal{I})$	$N_{pop}\mathcal{I}(8N_tN_r + 20N_t + 4N_r + 7)$
$\mathcal{Y}_{DE}(N_t, N_r, N_{ind}, \mathcal{I})$	$N_{ind}\mathcal{I}(16N_tN_r + 12N_t + 8N_r + 14)$
$\mathcal{Y}_{ML}(N_t, N_r, \mathcal{M})$	$\mathcal{M}^{2N_t}(8N_tN_r + 4N_r + 7)$

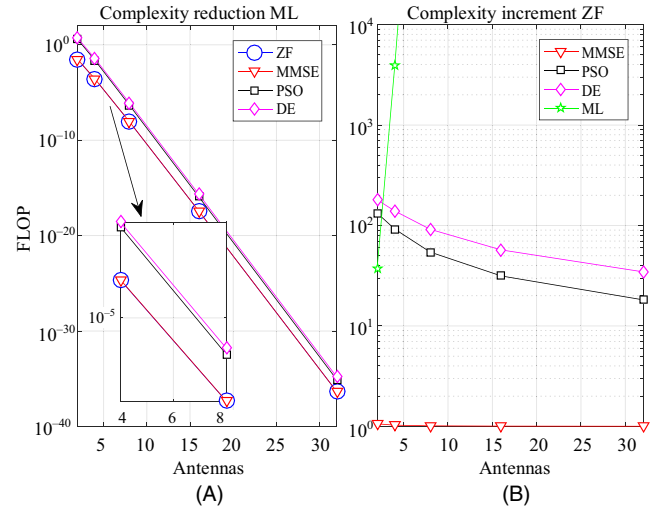


FIGURE 10 Relative complexity of MIMO-OFDM detectors considering different numbers of antennas for linear and heuristic detectors in a point-to-point scenario: $N_t = N_r$, $N_{dim} = 2N_t$, $N_{ind} = N_{pop} = 5N_{dim}$, $\mathcal{I} = 50$, $\mathcal{M} = 4$.

Relative complexity is depicted in Figure 10. On the left side, the complexity reduction relative to ML and linear/heuristic detectors, evaluated as Y_{det}/Y_{ml} , are shown. All the studied MIMO-OFDM detectors decrease complexity with respect to the ML detector. Note that PSO provides slightly more reduction than DE, and linear detectors provide more than the heuristics, at the cost of BER performance. On the right side, the complexity increases relative to the linear low-complexity ZF MIMO-OFDM detector Y_{det}/Y_{zf} is determined. Note that the linear MMSE detector has a

complexity that is near to that of ZF resulting in values close to one, while the ML detector complexity increases rapidly as the number of antennas increases. The heuristic PSO detector increments complexity more slowly than the DE detector at almost the same BER performance, offering a good complexity tradeoff between computational complexity vs performance, mainly when the number of antennas increases (such as in massive MIMO systems).

6. | CONCLUSIONS

The analysis of an OFDM scheme was developed considering NLOS Rayleigh fading channel conditions. Extensive simulations were deployed and suitable input parameters for the evolutionary heuristics PSO and DE were chosen numerically for the MIMO-OFDM detection problem. The convergence of a PSO-based detector depends mainly on the E_b/N_0 level, requiring more iterations as the SNR increases.

Spatial correlation degrades the performance of the analyzed MIMO-OFDM detectors. For the uncorrelated scenario ($\rho = 0$), the PSO-aided detector outperforms linear detectors ZF and MMSE. However, for high correlation ($\rho = 0.9$), the PSO detector gain in terms of BER performance becomes marginal. The performance degradation as correlation increases is quantified by the sensitivity of the detectors for different levels of correlation.

Planar antenna arrays marginally outperform the linear array configurations for the ZF, MMSE, PSO, and DE MIMO-OFDM detectors considering high SNR operation region and low number of antennas. When the number of antennas increases, such outperformance may become noticeable. Although the correlation among antennas is slightly higher in the URA, this difference is not enough to deteriorate the performance of the system.

Comparing the complexity of the detector algorithms, the linear MMSE detector provides better performance than the linear ZF for almost the same computational complexity. Among the representative evolutionary heuristic MIMO-OFDM detectors, the PSO provides lower increments in complexity with respect to the DE detector, and almost the same (similar) BER performance for all the system and channel scenarios analyzed, both offering a suitable computational complexity vs performance tradeoff, even under medium spatial antenna correlation levels.

ACKNOWLEDGEMENTS

This work was supported in part by the National Council for Scientific and Technological Development (CNPq) of Brazil (Grants 130464/2015-5 and 304066/2015-0), in part by Araucaria Foundation, PR, (Grant 302/2012), and by Londrina State University - Paraná State Government, Brazil.

REFERENCES

1. L. L. Hanzo et al., *MIMO-OFDM for LTE, WiFi and WiMAX: Coherent versus non-coherent and cooperative turbo transceivers*, Wiley-IEEE Press, Torquay, UK, 2011.
2. G. Foschini and M. Gans, *On limits of wireless communications in a fading environment when using multiple antennas*, *Wirel. Pers. Commun.* **6** (1998), no. 3, 311–335.
3. E. Telatar, *Capacity of multi-antenna Gaussian channels*, *Eur. Trans. Telecommun.* **10** (1999), no. 6, 585–595.
4. M. A. Saeed, B. M. Ali, and M. H. Habaebi, *Performance evaluation of OFDM schemes over multipath fading channels*, *Asia-Pacific Conf. Commun. (IEEE Cat. No.03EX732)* Penang, Malaysia, Sept. 21–24, 2003, pp. 415–419.
5. H. Steendam and M. Moeneclaey, *Analysis and optimization of the performance of OFDM on frequency-selective time-selective fading channels*, *IEEE Trans. Commun.* **47** (1999), no. 12, 1811–1819.
6. A. Goldsmith, *Wireless communications*, Cambridge University Press, New York, NY, USA, 2005.
7. J. R. Hampton, *Introduction to MIMO communications*, Cambridge University Press, New York, NY, USA, 2014.
8. A. Trimeche et al., *The particle swarm optimization (PSO) for symbol detection in MIMO-OFDM system*, *Int. J. Inform. Secur.* **4** (2013), no. 1, 38–45.
9. D. W. M. Guerra et al., *Linear detection analysis in MIMO-OFDM with spatial correlation*, *12th IEEE Int. Conf. Ind. Appl. (INDUSCON)*, 2016, pp. 1–8.
10. M. N. Seyman and N. Taspinar, *Symbol detection using the differential evolution algorithm in MIMO-OFDM Systems*, *Turkish J. Elect. Eng Comp. Sci.* **21** (2014), 373–380.
11. A. A. Khan, M. Naeem, and S. I. Shah, *A particle swarm algorithm for symbols detection in wideband spatial multiplexing systems*, *9th Annu. Conf. Genet. Evol. Comput. (GECCO '07)*. New York, NY, USA, 2007, pp. 63–69.
12. V. Zelst and J. Hammerschmidt, *A single coefficient spatial correlation model for multiple-input multiple-output (Mimo) radio channels*, *27th Gen. Assem. Int. Union Radio Sci. (URSI)*, Maastricht, Netherlands, Aug. 17–24, 2002, pp. 2–5.
13. G. Levin and S. Loyka, *On capacity-maximizing angular densities of multipath in MIMO channels*, *IEEE 72nd Veh. Tech. Conf.—Fall*, Ottawa, Canada, Sept. 2010, pp. 1–5.
14. J. Janhunen et al., *Fixed- and floating-point processor comparison for MIMO-OFDM detector*, *IEEE J. Sel. Top. Signal Proc.* **5** (2011) no. 8, 1588–1598.
15. A. P. R. N. D. Gore, *Introduction to space-time wireless communications*, Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2003.
16. Y. S. Cho et al., *MIMO-OFDM wireless communications with MATLAB*, Wiley Publishing, Noida, India, 2010.
17. J. G. Proakis and M. Salehi, *Digital communications*, 5th ed., McGraw-Hill, New York, USA, 2008.
18. J. Kennedy and R. C. Eberhart, *Particle swarm optimization*, *IEEE Int. Conf. Neural Netw.*, vol. 4, Perth, Australia, IEEE Service Center, Piscataway, NJ 1995, pp. 1942–1948.
19. S. Cheng and Y. Shi, *Normalized population diversity in particle swarm optimization*, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Germany, 2011, pp. 38–45.
20. M. R. Bonyadi and Z. Michalewicz, *Particle swarm optimization for single objective continuous space problems: A review*, *Evol. Comput.*, **25** (2017), no. 1, 1–54.

21. Y. Shi and R. C. Eberhart, Parameter selection in particle swarm optimization, *Evol. Prog. VII*, V. W. Porto, N. Saravanan, D. Waagen and A. E. Eiben, Eds., Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Germany, 1998, pp. 591–600.
22. Y. Shi and R. Eberhart, A modified particle swarm optimizer, *IEEE Int. Conf. Evol. Comput. Proc. IEEE World Cong. Comput. Intell. (Cat. No. 98TH8360)*, Anchorage, AK, USA, May 4–9, 1998, pp. 69–73.
23. R. Storn and K. Price, *Differential evolution – A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces*, *J. Glob. Optim.* **11** (1997), no. 4, 341–359.
24. J. C. M. Filho, R. N. deSouza, and T. Abrão, *Ant colony input parameters optimization for multiuser detection in DS/CDMA systems*, *Expert Sys. Appl.* **39** (2012), no. 17, 12876–12884.
25. M. Clerc and J. Kennedy, *The particle swarm—Explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space*, *IEEE Trans. Evol. Comput.* **6** (2002), no. 1, 58–73.
26. I. C. Trelea, *The particle swarm optimization algorithm: Convergence analysis and parameter selection*, *Inform. Proc. Lett.* **85** (2003), no. 6, 317–325.
27. G. H. Golub and C. F. Van Loan, *Matrix computations*, 4th ed., Johns Hopkins University Press, Baltimore, USA, 2013.
28. S. Boyd and L. Vandenberghe, *Numerical linear algebra background*, available at <http://www.seas.ucla.edu/~vandenbe/ee236b/lectures/num-lin-alg.pdf> (Accessed Apr. 23, 2018).

AUTHOR BIOGRAPHIES



David William Marques Guerra received his BS degree in electrical engineering from the State University of Londrina, Brazil, in 2017, where he is currently working toward his MS degree in electrical engineering. His research interests

lie in telecommunication systems, more precisely in wireless communications and signal processing, including multicarrier systems, MIMO systems, 5G, and the optimization aspects of communications systems and signals.



Rafael Masashi Fukuda received his BS degree in electrical engineering from the State University of Londrina, Brazil, in 2017. Currently, he is working on his MS degree in electrical engineering. His interests include OFDM and

MIMO systems, 4G and 5G wireless systems, signal processing, and heuristics and convex optimization techniques for wireless communication systems.



Ricardo Tadashi Kobayashi received his BTech and MS degrees, both in electrical engineering, from the State University of Londrina, Brazil, in 2014 and 2016, respectively. Currently, he is working toward his

PhD in electrical engineering at the State University of Londrina. His research interests lie in communications and signal processing, including MIMO detection techniques, optimization aspects of communications, convex optimization, and cognitive radio techniques.



Taufik Abrão received his BS degree, MSc degree, and PhD in electrical engineering from the Polytechnic School of the University of São Paulo, Brazil, in 1992, 1996, and 2001, respectively. Since March 1997, he has

been with the Communications Group, Department of Electrical Engineering, Londrina State University, Brazil, where he is currently an associate professor in Telecommunications and the head of the Telecommunications and Signal Processing Lab. In 2012, he was an Academic Visitor with the Southampton Wireless Research Group, University of Southampton, UK. From 2007 to 2008, he was a postdoctoral researcher with the Department of Signal Theory and Communications, Polytechnic University of Catalonia, Spain. He has participated in several projects funded by government agencies and industrial companies. He is involved in editorial board activities of six journals in the telecommunications area and has served as a TPC member in several symposiums and conferences. He has also served as an editor for the *IEEE Communications Surveys and Tutorials* since 2013, *IEEE Access* since 2016, *IET Journal of Engineering* since 2014, and *ETT-Wiley* since 2016. He is a member of SBrT and a senior member of the IEEE. His current research interests include communications and signal processing, especially multiuser detection and estimation, MC-CDMA and MIMO systems, cooperative communication and relaying, resource allocation, as well as the heuristic and convex optimization aspects of 3G and 4G wireless systems. He has supervised 24 MSc degree and 4 PhD students, as well as 2 postdocs, co-authored nine book chapters on mobile radio communications and over 180 research papers published in specialized/international journals and conferences (<http://www.uel.br/pessoal/taufik>).

Apêndice B - Artigo P2

Título: *Efficient Multi-tap Equalization for FBMC-OQAM System.*

Autores: David William Marques Guerra e Taufik Abrão

Categoria: *Full Paper*

Submissão: Submetido à revista ETT-Wiley (A2 Eng.IV - Qualis CAPES) em 06 janeiro de 2019.

Status: *Minor Revision.* Versão R2 submetida em 07 de maio de 2019.

Efficient Multi-tap Equalization for FBMC-OQAM Systems

David William Marques Guerra¹ | Taufik Abrao^{1*}

¹Electrical Engineering Department, State University of Londrina (UEL), Rodovia Celso Garcia Cid, Km 380, s/n, 86057-970, Londrina - PR, Brazil

Correspondence

Taufik Abr o PhD, Electrical Engineering Department, State University of Londrina (UEL), Londrina - PR, PoBox: 10.011, CEP: 86057-970, Brazil
Email: taufik@uel.br

Funding information

National Council for Scientific and Technological Development (CNPq) of Brazil, Grant Number: 102050/2018-0; Londrina State University, Paran  State Government (UEL), Grant Number: PIBITI Scholarship, Edital 02/2018.

This work provides a simple yet efficient multi-tap equalization structure for filter bank multicarrier (FBMC) systems, which is a candidate waveform for the next generation (5G) of mobile communication systems. More specifically, we analyze the system performance under medium to high frequency selective channels. In this scenario, the single tap equalizer is not enough to compensate the channel effects and, then, a multi-tap equalizer need to be deployed. In the literature, the available equalization structures that are more efficient in aggressive scenarios are, generally, quite complex, while the less complex alternatives do not perform satisfactorily in such conditions. In this context, we propose a new multi-tap equalization approach in the frequency domain (FD), aiming at reducing the computational complexity while improving the system robustness against high frequency selectivity conditions. For a wide range of number of taps and antennas, the proposed MMSE-FD equalizer presents a much reduced computational complexity, i.e., less than 1% of the conventional MMSE-TD complexity. The operation, advantages, performance and the main differences between multi-tap equalization schemes against the simple 1-tap equalizer for FBMC systems are comprehensively discussed.

Abbreviations: FBMC, filter Bank Multicarrier; OQAM, Offset Quadrature Amplitude Modulation; MTE, Multi-tap Equalization; OFDM, Orthogonal Frequency Division Multiplexing

*Equally contributing authors.

KEYWORDS

Filter Bank Multicarrier (FBMC); Offset Quadrature Amplitude Modulation (OQAM); Multi-tap Equalization (MTE); Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM).

1 | INTRODUCTION

One of the main topologies used in the 4th generation systems has been the orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) which has various commercial applications, such as wireless networks (Wi-Fi 802.11), multiple-input multiple output (MIMO) systems, cellular systems (LTE) and digital television DVB-T (*digital video broadcasting - terrestrial*) [1]. OFDM system has many advantages, e.g., ability to operate in frequency selective channels, robustness against multipath fading effect, easy implementation with Fast Fourier Transform (FFT) algorithms and trivial equalization due the favorable channel condition on each subcarrier. Because of its features, OFDM is still a candidate for the 5G. However, OFDM system has some well known issues that may hinder its use in 5G, such as: sensibility with the frequency synchronization [2], high levels of peak-to-average power ratio (PAPR), which require high linearity amplifiers to avoid signal saturation and, consequently, the signal distortion [3]. Therefore, new advancing researches are necessary, aiming at proposing alternatives to attend the 5G requirements [4].

An alternative method for multiplexing data via multiple carriers, similar to the OFDM, is the filter bank multicarrier (FBMC). In FBMC scheme, multiple filters are used to transmit data in parallel, using one filter per carrier. In practice, this increases the system complexity. However, it also presents many advantages from the point of view of energy and spectral efficiencies, attractive features for 5G. For example, FBMC offers a large reduction of the out-of-band emission while it does not require guard interval as the cyclic prefix (CP) in OFDM [5].

Multicarrier (MC) systems are generally used in frequency selective channel, which have variable gains across the frequency band and thus may cause a significant level of intersymbol interference (ISI). In this case, MC techniques aims to deal with frequency selective channels so that in each subcarrier the channel is seen as flat and, then, a single tap equalizer per subcarrier is sufficient to alleviate the ISI effect. This is one of the main advantages of MC systems, i.e., they simplify the equalization task that is used to combat ISI [6]. However, in more aggressive scenarios (medium to high frequency selective channels), the 1-tap equalizer per subcarrier may not be enough for the system to operate satisfactorily, then multiple-tap equalizers are needed. Nevertheless, the equalizer structure must hold the low-complexity to be competitive with other MC solutions.

In the literature, there are some promising multi-tap equalizer structures for MIMO-FBMC systems, e.g., [7] that provides a minimum mean square error (MMSE) per subchannel equalizer and, furthermore, introduces the successive interference cancellation (SIC) and the ordered SIC (OSIC) techniques. This scheme is derived in the time domain (TD) and its performance is analyzed in terms of bit error rate (BER). With the aim of the complexity reduction of the MMSE, a frequency domain (FD) equalizer is presented in [8]. This scheme is based on the frequency sampling (FS) approach, in which the equalizer weights are obtained by the channel frequency response in the desired points, but simply considering the channel impulse response. The work in [9] proposes precoders and equalizers for MIMO-FBMC systems based on maximization of the signal to leakage plus noise ratio (SLNR) and the signal to interference plus noise ratio (SINR), respectively. However, this methodology results in a significant computational complexity increasing while its performance becomes limited under highly frequency selective channel scenarios. In [10], the effects of the multi-tap FS equalization of [8] are evaluated. It is shown that, in real channel conditions, the property of orthogonality is only satisfied in the real part and, consequently, multipath channels certainly induce an imaginary

interference effect. Therefore, against this background, the need to improve the complexity-performance tradeoff in multi-tap MIMO-FBMC equalizers is paramount.

More recent works also deal with the equalization problem in FBMC systems. For example, [11] proposed to apply an lattice-reduction-aided (LRA) equalization approach to received FBMC-OQAM (filter bank multicarrier – offset quadrature amplitude modulation) signals to exploit the diversity space. But this strategy was not very effective in more aggressive scenarios (frequency selective channels), resulting in performance degradation. In [12], the properties of the decision feedback equalizer (DFE) in the time domain designed from an MMSE criterion is analyzed. However, in scenarios with high selectivity, it becomes necessary a two-stage DFE equalizer to improve performance at the cost of computational complexity increasing. In [13], an adaptive signaling strategy at the transmitter side is elaborated and applied to MIMO-FBMC systems. In particular, the impact of intrinsic interference inherent to the FBMC-OQAM is taken into account, but at the transmitter side.

From this perspective, we proposed a new equalization scheme based on the FS approach directly applied to MIMO-FBMC systems. Unlike the previous works discussed above, our proposed equalization design takes into account the channel effects and the intrinsic imaginary interference generated in the FBMC-OQAM, which increases the robustness of the equalizer in aggressive channel scenarios. Therefore, the *contributions* of this work are three-fold. **a)** First, the channel equalization problem of the FBMC-OQAM is addressed for both single-input single-output (SISO) and MIMO systems under medium to high frequency selective channels. **b)** Second, we have proposed a new FS-based multi-tap equalizer for MIMO-FBMC systems aiming at reducing the complexity regarding the MMSE-TD approach but holding a similar performance. **c)** Lastly, a careful and systematic characterization analysis is done including a bunch of figure of merits evaluation, such as carrier frequency offset (CFO) effect, PAPR, BER, and computational complexity.

The remainder of this paper is divided as follows. Section 2 addresses the basic concepts and system model in the context of generating FBMC signals. Besides, prototype pulse-shaping filters basis are briefly presented in subsection 2.4. In the sequel, it is provided a review of the MMSE equalizer in the TD and, hence, a simplification is made to obtain the zero-forcing (ZF) equalizer. After that, a new multi-tap ZF-FD equalization scheme is proposed in subsection 3.2, where an extension to MIMO-FBMC is also discussed. Section 4 provides a description extension of multi-tap equalizers to MIMO-FBMC, in both time and frequency domain. Numerical results analyses and a comparison among the FBMC equalizers in terms of BER and computational complexity are developed in section 5. Conclusions and final remarks are offered in section 6.

Notation: \mathcal{F} represent the Fourier transform; $*$ represents convolution operator. $[\cdot]^T$ represents transpose operator. $[\cdot]^H$ denotes Hermitian operator. $\|\cdot\|$ means Frobenius norm, $\mathbb{E}\{\cdot\}$ expectation operator; $\langle a[k], b[k] \rangle$ is the inner product operator between $a[k]$ and $b[k]$; $\lfloor \cdot \rfloor$ denotes the nearest integer less than or equal of a real value; $j = \sqrt{-1}$ is the complex number; bold lowercase letter represents a vector, while bold capital letter represents matrix. $\Re\{\cdot\}$ and $\Im\{\cdot\}$ operators represent the real and imaginary parts of a complex number.

2 | SYSTEM MODEL

FBMC is a topology type used to transmit data via multiple carriers. The main difference between OFDM and FBMC is the pulse shaping. However, the use of filters greatly increases the system complexity, which is one of the main disadvantages of FBMC technique. Historically, FBMC schemes were proposed earlier than OFDM but, due to its high implementation complexity, it was discarded. However, its efficient use of broadband spectra in doubly dispersive channels and in multiple access applications has made the FBMC technique a very attractive candidate to the 5G

technology [14]. Basically, there are three different filter bank structures, which will be briefly revisited in the following subsections.

2.1 | Filtered Multitone (FMT)

The FMT scheme has been developed for very high-speed DSL (VDSL) channels [15]. As opposed to the others FBMC systems, in FMT the subcarrier channels have no overlapping of adjacent subcarrier bands and thus is less bandwidth efficient than the other methods. However, it does not require the guard interval like in OFDM [16], [17].

As the FMT has no overlap among subcarriers, it is based on the conventional frequency division multiplexing (FDM). Therefore, the subcarrier spacing (Δf) is increased by a factor γ , as shown follow

$$\Delta f_{\text{FMT}} = \frac{1 + \gamma}{T} \quad (1)$$

where γ is the roll-off factor of the pulse shaping and T is the symbol period.

The FMT transmitted signal, in TD, is described by

$$s(t) = \sum_l \sum_{m=0}^{M-1} d_{m,l} g_{m,l}(t), \quad (2)$$

where m is the subcarrier index, l is the time index, $d_{m,l}$ is the quadrature amplitude modulation (QAM) or quadrature phase-shift keying (QPSK) transmitted symbols and $g_{m,l}(t)$ is obtained as

$$g_{m,l}(t) = p(t - lT) e^{j\left(\frac{2\pi(1+\gamma)}{T} mt\right)} \quad (3)$$

where $p(t)$ is the prototype filter.

2.2 | Cosine-Modulated Multitone (CMT)

CMT is one type of FBMC system in which a parallel set of data symbols with pulse amplitude modulation (PAM) are transmitted, i.e, symbols constellation only have real part. Moreover, the PAM symbol sequences are passed through a bank filter with spectral overlap. Thus, the constraints in the filter design are smaller. To achieve the maximum bandwidth efficiency of the system, vestigial side-band (VSB) modulation is applied to each subcarrier. However, a 90-degree phase shift is introduced to the adjacent subcarriers [14], [17].

The CMT transmitted signal, in TD, is given by

$$s(t) = \sum_n \sum_{m=0}^{M-1} a_{m,n} g_{m,n}(t), \quad (4)$$

where

$$g_{m,n}(t) = p(t - nT) e^{j\left(\frac{\pi}{2T} (2m+1)t + \phi_{m,n}\right)}, \quad (5)$$

where T is the symbol period, $a_{m,n}$ is the PAM transmitted symbols, $\rho(t)$ is the prototype filter and $\phi_{m,n}$ is the phase shift added after with the aim of introduce an orthogonality between adjacent symbols and allow data reconstruction. There are some choices for the phase shift, one of the most used is given by [14], [17]

$$\phi_{m,n} = \frac{\pi}{2}(m+n). \quad (6)$$

2.3 | Staggered Multitone (SMT)

SMT, also called FBMC-OQAM, is another technique FBMC-based that is very similar to the CMT topology, but present some differences. Basically, FBMC-OQAM transmitted signal, in TD, is similar to CMT presented in eq. (4), however, the pulse shape $g_{m,n}(t)$ is described as

$$g_{m,n}(t) = \rho(t - nT/2)e^{j\left(\frac{2\pi}{T}mt + \phi_{m,n}\right)}, \quad (7)$$

where T is the symbol period, $\rho(t)$ is the prototype filter and $\phi_{m,n}$ is the phase shift as shown in eq. (6).

Another difference of the FBMC-OQAM is that, in the case of using QAM modulation ($d_{m,l}$), the symbols need to be passed through the OQAM processing to obtain $a_{m,n}$, as depicted in Figure 1a.

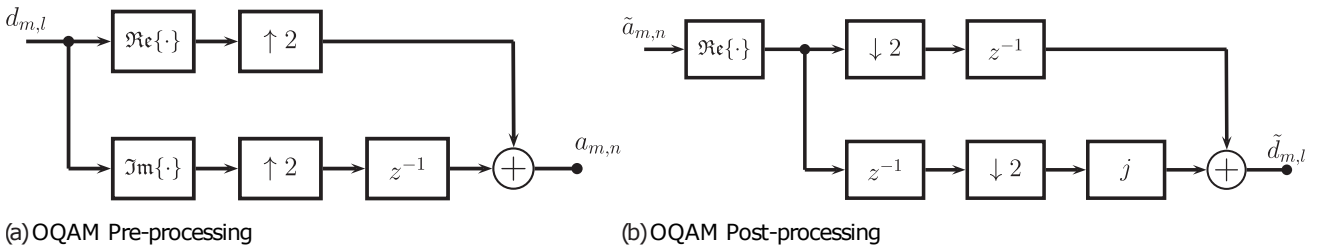


FIGURE 1 OQAM Modulation Processing; based on [27].

The QAM symbols $d_{m,l}$ are converted into two real valued pulse amplitude modulation (PAM) symbols. As can be seen in Figure 1a, the real and imaginary parts of $d_{m,l}$ are serialized to generate $a_{m,n}$. This procedure is done as follows

$$a_{m,l} = \begin{cases} \Re\{d_{m,l}\}, & n = 2l \\ \Im\{d_{m,l}\}, & n = 2l + 1 \end{cases}. \quad (8)$$

Notice that the output has a higher rate than the input (output has twice the input data rate). Figure 1b illustrates the reverse operation. Now, the estimated symbols $\tilde{a}_{m,n}$ have real and imaginary parts, despite the information is only into the real part. At the output of the post-processing block as depicted in Figure 1b, the estimated QAM symbols $\tilde{d}_{m,l}$ is obtained. Alternatively, a PAM modulation can be deployed and then such processing is not necessary.

It is worth mentioning that in FBMC-OQAM system the QAM information is converted into PAM symbols (see Figure 1) and the data symbols are spaced by $T/2$ in the TD mode. Therefore, both OFDM and FBMC-OQAM have the same rates since in OFDM the QAM symbols are transmitted every period T , while in FBMC real PAM symbols (half-information) are transmitted every $T/2$ time period [14].

Figure 2 depicts the spectrum of the three existing FBMC topologies. As can be seen, the FMT has no overlapping of the adjacent subcarriers and, then, is less bandwidth efficient. Comparing CMT and FBMC-OQAM, notice that for the same bandwidth, the CMT has a doubled number of subcarriers, which may imply on PAPR problem. In addition, FBMC-OQAM signaling generation is more simple. Therefore, among the different types of FBMC structure, in this work, we focused on FBMC-OQAM scheme, in which, commonly, is also referred as OFDM-OQAM [18].

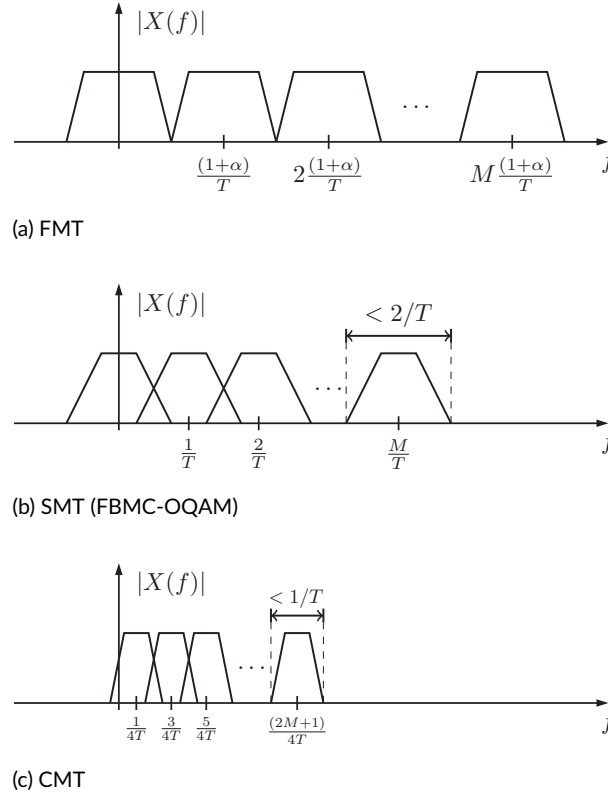


FIGURE 2 Spectrum comparison among: (a) FMT, (b) SMT (FBMC-OQAM) and (c) CMT. Based on [6].

2.3.1 | Discrete-Time Model

In practice, communication systems are digitally implemented. Therefore, it is necessary to provide an appropriate description from a discrete-time model. This equivalent model is obtained by using the critical sampling, i.e, the spacing between the samples, which is $T_s = T/M$, where M is the number of subcarriers. From eq. (7), we have that the carrier frequencies are $f_m = m/T$, for $m = 0, 1, \dots, M-1$. In discrete-time, the normalized frequencies associated with these carriers will be

$$f_m^{\text{normalized}} = \frac{m/T}{1/T_s} = \frac{m/T}{M/T} = \frac{m}{M}. \quad (9)$$

Note that the prototype filter $p(t)$ has to be truncated in L_p samples to enable digital signal processing. Moreover, in order to obtain a causal representation of $g_{m,n}(t)$ in eq. (7), the impulse responses are delayed by $(L_p - 1)/2$ samples.

Hence, the discrete-time representation of the $s(t)$ can be described as

$$s[k] = \sum_n \sum_{m=0}^{M-1} a_{m,n} g_{m,n}[k] e^{j\phi_{m,n}}, \quad (10)$$

where

$$g_{m,n}[k] = p \left[k - n \frac{M}{2} \right] e^{j \left[\frac{2\pi}{M} m \left(k - \frac{L_p - 1}{2} \right) \right]}. \quad (11)$$

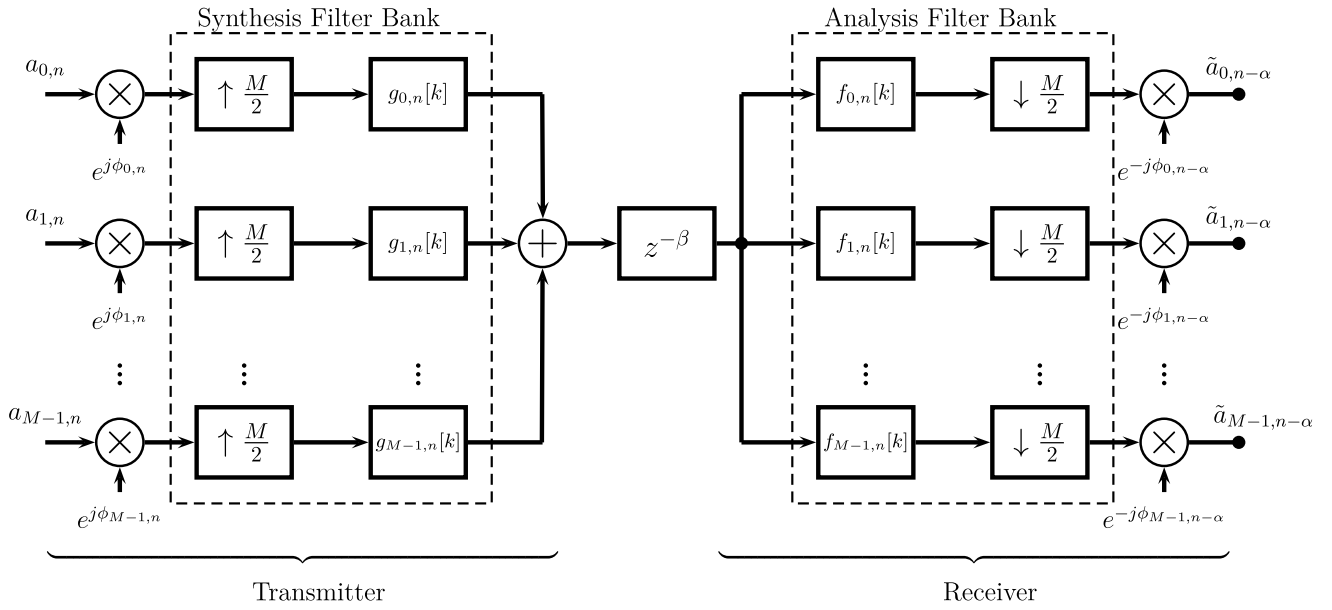


FIGURE 3 FBMC-OQAM transmitter and receiver blocks; based on [8], [25].

Figure 3 illustrates a complete representation of a FBMC-OQAM transmultiplexer. At the receiver side, we must pay attention to the delay parameters α and β , which have been introduced to guarantee causality as shown in [18]. The delay α is a reconstruction delay (latency) and β depends on the length of the prototype filter (L_p). The relation between these parameters is defined by

$$L_p - 1 = \frac{M}{2} \alpha - \beta. \quad (12)$$

In addition, the relation between the m th synthesis and analysis filters, according to [18], is defined as

$$f_{m,n}[k] = g_{m,n}^*[L_p - 1 - k]. \quad (13)$$

In order to recover the transmitted symbols, the signal $s[k]$ is passed through the analysis filter banks, which can be evaluated by

$$\tilde{a}_{m,n} = \langle s[k], f_{m,n}[k] \rangle \downarrow_{\frac{M}{2}} e^{-j\phi_{m,n}}. \quad (14)$$

Finally, the estimated QAM symbols $\tilde{d}_{m,l}$ are obtained after passing $\tilde{a}_{m,n}$ through the OQAM post-processing blocks, as illustrate in Figure 1b.

2.4 | Pulse-shaping Filter Design

The correct pulse-shaping filter design is essential in FBMC, since the main advantages of this structures are arising from the use of such filters. The pulse-shape employed in FBMC systems have the function of confine the signal spectrum, aiming to eliminate undesirable signals (e.g., noise) and the intersymbol interference. To avoid ISI, the filter design must accord with the Nyquist criterion for intersymbol interference free communication. However, a pulse-shape $p(t)$ that allows communications at a rate of $1/T$ without interference among the transmitted symbols is given by

$$p(nT) = \begin{cases} 1, & n = 0 \\ 0, & n \neq 0, \end{cases} \quad (15)$$

where T is the symbol period.

The pulse-shape, $p(t)$, can be divided into transmit and receive filters, $p_{T_X}(t)$ and $p_{R_X}(t)$, respectively. In channels with additive noise (e.g., AWGN), the detection is optimal when use matched filters [6]. Under such conditions, $P_{R_X}(f) = P_{T_X}^*(f)$ which implies $p_{R_X}(t) = p_{T_X}(-t)$ and

$$\begin{aligned} p(t) &= p_{T_X}(t) * p_{R_X}(t) = p_{T_X}(t) * p_{T_X}(-t) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} p_{T_X}(\tau) p_{T_X}(\tau - t) d\tau. \end{aligned} \quad (16)$$

From equation (16), we can see that $p(t) = p_{T_X}(t) * p_{R_X}(t)$ results in the autocorrelation function of the transmit filter $p_{T_X}(t)$. Moreover, at $t = 0$ happens the peak of $p(t)$.

An analysis of various filter topologies is presented in [19]. Hereafter, we comment briefly on some of these topologies that will be used in the numerical results section. A classical pulse-shape widely used in communication systems is the raised-cosine (RC) filter. By using this filter, sidelobes can be drastically reduced. As previously mentioned, in communication systems the matched filters is the most appropriate choice, so the square-root raised-cosine (SRRC) should be used. In practice, the filters are implemented in discrete-time, and thus its response should be sampled and truncated. The discrete-time SRRC filter impulsive response is obtained as [14]

$$p[k] = \frac{\sin \left[\frac{\pi(1-\gamma)}{M} k \right] + \frac{4\gamma k}{M} \cos \left[\frac{\pi(1+\gamma)}{M} k \right]}{\frac{\pi}{M} k \left[1 - \left(\frac{4\gamma k}{M} \right)^2 \right]}, \quad (17)$$

where M is the number of subcarriers and γ ($0 \leq \gamma \leq 1$) the roll-off factor.

As truncation significantly worsens the frequency response of the RC filter [6], it is necessary another alternatives to be employed in MC systems. Mirabbasi-Martin proposed a filter design [20] that provides rapid-decaying of the sidelobes and satisfy the Nyquist criterion approximately, which results in a good performance for data reconstruction.

The discrete version of this prototype filter is obtained as

$$p[k] = \frac{1}{L_p} \left[K_0 + 2 \sum_{\ell=1}^{K-1} K_\ell \cos \left(\frac{2\pi\ell}{KM} k \right) \right], \quad (18)$$

where K is the oversampling factor and $L_p = KM + 1$ is the filter length. The K coefficients should be optimized, as provided in [21].

A comparison of the impulse response and power spectrum density for the SRRC and Mirabbasi-Martin prototype filters are depicted in Figure 4. In doubly dispersive channels¹ it may be necessary to use more complex filters [17]. In this case, it can be used the isotropic orthogonal transform algorithm (IOTA) filter [22], or the Hermite filter [23].

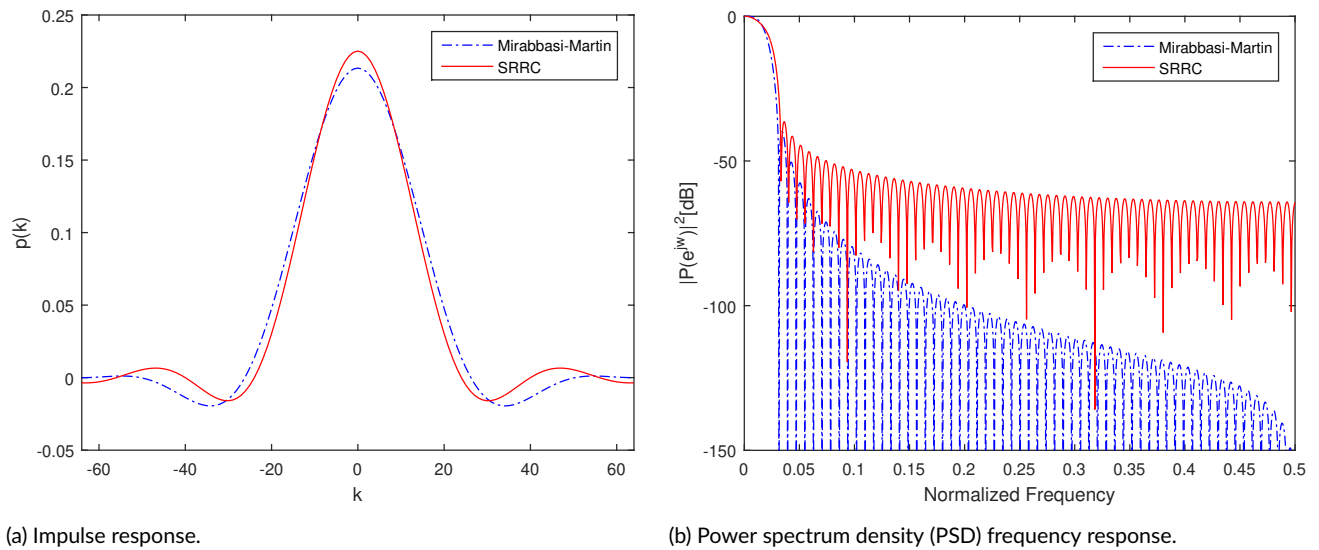


FIGURE 4 SRRC ($\gamma = 1$) and Mirabbasi-Martin prototype filters for $K = 4$ and $M = 32$.

Recent works have also proposed more sophisticated alternatives for the design of the prototype filters by solving optimization problems. For instance, in [24], the prototype filter is designed by maximizing signal to weighted interference ratio (SWIR), which is defined according to the channel time and frequency dispersions. As this parameter is a nonlinear utility function, its maximization is not straightforward and, a heuristic evolutionary algorithm namely particle swarm optimization (PSO) is invoked to maximize the SWIR. On the other hand, the authors in [25] propose a prototype filter design based on convex optimization, aiming at achieving superior spectrum features combined to a high symbol reconstruction quality. This proposed design is written as a non-convex quadratically constrained quadratic programming (QCQP), which is relaxed into a convex QCQP. The approaches mentioned are able to provide superior prototype filters; however, for simplicity, in this work we have deployed the discrete Mirabbasi-Martin filter design [20], because as can be seen in Figure 4b, this filter presents an excellent frequency response combined to a low implementation complexity, as discussed in subsection 5.3.

¹Dispersion in time, due to Doppler effect, and frequency due to the channel selectivity.

3 | FBMC IN COMMUNICATION SYSTEMS

The SISO-FBMC received signal at the input of the analysis filters can be written as [26]

$$x[k] = \sum_{r=0}^{\nu} h[r]s[k-r] + \eta[k], \quad (19)$$

where $h[r]$ is the r th tap channel impulse response, the channel length is defined by $\nu + 1$, $s[k]$ is the transmitted signal on the instant k , and $\eta[k]$ is the Additive White Gaussian Noise (AWGN).

After passing the received signal through the respective processing, the n th non-equalized symbol of the m th subcarrier is

$$x_{m,n} = \langle x[k], f_{m,n}[k] \rangle_{\downarrow \frac{M}{2}}. \quad (20)$$

In order to nullify the channel effects, we can implement the most basic equalization structure, namely the simple 1-tap zero-forcing (ZF) equalization:

$$\tilde{a}_{m,n} = \left(\frac{x_{m,n}}{H_m} \right) e^{-j\phi_{m,n}}, \quad (21)$$

where H_m is the m th channel frequency response, given by

$$H_m = \sum_{r=0}^{\nu} h[r] e^{-j \frac{2\pi}{M} mr}. \quad (22)$$

Note that H_m can be evaluated efficiently by using a fast Fourier transform (FFT) implementation. Nevertheless, if the subchannels do not experience a flat fading condition, a multi-tap equalization should be applied. In this case, the equalization can be proceed as follows

$$\tilde{a}_{m,n} = \left(\sum_{l=0}^{L_w-1} w_{m,l} x_{m,n-l} \right) e^{-j\phi_{m,n}}, \quad (23)$$

where $w_{m,l}$ are the weights of an L_w -tap equalizer. This $w_{m,l}$ coefficients can be optimized according to the ZF or MMSE criteria in TD or FD, as described in more detail below.

3.1 | MMSE-TD

In order to obtain the MMSE equalizer, we need to rewrite the system model from the received signal at the output of the analysis filter of the m th subchannel, which can be written as [26]

$$x_m[k] = \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{l=-\infty}^{\infty} q_{mi} a_i[k-l] + \eta_m[k], \quad (24)$$

where $a_i[k-l]$ is the transmitted symbols of the i th subcarrier, $q_{mi} = [q_{mi}[0], q_{mi}[1], \dots, q_{mi}[L_q]]$, $L_q = \lfloor \frac{2L_p + \nu}{M/2} \rfloor$, is the impulse response resulting from the convolution between $g_{i,n}[k]$, $h[k]$ and $f_{m,n}[k]$ downsampled by $M/2$, described

as

$$q_{mi}[k] = (g_{i,n} * h * f_{m,n})[k] \downarrow_{\frac{M}{2}}. \quad (25)$$

Unlike the OFDM system, where all subcarriers overlap significantly among each other, in FBMC thanks to the high stopband attenuation of the prototype filter, the effective intercarrier interference (ICI) in each subchannel comes only from the adjacent subchannels [27], [26], [28]. Then, eq. (24) can be approximated by

$$x_m[k] \approx \sum_{i=m-1}^{i=m+1} \sum_{l=-\infty}^{\infty} q_{mi} a_i[k-l] + \eta_m[k]. \quad (26)$$

In order to compute the equalizers, (26) can be written in matrix notation as follows

$$\mathbf{x}_m[k] = \sum_{i=m-1}^{i=m+1} \mathbf{Q}_{mi} \mathbf{a}_i[k] + \mathbf{B}_m \eta_m[kM/2], \quad (27)$$

where \mathbf{Q}_{mi} is the convolution matrix of size $L_w \times (L_q + L_w)$ obtained from the vectors q_{mi} in eq. (25) as follows

$$\mathbf{Q}_{mi} = \begin{bmatrix} q_{mi}[0] & q_{mi}[1] & \cdots & q_{mi}[L_q] & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & q_{mi}[0] & q_{mi}[1] & \cdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \cdots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & q_{mi}[0] & \cdots & q_{mi}[L_q] \end{bmatrix}, \quad (28)$$

and \mathbf{B}_m is an $L_w \times (L_p + (L_w - 1)M/2)$ convolution matrix obtained from $f_k[m]$ and a downsampler of $\frac{M}{2}$

$$\mathbf{B}_m(i, (i-1)\frac{M}{2} + 1 : (i-1)\frac{M}{2} + L_p) = f_k(\cdot), \quad (29)$$

where $i = 1, 2, \dots, L_w$. Note that, for simplicity, eq.(29) are represented in a Matlab notation. Due to OQAM modulation, real and imaginary symbols are transmitted alternately, so we have to reformulate eq. (27) as described in [29] and then

$$\mathbf{x}_m[k] = \sum_{i=m-1}^{i=m+1} \overline{\mathbf{Q}}_{mi} \overline{\mathbf{a}}_i[k] + \mathbf{B}_m \eta_m[kM/2], \quad (30)$$

where $\overline{\mathbf{Q}}_{mi}$ is obtained by introducing the complex number j from the imaginary entries of $\mathbf{a}_i[k]$ into the corresponding columns of $\overline{\mathbf{Q}}_{mi}$. Now, the new vector $\overline{\mathbf{a}}_i[k]$ is purely real. After that, we need to take the real and imaginary parts of the output, since the OQAM modulation are employed. Thus

$$\overline{\mathbf{x}}_m[k] = \begin{bmatrix} \Re\{\mathbf{x}_m[k]\} \\ \Im\{\mathbf{x}_m[k]\} \end{bmatrix} = \sum_{i=m-1}^{i=m+1} \overline{\overline{\mathbf{Q}}}_{mi} \overline{\mathbf{a}}_i[k] + \overline{\mathbf{B}}_m \overline{\eta}_m[kM/2], \quad (31)$$

where

$$\overline{\overline{\mathbf{Q}}}_{mi} = \begin{bmatrix} \Re\{\overline{\mathbf{Q}}_{mi}\} \\ \Im\{\overline{\mathbf{Q}}_{mi}\} \end{bmatrix},$$

$$\overline{\mathbf{B}}_m = \begin{bmatrix} \Re\{\mathbf{B}_m\} & -\Im\{\mathbf{B}_m\} \\ \Im\{\mathbf{B}_m\} & \Re\{\mathbf{B}_m\} \end{bmatrix}$$

and

$$\overline{\eta}_m[kM/2] = \begin{bmatrix} \Re\{\eta_m[kM/2]\} \\ \Im\{\eta_m[kM/2]\} \end{bmatrix}.$$

Therefore, the MMSE criterion can be expressed as

$$\min_{\mathbf{w}_m} \mathbb{E}[\|\mathbf{e}_m\|^2] = \min_{\mathbf{w}_m} \mathbb{E}[\|\overline{\mathbf{w}}_m^T \overline{\mathbf{x}}_m[k] - a_m[k - \Delta]\|^2], \quad (32)$$

where Δ is the equalizer delay, given by $2K + (L_w - 1)/2$.

Finally, by solving (32) we have the per subchannel equalizer given by [26]

$$\overline{\mathbf{w}}_m^T = \delta_\Delta^T \overline{\mathbf{Q}}_{mm}^{-T} \left(\sum_{i=m-1}^{i=m+1} \overline{\mathbf{Q}}_{mi} \overline{\mathbf{Q}}_{mi}^{-T} + \frac{\sigma_\eta^2}{\sigma_a^2} \overline{\mathbf{B}}_m \overline{\mathbf{B}}_m^T \right)^{-1}, \quad (33)$$

where $\frac{\sigma_\eta^2}{\sigma_a^2}$ is the inverse of the signal-to-noise (SNR) ratio, δ_Δ is an $(L_q + L_w) \times 1$ vector with $\delta_\Delta(i) = 1$, for $i = \Delta$, and $\delta_\Delta(i) = 0$ otherwise. Lastly, \mathbf{w}_m can be easily recovered from $\overline{\mathbf{w}}_m$ by

$$\mathbf{w}_m = \overline{\mathbf{w}}_m(1 : L_w) - j\overline{\mathbf{w}}_m(L_w + 1 : 2L_w). \quad (34)$$

In this case, the negative signal in the imaginary part of (34) is due to the fact that we need to apply the Hermitian operator in the complex version of the equalizer, and then the m th equalized subchannel is given by (23).

3.2 | ZF-TD

Generally, the MMSE equalizer brings additional complexity because we need to know the channel statistics and, particularly in the FBMC-OQAM, the MMSE-TD equalizer also require an extra matrix multiplication, as can be seen in eq. (33). Moreover, in practical scenarios, it is desirable for the system to operate at medium or high SNR and thus, we can neglect this term. Therefore, the ZF-TD equalizer can be described as

$$\overline{\mathbf{w}}_m^T = \delta_\Delta^T \overline{\mathbf{Q}}_{mm}^{-T} \left(\sum_{i=m-1}^{i=m+1} \overline{\mathbf{Q}}_{mi} \overline{\mathbf{Q}}_{mi}^{-T} \right)^{-1}. \quad (35)$$

3.3 | Proposed ZF-FD

In order to simplify the MMSE-TD equalizer, we propose a new equalization method based on the FS approach. In [8], [30], the equalizer taps are obtained by the channel frequency response coefficients in the desired points. This values are calculated only through the impulse response of the channel at the corresponding frequency positions. Then, the per subchannel equalizer can be computed using the ZF or MMSE criterion. However, this approximation does not work very well on medium to high selective channels, since the filter banks also introduce an imaginary interference encompassing several adjacent symbols [31]. Therefore, the equalization task of FBMC signals requires an extra attention due to this problem.

As discussed earlier and how can be seen from eq. (26), the effective interference in each FBMC subchannel comes mainly from the adjacent subchannels, so we can rearrange the impulse response of the channel on each subcarrier as

$$q_m^{\text{eff}}[k] = \left[\left(\sum_{\ell=m-1}^{\ell=m+1} g_{\ell,n} \right) * h * f_{m,n} \right] [k]_{\downarrow \frac{M}{2}}. \quad (36)$$

Notice that we have to take the frequency response in the desired target points. At the output of the analysis filter bank, all subchannels are at a low rate, i.e., downsampled by $M/2$ and around the zero-frequency, so, the equalizers should be operate in this scenario. Considering that the equalizer have L_w taps, the target points in the frequency domain are:

$$\begin{aligned} \Omega_{L_w} &= [\Omega_0 \ \Omega_1 \ \cdots \ \Omega_{L_w-1}] \\ &= \frac{2\pi}{L_w + 1} [-P \ -P + 1 \ \cdots \ P], \end{aligned} \quad (37)$$

where $P = (L_w - 1)/2$. In addition, a normalization factor also should be considered, which can be written as

$$q_m^n[k] = \left[\left(\sum_{\ell=m-1}^{\ell=m+1} g_{\ell,n} \right) * f_{m,n} \right] [k]_{\downarrow \frac{M}{2}}. \quad (38)$$

Thereby, the resulting channel frequency response of the m th subchannel is given by

$$\mathbf{v}_m = \mathcal{F} \left\{ \mathbf{q}_m^{\text{eff}} \right\}_{\Omega_{L_w}} ./ \mathcal{F} \left\{ \mathbf{q}_m^n \right\}_{\Omega_{L_w}}. \quad (39)$$

where $\mathcal{F} \{ \cdot \}_{\Omega_{L_w}}$ denote the Fourier transform at the target frequency points Ω_{L_w} and $./$ represent the point-to-point division, as used in the Matlab notation. Now, according to the ZF criterion, we have

$$\chi_m = 1 ./ \mathbf{v}_m. \quad (40)$$

where χ_m depends on the adopted criterion, e.g., ZF ou MMSE. In the case of SISO channel and ZF, χ_m is obtained by the point-to-point inverse of \mathbf{v}_m .

In order to simplify the calculation of the equalizer weights, the Fourier transform ($\mathbf{D} \in \mathbb{C}^{L_w \times L_w}$) can be written

in a matrix form

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} e^{jP\Omega_0} & e^{j(P-1)\Omega_0} & \dots & e^{-j(P)\Omega_0} \\ e^{jP\Omega_1} & e^{j(P-1)\Omega_1} & \dots & e^{-j(P)\Omega_1} \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ e^{jP\Omega_{L_w-1}} & e^{j(P-1)\Omega_{L_w-1}} & \dots & e^{-j(P)\Omega_{L_w-1}} \end{bmatrix}. \quad (41)$$

Hence, the per subcarrier ZF equalizer (\mathbf{w}_m) is obtained by taking the inverse Fourier transform of χ_m , which can be done by multiplying the inverse of \mathbf{D} with χ_m . Therefore

$$\mathbf{w}_m = \mathbf{D}^{-1} \chi_m. \quad (42)$$

4 | EXTENSION TO MIMO-FBMC

Until now, the SISO-FBMC system model has been considered. Then, let us extend this description to the MIMO-FBMC operating in the multiplexing mode (V-BLAST topology). Therefore, the i th received signal of the MIMO-FBMC system is given by

$$x^{(i)}[k] = \sum_{l=1}^{N_t} h^{(i)}[k, l] * s^{(l)}[k] + \eta^{(i)}[k], \quad (43)$$

with $i = 1, \dots, N_r$, N_t and N_r are the number of transmitting and receiving antennas, respectively, $s^{(l)}[k]$ is the transmitted signal of the l th transmitting antenna, and $h^{(i)}[k, l]$ is the channel impulse response between l th transmitting and the i th receiving antenna. After passing $x^{(i)}[k]$ through the corresponding FBMC analysis filter bank, the n th non-equalized symbol of the m th subcarrier and i th receiving antenna is obtained as

$$x_{m,n}^{(i)} = \langle x^{(i)}[k], f_{m,n}[k] \rangle \downarrow \frac{M}{2}. \quad (44)$$

In order to eliminate the channel effects and retrieve the transmitted symbols, the 1-tap ZF equalization can be employed as follows

$$\tilde{\mathbf{a}}_{m,n} = \left(\mathbf{H}_m^H \mathbf{H}_m \right)^{-1} \mathbf{H}_m^H \mathbf{x}_{m,n} e^{-j\phi_{m,n}}, \quad (45)$$

where

$$\tilde{\mathbf{a}}_{m,n} = \left[\tilde{a}_{m,n}^{(1)} \quad \tilde{a}_{m,n}^{(2)} \quad \dots \quad \tilde{a}_{m,n}^{(N_r)} \right]^T, \quad (46)$$

$$\mathbf{H}_m = \begin{bmatrix} H_m^{(1,1)} & H_m^{(1,2)} & \dots & H_m^{(1,N_t)} \\ H_m^{(2,1)} & H_m^{(2,2)} & \dots & H_m^{(2,N_t)} \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ H_m^{(N_r,1)} & H_m^{(N_r,2)} & \dots & H_m^{(N_r,N_t)} \end{bmatrix} \quad (47)$$

and

$$\mathbf{x}_{m,n} = \left[x_{m,n}^{(1)} \quad x_{m,n}^{(2)} \quad \dots \quad x_{m,n}^{(N_r)} \right]^T. \quad (48)$$

Moreover, the entries of \mathbf{H}_m can be calculated as

$$H_m^{(i,l)} = \sum_{r=0}^{\nu} h^{(i,l)}[k, l] e^{-j \frac{2\pi}{M} m r}. \quad (49)$$

Under selective channel condition, a per subchannel multi-tap equalization is needed. In this case, the equalization process is given by

$$\tilde{\mathbf{a}}_{m,n} = \left(\sum_{l=0}^{L_w-1} \mathbf{W}_{m,l} \mathbf{x}_{m,n-l} \right) e^{-j \phi_{m,n}}, \quad (50)$$

where $\mathbf{W}_{m,l}$ are the equalizer matrices.

4.1 | MIMO-FBMC Equalization in TD

In order to evaluate the equalizers, we start stacking L_w observations for the different receive antennas, $i = 1, \dots, N_r$. Considering the following matrix notation formulation

$$\mathbf{x}_m[k] = \sum_{\ell=m-1}^{\ell=m+1} \mathbf{Q}_{m\ell} \mathbf{a}_\ell[k] + \bar{\mathbf{B}}_m \boldsymbol{\eta}_m[kM/2], \quad (51)$$

where \mathbf{x}_m is the $N_r L_w \times 1$ received vector, $\mathbf{a}_i[k]$ is the $N_t(L_q + L_w) \times 1$ vector of transmitted symbols, $\bar{\mathbf{B}}_m = \text{diag}(\mathbf{B}_m, \mathbf{B}_m, \dots, \mathbf{B}_m)$ is the $N_r L_w \times N_r(L_w - 1)M/2 + L_q$ matrix, with \mathbf{B}_m calculated as in (28) and $\boldsymbol{\eta}_m[kM/2]$ is the $N_r(L_w - 1)M/2 + L_q \times 1$ AWGN vector. Moreover, $\mathbf{Q}_{m\ell}$ is now the stacked matrix including all the convolution matrices between the ℓ th transmit antenna and the i th receive antenna, $\mathbf{Q}_{m\ell}^{(i,l)}$, resulting:

$$\mathbf{Q}_{m\ell} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_{m\ell}^{(1,1)} & \mathbf{Q}_{m\ell}^{(1,2)} & \dots & \mathbf{Q}_{m\ell}^{(1,N_t)} \\ \mathbf{Q}_{m\ell}^{(2,1)} & \dots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{Q}_{m\ell}^{(N_r,1)} & \mathbf{Q}_{m\ell}^{(N_r,2)} & \dots & \mathbf{Q}_{m\ell}^{(N_r,N_t)} \end{bmatrix}, \quad (52)$$

with $\mathbf{Q}_{m\ell}^{(i,l)}$ obtained similarly to eq. (28), but now considering the impulse responses $q_{m\ell}^{(i,l)}[k] = (\mathbf{g}_{\ell,n} * h^{(i,l)} * f_{m,n})[k] \downarrow_{\frac{M}{2}}$.

Due to the OQAM modulation, the same procedure specified in eq. (31) should be done. Therefore, the MMSE problem can be expressed by

$$\min_{\mathbf{W}_m} \mathbb{E}[\|\mathbf{e}_m\|^2] = \min_{\mathbf{W}_m} \mathbb{E}[\|\bar{\mathbf{W}}_m^T \bar{\mathbf{x}}_m[k] - \mathbf{a}_{m,\Delta}[k]\|^2], \quad (53)$$

where $\Delta = (l - 1)(L_q + L_w)$ is the equalizer delay for the l transmit antenna. Solving the MMSE problem described in

(32), the per subchannel MIMO equalizers are given by [7]

$$\bar{\mathbf{W}}_m^T = \mathbf{P}_\Delta \bar{\mathbf{Q}}_{mm}^T \left(\sum_{\ell=m-1}^{\ell=m+1} \bar{\mathbf{Q}}_{m\ell} \bar{\mathbf{Q}}_{m\ell}^T + \frac{\sigma_\eta^2}{\sigma_a^2} \bar{\mathbf{B}}_m \bar{\mathbf{B}}_m^T \right)^{-1}, \quad (54)$$

where \mathbf{P}_Δ is an $N_t \times (L_q + L_w) N_t$ matrix given by $\mathbf{P}_\Delta = \text{diag}(1_{1 \times (L_q + L_w)}, 1_{1 \times (L_q + L_w)}, \dots, 1_{1 \times (L_q + L_w)})$, and $1_{1 \times (L_q + L_w)}$ is an $1 \times (L_q + L_w)$ vector with all entries equal to 1. Finally, by unstacking $\bar{\mathbf{W}}_m^T$, one can obtain the \mathbf{W}_m as follows

$$\mathbf{W}_m = \bar{\mathbf{W}}_m(1 : L_w N_r, :) - j \bar{\mathbf{W}}_m(L_w N_r + 1 : 2L_w N_r, :). \quad (55)$$

Notice that, in the case of ZF-TD equalizer, it just ignore the term related to channel statistics in eq. (54).

4.2 | MIMO-FBMC Equalization in FD

The extension of our MIMO-FBMC equalizer in FD is similar to [8], but in our proposed equalizer we consider the complete impulse response to calculate the frequency responses at the desired frequency points, and in the MIMO case we have to take into account all the possible paths between the l th transmit antenna and the i th receive antenna. Then, eq. (36) becomes to

$$q_m^{(i,l)}[k] = \left[\left(\sum_{\ell=m-1}^{\ell=m+1} \mathbf{g}_{\ell,n} \right) * h^{(i,l)} * f_{m,n} \right] [k] \downarrow_{\frac{M}{2}}. \quad (56)$$

From (56), the frequency response at the target frequency points can be evaluated as

$$\mathbf{v}_m^{(i,l)} = \frac{\mathcal{F} \left\{ \mathbf{q}_m^{(i,l)} \right\}_{\Omega_{L_w}}}{\mathcal{F} \left\{ \mathbf{q}_m^n \right\}_{\Omega_{L_w}}}. \quad (57)$$

Now, the following matrices of dimension $N_r \times N_t$ can be constructed

$$\mathbf{U}_{m,(l)} = \begin{bmatrix} v_{m,(l)}^{(1,1)} & v_{m,(l)}^{(1,2)} & \dots & v_{m,(l)}^{(1,N_t)} \\ v_{m,(l)}^{(2,1)} & v_{m,(l)}^{(2,2)} & \dots & v_{m,(l)}^{(2,N_t)} \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ v_{m,(l)}^{(N_r,1)} & v_{m,(l)}^{(N_r,2)} & \dots & v_{m,(l)}^{(N_r,N_t)} \end{bmatrix}. \quad (58)$$

Notice that $v_{m,(l)}^{(i,l)}$ is the i th element of the vector $\mathbf{v}_m^{(i,l)}$, and $i = 1, \dots, L_w$. From (58), we can evaluate the L_w equalizer matrices according to the classical ZF or MMSE criterion. For simplicity, adopting the ZF, we have

$$\mathbf{G}_{m,(l)} = \left(\mathbf{U}_{m,(l)}^H \mathbf{U}_{m,(l)} \right)^{-1} \mathbf{U}_{m,(l)}^H. \quad (59)$$

Alternatively, the MMSE approach can be deployed, as follows

$$\mathbf{G}_{m,(l)} = \left(\mathbf{U}_{m,(l)}^H \mathbf{U}_{m,(l)} + \frac{\sigma_\eta^2}{\sigma_a^2} \mathbf{1}_{N_t} \right)^{-1} \mathbf{U}_{m,(l)}^H. \quad (60)$$

After this, the equalizer matrices can be calculated as

$$\mathbf{W}_m = \bar{\mathbf{D}}^{-1} \bar{\mathbf{G}}_m, \quad (61)$$

with

$$\bar{\mathbf{G}}_m = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{m,(1)} & \mathbf{G}_{m,(2)} & \cdots & \mathbf{G}_{m,(L_w)} \end{bmatrix}^T, \quad (62)$$

and

$$\bar{\mathbf{D}} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{(1,1)} & \mathbf{D}_{(1,2)} & \cdots & \mathbf{D}_{(1,L_w)} \\ \mathbf{D}_{(2,1)} & \mathbf{D}_{(2,2)} & \cdots & \mathbf{D}_{(2,L_w)} \\ \vdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{D}_{(L_w,1)} & \mathbf{D}_{(L_w,2)} & \cdots & \mathbf{D}_{(L_w,L_w)} \end{bmatrix}. \quad (63)$$

In matrix of eq. (63), the element $\mathbf{D}_{(i,j)} = \mathbf{D}(i,j) \mathbf{I}_{N_t}$ refers to a $N_t \times N_t$ diagonal matrix, where $\mathbf{D}(i,j)$ denotes the element of the i th row and j th column of matrix \mathbf{D} , described in eq. (41).

5 | NUMERICAL RESULTS

In this section, numerical simulation results of SISO-FBMC and MIMO-FBMC systems are analyzed. Moreover, the performance of the classical TD equalizers are compared with our proposed FD FS-based equalizers. Furthermore, the computational complexity of the analyzed schemes are evaluated in order to determine promising performance-complexity trade-off of the equalization structures.

5.1 | SISO Rayleigh Channel

This subsection analyzes the SISO FBMC \times OFDM systems performance operating under selective Rayleigh channels with an exponential power delay profile [16]. The multi-tap equalizers are compared against the simple 1-tap ZF equalizer and the CP-OFDM performance are also evaluated as a referential. First, we need to set a parameter to specify the level of channel selectivity.

5.1.1 | Level of channel selectivity

Through the channel frequency response, we can notice the coherence bandwidth $(\Delta B)_c$, i.e., the frequency range at which the channel frequency response is approximately flat. This parameter is linked to the channel dispersion time (τ_d) or, approximately, to the RMS delay spread (τ_{rms}) and it is given by [32]

$$(\Delta B)_c \approx \frac{1}{5\tau_{rms}}. \quad (64)$$

It is desirable that τ_{rms} to be low and then, the coherence bandwidth will be reasonably large relative to the sub-channel bandwidth (in the case of MC systems), leading to the flat channel condition, i.e., $(\Delta B)_c \gg BW_{sc}$. Therefore,

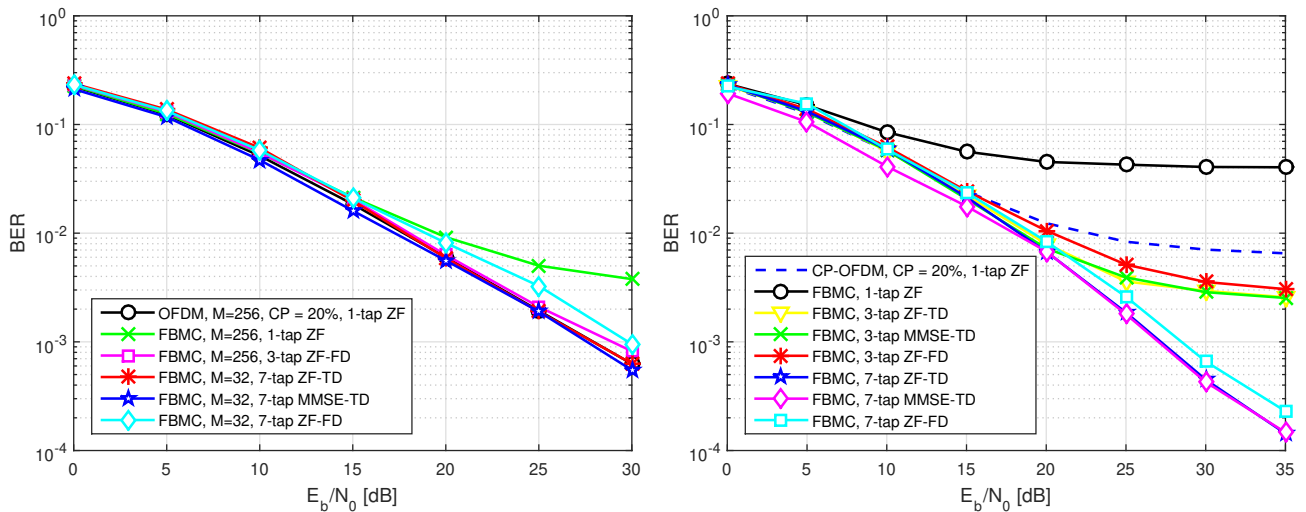
we define the following parameter

$$\eta_B = \frac{(\Delta B)_c}{BW_{sc}}, \quad (65)$$

where $BW_{sc} = BW/M$, since BW is system bandwidth. Note that low values of η_B mean a more selective channel.

Table 1 summarizes the main parameters deployed in the Monte Carlo simulations. Additionally, we assume the system operating under perfect channel state information (CSI), $BW = 10$ MHz and the OFDM system making use of 20% ($M/5$) of CP in order to combat ISI. As can be seen in Table 1, and aiming of comparing the different equalization approaches, we analyze two different scenarios:

- $\eta_B = 10$ and 256 subcarriers: Under this configuration, the CP-OFDM based systems undergo a flat channel condition. The performance of the FBMC are also verified with 256 subcarriers and, additionally, the number of subcarriers is decreased (hence, the data rate is also lower), while the number of equalizer taps is increased aiming at compensating the channel selectivity effect.
- $\eta_B = 3$ and 64 subcarriers: Under this new configuration, both CP-OFDM and FBMC systems are under a medium channel selectivity. The number of equalization taps are varied under FBMC in order to evaluate possible performance improvement.



(a) Scenario A: different channel selectivity levels.

(b) Scenario B: Fixed (medium) channel selectivity, $\eta_B = 3$.

FIGURE 5 BER performance for SISO scenarios A and B considering the simulation parameters of Table 1.

From Figure 5a, notice that the FBMC seems to be more sensitive to channel selectivity than the CP-OFDM, since the 1-tap ZF equalizer is not enough for the FBMC to operate satisfactorily (with $\eta_B = 10$) and, as a consequence, the performance is very affected resulting in an accentuated BER floor in this case. However, when using a larger number of equalizer taps the performance is significantly improved. More specifically, even in a high selectivity scenario ($\eta_B = 1.25$ with 32 subcarriers in the FBMC system), by using a 7-taps equalizer the performance in terms of BER was similar to the CP-OFDM. Although the data rate of the FBMC is lower in this case compared to the CP-OFDM, it is worth emphasizing the robustness of the FBMC system in this aggressive channel selectivity scenario.

Moreover, Figure 5b, examines the BER performance under fixed channel selectivity. The number of equalizer

TABLE 1 Simulation parameters for SISO OFDM and FBMC-OQAM systems.

Parameters	Value	
	OFDM	FBMC
Scenario A		
# Subcarriers (M)	256	{256;32}
Modulation	16-QAM	
L_w -taps Equalizer	1	{1 and 3; 7}
η_B	10	{10;1.25}
Channel length ($\mu+1$)	53	
SNR [dB]	{0:30}	
Scenario B		
# Subcarriers (M)	64	
Modulation	16-QAM	
L_w -taps Equalizer	1	{1;3;7}
η_B	3	
Channel length ($\mu+1$)	18	
SNR [dB]	{0:35}	
Channel		
Type	NLOS Rayleigh channel	
CSI knowledge	perfect	
BW [MHz]	10	

taps is varied for the FBMC systems in all the equalization approaches. With $\eta_B = 3$, both the CP-OFDM and FBMC are under a medium selectivity condition. As expected, the CP-OFDM with the single-tap equalizer presents a poor performance, while in the case of FBMC with the multiple-tap equalizers, we note that increasing slightly the number of taps a progressive BER performance improvement is achieved.

5.1.2 | CFO Analysis

In this subsection, we examine the impact of the CFO on the MC systems performance under selective channel condition. We have considered the CFO interference ϵ_m , which is the CFO of the m th subcarrier normalized by the subcarriers spacing. The CFO values are random variables uniformly distributed in the interval $[-\epsilon_{\max}, \epsilon_{\max}]$ [33]. Table 2 summarizes the adopted values for the simulation parameters.

TABLE 2 OFDM and FBMC simulation parameters for analysis of the CFO effect.

Parameter	Value	
	OFDM	FBMC
Modulation Order	16-QAM	
# Subcarriers (M)	64	
L_w -taps Equalizer	1	{1; 7}
ϵ_{\max}	{0.01; 0.1}	
SNR [dB]	{0 : 5 : 35}	
Channel		
η_B	3	
Channel length ($\mu+1$)	18	
Type	NLOS Rayleigh channel	
CSI knowledge	perfect	
BW [MHz]	10	

Figure 6 depicts the CFO effect; it can be notice that the performance of the CP-OFDM is significantly affected by the CFO interference, mainly when the CFO values are high ($\epsilon_{\max} = 0.1$). In addition, the FBMC with 1-tap equalizer also presents a poor performance but, in this case, due to the channel selectivity since the performance for both CFO values ($\epsilon_{\max} = 0.01$ and $\epsilon_{\max} = 0.1$) are quite similar. For the FBMC with our proposed MMSE-FD equalizer (7-taps), the performance in terms of BER performance is significantly improved. This demonstrate the robustness of the FBMC system against the CFO effect when compared to CP-OFDM, and the effectiveness of the proposed multi-tap equalizer.

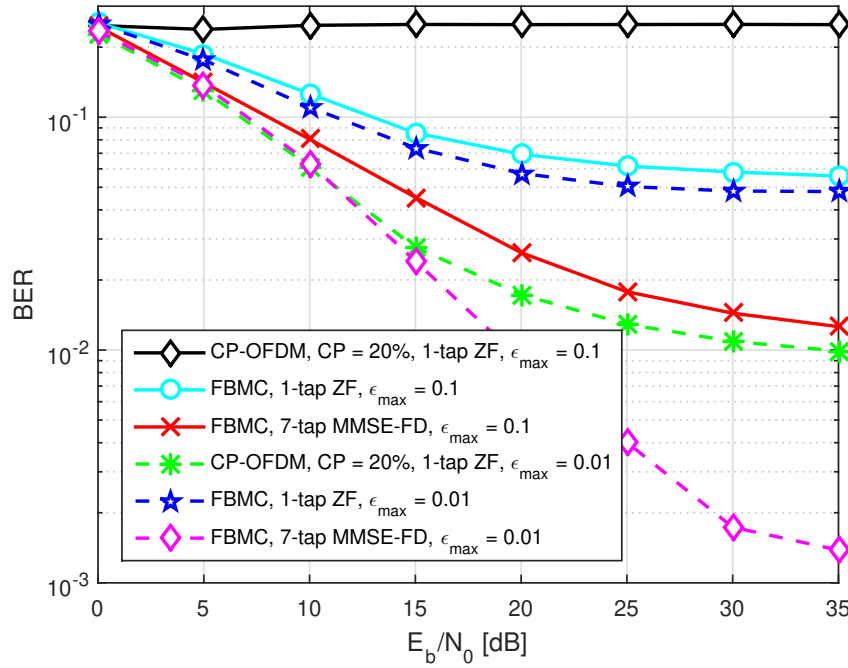


FIGURE 6 CFO Analysis for OFDM and FBMC multiplexing considering the simulation parameters of Table 2.

5.1.3 | PAPR

The PAPR can be calculated as:

$$\text{papr} = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\max_{0 \leq j \leq N-1} |x(n)|^2}{\mathbb{E}\{|x(n)|^2\}} \right) \quad (66)$$

From (66), one can find the PAPR statistical analysis through the probability density function (PDF) and the cumulative complementary distribution function (CCDF), given by:

$$\text{ccdf} = \Pr(\text{papr} > \text{papr}_0) = 1 - \Pr(\text{papr} \leq \text{papr}_0) \quad (67)$$

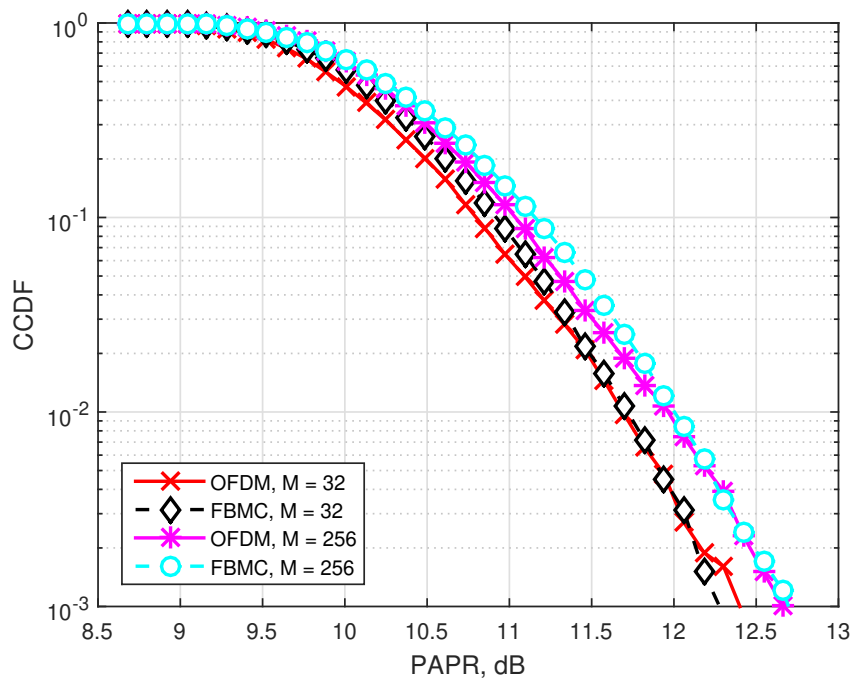
The simulation parameters deployed to compare CCDF for OFDM and FBMC are depicted in Table 3. From the numerical results depicted in Fig. 7, it can be observed that both OFDM and FBMC multiplexing results in larger and similar values of PAPR. Besides, the difference between the MC systems with 32 and 256 subcarriers, in terms of PAPR, is small and approximately constant in high values of PAPR, i.e., $\Delta \text{papr} \leq 0.5$ dB.

5.2 | MIMO Performance

In this section we compare the BER performance of all the equalization structures in order to verify the behavior of them under selective channel condition and MIMO scenario. Again, the OFDM system performance is evaluated as a referential. Table 4 depicts the simulation parameters values adopted in this section analysis. Moreover, the OFDM system is analyzed without and with CP length of 25%, when used. Two scenarios were analyzed.

TABLE 3 OFDM and FBMC simulation parameters for CCDF comparison purpose.

Parameter	Value	
	OFDM	FBMC
Modulation Order	16-QAM	
Subcarriers (M)	{32, 256}	
Power (P)	1 [W]	
Number of experiments	100000	

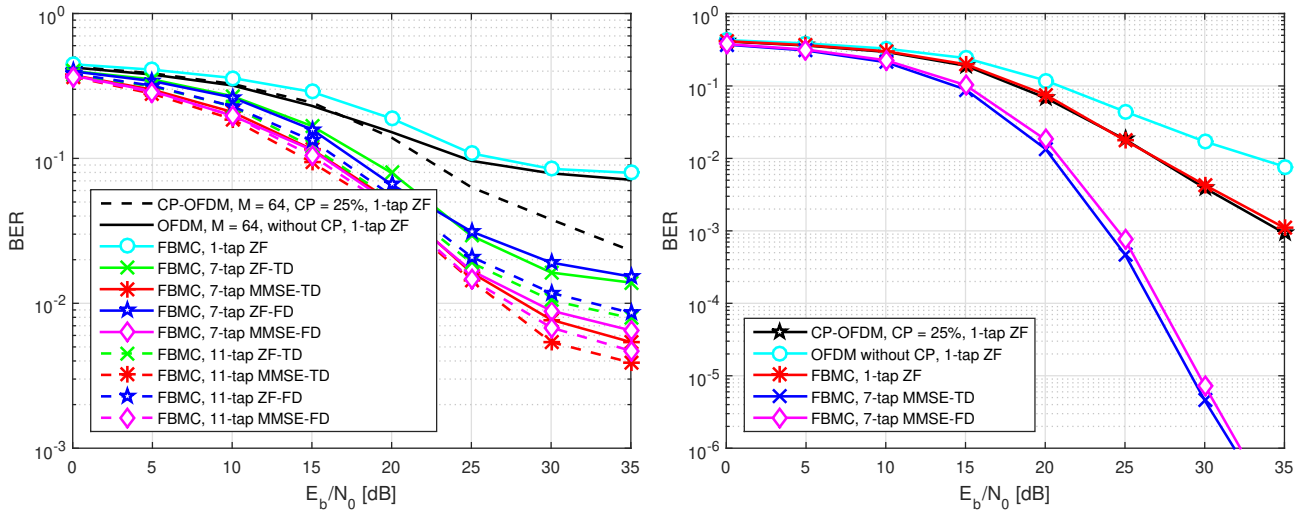
**FIGURE 7** CCDF for OFDM and FBMC multiplexing considering the simulation parameters of Table 3.

- a) $N_t = N_r = 4$, $M = 64$ subcarriers and $\eta_B = 3$: In this scenario, both CP-OFDM and FBMC systems operate in MIMO configuration (4×4 in multiplexing mode) and under a medium to high channel selectivity.
- b) $N_t = 4$, $N_r = 6$, $M = 64$ subcarriers and $\eta_B = 3$: Similar to configuration a), but with 4×6 multiplexing mode; the system operates with the same reception diversity order of 3.

TABLE 4 Simulation parameters for the MIMO-OFDM and MIMO-FBMC systems.

Parameters	Value	
	OFDM	FBMC
Scenario A		
# antennas $N_t \times N_r$	4×4	
# Subcarriers (M)	64	
Modulation	16-QAM	
L_w -taps Equalizer	1	{1;7;11}
SNR [dB]	{0:35}	
Scenario B		
# antennas $N_t \times N_r$	4×6	
# Subcarriers (M)	64	
Modulation	16-QAM	
L_w -taps Equalizer	1	{1;7}
SNR [dB]	{0:35}	
Channel		
η_B	3	
Channel length ($\mu+1$)	18	
Type	NLOS Rayleigh channel	
CSI knowledge	perfect	
BW [MHz]	10	

The BER performance results are depicted in Figure 8, for both analyzed scenarios. For Scenario (A), it can be noticed from Figure 8a that the simple 1-tap ZF equalizer is unable to compensate the channel selectivity effect for both OFDM and FBMC systems; indeed, under high SNR regime, both MC systems result in a saturated BER performance. Furthermore, the OFDM system without CP exhibits an even more accentuated BER-floor degradation, as expected. When the multi-tap equalization is deployed, the MMSE approach slightly outperforms the ZF in low and medium SNR, but in high SNR all of them tends to the same performance. Note that our proposed FD-based equalizers achieve a very similar performance compared to the TD equalization. Notice also that the equalizers with 11 taps present a slightly better performance compared with the 7-tap equalizers version. This is because the equalizers are already at the limit of achievable performance due to the interference levels of the system and therefore even with



(a) Scenario A: BER performance for 4×4 MIMO OFDM and FBMC. (b) Scenario B: BER performance for 4×6 MIMO OFDM and FBMC..

FIGURE 8 BER performance for MIMO scenarios A and B considering the simulation parameters of Table 4.

increasing the number of equalizer taps the performance remains practically the same. For Scenario (B) in Figure 8b, the reception diversity (4×6 MIMO) is able to improve the BER performance considerably, making possible the usage of a 7-tap filter for channel equalization. In such configuration, our proposed MMSE-FD equalizer has demonstrated a very similar performance to the MMSE-TD equalizer (in the order of 10^{-6} at 30 dB). In addition, note that even with a reception diversity order of 3, the OFDM without CP, CP-OFDM and the FBMC with 1-tap equalization presented a very inferior performance due to high selectivity.

Additionally, in order to complement the analysis, we evaluate the BER performance with the same simulation parameter for scenario (A) in Table 4, but now, considering different modulation orders: 4-QAM, 16-QAM, 64-QAM, as depicted in Figure 9. It can be noticed that, independently of the modulation order, our proposed equalization approach performs very satisfactorily. Comparing the proposed MMSE-FD equalizer with the conventional and very complex MMSE-TD, our FD equalizer presents a similar performance, but with much lower computational complexity for all orders of modulation. Moreover, the MIMO-FBMC system with multi-tap equalization again proved to be more robust than MIMO-OFDM. It is worth pointing out that the OFDM system must use the CP to combat ISI in frequency selective scenarios, and in more selective channels the guard time should also be higher, leading to a loss of energy and spectral efficiency. The great advantage of the FBMC system with multi-tap equalization is that it does not require a cyclic prefix, which represents a significant gain in energy and spectral efficiency.

5.3 | Computational Complexity

In this subsection, the computational complexity of the analyzed equalizers are evaluated in terms of the number of *floating point operations* (flops). A flop is assumed to be either a complex/real multiplication or a complex/real summation. In this analysis, we assume an approximation in which real and complex operations have the same cost, for simplicity, although in fact complex operations are more expensive. Herein, we consider that transposition, Hermitian, conjugate, and real-part operators require no flop and, hence, they were disregarded in this analysis.

The number of flops required for the main operations used in this analysis are presented in [34], [35]. Table 5 summarizes the number of flops for each operation. Furthermore, the full complexity expressions denoted by Y , for

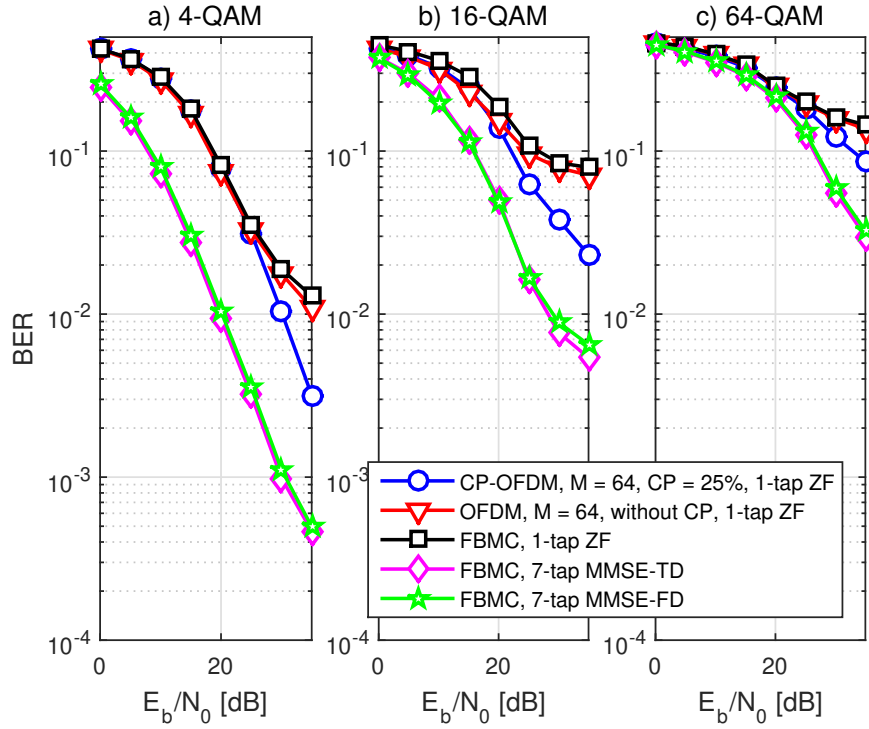


FIGURE 9 BER performance for 4×4 MIMO OFDM and FBMC systems considering the same simulation parameters in scenario A of Table 4, but with different modulation orders: 4-QAM, 16-QAM and 64-QAM.

the considered MIMO-FBMC multi-tap equalizers are summarized in Table 6.

TABLE 5 Number of flops for vector and matrices operations: $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times q}$, $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{q \times p}$, $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{m \times q}$, $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{q \times q}$.

Operation	# flops
Matrix-matrix multiply \mathbf{AB}	$mp(2q - 1)$
Scalar-matrix multiply $\beta\mathbf{A}$	mq
\mathbf{AA}^T	m^2q
Matrix-matrix add $\mathbf{A} + \mathbf{C}$	mq
Matrix inversion with LU factorization of \mathbf{D} [34]	$2/3q^3 + 2q^2$
$\mathcal{F}\{\cdot\}_{\Omega_{L_w}}$	$4L_w \log_2(L_w)$

It can be observed that the MMSE-TD equalizer is the most complex of all them. Moreover, this equalization method also requires the full CSI knowledge of the MIMO channels, which is not being considered in this evaluation. As can be seen, the ZF-TD equalization has a very reduced complexity compared to the MMSE-TD. In addition, the equalization in the FD shows a significant reduction in the number of flops when compared with the TD equalizers counterpart. Furthermore, between the ZF-FD and MMSE-FD the complexity is almost the same; however, the MMSE-FD is more expensive because it needs to know the channel statistics.

TABLE 6 Number of flops per subcarrier for the MIMO-FBMC equalizers.

Equalizer	Number of Operations
$\Upsilon_{\text{ZF-TD}}$	$\frac{16}{3}N_r^3L_w^3 + 16N_t^2L_w^2 + (L_q + L_w)N_t(20N_r^2L_w^2 + 4N_tN_rL_w - 2N_rL_w) - 2N_tN_rL_w$
$\Upsilon_{\text{MMSE-TD}}$	$N_r^3L_w^2 \left\{ 4 [M(L_w - 1) + 2L_p] + \frac{16}{3}L_w \right\} + (L_q + L_w)N_t(20N_r^2L_w^2 + 4N_tN_rL_w - 2N_rL_w) + 24N_t^2L_w^2 - 2N_tN_rL_w$
$\Upsilon_{\text{ZF-FD}}$	$4N_rN_tL_w \log_2(L_w) + N_t^2L_w \left(\frac{2}{3}N_t + 1 \right) + N_t^2N_rL_w(2L_w + 3) - 2N_tN_rL_w$
$\Upsilon_{\text{MMSE-FD}}$	$4N_rN_tL_w \log_2(L_w) + N_t^2L_w \left(\frac{2}{3}N_t + 3 \right) + N_t^2N_rL_w(2L_w + 3) - 2N_tN_rL_w$

Figure 10 depicts a 3D-graphic illustration for the computational complexity of the multi-tap equalizers. Herein, the following considerations have been adopted: $N = N_t = N_r$, $M = 64$ and the channel length is $\nu + 1 = 11$. From the figure, and considering $L_w = 19$ and number of antennas $N = 128$, one can infer the following number of flops:

$$\text{ZF-TD}_{\text{flops}} = 5.70 \cdot 10^{11} \quad \text{MMSE-TD}_{\text{flops}} = 5.27 \cdot 10^{12} \quad \text{ZF-FD}_{\text{flops}} = 1.55 \cdot 10^9 \quad \text{MMSE-FD}_{\text{flops}} = 1.55 \cdot 10^9.$$

Notice that the proposed FD equalizers are quite suitable, resulting in a very less complex method when compared with the TD equalizers. Moreover, the MMSE-FD and ZF-FD attain practically the same complexity for a wide range of number of antennas N and the equalizer taps L_w . To estimate the substantial computational complexity reduction of our MMSE-FD methodology against the conventional MMSE-TD, one can define the complexity ratio in percentage

$$C_{\text{ratio}} = \frac{C_{\text{MMSE-FD}}}{C_{\text{MMSE-TD}}} \times 100\%. \quad (68)$$

To illustrate the complexity reduction, consider the analyzed scenario, *i.e.*, $N_t = N_r = 4$ MIMO and $L_w = 7$. The evaluation of (68) produces a $C_{\text{ratio}} < 1\%$, demonstrating a significant gain in terms of computational complexity reduction of our proposed equalization method in frequency domain.

Notice that for $N_t = N_r = N$, both ZF-TD and MMSE-TD have a rather high order of computational complexity, since L_q is usually a value of the same order or greater than the number of antennas. This results in an approximate complexity of $\mathcal{O}(N^4)$, which is absolutely impractical in real applications. Under the same system and channel conditions, our proposed FD equalization approach has a computational complexity in the order of $\mathcal{O}(N^3)$ since we have to compute a matrix inversion. However, this complexity can be reduced further to $\mathcal{O}(N^2)$, by using an approximate matrix inversion algorithm relying on a Neumann series expansion, as demonstrated in [36]; hence, the computational complexity can be substantially reduced, allowing the proposed equalization schemes to be implemented in practical scenarios of interest.

6 | CONCLUSIONS

The channel equalization problem of FBMC-OQAM was addressed for SISO systems, as well extended to the multiple antennas transmission context (MIMO). More specifically, in this work we propose a new FD-based multi-tap equalizer aiming at reducing the complexity of the MMSE-TD but with a similar BER performance. It can be noticed that the MMSE-TD equalizer requires a significant computational processing, increasing complexity of implementation, as exposed in Table 6. As seen throughout this work, the application of multi-tap equalizers in SISO-FBMC and MIMO-FBMC systems present suitable features to newer 5G systems to come. With this equalization structure, the

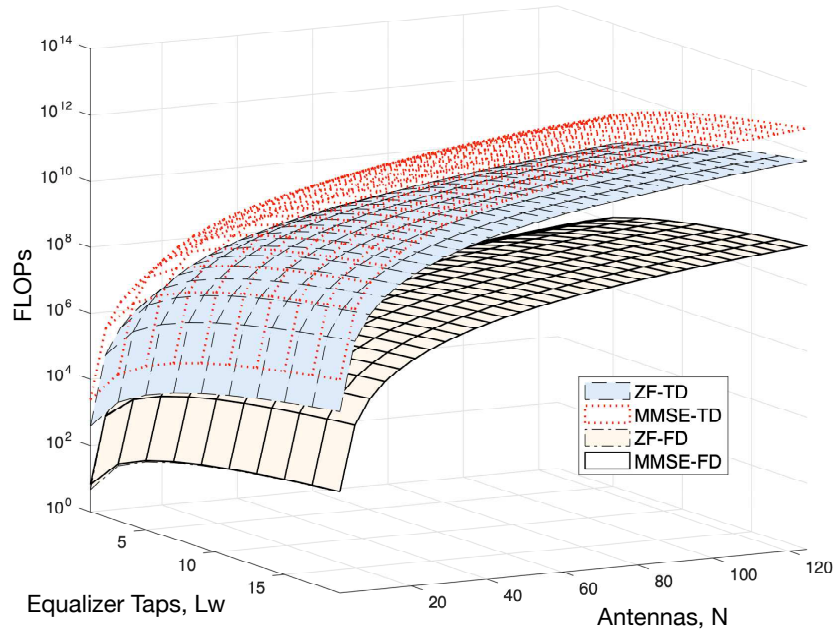


FIGURE 10 Computacional complexity for MIMO-FBMC equalizers, assuming $N = N_t = N_r$, $M = 64$ and $\nu = 10$.

communication system can operate under high levels of channel selectivity without loss of performance.

Numerical results have demonstrated that the proposed equalizers, namely the ZF-FD and MMSE-FD attain similar performance compared to the ZF-TD and MMSE-TD, respectively. We noted an advantageous and suitable behavior of the FBMC-OQAM in both SISO and MIMO transmission systems in terms of BER performance *versus* SNR. Indeed, even at a high selective channel condition, with a slightly increasing in the number of taps required to the system attains a suitable performance when compared to the TD structures. Recalling that the FBMC system does not require CP, unlike OFDM, which imply in an energy and spectral efficiency increasing for the former system. In addition, the FBMC system equipped with the proposed multi-tap equalization proved to be quite robust regarding the CFO effect when compared to OFDM. Moreover, in the MIMO context, all equalizer structures discussed herein exhibit a slightly performance limitation in high and very high SNR regions (BER floor) due to the high levels of interference such as ISI, ICI and inter-antenna interference (IAI). However, as demonstrated in Figure 8b, this problem can be solved or mitigated by deploying reception diversity, which improve significantly the MC system performance. Moreover, despite the absence of cyclic prefix, the FBMC with a multi-tap equalization demonstrated a superior performance and robustness regarding the OFDM system. As a result, significant gains in spectral and energy efficiency are attained with MMSE-FD equalizers over FBMC systems.

Considering the spectral efficiency of FBMC systems (transmission, signaling and equalizer), it is an attractive choice for the next communication generation (5G). However, in the MIMO-FBMC context, there are still several topics that need to be explored, e.g., channel estimation and channel equalization with imperfect CSI. Therefore, the FBMC may find applications in massive MIMO systems due to its unique features, but need more elaborated and specific researches, which also can be a topic for future studies, since in this work we have analyzed only conventional MIMO systems.

Acknowledgement

This work was supported in part by CAPES-Brazil (scholarship) and National Council for Scientific and Technological Development (CNPq) of Brazil under Grant 304066/2015-0, and in part by Londrina State University, Parana State Government (UEL).

references

- [1] Hanzo LL, Akhtman Y, Wang L, Jiang M. MIMO-OFDM for LTE, WiFi and WiMAX: Coherent versus Non-coherent and Cooperative Turbo Transceivers. Wiley-IEEE Press; 2011.
- [2] Kumar A, Magarini M. Symbol Error Probability Analysis of DFrFT-Based OFDM Systems With CFO and STO in Frequency Selective Rayleigh Fading Channels. *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 2019 Jan;68(1):64–81.
- [3] Nissel R, Rupp M. Pruned DFT-Spread FBMC: Low PAPR, Low Latency, High Spectral Efficiency. *IEEE Transactions on Communications* 2018 Oct;66(10):4811–4825.
- [4] Boccardi F, Heath RW, Lozano A, Marzetta TL, Popovski P. Five disruptive technology directions for 5G. *IEEE Communications Magazine* 2014 February;52(2):74–80.
- [5] Schaich F, Wild T. Waveform contenders for 5G #x2014; OFDM vs. FBMC vs. UPMC. In: *Communications, Control and Signal Processing (ISCCSP), 2014 6th International Symposium on*; 2014. p. 457–460.
- [6] Farhang-Boroujeny B. *Signal Processing Techniques for Software Radios*. 2nd ed. Lulu publication house; 2010.
- [7] Ikhlef A, Louveaux J. Per subchannel equalization for MIMO FBMC/OQAM systems. In: *2009 IEEE Pacific Rim Conference on Communications, Computers and Signal Processing*; 2009. p. 559–564.
- [8] Ihalainen T, Ikhlef A, Louveaux J, Renfors M. Channel Equalization for Multi-Antenna FBMC/OQAM Receivers. *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 2011 Jun;60(5):2070–2085.
- [9] Caus M, Perez-Neira AI. Transmitter-Receiver Designs for Highly Frequency Selective Channels in MIMO FBMC Systems. *IEEE Transactions on Signal Processing* 2012 Dec;60(12):6519–6532.
- [10] Caus M, Perez-Neira AI, Kliks A. Characterization of the effects of multi-tap filtering on FBMC/OQAM systems. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* 2014 Jun;2014(1):84. <https://doi.org/10.1186/1687-6180-2014-84>.
- [11] Zakaria R, Silva D, Ruyet DL. Lattice-Reduction-Aided Equalization for MIMO-FBMC systems. *IEEE Wireless Communications Letters* 2018;p. 1–1.
- [12] Lai K, Huang Y, Chen C, Lin C. A Family of MMSE-Based Decision Feedback Equalizers and Their Properties for FBMC/OQAM Systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 2019;p. 1–1.
- [13] Häring L. SINR-based adaptive MIMO FBMC/OQAM transmission with automatic modulation classification. *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies* 2018;29(12):e3541. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/ett.3541>, e3541 ett.3541.
- [14] Farhang-Boroujeny B. OFDM Versus Filter Bank Multicarrier. *IEEE Signal Processing Magazine* 2011 May;28(3):92–112.
- [15] Cherubini G, Eleftheriou E, Olcer S. Filtered multitone modulation for VDSL. In: *Global Telecommunications Conference, 1999. GLOBECOM '99*, vol. 2; 1999. p. 1139–1144 vol.2.
- [16] Cho YS, Kim J, Yang WY, Kang CG. *MIMO-OFDM Wireless Communications with MATLAB*. Wiley Publishing; 2010.

- [17] Farhang-Boroujeny B. Filter Bank Multicarrier Modulation: A Waveform Candidate for 5G and Beyond. *Advances in Electrical Engineering* 2014;2014:25.
- [18] Siohan P, Siclet C, Lacaille N. Analysis and design of OFDM/OQAM systems based on filterbank theory. *IEEE Transactions on Signal Processing* 2002 May;50(5):1170–1183.
- [19] Sahin A, Guvenc I, Arslan H. A Survey on Multicarrier Communications: Prototype Filters, Lattice Structures, and Implementation Aspects. *IEEE Communications Surveys Tutorials* 2014 Third;16(3):1312–1338.
- [20] Mirabbasi S, Martin K. Overlapped complex-modulated transmultiplexer filters with simplified design and superior stopbands. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing* 2003 Aug;50(8):456–469.
- [21] Mirabbasi S, Martin K. Design of prototype filter for near-perfect-reconstruction overlapped complex-modulated transmultiplexers. In: *Circuits and Systems, 2002. ISCAS 2002. IEEE International Symposium on*, vol. 1; 2002. p. 1–821–1–824 vol.1.
- [22] Mehmood S, Dasalukunte D, Owall V. Hardware Architecture of IOTA Pulse Shaping Filters for Multicarrier Systems. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers* 2013 March;60(3):733–742.
- [23] Tseng CC, Lee SL. Design of Fractional Delay Filter Using Hermite Interpolation Method. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers* 2012 July;59(7):1458–1471.
- [24] Tabatabaee SMJA, Zamiri-Jafarian H. Prototype filter design for FBMC systems via evolutionary PSO algorithm in highly doubly dispersive channels. *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies* 2017;28(4):e3048. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/ett.3048>, e3048 ett.3048.
- [25] Kobayashi RT, ao TA. FBMC Prototype Filter Design via Convex Optimization. *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 2019 Jan;68(1):393–404.
- [26] Ikhlef A, Louveaux J. An enhanced MMSE per subchannel equalizer for highly frequency selective channels for FBMC/OQAM systems. In: *2009 IEEE 10th Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications*; 2009. p. 186–190.
- [27] Waldhauser DS, Baltar LG, Nossek JA. MMSE subcarrier equalization for filter bank based multicarrier systems. In: *2008 IEEE 9th Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications*; 2008. p. 525–529.
- [28] Fhima H, Chang BS, Zayani R, Shaiek H, Roviras D, Bouallegue R. Performance of Linear and Widely Linear Equalizers for FBMC/OQAM modulation. In: *2018 25th International Conference on Telecommunications (ICT)*; 2018. p. 605–609.
- [29] Tu JC. Optimum MMSE equalization for staggered modulation. In: *Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*; 1993. p. 1401–1406 vol.2.
- [30] Mattera D, Tanda M, Bellanger M. On frequency-domain equalization for FBMC-PAM communication systems. In: *2017 International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS)*; 2017. p. 222–227.
- [31] Ndo G, Lin H, Siohan P. FBMC/OQAM equalization: Exploiting the imaginary interference. In: *2012 IEEE 23rd International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications - (PIMRC)*; 2012. p. 2359–2364.
- [32] Hampton JR. *Introduction to MIMO Communications*. Cambridge University Press; 2013. <http://dx.doi.org/10.1017/CB09781107337527>, Cambridge Books Online.
- [33] Al-Kamali FS, Dessouky MI, Sallam BM, Shawki F, Al-Hanafy W, El-Samie FEA. Joint Low-Complexity Equalization and Carrier Frequency Offsets Compensation Scheme for MIMO SC-FDMA Systems. *IEEE Transactions on Wireless Communications* 2012 March;11(3):869–873.
- [34] Boyd S, Vandenberghe L. *Convex Optimization*. Cambridge University Press; 2004.

- [35] Golub GH, van Loan CF. *Matrix Computations*. 4th ed. Johns Hopkins University Press; 2013.
- [36] Wu M, Yin B, Wang G, Dick C, Cavallaro JR, Studer C. Large-Scale MIMO Detection for 3GPP LTE: Algorithms and FPGA Implementations. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing* 2014 Oct;8(5):916–929.



David William Marques Guerra received his BS degree in Electrical Engineering from the State University of Londrina, Brazil, in 2017, where he is currently working toward his MS degree in Electrical Engineering. His research interests lie in telecommunication systems, more precisely in wireless communications and signal processing, including multicarrier systems, MIMO systems, 5G, and the optimization aspects of communications systems and signals.



Taufik Abrão (M'97-SM'12) received the B.S., M.Sc., and Ph.D. degrees in electrical engineering from the Polytechnic School of the University of São Paulo, São Paulo, Brazil, in 1992, 1996, and 2001, respectively. Since March 1997, he has been with the Communications Group, Department of Electrical Engineering, Londrina State University, Paraná, Brazil, where he is currently an Associate Professor in Telecommunications and the Head of the Telecomm. & Signal Processing Lab. He is a Productivity Researcher from the CNPq Brazilian Agency (Pq-1D). From July-October 2018 he was with the Connectivity section, Aalborg University as a Guest Researcher. In 2012, he was an Academic Visitor with the Southampton Wireless Research Group, University of Southampton, Southampton, U.K. From 2007 to 2008, he was a Post-doctoral Researcher with the Department of Signal Theory and Communications, Polytechnic University of Catalonia (TSC/UPC), Barcelona, Spain. He has participated in several projects funded by government agencies and industrial companies. He is involved in editorial board activities of several journals in the telecommunications area and has served as TPC member in several symposiums and conferences. He has also served as an Associate Editor for the *IEEE ACCESS* since 2016, the *IET Journal of Engineering* since 2014, the *IET Signal Processing* since Dec-2018, and *JCIS-SBrT* journal since 2018. Previously, he served as AE of the *IEEE Communication Surveys & Tutorials* (2013-2017). Moreover, Prof. Abrao has been served as Executive Editor of the *ETT-Wiley* journal since 2016. He is a member of *SBrT* and a senior member of *IEEE*. His current research interests include communications and signal processing, especially massive MIMO, ultra-reliable low latency communications, detection and estimation, multicarrier systems, cooperative communication and relaying, resource allocation, as well as heuristic and convex optimization aspects of 5G wireless systems. He has supervised 27 M.Sc. and 4 Ph.D. students, as well as 3 postdocs, co-authored twelve book chapters on mobile radio communications and +280 research papers published in international journals and conferences.