

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO
DEPARTAMENTO DE COMUNICAÇÕES

Avaliação de Desempenho de Rádios Cognitivos e Proposta de Estrutura de Equalização Temporal em Sistemas OFDM

Autor

Alam Silva Menezes

Orientador

Prof. Dr. João Marcos Travassos Romano

Co-orientador

Prof. Dr. Cristiano Magalhães Panazio

Banca Examinadora:

Prof. Dr. João Marcos Travassos Romano (FEEC/UNICAMP)

Prof. Dr. Dalton Soares Arantes (FEEC/UNICAMP)

Prof. Dr. Paulo Cardieri (FEEC/UNICAMP)

Prof. Dr. Moisés Vidal Ribeiro (Faculdade de Engenharia/UFJF)

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Campinas, 02 de Julho de 2007

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA E ARQUITETURA - BAE - UNICAMP

M524a Menezes, Alam Silva
Avaliação de desempenho de rádios cognitivos e proposta de estrutura de equalização temporal em sistemas OFDM / Alam Silva Menezes. --Campinas, SP: [s.n.], 2007.

Orientadores: João Marcos Travassos Romano, Cristiano Magalhães Panazio.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Sistemas de comunicação sem fio. 2. Processamento de sinal adaptativo. I. Romano, João Marcos Travassos. II. Panazio, Cristiano Magalhães. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. IV. Título.

Título em Inglês: Performance assessment of cognitive radio and a proposal for time equalization of OFDM systems.

Palavras-chave em Inglês: Wireless communications systems, Adaptive digital signal processing.

Área de concentração: Telecomunicações e Telemática

Titulação: Mestre em Engenharia Elétrica

Banca examinadora: Dalton Soares Arantes, Paulo Cardieri e Moisés Vidal Ribeiro.

Data da defesa: 02/07/2007

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Elétrica

COMISSÃO JULGADORA - TESE DE MESTRADO

Candidato: Alam Silva Menezes

Data da Defesa: 2 de julho de 2007

Título da Tese: "Avaliação de Desempenho de Rádios Cognitivos e Proposta de Estrutura de Equalização Temporal em Sistemas OFDM"

Prof. Dr. João Marcos Travassos Romano (Presidente):

Prof. Dr. Moisés Vidal Ribeiro:

Prof. Dr. Dalton Soares Arantes:

Prof. Dr. Paulo Cardieri:



The image shows four handwritten signatures in blue ink, each written over a horizontal line. The signatures are: 1. João Marcos Travassos Romano (President), 2. Moisés Vidal Ribeiro, 3. Dalton Soares Arantes, and 4. Paulo Cardieri. The signatures are written in a cursive style.

Resumo

A presente dissertação apresenta um estudo da tecnologia dos rádios cognitivos bem como uma avaliação dos possíveis ganhos desta promissora técnica em relação aos atuais meios de acesso ao espectro eletromagnético. Numa segunda frente de trabalho, tratamos do problema de equalização cega no contexto de canais SIMO, com uma única entrada e múltiplas saídas. Propomos a predição linear multicanal como estrutura de equalização em sistemas OFDM e avaliamos por meio de simulações a viabilidade da técnica proposta.

Abstract

In this work, we provide a study of the cognitive radio technology and the potential gains that this technique may provide with regard to current electromagnetic spectrum access techniques. In a second work-phase, we deal with the problem of blind equalization in the context of single input multiple output channels (SIMO). We propose the use of a multichannel linear prediction structure to equalize OFDM systems and we assess its performance through numerical simulations.

Agradecimentos

Agradeço

A Deus pela vida.

À minha querida Mãe Ana Lucia pelo amor e dedicação.

Aos meus Tios Sebastião e Isabel pelo carinho.

Aos meus primos Eduardo, Hebert, Helaine e Heloisa pela amizade e pela força.

Ao meu orientador, Prof. João Marcos Travassos Romano, pelo apoio.

Ao meu co-orientador, Prof. Cristiano Magalhães Panazio, pelo apoio técnico sem o qual este trabalho não se concretizaria.

Aos amigos e colegas do DSPCOM pela ajuda.

Aos amigos de república pelo companheirismo.

À UNICAMP pelas condições oferecidas.

Ao contribuinte brasileiro, por financiar meus estudos.

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Metodologia	4
1.2	Contribuições	4
1.3	Organização da Dissertação	5
2	Rádio Cognitivo: Fundamentos e Tendências	7
2.1	Introdução	7
2.2	Fundamentos do Rádio Cognitivo	8
2.2.1	Motivação	8
2.2.2	Cognição	10
2.2.3	O que é um Rádio Cognitivo?	11
2.3	Obstáculos ao Rádio Cognitivo	16
2.4	Aplicações do Rádio Cognitivo	19
2.5	Análise do Cenário de Rádio	21
2.5.1	Monitorando o Espectro	22
2.5.2	Monitoramento do Rádio	25
2.6	<i>Cross-layer Optimization</i> Aplicada aos CR	25
2.6.1	Métodos de Otimização <i>Cross-Layer</i>	27
2.6.2	Escolha do Serviço a Ser Utilizado pelo US.	28
2.6.3	Desafios em Utilizar <i>Cross-layer Optimization</i>	30
2.7	Técnicas de Alocação de Recursos	31
2.7.1	Alocação de Potência	31
2.7.2	Alocação Dinâmica do Espectro	33

2.8	Sumário	37
3	Capacidade dos Rádios Cognitivos	39
3.1	Introdução	39
3.2	Quanto se Pode Ganhar em Capacidade com os CR?	40
3.2.1	Modelo de Canal	41
3.2.2	Regiões de Capacidade	42
3.2.3	Considerações Práticas	44
3.3	Redes de Rádios Cognitivos	45
3.3.1	Modelo do Sistema	45
3.3.2	Perda de Propagação	46
3.4	Estudo de caso 1	47
3.4.1	Critério para Alocação de Canais	47
3.4.2	Resultados	48
3.5	Estudo de caso 2	51
3.5.1	Formulação do Problema de Alocação de Canais	52
3.5.2	Resultados	53
3.6	Estudo de caso 3	55
3.6.1	Formulação do Problema de Alocação de Potência	56
3.6.2	Resultados	57
3.7	Sumário	58
4	Equalização de Sistemas Multiportadoras	61
4.1	Introdução	61
4.2	Modulação Multiportadora MCM	62
4.2.1	Introdução à MCM	62
4.2.2	Sistemas OFDM	66
4.3	Interferência Inter-Simbólica em Sistemas OFDM	69
4.4	Equalização MCM em Canais Espaço-Temporais SIMO	73
4.5	Equalização Multicanal Baseada em EO2	76
4.5.1	Equalização <i>Zero Forcing</i> SIMO	77
4.6	Algoritmo de Equalização MCM MERRY	80
4.6.1	Critério de Otimização	80
4.6.2	Versão Adaptativa do Algoritmo MERRY no contexto SIMO	81
4.7	Predição Linear Progressiva de Atraso Zero (PLP-A0)	82
4.7.1	Versão Adaptativa do PLP-A0	85

4.8	Resultados de Simulação	86
4.8.1	Curvas de Convergência	87
4.8.2	Análise do Ganho de Diversidade Espaço-Temporal em Canais Estáticos	89
4.8.3	Desempenho em Canais Estáticos	93
4.8.4	Canais Variantes no Tempo	97
4.8.5	Desempenho em Canais Variantes no Tempo	98
4.8.6	Complexidade Computacional dos Algoritmos	102
4.9	Sumário	103
5	Conclusão	105
5.1	Perspectivas e futuros trabalhos	107
A	Artigo publicado no ITS 2006 - Fortaleza	109
B	Artigo publicado no SBrT 2007 - Recife	117
	Referências Bibliográficas	125
	Referências	125

Lista de Figuras

2.1	Processo cognitivo.	11
2.2	Diagrama esquemático dos sistemas de rádio superheterodino, SDR e rádio cognitivo que emprega inteligência artificial (IA) para emular a cognição.	14
2.3	Adaptação do ciclo cognitivo proposto por Mitola.	15
2.4	Um exemplo da dinâmica de ocupação de faixas compartilhadas por UP e US.	20
2.5	Diagrama esquemático ilustrando a dinâmica de operação do rádio cognitivo utilizando o SDR.	28
2.6	Quadro de alocação fixa comparado à DSA contínua e fragmentada.	35
2.7	Alocação dinâmica do espectro usando tons OFDM.	37
3.1	Mecanismo de acesso ao espectro por US.	41
3.2	Canal rádio cognitivo com interferência aditiva, informação adicional e ruídos aditivos brancos e Gaussianos v_1 e v_2	42
3.3	Regiões de capacidade.	43
3.4	Rede de rádios cognitivos com o recurso ARM (<i>Available Resource Map</i>).	46
3.5	10% dos UP ativos.	49
3.6	40% dos UP ativos.	49
3.7	70% dos UP ativos.	49
3.8	90% dos UP ativos.	49
3.9	80% dos UP ativos.	50
3.10	20% de UP ativos.	50

3.11	Eficiência espectral média por usuário para $-30\text{dBm} \leq \sigma_{US}^2 \leq 70\text{dBm}$.	54
3.12	R(bps/Hz) média da rede.	54
3.13	R(bps/Hz) dos UP e US.	54
3.14	Região de cobertura dos UP e US.	55
3.15	Algoritmo para o controle de potência dos rádios cognitivos na presença de UP com restrições de SINR.	56
3.16	SINR dos UP e US.	57
3.17	Dinâmica da $SINR_T$ do US.	57
3.18	SINR média dos UP e US.	58
3.19	Vazão média dos UP e US.	58
4.1	Modem analógico utilizando modulação multiportadora.	64
4.2	Ortogonalidade das múltiplas portadoras.	65
4.3	Transceptor OFDM.	67
4.4	Convolução dos símbolos OFDM com $\nu = 0$ e o canal \mathbf{h}_1	69
4.5	Convolução dos símbolos OFDM com $\nu = 1$ e o canal \mathbf{h}_1	70
4.6	Convolução dos símbolos OFDM com $\nu = 2$ e o canal \mathbf{h}_1	71
4.7	Modelo empregado para avaliação dos algoritmos de equalização MCM.	74
4.8	Filtro erro de predição.	83
4.9	Curvas de convergência do EQM para canais de fase mínima.	88
4.10	Curvas de convergência do EQM para canais de fase não mínima.	89
4.11	Grupo I com $\nu = 4$	95
4.12	Grupo I com $\nu = 10$	95
4.13	Grupo II com $\nu = 4$	95
4.14	Grupo II com $\nu = 10$	95
4.15	Grupo III com $\nu = 4$	95
4.16	Grupo III com $\nu = 10$	95
4.17	Grupo IV com $\nu = 4$	96
4.18	Grupo IV com $\nu = 10$	96
4.19	Canal variante no tempo.	97
4.20	G-I, $\nu = 4$ e $T \times f_D = 10^{-5}$	100
4.21	G-I, $\nu = 10$ e $T \times f_D = 10^{-5}$	100
4.22	G-II, $\nu = 4$ e $T \times f_D = 10^{-5}$	100
4.23	G-II, $\nu = 10$ e $T \times f_D = 10^{-5}$	100
4.24	G-I, $\nu = 4$ e $T \times f_D = 10^{-4}$	100

4.25	G-I, $\nu = 10$ e $T \times f_D=10^{-4}$.	100
4.26	G-II, $\nu = 4$ e $T \times f_D=10^{-4}$.	101
4.27	G-II, $\nu = 10$ e $T \times f_D=10^{-4}$.	101
4.28	G-I, $\nu = 4$ e $T \times f_D=10^{-3}$.	101
4.29	G-I, $\nu = 10$ e $T \times f_D=10^{-3}$.	101
4.30	G-II, $\nu = 4$ e $T \times f_D=10^{-3}$.	101
4.31	G-II, $\nu = 10$ e $T \times f_D=10^{-3}$.	101

Lista de Tabelas

2.1	Taxa média de utilização do espectro até 6 GHz.	10
4.1	Algoritmo adaptativo para equalização MCM mutlicanal MERRY. . .	82
4.2	Algoritmo adaptativo para equalização ZF mutlicanal.	86
4.3	Parâmetros de ajuste dos algoritmos para canais de fase mínima. . . .	87
4.4	Parâmetros de ajuste dos algoritmos para canais de fase não mínima. . .	88
4.5	Ganho de diversidade dos algoritmos para os canais (4.67) com $\nu = 3$. . .	91
4.6	Ganho de diversidade dos algoritmos para os subcanais (4.68).	92
4.7	Parâmetros dos sistema OFDM.	93
4.8	Subcanais empregados nas simulações.	94
4.9	Passos de adaptação.	94
4.10	Algoritmo adaptativo para equalização ZF mutlicanal.	99
4.11	Parâmetros do simulador.	99
4.12	Complexidade computacional por iteração.	102

Abreviaturas

ADC:	<i>Analog to Digital Converter</i>
ADSL:	<i>Asymmetric Digital Subscriber Line</i>
ANATEL:	Agência Nacional de Telecomunicações
ARM:	<i>Available Resource Map</i>
ARQ:	<i>Automatic Repeat-reQuest</i>
AWGN:	<i>Additive White Gaussian Noise</i>
BER:	<i>Bit Error Rate</i>
BPSK:	<i>Binary Phase Shift-Keying</i>
CAG:	Controle Automático de Ganho
CDMA:	<i>Code Division Multiple Access</i>
CP:	<i>Cyclic Prefix</i>
CR:	<i>Cognitive Radio</i>
DAB:	<i>Digital Audio Broadcasting</i>
DAC:	<i>Digital to Analog Converter</i>
DCA:	<i>Dynamic Channel Allocation</i>
DEP:	Densidade Espectral de Potência
DFT:	<i>Discrete Fourier Transform</i>
DMT:	<i>Discrete Multi-Tone</i>
DPC:	<i>Distributed Power Control</i>
DSA:	<i>Dynamic Spectrum Allocation</i>
DSP:	<i>Digital Signal Processor</i>

DTV:	<i>Digital Television</i>
DVB:	<i>Digital Video Broadcasting</i>
EO2:	Estatística de Segunda Ordem
EQM:	Erro Quadrático Médio
ERB:	Estação Rádio Base
FEC:	<i>Forward Error Correction</i>
FCC:	<i>Federal Communications Commission</i>
FDMA:	<i>Frequency Division Multiple Access</i>
FFT:	<i>Fast Fourier Transform</i>
FG:	Faixa de Guarda
FI:	Frequência Intermediária
FIR:	<i>Finite Impulse Response</i>
FPGA:	<i>Field Programmable Gate Array</i>
FSA:	<i>Fixed Spectrum Allocation</i>
GPS:	<i>Global Position System</i>
IBI:	<i>Inter Block Interference</i>
ICI:	<i>Inter Carrier Interference</i>
IDFT:	<i>Inverse Discrete Fourier Transform</i>
IFFT:	<i>Inverse Fast Fourier Transform</i>
IIS:	Interferência Inter-Simbólica
IO:	Intervalo de Ocupação
ISDN	<i>Integrated Services Digital Broadcasting</i>
ISM:	<i>Industrial, Science and Medical</i>
ISO:	<i>International Organization for Standardization</i>
ITU - R:	<i>International Telecommunications Union - Radio Standardization Sector</i>
ITU:	<i>International Telecommunications Union</i>
IV:	Intervalo de Varredura
LMS:	<i>Least Mean Square</i>
MAC:	<i>Media Access Control</i>
MCM:	<i>Multi-Carrier Modulation</i>
MERRY:	<i>Multicarrier Equalization by Restoration of Redundancy</i>
MLSE:	<i>Maximum Likelihood Sequence Estimator</i>

MMSE:	<i>Minimum Mean Square Error</i>
MP:	<i>Minimum Phase</i>
N-MP:	<i>Non-Minimum Phase</i>
OFCOM:	<i>Office of Communications</i>
OFDM:	<i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing</i>
OSI:	<i>Open System Interconnection</i>
PC:	<i>Personal Computer</i>
PDA:	<i>Personal Digital Assistants</i>
PLC:	<i>Power Line Communication</i>
PLL:	<i>Phase-Locked Loop</i>
PLP-A0:	<i>Preditor Linear Progressivo de Atraso Zero</i>
QoS:	<i>Quality of Service</i>
RCC:	<i>Radio Frequency Control Channel</i>
RF:	<i>Rádio Frequência</i>
RKRL:	<i>Radio Knowledge Representation Language</i>
RLS:	<i>Recursive Least Square</i>
SBTVD:	<i>Sistema Brasileiro de Televisão Digital</i>
SCM:	<i>Single-Carrier Modulation</i>
SDR:	<i>Software-Defined Radio</i>
SIMO:	<i>Single-Input Multiple-Output</i>
SINR:	<i>Signal to Interference plus Noise Ratio</i>
SNR:	<i>Signal-to-Noise Ratio</i>
TEQ:	<i>Time Domain Equalizer</i>
TDMA:	<i>Time Division Multiple Access</i>
UP:	<i>Usuário Primário</i>
US:	<i>Usuário Secundário</i>
WiFi:	<i>Wireless Fidelity</i>
WIMAX:	<i>World Interoperability for Microwave Access</i>
WMAN:	<i>Wireless Metropolitan Area Networks</i>
WRAM:	<i>Wireless Regional Area Networks</i>
WRC:	<i>World Radiocommunications Conference</i>
ZF:	<i>Zero Forcing</i>

Capítulo 1

Introdução

O espectro eletromagnético para comunicações sem fio é um recurso natural escasso. Portanto, precisa ser utilizado de forma eficiente, isto é, atender o maior número de usuários possível e de forma confiável. Equacionar este problema é um dos grandes desafios da engenharia de telecomunicações na atualidade.

O número de usuários utilizando o espectro eletromagnético já supera o de usuários que utilizam os demais meios, como cabo e fibra ótica, em diversos países desenvolvidos, o que também parece ser uma tendência para os países em desenvolvimento. A demanda por faixa do espectro tende a crescer ainda mais face aos requisitos de altas taxas de transmissão dos sistemas digitais, como os sistemas de televisão digital e os sistemas de comunicação móveis de terceira geração (3G), que prevêm serviços multimídias como voz, dados e imagem.

O aumento do número de usuários concentrados numa dada região e o número reduzido de faixas disponíveis impele à prática da reutilização de faixas. Tal prática provoca o fenômeno conhecido como interferência co-canal que afeta substancialmente o desempenho dos sistemas de telecomunicações. Além de aumentar o número de usuários, é preciso garantir comunicação confiável para os sistemas que compartilham faixas do espectro. Para contornar esses problemas, uma das técnicas mais difundidas é o sistema celular que permite a reutilização de faixas entre clusters separados espacialmente.

O mecanismo utilizado pelos órgãos de regulamentação do uso do espectro

eletromagnético para viabilizar comunicação confiável sem interferências é a segmentação do espectro em faixas, destinadas única e especificamente para uma certa aplicação ou a usuários licenciados, de modo a reduzir a interferência entre eles. No entanto, como o tráfego demandado varia com o tempo, espaço e o serviço utilizado, o estabelecimento de uma alocação fixa e exclusiva das faixas a usuários licenciados pode gerar uma baixa eficiência da utilização do espectro, conforme apontam medidas da taxa de ocupação do espectro em regiões metropolitanas.

Como forma de se buscar o equilíbrio entre confiabilidade de comunicação e o aumento do número de usuários utilizando o espectro, surge a tecnologia denominada rádio cognitivo. Os sistemas de rádio baseados em cognição são caracterizados pela flexibilidade dos rádios, que podem adaptar de forma autônoma seus parâmetros de funcionamento como frequência da portadora, potência de transmissão, estratégia de codificação, entre outros. Isto permite aproveitar as oportunidades de comunicação ofertadas pela sub-utilização de faixas licenciadas destinadas aos usuários detentores de concessão. Da mesma forma que se obteve ganhos de eficiência e flexibilidade com a transição dos sistemas analógicos para os sistemas digitais e dos sistemas de banda estreita para os sistemas de banda larga, espera-se que a introdução dos sistemas baseados em rádios cognitivos aumente a eficiência na utilização do espectro, dada sua capacidade de perceber as condições do meio a sua volta e ocupar o espectro de forma mais eficiente.

No cerne da concepção dos rádios cognitivos está a capacidade de monitorar uma grande faixa do espectro em tempo real e de operar nas faixas sub-utilizadas. A tarefa de rastrear as faixas sub-utilizadas requer maior sofisticação do que a presente nos atuais sistemas de comunicação. Paralelamente, a capacidade dos rádios cognitivos em transmitir nas mais diversas faixas sub-utilizadas requer profundas mudanças nos atuais mecanismos de regulamentação para utilização do espectro.

Não há dúvida que os rádios cognitivos, munidos das funcionalidades consideradas, podem aumentar a eficiência na ocupação do espectro. Contudo, ainda não há consenso na literatura sobre quais os critérios que serão utilizados pelos rádios cognitivos para ocupação das faixas licenciadas, sem que haja prejuízo da comunicação dos usuários licenciados. Outras questões importantes carecem de extenso debate, como quais as faixas de operação dos rádios cognitivos, quais os

reais ganhos dessa nova tecnologia.

Conforme indicado em (Cordeiro, Challapali, Birru, & Shankar, 2005), a multiplexação por divisão em frequências ortogonais (OFDM) será a técnica de modulação utilizada pelos rádios cognitivos. Tal técnica vem sendo adotada por vários sistemas de telecomunicações atuais (e.g., WiFi (IEEE802.11a/g/n), WiMAX(IEEE802.16x)) e tem a propriedade de permitir o acesso a diferentes faixas de frequência simultaneamente, o que é de grande interesse para implementação do rádio cognitivo.

Sistemas de comunicação que ocupam largas faixas de frequência são mais suscetíveis de operar em canais com seletividade em frequência, ocasionada pelos atrasos existente entre os multipercursos gerados pela reflexão e refração do sinal transmitido. Tal fenômeno provoca nas comunicações digitais o fenômeno conhecido como interferência inter-símbolos (IIS).

A robustez da técnica OFDM aos canais com multipercursos é obtida acrescentando-se redundância aos símbolos OFDM, na forma de um prefixo cíclico. O comprimento dessa redundância deve ser da ordem do espalhamento temporal do canal utilizado. No entanto, a eficiência na transmissão de informação efetiva pode ser perdida para canais com elevada dispersão temporal. Para se conjugar eficiência e robustez em ambientes com múltiplos percursos, equalizadores no domínio do tempo devem ser empregados. Tais equalizadores visam tornar a dispersão temporal do canal menor que a redundância cíclica inserida nos símbolos OFDM.

As estruturas de equalização no contexto de múltiplas portadoras, com vistas às aplicações em sistemas cognitivos, deve oferecer baixo custo computacional e operar de forma autônoma e mais eficiente possível. Tais restrições se estabelecem em função da necessidade de rastreamento das variações do canal, da própria dinâmica de ocupação das faixas pelos usuários licenciados e da necessidade dos sistemas cognitivos em aumentar a eficiência na comunicação. Para diminuição dos custos computacionais, equalizadores baseados em estruturas com baixa complexidade computacional devem ser buscados. Ao mesmo tempo, estruturas adaptativas de rápida convergência devem ser propostas para o rastreamento do canal. A fim de tornar mais eficiente e aumentar a autonomia dos receptores dos sistemas cognitivos, estruturas de equalização que não utilizam seqüência de treinamento para adaptação

dos coeficientes dos equalizadores são desejadas.

Operar de forma autônoma significa extrair do sinal, à entrada do receptor, o máximo de informação com um mínimo de cooperação entre os próprios rádios cognitivos e deles com os demais rádios que compõem o meio de operação. Dada essa condição, espera-se que o rádio cognitivo explore toda e qualquer informação extra que a estrutura de recepção possa oferecer.

Portanto, pode-se considerar que toda e qualquer técnica de processamento de sinais que contribua para o funcionamento mais eficiente e confiável dos sistemas de comunicações pode fazer parte dos sistemas de rádio baseados em cognição.

1.1 Metodologia

Os trabalhos desenvolvidos na presente dissertação podem ser agrupados em duas frentes. Uma parte dos trabalhos se concentra no estudo e avaliação dos sistemas de rádios cognitivos. A segunda frente se destina à avaliação de técnicas de processamento digital de sinais para equalização de sistemas multiportadoras em canais espaço-temporais.

Simulações sistêmicas envolvendo as principais funcionalidades das camadas de enlace e de rede são propostas para avaliação dos sistemas de rádios cognitivos. Por outro lado, para o estudo das técnicas de equalização em sistemas de múltiplas portadoras, as simulações se concentram nos aspectos referentes às funcionalidades da camada física.

1.2 Contribuições

Delimitada a temática abordada e a metodologia adotada, apresentamos na seqüência os principais objetivos da presente dissertação:

- Apresentar um estudo baseado num extenso levantamento bibliográfico da tecnologia dos rádios cognitivos.
- Avaliar os possíveis ganhos dos rádios cognitivos em relação aos sistemas de acesso ao espectro da atualidade .

- Fazer uma análise crítica das condições impostas para o funcionamento dos rádios cognitivos.
- Propor a predição linear multicanal como estrutura de equalização de sistemas com modulação em múltiplas portadoras.
- Apresentar um estudo comparativo do desempenho das técnicas de predição linear e do algoritmo baseado no critério de restauração da redundância (MERRY) para equalização de sistemas em múltiplas portadoras.
- Avaliar o desempenho das técnicas de equalização estudadas ao explorar a diversidade espaço-temporal oferecida pelas múltiplas antenas na recepção.

1.3 Organização da Dissertação

Na seqüência apresentamos um resumo do que será abordado em cada capítulo da dissertação.

- **Capítulo 2:** *Radio Cognitivo: Fundamentos e Tendências*

O capítulo 2 apresenta os fundamentos dos sistemas de rádio baseados na cognição. Procuramos levantar por meio de uma extensa pesquisa bibliográfica os conceitos dessa nova tecnologia, quais os desafios e o que existe de cognição nos atuais sistemas de rádio da atualidade. Também é feita uma discussão dos aspectos relativos à regulamentação dessa nova concepção de rádio.

- **Capítulo 3:** *Capacidade dos Rádios Cognitivos*

Neste capítulo, é apresentada uma análise sobre os ganhos em capacidade providas pelos rádios cognitivos. Apresentam-se também três estudos de caso, onde são avaliados os ganhos de taxa com o emprego de rádios cognitivos.

- **Capítulo 4:** *Equalização de Sistemas com Modulação em Múltiplas Portadoras*

Esse capítulo discorre sobre equalização de sistemas multiportadoras. Introduzimos as técnicas de equalização baseadas em predição linear e baseadas

no critério de restauração da redundância. Por fim, são apresentados os resultados do estudo comparativo das duas técnicas utilizadas, tendo como limitante inferior de desempenho o filtro casado.

- **Capítulo 5:** *Conclusão*

Por fim, o capítulo de conclusão da dissertação faz uma avaliação crítica dos resultados obtidos e apresenta as perspectivas de futuros trabalhos.

- **Apêndices A:** Artigo publicado no ITS 2006 - Fortaleza
- **Apêndices B:** Artigo Submetido ao SBrT 2007 - Recife

Capítulo 2

Rádio Cognitivo: Fundamentos e Tendências

2.1 Introdução

No contexto das comunicações sem fio, verifica-se a necessidade crescente do aumento da faixa de frequência disponível para serviços de telecomunicações. Tal demanda se dá, em grande parte, devido à popularização dos serviços sem fio compatíveis com os consórcios industriais WiFi (*WiFi Alliance*, 2007), WiMax (*WIMAX Forum*, 2007) e Bluetooth (*Bluetooth*, 2007), assim como dos serviços de comunicações móveis. No entanto, mesmo sendo o espectro eletromagnético um recurso natural limitado e disputado, verifica-se sua subutilização em determinadas faixas, tanto temporalmente quanto espacialmente, conforme apresentado em (FCC, 2003), (OFCOM, 2005), (McHenry, McCloskey, & Roberts, 2005) e (Cabric, O'Donnell, Chen, & Brodersen, 2006). Viabilizado pelos avanços tecnológicos surge o Rádio Cognitivo como uma possível solução no intuito de se buscar maior eficiência na utilização do espectro eletromagnético mantendo-se a qualidade e a confiabilidade dos atuais sistemas de comunicação.

O presente capítulo inicia com uma pesquisa bibliográfica para motivar e conceituar a tecnologia do rádio cognitivo. Na seqüência, os principais obstáculos e as áreas de aplicação do rádio cognitivo são apresentadas. Dada a divisão da

operação do rádio cognitivo em três etapas, apresenta-se na sequência a primeira etapa de análise do cenário de rádio com suas principais funcionalidades. Em seguida, são apresentados os detalhes da etapa de escolha da faixa de frequência e do serviço de operação do rádio. Uma formulação desta tarefa como um problema de *cross-layer optimization* é proposta. Por fim, é apresentada a etapa de alocação dos recursos. Algumas técnicas para alocação dos recursos de potência e canal que podem ser utilizadas pelo rádio cognitivo também são apresentadas.

2.2 Fundamentos do Rádio Cognitivo

2.2.1 Motivação

O atual modelo de alocação de faixas de frequências divide o espectro eletromagnético em segmentos. Cada um desses segmentos é destinado a uma categoria de serviço, tal como comunicação fixa, móvel, radiodifusão e radiolocalização, dentre outras. Por sua vez, cada segmento é dividido em faixas de tamanho fixo, separadas por intervalos de guarda. Cada faixa é licenciada a uma única operadora em uma determinada região. As operadoras que detêm concessão são denominadas na presente dissertação como usuários primários (UP). A exemplo do que ocorre nos sistemas de comunicações móveis, as operadoras podem segmentar suas respectivas faixas em canais e viabilizar o acesso de múltiplos usuários aos serviços oferecidos através das técnicas *frequency time multiple access* (FDMA), *time division multiple access* (TDMA) e *code division multiple access* (CDMA). As licenças são obtidas por meio de concessão dada pela União através das agências de regulamentação como a Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL), aqui no Brasil, e a *Federal Communication Commission* (FCC), nos Estados Unidos. As agências são responsáveis por estabelecer quadros de alocação de frequência delimitando as faixas licenciadas e não licenciadas, além de fiscalizarem a ocupação do espectro licenciado por usuários não licenciados, denominados aqui como usuários secundários (US).

O modelo de padronização de acesso ao espectro em vigor foi concebido para gerenciar uma grande variedade de sistemas de rádio, cada qual disponibilizando

um serviço específico e sem qualquer possibilidade de interligação entre os mesmos. Isto possibilita controlar a interferência entre os usuários e facilita o desenvolvimento de equipamentos, uma vez que os rádios operam em faixas específicas de frequência. No entanto, as demandas do atual mercado de telecomunicações têm motivado os sistemas de rádio a oferecerem um maior número de serviços. Isto tem gerado a convergência de sistemas, permitindo que haja interoperabilidade entre os mesmos, visto que os serviços oferecidos são praticamente os mesmos para os mais variados sistemas (Lu, 2000).

Os avanços em microeletrônica com o desenvolvimento de conversores analógico-digital (ADC em Inglês) e digital-analógico (DAC em Inglês) operando em altas taxas, bem como dos dispositivos reconfiguráveis como *Field Programmable Gate Array* (FPGA), e os processadores digitais de sinais (DSP em inglês), possibilitam a reconfiguração em tempo real dos sistemas. Por outro lado, os avanços dos dispositivos de rádio frequência (RF) tornam factível a operação dos rádios cognitivos numa ampla faixa de frequência.

Paralelamente, verifica-se a popularização dos serviços de comunicação sem fio, a implantação de soluções para a garantia da qualidade de serviço (QoS em inglês), assim como o fornecimento de novos serviços tais como internet móvel (Lawton, 2001), rádio localização (Gezici et al., 2005), dentre outros.

Por outro lado, existem faixas de frequências não licenciadas, onde o acesso é liberado a qualquer usuário. As faixas de 2.4GHz a 2.5GHz e $5\text{GHz} \pm 0.075\text{GHz}$ denominadas *Industrial, Science and Medical* (ISM) são não licenciadas tanto pela ANATEL quanto pela FCC, ou seja, quaisquer usuários licenciados ou não podem utilizá-las desde que adotem certas normas impostas pelas agências. Verifica-se nessas faixas o aumento na taxa de ocupação do espectro quando medida em locais com grande fluxo de pessoas, tais como aeroportos, hotéis, centro de convenções e etc (McHenry et al., 2005), (Cabric, Mishra, Willkomm, Brodersen, & Wolisz, 2005).

De acordo com os quadros de alocação de frequências da ANATEL e da FCC, a faixa que se estende de 3GHz a 5GHz está dividida entre os UP, detentores da concessão. Dada a grande demanda por faixas licenciadas, espera-se que o espectro licenciado apresente um elevado fator de ocupação. No entanto, os dados da Tabela 2.1, representando a taxa média de ocupação do espectro até 6 GHz medida na área

urbana de Berkeley¹, apontam baixa taxa de ocupação nas faixas licenciadas, tanto temporalmente quanto espacialmente, principalmente na faixa de 3GHz a 5GHz (Brodersen, Wolisz, Cabric, Mishra, & Willkomm, 2004).

Tabela 2.1: Taxa média de utilização do espectro até 6 GHz.

Frequência em GHz	0 → 1	1 → 2	2 → 3	3 → 4	4 → 5	5 → 6
Taxa de Ocupação	54.4 %	35.1 %	7.6 %	0.25 %	0.128 %	4.6 %

Soluções para melhorar a eficiência do uso do espectro podem vir pelo aumento das faixas não licenciadas, o que não é interessante para a União em função das perdas de arrecadação, ou pela ocupação das faixas licenciadas por mais de um usuário. Para isto, são necessários avanços dos atuais padrões de regulamentação do espectro, assim como dos sistemas de rádio que farão o compartilhamento.

Para possibilitar o acesso dos US ao espectro licenciado é preciso garantir comunicação sem interferências aos UP. Neste sentido, os US necessitam monitorar o espectro periodicamente numa ampla faixa para encontrar as faixas desocupadas. Portanto, os rádios a serem utilizados pelos US neste contexto necessitam de um certo grau de cognição na sua operação para interagir com o meio e adaptar seus parâmetros de transmissão/recepção, conforme apresentado na próxima seção.

2.2.2 Cognição

Cognição é derivada da palavra latina *cognitione*, que significa "aquisição de conhecimento através da percepção". O aprendizado ou processo cognitivo tem sido investigado tanto no contexto natural quanto no artificial, sendo o primeiro tratado principalmente nas áreas de humanas e saúde e o segundo pesquisado nas áreas de ciências exatas e engenharias.

O diagrama apresentado na Figura 2.1 é um comparativo entre as etapas de aprendizado seguidas pelos seres humanos e suas correspondes etapas executadas

¹Tal resultado retrata as condições de um grande centro nos EUA e aponta uma tendência para os demais. Todavia, a generalização de tal conclusão, tanto para os demais centros urbanos dos EUA quanto para os grandes centros de outros países, requer um estudo pormenorizado considerando as especificidades de cada região.

pelos sistemas artificiais.

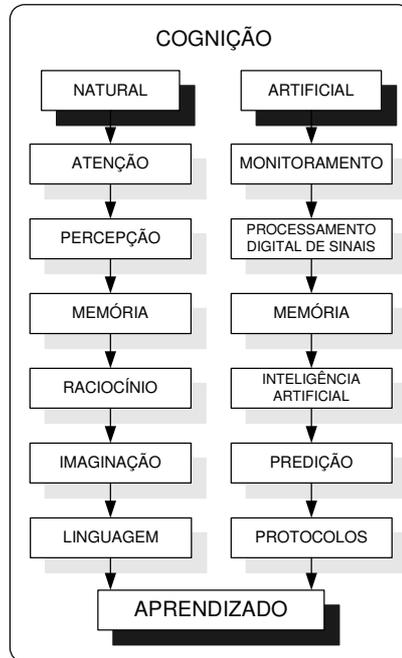


Figura 2.1: Processo cognitivo.

O desafio da ciência no contexto de cognição natural está em entender os mecanismos utilizados pelo cérebro no processo cognitivo. Já no contexto artificial, busca-se o modelamento dos mecanismos de cognição, assim como o desenvolvimento de sistemas autônomos como softwares, robôs e rádios, entre outros, que possam responder de forma eficiente às novas situações e aprender com a experiência, ou seja, buscam-se sistemas artificiais que emulem a cognição realizada pelos seres humanos.

2.2.3 O que é um Rádio Cognitivo?

Notadamente, nas últimas décadas o desenvolvimento tecnológico em telecomunicações tem promovido a transição dos rádios puramente baseados em *hardware* para rádios baseados numa combinação de *hardware* e *software*. Os avanços em algoritmos de processamento digital de sinais têm trazido melhoras significativas na confiabilidade, bem como aumentado a capacidade dos sistemas de comunicação

digital. Na década de noventa do século XX, Joseph Mitola denominou esses novos rádios como *Software-Defined Radio* (SDR) (Mitola, 1993), (Mitola, 1999b). O SDR é formado basicamente por um circuito de rádio frequência (RF) que recebe o sinal em banda passante e o converte para frequência intermediária (FI), conversores ADC/DAC e software para modulação/demodulação. Este último é executado através de algum dispositivo reconfigurável como FPGA, DSP ou *Personal Computer* (PC). Esta possibilidade de reconfiguração na modulação/demodulação é o cerne do SDR (Mitola, 1995).

Dado o contínuo desenvolvimento científico e tecnológico, Joseph Mitola vislumbrou que a próxima etapa no desenvolvimento dos sistemas de rádio seria dotar os SDR de inteligência artificial, surgindo daí o termo *Cognitive Radio* (CR), utilizado e definido pela primeira vez em sua tese de doutorado (Mitola, 2000). Para Mitola "rádio cognitivo identifica o ponto em que os *personal digital assistants* (PDA) sem fio e suas redes relacionadas são computacionalmente inteligentes para:

- detectar as necessidades de comunicação dos usuários em função do contexto de uso;
- disponibilizar recursos de rádio e serviços sem fio mais apropriados às necessidades citadas anteriormente."

Na interpretação dada por Mitola (Mitola, 1999a), o rádio cognitivo está habilitado a selecionar automaticamente o melhor serviço para transmissão, podendo atrasar ou acelerar uma dada transmissão em função dos recursos disponíveis.

O aprendizado, o raciocínio e a tomada de decisão são as principais tarefas executadas pelo rádio cognitivo. O trabalho de Mitola trata das ferramentas e dos mecanismos utilizados pelos rádios cognitivos para aprender e raciocinar. Conforme descrito na Figura 2.1, o processo cognitivo passa também pela obtenção da informação por meio de uma linguagem, ou seja, um conjunto de símbolos e regras usados para estabelecer a comunicação. Neste sentido, Mitola desenvolveu um conjunto de regras e símbolos que confere aos rádios tanto o conhecimento de sua própria estrutura quanto do meio a sua volta, denominada *Radio Knowledge Representation Language* (RKRL), (Mitola & Jr, 1999).

Baseado nesta nova concepção de rádio, uma avaliação das atuais ferramentas disponíveis em processamento digital de sinais, assim como uma segunda definição para os rádios cognitivos são apresentadas em (Haykin, 2005). Segundo (Haykin, 2005), rádio cognitivo é "um sistema de comunicação sem fio inteligente, que está a par do meio à sua volta. Usa a metodologia de entender para construir, aprender do meio e adaptar seus estados internos através de variações estatísticas dos estímulos de entrada, para fazer alterações em tempo real em certos parâmetros de operação, tais como potência de transmissão, frequência da portadora e estratégia de modulação, com dois objetivos em mente:

- comunicação altamente confiável quando e onde necessário;
- utilização eficiente do espectro eletromagnético."

Contudo, o termo rádio cognitivo vem sendo empregado num sentido mais amplo que o proposto por Mitola e Haykin. Segundo a FCC, "rádio cognitivo é o rádio que pode mudar seus parâmetros de transmissão baseado na interação com o meio no qual opera. A maioria dos rádios cognitivos serão SDR, todavia, ter software e ser reprogramável são condições necessárias mas não suficientes para caracterizar o rádio cognitivo"(FCC, 2005). Essa nova concepção dos rádios cognitivos transfere para as camadas física (PHY contração da palavra *physical* em Inglês) e de enlace (MAC em Inglês *Media Access Control*) as tarefas cognitivas, o que torna nebulosa a distinção entre os atuais sistemas, que usam técnicas de adaptação de enlace nas camadas PHY e MAC, e os rádios cognitivos. A Figura 2.2 mostra as principais diferenças entre os rádios estritamente projetado em hardware, SDR e os rádios cognitivos.

Nota-se que não há consenso na literatura em definir formalmente o rádio cognitivo. O que se tem é uma interpretação para cada contexto de aplicação. No entanto, verifica-se em todas as abordagens a intenção de aparelhar os sistemas de rádio para medir, controlar e estar a par dos sistemas de rádio, buscando:

- Identificar e utilizar faixas de frequências disponíveis;
- Medir a potência do sinal desejado, assim como das interferências;

- Reconhecer e operar em diferentes redes;
- Controlar a potência de transmissão;
- Estar a par da padronização de acesso ao espectro no local de operação.

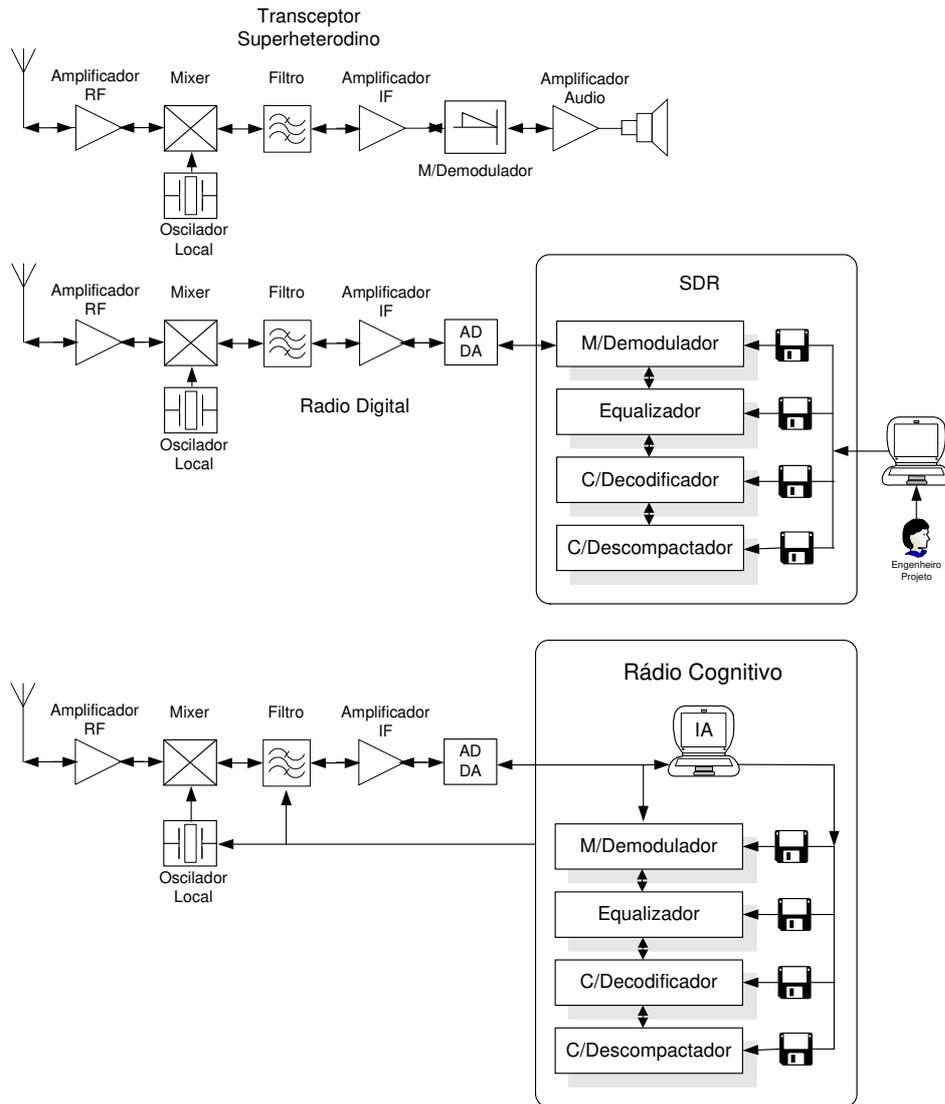


Figura 2.2: Diagrama esquemático dos sistemas de rádio superheterodino, SDR e rádio cognitivo que emprega inteligência artificial (IA) para emular a cognição.

Tornar mais eficiente a utilização do espectro eletromagnético é o objetivo de construir sistemas de rádios capazes de executar as operações listadas anteriormente, seguindo uma dinâmica de operação denominada ciclo cognitivo (Mitola, 2000), (Haykin, 2005).

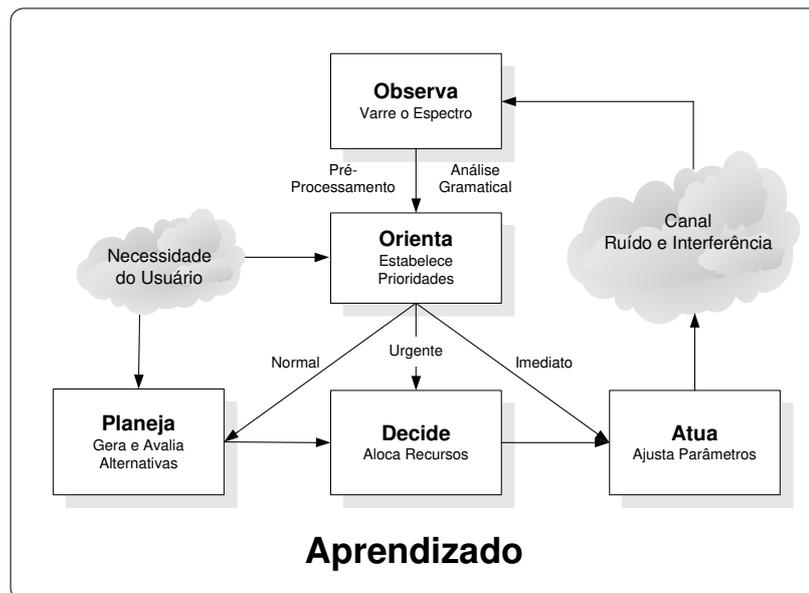


Figura 2.3: Adaptação do ciclo cognitivo proposto por Mitola.

O processo de operação dos rádios cognitivos pode ser descrito de uma forma mais simplificada que a apresentada por Mitola, onde destacam-se três tarefas fundamentais, executadas no ciclo cognitivo da Figura 2.3.

- **Análise do cenário de rádio:**

Monitorar uma ampla faixa do espectro, mapeando no domínio espaço-temporal, entre outras informações, as faixas de frequência subutilizadas, nível de interferência, capacidade do canal e serviços presentes. Outra tarefa dessa primeira etapa é avaliar a necessidade do usuário e da sua aplicação assim como os recursos de rádio disponíveis. O objetivo da análise do cenário de rádio é fornecer subsídios para que os rádios cognitivos estejam a par do meio a sua volta e das necessidades de comunicação do usuário.

- **Otimização com base no aprendizado:**

Planejar no sentido de buscar a melhor estratégia de comunicação seguido da alocação eficiente dos recursos de rádios, sem que interfira na comunicação dos UP. As decisões tomadas na etapa de otimização são fundamentadas pelas informações obtidas na etapa de análise do cenário de rádio.

- **Alocação de recursos:**

Agir embasado na estratégia traçada anteriormente, mudando os parâmetros de transmissão, tal como potência de transmissão, frequência da portadora, tipo de modulação, protocolo de comunicação, etc.

2.3 Obstáculos ao Rádio Cognitivo

Tornar factível as premissas estabelecidas pelo rádio cognitivo requer um enorme esforço no desenvolvimento de *hardwares*, *softwares* e políticas de padronização de acesso ao espectro eletromagnético que contemplem o princípio de operação dos rádios cognitivos. Academia, indústria e governos são os agentes envolvidos nesta empreitada que, de forma conjunta e articulada, têm buscado soluções para contornar os principais obstáculos ao rádio cognitivo (Fette, 2004), listados a seguir:

1. Padronização:

Padronização é um propulsor para a popularização e o desenvolvimento dos rádios cognitivos. É por meio da padronização que a indústria orienta o desenvolvimento, gerando dispositivos capazes de interoperarem, mesmo sendo desenvolvidos e fabricados por diferentes companhias. Desde a concepção do termo rádio cognitivo em 2000 (Mitola, 2000), destacam-se alguns esforços na busca da padronização do mesmo, tais como:

- IEEE 802.22

Formado em 2004, o IEEE 802.22 (IEEE 802.22, 2004) é o primeiro grupo de trabalho para o desenvolvimento, no âmbito das camadas PHY e MAC, de *Wireless Regional Area Networks*(WRAN), destinadas aos

rádios cognitivos que compartilham o espectro eletromagnético alocado aos canais de TV nas faixas VHF e UHF (Cordeiro et al., 2005).

- **IEEE Project 1900 - P1900**

O grupo de padronização IEEE P1900 (P1900, 2005) foi estabelecido conjuntamente pela IEEE *Communications Society* e a IEEE *Electromagnetic Compatibility Society*, no ano de 2005. O objetivo deste grupo é desenvolver padrões relacionados às novas tecnologias sendo desenvolvidas para as próximas gerações de rádio, além de propor formas para o gerenciamento do espectro eletromagnético em função do progresso nos sistemas de telecomunicações. O comitê IEEE P1900-1 trabalha na elaboração do documento IEEE P 1901.1/D01 com definições sobre o gerenciamento do espectro, SDR, rádio cognitivo e tecnologias relacionadas (P1900-1, 2006).

2. *Hardware:*

Para proporcionar maior eficiência espectral é necessário que os rádios cognitivos operem nas mais variadas faixas de frequências, reconhecendo a presença dos UP e, conseqüentemente, identificando as oportunidades de acesso ao espectro eletromagnético. Portanto, torna-se imperativo o desenvolvimento de *hardwares* nos itens listados a seguir.

- **RF:** antenas, mixers e filtros de múltiplas bandas;
- **Amplificação:** amplificadores com ganhos automáticos, amplificadores sintonizados;
- **Processamento digital de sinais:** conversores ADC/DAC com elevadas taxas de conversão e resolução, FPGA e DSP com elevada velocidade de processamento e baixo consumo de potência.

3. *Software:*

A necessidade de contínua mudança da forma como o espectro eletromagnético é acessado, em função da mobilidade dos usuários, a acomodação de novos UP e os avanços tecnológicos tornam árdua a tarefa de desenvolver *softwares* que

possam inferir as necessidades dos usuários, estabelecer uma consciência do ambiente, adaptar e responder de forma autônoma e satisfatória aos eventos não antecipativos gerados pelo ambiente em constante evolução. O primeiro passo para alavancar o desenvolvimento neste área foi a criação do *Software-Defined Radio Forum*, que está explorando as principais questões relacionadas à padronização e implementação do software empregado pelo rádio cognitivo (SDRF, 2000).

4. **Redes:**

A popularização dos serviços de dados, voz e vídeo via sistemas de comunicação sem fio tem contribuído para a proliferação de pontos de acesso às redes. Paralelamente, no contexto das aplicações militares e governamentais, é possível enumerar dezenas de redes operando nos mais diversos esquemas de modulação. Diante de tantas redes, a maioria delas operando com modulação distinta das demais, o desafio para o rádio cognitivo está em:

- Identificar, operar e interagir com a proliferação de redes e seus respectivos esquemas de modulação;
- Criar condições para que as mais variadas redes possam interoperar.

5. **Políticas de regulamentação:**

Os governos coordenam a padronização para o acesso ao espectro eletromagnético através da *International Telecommunication Union - Radio Standardization Sector* (ITU-R), realizando a cada dois ou três anos a *World Radiocommunication Conference* (WRC) para revisar e, se necessário, implementar modificações no modelo de padronização de acesso ao espectro eletromagnético. Essas revisões são realizadas com base na agenda determinada pela ITU Council que, por sua vez, considera as recomendações levantadas em conferências internacionais sobre radiocomunicação (ITU, 2007). O escopo geral da agenda é estabelecido de quatro a seis anos antes da conferência. Logo, os avanços na padronização para alocação do espectro eletromagnético são lentos quando comparados ao desenvolvimento

dos sistemas de telecomunicações. Para aplicação do rádio cognitivo, necessita-se do aperfeiçoamento do atual sistema de padronização de acesso ao espectro, de forma a atender aos seguintes requisitos:

- Possibilitar o compartilhamento de faixas licenciadas (Marcus, 2005);
- Criar formas para que os UP possam disponibilizar e, em alguns casos, compartilhar suas faixas com os US, mantendo sua prioridade na ocupação das faixas de frequências licenciadas;
- Garantir comunicação confiável aos US, mesmo em cenários pouco favoráveis;
- Aumentar a eficiência na utilização do espectro eletromagnético, assegurando retorno financeiro à União.

2.4 Aplicações do Rádio Cognitivo

O desenvolvimento de sistemas de comunicação sem fio mais inteligentes do ponto de vista computacional, como se propõe o rádio cognitivo, propicia uma ampla faixa de aplicações. Os principais setores relacionados às comunicações sem fio, seguidos de seus respectivos interesses nessa nova concepção de rádio, são listados a seguir:

- **Governos:**

As agências responsáveis pelo gerenciamento do espectro eletromagnético como a FCC, *Office of Communications* (OFCOM) no Reino Unido e a ITU, têm manifestado interesse em avaliar de que forma o rádio cognitivo, através da alocação dinâmica do espectro, pode contribuir para melhorar a eficiência na utilização do espectro e de que maneira isso pode interferir no atual esquema de gerenciamento do mesmo. Em particular, a FCC tem implantado um conjunto de medidas para fomentar o desenvolvimento e aplicação dos rádios cognitivos (FCC, 2005). Outro fator de grande interesse dos governos, frente às mudanças impostas pelo rádio cognitivo ao atual modelo de alocação do espectro, é a arrecadação junto aos UP pela concessão e aos US pelos eventuais acessos às faixas licenciadas. Estudam-se formas de como será cobrado o acesso do

US ao espectro eletromagnético licenciado ao UP. Uma das alternativas seria o *spectrum pooling* (Mitola, 1999a), onde a alocação das faixas licenciadas ficaria a cargo dos UP. Ao passo que a dinâmica de ocupação das faixas seria controlada pelos UP e US. Um exemplo da dinâmica de ocupação de uma dada faixa destinada ao compartilhamento entre os UP e US é apresentado na Figura 2.4.

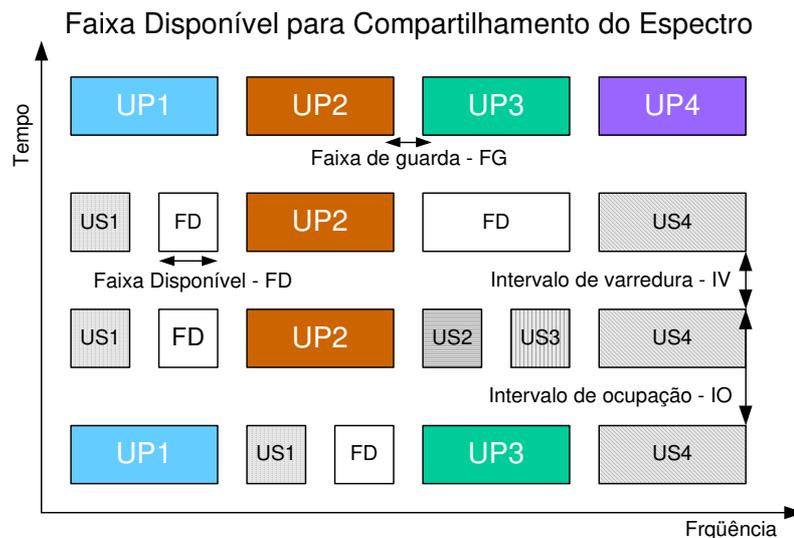


Figura 2.4: Um exemplo da dinâmica de ocupação de faixas compartilhadas por UP e US.

Alguns parâmetros carecem de regulamentação dos órgãos competentes tais como a faixa de guarda² entre os usuários (FG), o intervalo de varredura (IV) que especifica o tempo máximo que o US tem para varrer o espectro e checar as faixas ocupadas e, por fim, o intervalo de ocupação (IO) que especifica o tempo máximo no qual US podem interferir nos UP.

- **Militar:**

Dada a flexibilidade em operar numa ampla faixa de frequência, a capacidade de interoperar entre diversos padrões de rádio e sentir a presença de

²O valor da FG pode variar quando a mesma estiver entre faixas ocupadas por UP ou US, podendo ser mais estreita para os últimos.

interferentes, o rádio cognitivo torna-se um atraente apetrecho militar para identificar a comunicação do inimigo e traçar alternativas para a comunicação em circunstâncias adversas.

- **Serviços públicos de assistência social:**

O rádio cognitivo pode se tornar um importante instrumento para os serviços públicos tais como polícia, bombeiros e hospitais de emergência. A comunicação entre os diferentes órgãos, através do rádio cognitivo, possibilitaria uma ação coordenada e conseqüentemente mais eficiente.

- **Serviço de comunicação móvel:**

A aplicação do rádio cognitivo em sistemas de comunicação móvel pode contornar o problema de incompatibilidade entre os sistemas, que ocorre quando usuários se deslocam de um local a outro com a cobertura de sistemas distintos. A comutação de um sistema para o outro é realizada automaticamente pelo rádio cognitivo e é praticamente transparente aos usuários. A região de cobertura para os usuários pode aumentar significativamente com a flexibilidade dos rádios cognitivos em operar com diferentes sistemas.

2.5 Análise do Cenário de Rádio

É possível reconhecer nos atuais sistemas de rádio a capacidade de percepção, como nos rádios empregados nos sistemas de comunicação móvel, que são capazes de reconhecer a presença da estação de rádio base (ERB), as condições da bateria do rádio móvel e o nível de interferência presente no canal entre a estação móvel e a ERB. Nas redes Wi-Fi, baseadas nos padrões IEEE 802.11x, os dispositivos móveis são capazes de reconhecer os pontos de acesso que, por sua vez, alocam recursos tais como canais e potência, com base no nível de interferência. Entretanto, o nível de percepção requerido pelo rádio cognitivo vai além do que temos hoje, acrescentando uma nova dimensão que é a capacidade de reconhecer a presença de outros usuários e identificar as faixas disponíveis. Assim sendo, a etapa de análise

do cenário de rádio se destaca, sobretudo por fornecer dados ao rádio sobre o meio em que opera, bem como de sua própria estrutura interna. Podem-se dividir as informações adquiridas nesta etapa em dois domínios, um referente ao meio, obtidas através do monitoramento do espectro e a outra referente ao rádio, angariadas junto a sua própria estrutura e à rede na qual está inserido. As informações levantadas nesta etapa de análise do cenário de rádio fornecem subsídios para as etapas de otimização e alocação de recursos.

2.5.1 Monitorando o Espectro

Consideremos a definição mais abrangente dada por Mitola, onde o rádio cognitivo é capaz de operar numa ampla faixa de frequência e nos mais variados padrões de comunicação em função das necessidades de comunicação do usuário. Neste caso, com base nas informações obtidas das redes disponíveis, a etapa de monitoramento do espectro deverá estimar uma série de parâmetros através do processamento espaço-temporal do sinal de RF de entrada. Esta etapa é indispensável para garantir (sem interferência nos UP) a comunicação confiável aos usuários equipados com rádios cognitivos, sendo agora em diante referenciados como US. A seguir são apresentados alguns desses parâmetros, as possíveis técnicas para estimá-los e os principais problemas que uma má estimativa dos mesmos pode acarretar:

- **Densidade espectral de potência (DEP).**

Através da densidade espectral de potência (DEP), obtida dentro da faixa disponível de compartilhamento do espectro eletromagnético, os US mapeiam as regiões subutilizadas. Estimando a potência do US na recepção do UP operando na mesma faixa de frequência, é possível determinar a temperatura de interferência provocada pelo US. Do mesmo modo, pode-se estimar a presença dos UP e do ruído presente através da temperatura de interferência (Haykin, 2005), cujo conceito é idêntico ao da temperatura de ruído, sendo calculada por

$$T_I(f_C, B) = \frac{P_I(f_C, B)}{kB}, \quad (2.1)$$

onde $P_I(f_C, B)$ é a potência média em Watts do sinal de interferência centrado

em f_C com largura de banda B em Hertz, e k é a constante de Boltzmann 1.38×10^{-23} Joules por Kelvin.

O objetivo da FCC ao utilizar essa medida é possibilitar aos US caracterizar interferência e ruído através de uma única medida ao empregar algoritmos de estimação da temperatura de interferência, tornando mais ágil o processo de gerenciamento do espectro eletromagnético (Clancy, 2006).

As estatísticas do sinal recebido podem variar em função do tempo e do espaço. Portanto, as técnicas empregadas para o levantamento da densidade espectral de potência devem envolver processamento espaço-temporal.

Apenas a estimativa da DEP pode não ser suficiente para avaliar se uma determinada faixa está sendo subutilizada pelo UP. Para o caso em que os UP estão usando baixa potência de transmissão em função da curta distância entre o transmissor e receptor, o US poderia inferir, em função da DEP estimada, que tal faixa está sendo subutilizada. Desta forma, os US poderiam interferir, dependendo do nível de potência utilizado, de forma danosa na comunicação dos UP. Neste exemplo, os UP caracterizam um nó oculto do sistema (Krenik & Batra, 2005).

- **Posição dos UP e dos pontos de acesso.**

As posições tanto do ponto de acesso quanto dos UP em relação aos US são estimativas que devem ser obtidas pelos US, com objetivo de evitar interferência na comunicação dos demais usuários que compartilham a mesma faixa de frequência. Conhecendo a posição do ponto de acesso, é possível ao US estimar a potência necessária para atingir a relação sinal ruído mais interferência (SNIR) que garanta a comunicação confiável. Ao passo que com a potência de transmissão empregada pelo US e a estimativa das posições dos demais usuários é possível avaliar o nível de interferência causada pelo US aos demais usuários que compartilham a mesma faixa de frequência.

As estimativas, tanto da posição dos UP quanto dos pontos de acessos, podem ser obtidas pelo US de forma autônoma, ou seja, sem qualquer cooperação com os demais usuários da rede. Para tanto, os receptores dos US utilizam técnicas

de processamento digital de sinais aplicadas às estimativas de SNIR dos demais usuários. Entretanto, as perdas de propagação entre os transmissores dos UP e os receptores dos US podem aumentar em função de grandes obstáculos e de longas distâncias, caracterizando os desvanecimentos lento, e também pela mobilidade relativa dos rádios e dos pequenos obstáculos no entorno da recepção, o que provoca o desvanecimento rápido (Rappaport, 2002). Logo, para o cenário de desvanecimento rápido, as posições estimadas podem conter erros grosseiros. Isto eleva o nível de interferência provocada pelo US nos UP devido ao incremento da potência de transmissão e, conseqüentemente, das potências dos multipercursos dada a falsa impressão do distanciamento entre os rádios pelas baixas SNIR.

- **Serviços disponíveis**

Além de monitorar a presença de UP em uma ampla faixa de frequência, o US deve ser capaz de reconhecer quais são os serviços disponíveis na sua região. Para tal, é necessário que o US esteja habilitado para sincronizar seu receptor a vários sinais e reconhecer os mais variados tipos de modulações, tanto analógicas quanto digitais. Tal requisito demanda elevado recurso computacional, tornando-os impraticáveis para aplicações no contexto comercial. Contudo, em aplicações militares, tais soluções podem se tornar factíveis uma vez que as restrições orçamentárias e de produção são bem menos proibitivas que aquelas encontrada no contexto comercial. Uma análise dos aspectos em nível de sistemas para operação do rádio cognitivo como sincronização da portadora, estimação da largura de banda e classificação da modulação pode ser encontrada em (Le, Rondeau, Maldonado, & Bostian, 2005). O classificador de modulação baseado em rede neural proposto em (Le et al., 2005) apresenta taxas de sucesso em torno de 80%, mesmo na presença de ruído. No entanto, encontra-se dificuldade em classificar as modulações digital de ordem elevada para baixas condições de SNR. Sem a capacidade de reconhecer os mais variados sistemas de rádio, não há possibilidade do US operar de forma eficiente e tão pouco, aproveitar as oportunidades de acesso aos mesmos.

2.5.2 Monitoramento do Rádio

As informações referentes à estrutura interna do rádio completam a base de dados necessárias na próxima etapa do ciclo cognitivo. Os principais parâmetros a serem monitorados são:

1. Necessidade de comunicação do usuário

O grau de importância da informação a ser transmitida é um dado subjetivo. Em casos de riscos, onde a perda da informação pode ser desastrosa, como em serviços de segurança pública e em transferência de dados importantes, o grau de importância da informação pode ser passado diretamente ao rádio pelo usuário do serviço. Entretanto, em aplicações onde não há a preocupação com a qualidade de informação, a medida do grau de importância da informação pode ser determinada diretamente pelo rádio cognitivo por meio de técnicas de inteligência artificial ou por simples classificação.

2. Condições do equipamento

O rádio cognitivo deve monitorar em tempo real a memória disponível, energia disponível, capacidade de processamento, dentre outros parâmetros. Para tal, é necessário o desenvolvimento de equipamentos capazes de disponibilizar meios pelos quais as informações possam ser obtidas pelo sistema operacional do rádio cognitivo.

2.6 *Cross-layer Optimization* Aplicada aos CR

Os atuais sistemas de comunicação são projetados com base no modelo *Open Systems Interconnection* (OSI). De acordo com esse modelo, os diferentes componentes e funcionalidades que compõem os mais variados sistemas de comunicação são segmentados verticalmente em sete camadas abstratas, formando a pilha de protocolos (ISO, 2007). O principal objetivo da *International Organization for Standardization* (ISO), ao elaborar esse modelo, é tornar mais simples o desenvolvimento e a manutenção de sistemas complexos.

As diferentes camadas dentro da pilha de protocolos utilizam os resultados da camada vizinha para realizar suas funcionalidades e, em seguida, exportam os resultados obtidos exclusivamente para a próxima camada. Este mecanismo de interface entre as camadas é o que possibilita desacoplar suas respectivas funcionalidades.

Com base na segmentação em camadas, uma multiplicidade de estratégias de adaptação em cada camada foram surgindo. Isto levou à otimização independente entre as camadas que, por sua vez, deu origem aos sistemas sub-ótimos em relação à alocação eficiente de recursos, como a segunda geração de sistemas de comunicação móveis (Zerlin & Nossek, 2006). Portanto, uma avaliação comparativa das estratégias aplicadas por cada uma das camadas se faz necessária para escolher eficientemente os melhores serviços, alocar de forma eficiente os recursos e avaliar os compromissos de QoS, consumo de potência, complexidade de implementação, utilização do espectro, etc. Esta nova concepção de otimização, que faz uso dos resultados e funcionalidades de mais de uma camada, é denominada *Cross-Layer Optimization*.

Soluções como adaptação de enlace (Nobelen, Seshadri, Whitehead, & Timiri, 1999), alocação adaptativa de recursos em sistemas multi-usuários que usam estratégias de otimização conjunta através das camadas física PHY e de enlace MAC, proporcionam ganhos significativos de vazão de dados. Algumas dessas soluções buscam o compromisso entre maximizar a vazão da rede e distribuir de forma justa os recursos entre os usuários, tendo como restrições os recursos disponíveis tal como potência e faixa de frequência.

A aplicação em sistemas de comunicação sem fio da otimização entre um maior número de camadas, principalmente em rádios cognitivos, se deve ao comportamento dinâmico do canal provocado pela mobilidade dos rádios, multipercursos, sombreamento, assim como o surgimento aleatório de interferência co-canal. Portanto, para se ter o sistema operando com o desempenho maximizado e sem que haja interferência na comunicação dos UP, se faz necessário a otimização conjunta entre as camadas.

2.6.1 Métodos de Otimização *Cross-Layer*

Em geral, as técnicas de otimização *cross-layer* podem ser classificadas de acordo com o propósito da otimização. Para as técnicas que procuram minimizar a utilização de recursos mantendo uma QoS mínima dá-se o nome de otimização *top-down*. Por outro lado, denominam-se otimização *bottom-up*, as técnicas que visam maximizar a taxa de informação, tendo como limitante os recursos disponíveis, (Zerlin & Nossek, 2006). Uma explicação mais detalhada da dinâmica de operação dos dois métodos de otimização é apresentada na seqüência.

- ***Top-Down***

Nessa abordagem de otimização, os recursos necessários às funcionalidades da camada são ajustados de forma a atender a condição mínima de desempenho da camada. Na camada inferior os recursos são alocados tendo como limitante as condições de desempenho da camada superior. Nesse processo de otimização, que inicia na camada mais elevada da pilha de protocolos e se propaga até a camada mais inferior, toda informação *cross-layer* disponível é utilizada. Desta forma, utilizando essa abordagem em rádios cognitivos para decidir qual o tipo de serviço utilizar, as necessidades de comunicação dos usuários serão atendidas, ao passo que uma menor quantidade de recursos serão despendidas.

- ***Bottom-Up***

Ao contrário da proposta anterior, na abordagem *bottom-up*, o processo de otimização inicia-se na camada inferior do sistema e se propaga até a camada superior. Os recursos necessários à operação de cada camada são ajustados de tal sorte que os parâmetros de desempenho da mesma sejam maximizados. Em função disso, o sistema emprega todos os recursos disponíveis para maximizar o desempenho do serviço que será repassado à próxima camada, utilizando para tal as informações *cross-layer* disponíveis. Essa abordagem será empregada pelo rádio cognitivo após a escolha do tipo de serviço, para que os recursos disponíveis sejam empregados de forma a balancear a vazão de dados e o *fairness*³ entre os US, sem que interfiram na comunicação dos UP.

³*Fairness* é o termo em Inglês utilizado para distribuição equilibrada dos recursos entre os

2.6.2 Escolha do Serviço a Ser Utilizado pelo US.

O principal elemento que distingue os rádios cognitivos dos demais sistemas de comunicação sem fio é a capacidade de decidir qual o serviço mais apropriado dentre os vários serviços disponíveis, nas mais variadas faixas de frequências. Isto é feito após a obtenção dos dados levantados na etapa de monitoramento. Essa flexibilidade na escolha do serviço a ser utilizado é possível em função da plataforma SDR, conforme apresentado na Figura 2.5.

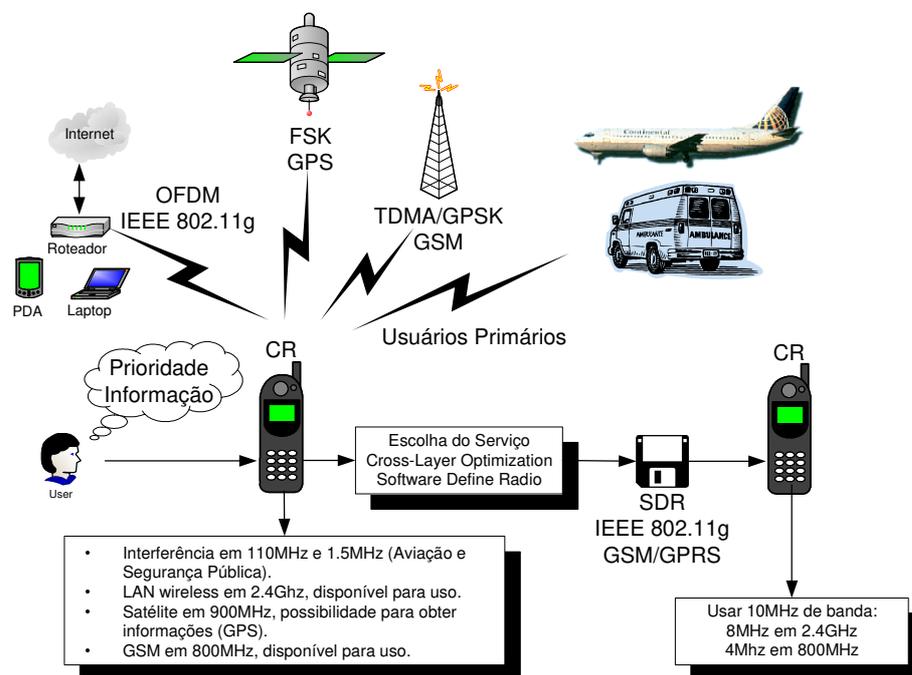


Figura 2.5: Diagrama esquemático ilustrando a dinâmica de operação do rádio cognitivo utilizando o SDR.

O processo de otimização na escolha do serviço a ser utilizado pode ser formulado como um problema de *cross-layer optimization* envolvendo as camadas de aplicação (APP), rede (NET), enlace (MAC) e física (PHY), conforme proposto em (V. D. Schaar & Shankar, 2005). Neste problema, representa-se por APP_i , usuários. Uma forma de quantificá-lo é medir a diferença entre a maior e a menor taxa dos usuários, obtidas após a alocação dos recursos, quanto menor a diferença maior o *fairness*.

com $i \in \{1, 2, \dots, N_{APP}\}$, qual o tipo de serviço está disponível, a prioridade dada a essa informação e assim por diante. Já as estratégias da camada de rede, representadas por NET_i , com $i \in \{1, 2, \dots, N_{NET}\}$, podem denotar possíveis formas de roteamento, controle do fluxo de tráfego e rearranjo de conexão em casos de perda de rota. Na camada MAC, as estratégias MAC_i , com $i \in \{1, 2, \dots, N_{MAC}\}$, correspondem às diferentes formas de empacotamento dos dados, possíveis estratégias de requisição automática de repetição (ARQ em Inglês), formas de gerenciamento de grupo, bem como mecanismos para correção de erro a jusante (FEC em Inglês). Por fim, as estratégias da camada PHY, representadas por PHY_i , para $i \in \{1, 2, \dots, N_{PHY}\}$, podem simbolizar os mecanismos utilizados para localização dos UP e dos pontos de acesso disponíveis, assim como a sincronização do rádio aos demais sistemas disponíveis. Portanto, o espaço de estratégias *cross-layer* pode ser definido por:

$$S = \{PHY_1, \dots, PHY_{N_{PHY}}, MAC_1, \dots, MAC_{N_{MAC}}, NET_1, \dots, NET_{N_{NET}}, APP_1, \dots, APP_{N_{APP}}\} \quad (2.2)$$

Pela equação (2.2), verifica-se que há $N_e = N_{APP} \times N_{NET} \times N_{MAC} \times N_{PHY}$ possíveis estratégias para ocupação do espectro. A proposta de *cross-layer optimization* busca a estratégia ótima representada pela seguinte equação:

$$S_{otima}(x) = \arg \max_S Q(S(x)) \quad x \in \{1, 2, \dots, N_e\} \quad (2.3)$$

Esta equação oferece a melhor estratégia de ocupação do espectro eletromagnético, quantificada pela função $Q(\cdot)$ e sujeita às seguintes restrições:

$$FO_i(S(x)) \subset \{FD_1 \cup FD_2 \cup \dots \cup FD_N\}, \quad i = \{1, 2 \dots N_{US}\} \quad (2.4)$$

$$T_{ij}(S(x)) \leq T_0^j, \quad i = \{1, 2 \dots N_{US}\} \quad e \quad j = \{1, 2 \dots N_{UP}\} \quad (2.5)$$

$$SNIR_i(S(x)) \geq SNIR_{MIN}^i, \quad i = \{1, 2 \dots N_{US}\} \quad (2.6)$$

$$D_i(S(x)) \leq D_{MIN}^i, \quad i = \{1, 2 \dots N_{US}\} \quad (2.7)$$

$$B_i(S(x)) \geq B_{MIN}^i, \quad i = \{1, 2 \dots N_{US}\} \quad (2.8)$$

A primeira condição estabelece que FO_i , a faixa de frequência ocupada pelo i -ésimo US, deve estar contida no conjunto formado pela união das N faixas disponíveis (FD). Considera-se faixas disponíveis como sendo aquelas subutilizadas pelos UP, ou mesmo passíveis de serem compartilhadas em função das posições geográficas dos UP e US. Na condição representada pela equação (2.5), a temperatura de interferência T_{ij} , causada pelo i -ésimo US no j -ésimo UP, deve ser menor que T_0^j , o patamar estabelecido pelo j -ésimo UP como sendo a temperatura de interferência máxima por ele suportada. A $SNIR_i$, o atraso na comunicação D_i e a largura de banda utilizada B_i são delimitadas pelas respectivas equações (2.6), (2.7) e (2.8), que garantem as condições necessárias para a comunicação do i -ésimo US.

2.6.3 Desafios em Utilizar *Cross-layer Optimization*.

Diante da formulação apresentada, os seguintes problemas deverão ser contornados para tornar factível a etapa de escolha do serviço de operação dos rádios cognitivos.

- Obter expressões analíticas para $Q(\cdot)$, equação (2.3), que levem em consideração o cenário de rádio e as necessidades de comunicação do usuário;
- Obter informações *cross-layer* com precisão, muitas delas obtidas na fase de análise do cenário de rádio, para que seja adotada a estratégia mais eficiente de ocupação do espectro;
- Desenvolvimento de algoritmos computacionalmente eficientes, dado o grande número de variáveis envolvidas e a constante evolução do cenário de rádio;
- Possibilitar ao rádio mecanismos que viabilizem a adaptação das estratégias aos cenários não antecipativos, ou seja, fazer com que o rádio cognitivo seja adaptativo ao contexto no qual está inserido e não somente aos contextos pré-estabelecidos na fase de projeto, a exemplo do que se faz com os rádios digitais da atual geração.

2.7 Técnicas de Alocação de Recursos em Redes Cognitivas

Os US que estejam numa mesma região podem formar uma rede cognitiva. A ocupação do espectro disponível e o nível de potência utilizado por cada US podem ser decididas entre o US e o seu respectivo ponto de acesso, caracterizando o cenário não cooperativo. Por outro lado, quando o US decide com os demais US da rede a melhor forma de distribuição dos recursos, como a faixa de frequência e o nível de potência empregado por cada US, caracteriza-se o cenário cooperativo. Tal cenário será considerado na presente dissertação para formular o problema de alocação de recursos e estudar o desempenho de redes cognitivas.

Após a etapa de escolha do serviço a ser utilizado pelo rádio e, por consequência, da faixa de frequência e em que rede operar, segue-se a etapa de alocação da faixa disponível e de potência entre os usuários cognitivos. Nesta etapa, os procedimentos empregados para otimização também utilizam as informações obtidas na etapa de monitoramento, do mesmo modo que consideram as funcionalidades das diversas camadas, caracterizando portanto, um problema de otimização *cross-layer*. Todavia, a metodologia utilizada é a *bottom-up*, ou seja, os recursos são utilizados ao seu máximo com intuito de conciliar a vazão e o *fairness* da rede cognitiva, ao passo que a comunicação dos UP não seja afetada.

2.7.1 Alocação de Potência

O aumento do número de usuários compartilhando faixas de frequência pode ser obtido através da alocação eficiente de potência. Ao passo que a eficiência energética é alcançada quando a potência é alocada em função das condições do canal de comunicação do usuário. Para condições diferenciadas de SNIR entre os US, a distribuição igualitária de potência entre os mesmos pode não ser uma boa estratégia. Alocando potência aos usuários com elevados níveis de SNIR, altas taxas podem ser obtidas. No entanto, para usuários que necessitam de elevadas taxas e que dispõe de baixos níveis de SNIR, o recurso alocado não será suficiente. Altas taxas de erro dos dados transmitidos serão verificadas, o que pode aumentar

o tráfego da rede em função das retransmissões necessárias, ou diminuir a vazão líquida por conta do aumento da redundância imposta pela codificação de canal. Os níveis de interferências, tanto dos US quanto dos UP, podem ser minimizados pela alocação apropriada de potência. A redução da potência dos usuários ao valor mínimo necessário permite mitigar a interferência co-canal. Deste modo, é possível compartilhar o espectro com mais usuários. Os algoritmos usados para alocação de potência (ou controle de potência) entre os usuários devem buscar o compromisso entre a maximização da taxa de dados através do algoritmo *waterfilling* com a restrição de potência imposta pela temperatura de interferência máxima. Uma explanação sucinta dos termos *waterfilling* e temperatura de interferência máxima é apresentado na seqüência.

- ***Waterfilling:***

Dada uma certa limitação de potência, a taxa de informação global de um determinado canal é maximizada transmitindo com potência variável nas faixas disponíveis. O valor apropriado é proporcional à razão entre o ganho ao quadrado do canal e a potência do ruído nas frequências disponíveis (Cover & Thomas, 1991).

- **Temperatura de interferência máxima - T_{max} :**

A T_{max} , calculada pela equação (2.5), informa o nível máximo de interferência que o usuário pode suportar. Conhecendo a T_{max} dos demais usuários que compartilham a mesma faixa de frequência, é possível alocar as potências de forma a diminuir o nível de interferência.

O problema de alocação de potência pode ser tratado como um conflito de interesses entre os usuários que compartilham faixas do espectro. A ferramenta matemática que vem sendo utilizada na modelagem desse tipo de problema é a Teoria dos Jogos (Neel, 2006), (Haykin, 2005) e (Chaves, 2005). Pode-se dizer que a alocação é cooperativa entre os usuários quando há a possibilidade de troca de informações sobre as condições de SNIR dos demais rádios da rede. O valor da potência é determinado por cada usuário da rede em comum acordo com a central de controle, sem qualquer interferência direta dos demais usuários. Neste caso, as

condições de SNIR dos demais usuários são indiretamente consideradas na estratégia de alocação por intermédio da central de controle. Por outro lado, o problema de alocação de potência passa a ser não-cooperativo quando não há qualquer troca de informação entre os usuários. Neste caso, o ajuste de potência de transmissão passa a ser executado entre cada usuário e a central de controle isoladamente, em função das condições SNIR do próprio usuário.

O compartilhamento de faixas do espectro pelos US, juntamente com a alocação eficiente de potência, pode ser incrementado com a utilização de antenas inteligentes (Zanatta, 2002). Um arranjo de antenas possibilita criar feixes direcionais com elevado ganho na direção dos usuários de interesse, como também atenuar os sinais nas direções dos demais usuários que compartilham a mesma faixa de frequência, dando maior flexibilidade na alocação de potência e aumentando o número de usuários ocupando a mesma faixa.

2.7.2 Alocação Dinâmica do Espectro

Analisando a trajetória no desenvolvimento dos sistemas de comunicação, verifica-se que os serviços oferecidos pelos mais variados sistemas estão convergindo para aplicações multimídia. Por exemplo, o sistema brasileiro de televisão digital (SBTVD) propõe modificações nos demais padrões para prover o acesso à internet através do aparelho de televisão (Budri, Gonçalves, & Meloni, 2006). Já alguns sistemas de comunicação móvel estão oferecendo, além do serviço de voz, acesso aos canais do sistema de televisão digital (Koike, Matsumoto, & Kokubun, 2006). Isto tem levado as redes dos mais variados sistemas a se integrarem formando grandes redes de núcleo comum. Paralelamente, os sistemas de rádios estão se tornando reconfiguráveis em função do SDR. A integração entre as diversas redes e a reconfigurabilidade dos sistemas, em conjunto com o aumento na demanda por faixas de frequências, são os fatores que motivam o avanço do atual sistema de padronização de acesso ao espectro, baseado na alocação fixa e específica, para a alocação dinâmica do espectro (DSA), (Leaves et al., 2004). Pode-se considerar a DSA como a evolução natural da padronização, ao passo que os rádios cognitivos são os agentes que possibilitarão sua aplicabilidade. Essa nova abordagem, torna mais flexível a alocação do espectro, uma vez que possibilita o compartilhamento

de faixas por mais de um usuário, e acaba com a segmentação do espectro para fins de uma única aplicação, proporcionando o cenário ideal para operação dos sistemas cognitivos. O acesso ao espectro, sujeito ao atual modelo de padronização, pode ser classificado da seguinte forma:

- **Acesso controlado**

O acesso ao espectro se dá de forma controlada. As técnicas mais usuais de controle são aquelas efetuadas pela pré-alocação do espectro, gerando os quadros de alocação de faixas, minimizando assim a interferência co-canal. Outra forma de controle é executada pelos UP que oferecem serviços de comunicação móvel, dividindo sua faixa de concessão em canais e alocando-os através da ERB. Esta técnica é conhecida como alocação dinâmica de canais (dynamic spectrum allocation DCA em Inglês).

- **Acesso não controlado**

A segunda categoria é caracterizada por não utilizar qualquer controle de acesso ao espectro. Neste contexto, as faixas podem ser compartilhadas por usuários de diferentes redes. As mais usuais são as que acessam faixas não licenciadas ISM, empregadas pelos padrões de rede *Wireless Local Area Network* (WLAN) IEEE 802.11g em 2.4GHz e IEEE 802.11a em 5GHz.

Desta forma, a DSA surge como uma solução entre os dois extremos apresentados, ou seja, a divisão do espectro entre os usuários não é fixa como nos quadros de alocação do espectro, e a distribuição do espectro se dá em nível de rede e não mais entre os usuários de uma única rede, como no caso da DCA em sistemas de comunicação móvel. Tal propriedade permite o compartilhamento de blocos do espectro por duas ou mais redes, assim como a adaptação na alocação das faixas em função da dinâmica espaço-temporal das demandas das redes. As técnicas DSA podem ser classificadas em:

- **DSA Continua**

Consiste na atribuição de faixas contínuas do espectro aos UP e US, sendo os últimos alocados em função das disponibilidades de faixas de frequência numa

dada região num dado intervalo de tempo. As larguras das faixas, tanto dos UP quanto dos US, são ajustadas em função das suas respectivas necessidades, bem como da disponibilidade dos usuários vizinhos em ceder faixa espectral, conforme apresentado na Figura 2.6.

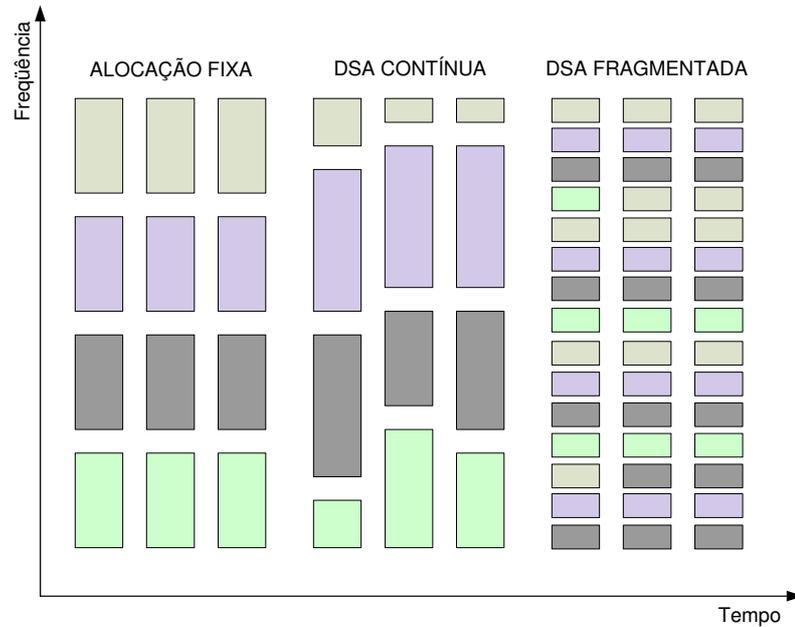


Figura 2.6: Quadro de alocação fixa comparado à DSA contínua e fragmentada.

A vantagem dessa abordagem é a facilidade no controle das largura de faixas, uma vez que as questões de vazão e *fairness* são tratadas com os usuários vizinhos, reduzindo o número de usuários no processo de otimização. Entretanto, a principal desvantagem vem da possibilidade de descontinuidade na comunicação dos US, uma vez que os mesmos operam em faixas contínuas, sujeitas a serem retomadas pelos respectivos UP, detentores da prioridade de acesso. Outra desvantagem é a dependência dos usuários em relação aos usuários vizinhos para aumentar a faixa ocupada.

- **DSA Fragmentada**

O espectro é dividido em pequenos blocos que podem ser distribuídos de forma esparsa, tanto aos UP quanto aos US conforme apresentado na Figura 2.6.

A principal desvantagem dessa abordagem é o aumento da complexidade no controle, tanto para evitar as interferências co-canais quanto para tratar das questões de vazão e *fairness* entres as redes. Outro fator negativo é a redução no intervalo de guarda entre os blocos, o que poderia acarretar maior interferência. Em contra partida, a principal vantagem é o aumento na confiabilidade da continuidade dos serviços oferecidos pelos US, uma vez que as chances de mais de um UP retomar a transmissão nas faixas ocupadas, no mesmo tempo e local, são reduzidas.

- **DSA por tons OFDM**

Nesta proposta (Weiss & Jondral, 2004), o espectro de frequência continua sendo licenciado aos UP através do quadro de alocação. No entanto, existem faixas licenciadas passíveis de serem compartilhadas. O acesso dos US a tais faixas é viabilizado desde que as mesmas estejam sendo subutilizadas pelos UP ou que sejam por eles disponibilizadas, caracterizando o *Spectrum Pooling* (Mitola, 1999a) e (Weiss & Jondral, 2004). Toda a faixa do espectro sujeita à DSA, inclusive as faixas ocupadas, é segmentada. Os segmentos de faixa desocupados formam uma máscara passível de ocupação pelos US, ao passo que os segmentos fora da máscara serão descartados, atribuindo zeros ao sinal modulante, conforme apresentado na Figura 2.7.

Procura-se com essa técnica diminuir o intervalo de guarda entre os blocos, além de aumentar a confiabilidade na continuidade de comunicação, uma vez que os segmentos podem ser distribuídos de forma alternada entre os US. Essa promissora técnica pode ser implementada de maneira simples através do uso da técnica OFDM. Contudo, para o bom funcionamento da técnica OFDM é necessário atender a restrição de que o canal seja menor que o prefixo cíclico, o que nem sempre será o caso. Todavia, através de equalização temporal ou espaço-temporal, o canal pode ser encurtado de maneira a atender a esta restrição. No Capítulo 4 trataremos essa questão.

No próximo capítulo, apresentaremos respostas para os possíveis ganhos que podem ser obtidos com os rádios cognitivos em termos de eficiência espectral.

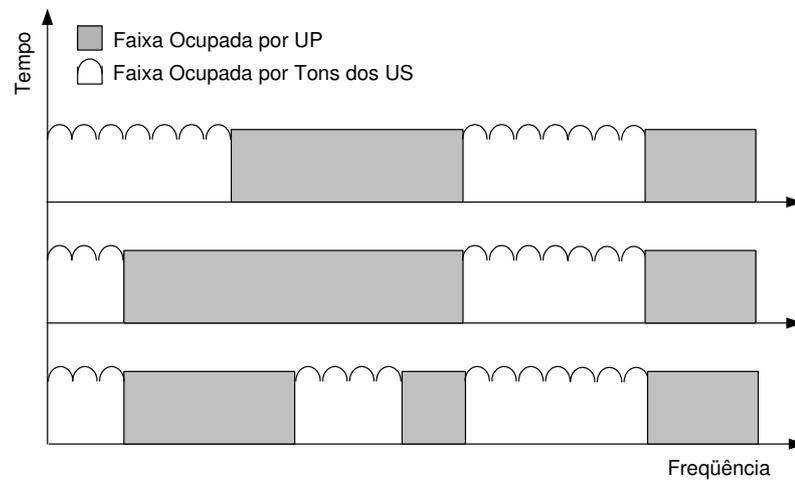


Figura 2.7: Alocação dinâmica do espectro usando tons OFDM.

2.8 Sumário

Iniciamos o capítulo com a introdução do problema da subutilização do espectro eletromagnético, sendo esta a principal motivação do rádio cognitivo. Algumas definições encontradas na literatura também são abordadas, verificando a falta de consenso em se propor uma definição formal para a tecnologia de rádio cognitivo. A estruturação da operação do rádio cognitivo em três etapas, denominadas análise do cenário de rádio, otimização e alocação dos recursos, é introduzida na seqüência. Dentro da análise do cenário do rádio, são listadas as principais informações que devem ser obtidas pelos rádios, para torná-los a par do meio em que operam. Na seqüência, é apresentado a formulação do processo de otimização *cross-layer* na escolha do serviço a ser utilizado pelo rádio cognitivo. Por fim, as principais técnicas de alocação de recursos associadas à distribuição de potência e frequência são estudadas, com enfoque para aplicação no contexto dos rádios cognitivos.

Capacidade dos Rádios Cognitivos

3.1 Introdução

Vimos anteriormente que o rádio cognitivo é caracterizado pela capacidade de monitorar o espectro, identificar faixas passíveis de ocupação e utilizá-las para comunicação confiável. Além disso, os rádios cognitivos não devem causar interferência prejudicial nos UP que compartilham a mesma faixa. Busca-se assim aumentar a eficiência espectral em consequência do aumento da taxa de ocupação do espectro.

Existem três possibilidades para a ocupação de faixas de frequência por um US. A primeira ocorre quando as faixas não são utilizadas no instante e local em que existe a demanda de comunicação por parte do US. Uma segunda possibilidade ocorre quando os níveis de interferência entre os UP e US estão dentro de valores aceitáveis, de modo que as frequências possam ser compartilhadas. Por fim, é possível compartilhar as mesmas faixas de frequência através de processos de codificação apropriados.

Neste capítulo, buscamos quantificar os possíveis ganhos de capacidade que podem ser obtidos usando-se o princípio do rádio cognitivo. Para tanto, apresentamos o quanto se pode ganhar em termos de taxa com os rádios cognitivos através do enfoque teórico proposto em (Devroye, Mitran, & Tarokh, 2006a). Na seqüência, introduzimos o conceito de rede cognitiva e o modelo de propagação

empregado nas simulações. Para avaliar, através de simulações, os possíveis ganhos dos rádios cognitivo em termos de taxa consideramos três cenários específicos. No primeiro cenário, não há compartilhamento do espectro pelos UP e US e taxa média é obtida para várias condições de tráfego de ocupação do espectro pelos US. No segundo cenário, há compartilhamento do espectro e as faixas são alocadas segundo um dado critério que minimiza a interferência para as considerações de propagação impostas. Por fim, no terceiro cenário, os canais são compartilhados e o controle de potência de transmissão dos US é empregado para minimizar a interferência nos UP.

3.2 Quanto se Pode Ganhar em Capacidade com os Rádios Cognitivos?

Responder de forma precisa à questão acima ainda não é possível, dada a falta de consenso em se definir exatamente quais os mecanismos utilizados pelos rádios cognitivos para explorar as oportunidades de acesso ao espectro. No entanto, para cenários específicos, alguns trabalhos que indicam os possíveis ganhos de capacidade vêm sendo apresentados (Devroye et al., 2006a), (Jafar & Srinivasa, 2007).

Em geral, o ganho de capacidade obtido com os US numa dada banda é avaliado para os dois possíveis mecanismos de acesso indicados na Figura 3.1. No cenário 1, o acesso dos US se dá somente quando o canal não é utilizado pelo UP. Para o cenário 2, os UP e US acessam simultaneamente a faixa, por meio de técnicas de comunicação apropriadas com base em informações privilegiadas obtidas pela cooperação entre UP e US.

Convencionou-se aqui representar como sinal desejado as linhas contínuas, os sinais de interferência com linhas pontilhadas e os sinais com informações privilegiadas com as linhas formadas por pontos e traços. Para o cenário 1, a faixa é ocupada pelo US somente quando não há transmissão do UP, evitando interferência nos UP. Esse mecanismo permite aumentar a taxa de ocupação da faixa sem, porém, atingir a vazão que tal faixa pode oferecer. Por outro lado, para o cenário 2, a faixa é ocupada pelos UP e US concomitantemente. No cenário 2, as interferências inerentes

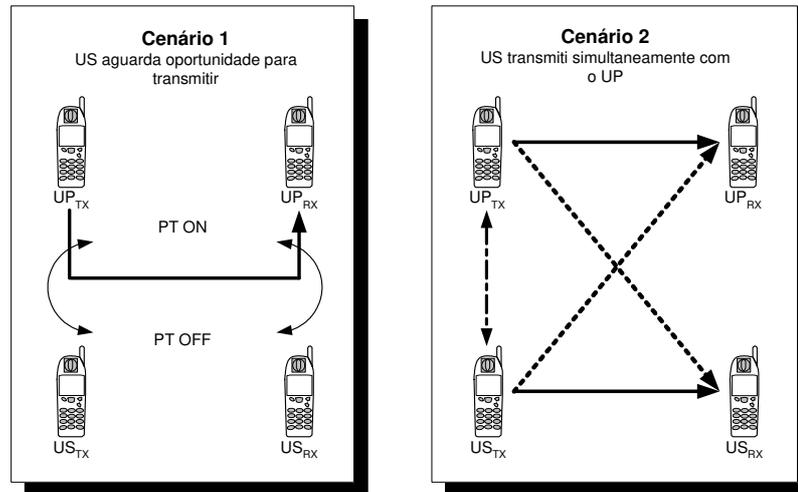


Figura 3.1: Mecanismo de acesso ao espectro por US.

aos sistemas de comunicação sem fio podem ser eliminadas utilizando técnicas de comunicação apropriadas como alocação adaptativa de potência, adaptação da modulação e codificação apropriada com base em informações privilegiadas. Tais informações são factíveis de serem obtidas graças às funcionalidades incorporadas pelos rádios cognitivos, descritas no capítulo 2.

3.2.1 Modelo de Canal

Para responder à questão do ganho de capacidade dos rádios cognitivos, um possível canal baseado no cenário 2 (Figura 3.1) é proposto em (Devroye, Mitran, & Tarokh, 2006b) e reproduzido na Figura 3.2. Tal proposta considera como informação privilegiada os dados que serão transmitidos pelo UP_{TX1} , ou seja, o US_{TX2} é capaz de obter de forma causal ou não causal a informação que o UP_{TX1} irá transmitir. Com isso, é possível empregar técnicas para mitigar a interferência e possibilitar o compartilhamento da faixa.

Para se obter a informação de forma causal é preciso que os transmissores dos UP e US estejam tão próximos de forma que o canal entre eles apresente melhores condições de transmissão que o canal h_{11} (vide Figura 3.2). Desta forma, é factível ao US_{TX2} decodificar a informação sendo transmitida pelo UP_{TX1} na fração de tempo

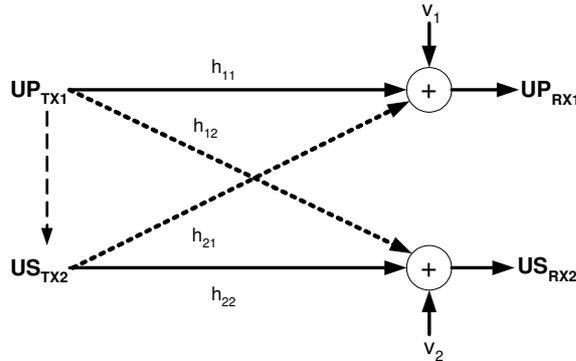


Figura 3.2: Canal rádio cognitivo com interferência aditiva, informação adicional e ruídos aditivos brancos e Gaussianos v_1 e v_2 .

$\nu = R_{pp}/R_{ps}$, onde R_{pp} é a taxa obtida no canal h_{11} e R_{ps} é a taxa obtida no canal entre o UP_{TX1} e US_{TX2} . A fração de tempo restante $\bar{\nu} = (R_{ps} - R_{pp})/R_{ps}$ será utilizada pelo US para transmitir sua própria informação. Aos US que conhecem o que o UP está transmitindo, é possível buscar mitigar a interferência co-canal de duas formas:

- **"Egoísta"**: Esta abordagem utiliza técnicas de codificação baseadas em *dirty paper* (Costa, 1983), (Yu & Cioffi, 2002) e (Devroye et al., 2006a). A informação do US é transmitida de forma independente, utilizando a informação obtida *a priori* do UP para conjuntamente eliminar a interferência e maximizar a capacidade do canal. Esta abordagem favorece o US em termos de taxa.
- **"Abnegado"**: O US atua como um retransmissor do UP, reforçando o sinal na recepção do UP. Desta forma, a informação do US não é transmitida de forma independente da informação do UP. Esta abordagem favorece os UP em termos de taxa.

3.2.2 Regiões de Capacidade

Uma das grandes contribuições da teoria da informação ao estudo e implementação dos sistemas de comunicação é a noção de capacidade do canal.

Transmitindo a uma taxa inferior à capacidade do canal é possível comunicar com o nível de confiabilidade que se queira, desde que se utilize uma codificação apropriada (Shannon, 1948). Neste sentido, uma abordagem do ponto de vista teórico, relativo à capacidade dos rádios cognitivos, vem sendo alvo de grande interesse de pesquisa.

Para obter um limitante superior da região de capacidade do canal cognitivo, descrito na seção anterior, (Devroye et al., 2006b) considerou que a informação transmitida pelo UP é dada ao US por algum "gênio", ou seja, de forma não causal o US sabe qual a interferência irá encontrar ao utilizar o canal. Com essa informação, utilizando codificação baseada na técnica de codificação *dirty paper* em conjunto com a retransmissão da informação do UP pelo US, a região de capacidade do canal de rádio cognitivo foi traçada (Devroye et al., 2006b) e reproduzida na Figura 3.3. A região de capacidade do canal de rádio cognitivo é comparada às regiões obtidas utilizando acesso por divisão no tempo, canal de interferência e canal MIMO com cooperação completa.

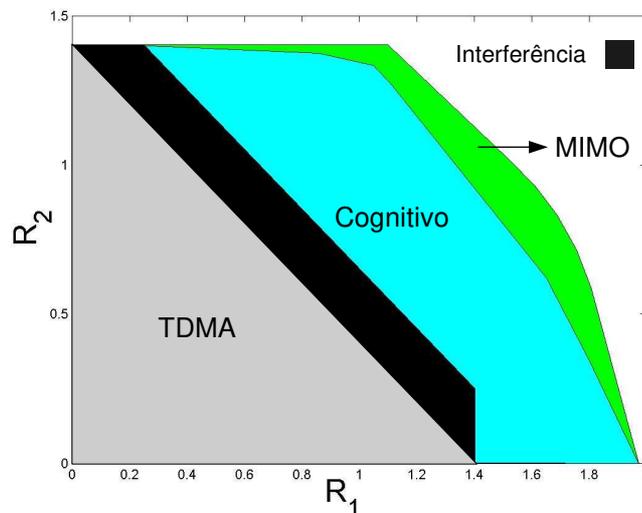


Figura 3.3: Regiões de capacidade.

Obviamente, não há qualquer respaldo prático para a consideração admitida de que um gênio fornece ao US a informação sendo transmitida pelo UP. No entanto, a consideração passa a ser válida do ponto de vista teórico para buscar o limitante

superior em termos de capacidade para o canal rádio cognitivo. Resultados para o cenário em que a informação transmitida pelo UP é obtida de forma causal pelo US, portanto representando um cenário mais real, são apresentados em (Devroye et al., 2006a) e (Jafar & Srinivasa, 2007).

Embora os resultados apresentados em (Devroye et al., 2006b) represente uma condição ideal, verifica-se que a condição em que o canal é utilizado simultaneamente pelos UP e US indicam o uso mais eficiente da capacidade do canal. Para se chegar o mais próximo do limitante proposto, os rádios cognitivos devem explorar o meio a sua volta e levantar informações úteis para buscar a estratégia mais adequada de ocupação.

3.2.3 Considerações Práticas

Dado o cenário proposto por (Devroye et al., 2006b) e reproduzido na Figura 3.2, verifica-se que algumas dificuldades devem ser superadas para se chegar próximo da capacidade máxima possível de ser alcançada pelos rádios cognitivos. O primeiro desafio está em obter de forma causal a informação que o UP está transmitindo, ou pelo menos parte desta informação. Para isso, a primeira hipótese, já levantada anteriormente, considera que o canal entre o UP e o US apresenta melhores condições que o canal entre o par transmissor e receptor do UP. Todavia, sabe-se que isso nem sempre ocorre. Logo, outras formas de se obter a informação sendo transmitida pelo UP devem ser buscadas para contemplar a condição onde o canal entre o UP e o US é pior que o enlace direto do UP. Dado que se conhece a informação do UP, construir códigos eficientes baseados na técnica de codificação *dirty paper*, em conjunto com a técnica de retransmissão da informação do UP pelo US, é também um grande desafio. Vale lembrar que tais técnicas consideram o perfeito conhecimento do canal na transmissão, o que nem sempre é possível.

As condições sobre as quais os rádios estarão sujeitos difere do cenário descrito na Figura 3.2. No contexto real, mais de um US pode está competindo pela faixa ocupada pelo UP. Neste caso, as questões levantadas permanecem em aberto. Qual a melhor estratégia de ocupação? Quanto se ganha com os rádios cognitivos? Neste sentido, apresentamos na seqüência um estudo com um enfoque sistêmico buscando respostas para as questões levantadas.

Outro fator de suma importância está relacionado com a questão de regulamentação. Como garantir a prioridade e/ou a QoS dos UP no acesso à faixa? Quais contrapartidas devem ser tomadas pelos órgãos de regulamentação do espectro para que tornem factível a entrada dos rádios cognitivos no mercado? Conforme levantado no capítulo 2, algumas medidas já estão sendo tomadas, principalmente pela FCC. Todavia, estas questões precisam ser discutidas em fórum mundial pela ITU para atender as especificidades do maior número de países.

3.3 Redes de Rádios Cognitivos

O conceito de rede cognitiva é introduzido nesta seção com o propósito de construir o arcabouço de simulação necessário para a avaliação dos possíveis ganhos dos rádios cognitivos operando em rede. Do ponto de vista teórico, a avaliação do ganho de capacidade desse tipo de canal é um problema em aberto. O que buscamos com o modelo apresentado é avaliar o ganho dos rádios cognitivos através de simulações sistêmicas.

3.3.1 Modelo do Sistema

No modelo de rede utilizado nas simulações e apresentado na Figura 3.4, utilizou-se o conceito de mapa de recursos disponíveis (available resource map ARM em Inglês), (Krenik & Batra, 2005). O ARM é um banco de dados que armazena informações úteis sobre os rádios que estão operando na sua região de cobertura. Considerou-se que tanto os US quanto os UP têm acesso ao ARM. Os UP e US reportam ao ARM suas respectivas localizações e níveis de interferência em seus receptores.

Na rede (Figura 3.4) tem-se dois UP utilizando canais distintos e dois US comunicando com a ERB pelos mesmos canais utilizados pelos UP. Portanto, tem-se dois canais de interferência com quatro usuários para duas faixas disponíveis. Neste contexto, espera-se que a ERB, com base nas informações disponíveis no ARM, aloque de forma mais eficiente os recursos (canais e potência) entre os US de forma a minimizar a interferência nos UP.

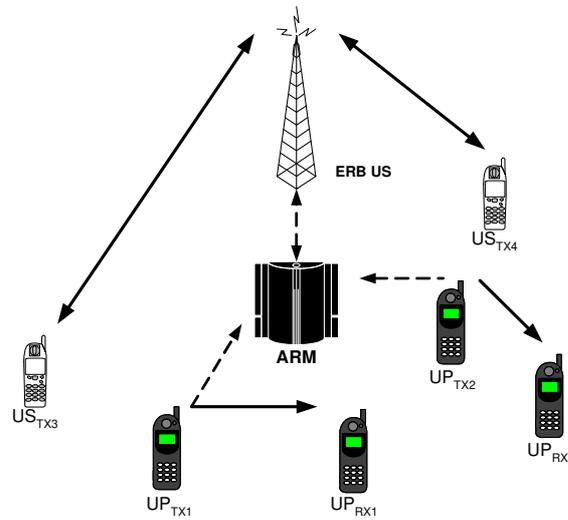


Figura 3.4: Rede de rádios cognitivos com o recurso ARM (*Available Resource Map*).

Procurou-se trabalhar com a estimativa da interferência dos US nos UP com base na distância entre os mesmos, e não com a informação de interferência disponível no ARM, para representar a situação mais realística possível. Sabe-se que o cenário proposto, onde todos os rádios reportam ao ARM suas posições e seus respectivos níveis de interferência, representa uma condição idealizada. No cenário mais real, os US podem estimar a distância entre os rádios de forma cooperativa explorando as informações de todos os US (Mishra, Sahai, & Brodersen, 2006) e (Gandetto & Regazzoni, 2007).

Dado que se estima ou se obtém através do ARM as posições de todos os usuários, é possível ter uma ideia do nível de interferência provocado pelos US. Sabe-se que o nível de interferência depende do canal. Porém, é possível ter uma boa estimativa se for utilizado um modelo de propagação mais elaborado.

3.3.2 Perda de Propagação

Para a análise qualitativa dos possíveis ganhos dos rádios cognitivos utilizou-se nas simulações sistêmicas o modelo de perda de propagação no espaço livre proposto por Friis (Rappaport, 2002). Para modelar o efeito do sombreamento, uma variável

aleatória Gaussiana σ com desvio padrão igual a 4 dB foi adicionada ao modelo, dado por

$$W_r = W_t + G_t + G_r - 20 \log_{10}\left(\frac{4\pi D}{\lambda}\right) + \sigma \quad (dB), \quad (3.1)$$

em que W_r é a potência recebida, W_t é a potência de transmissão, G_t e G_r são os ganhos das antenas de transmissão e recepção respectivamente, λ é o comprimento de onda da portadora utilizada pelo rádio. Tal modelo representa o desvanecimento de longo prazo. O desvanecimento de curto prazo não foi considerado nas análises de ganhos dos sistemas de rádios cognitivos.

3.4 Estudo de caso 1: Cenário sem Compartilhamento do Canal

Neste cenário, os US ocupam os canais que não estão sendo utilizados pelos UP. Obviamente, o ganho dos rádios cognitivos é dependente da taxa média de ocupação do espectro dos UP. Quanto menor a taxa de ocupação dos UP maiores os ganhos obtidos pelos US. Os canais disponíveis são alocados para os US que apresentarem as melhores condições de canais, segundo o critério que será descrito na sequência.

O ganho, ao se permitir a ocupação dos canais disponíveis aos US, é medido em termos da eficiência espectral média da rede em bps/Hz. Tal vazão é obtida da média dos ganhos em várias disposições dos rádios numa determinada área de ocupação.

Considerou-se que o acesso dos US é controlado pelas ERB, que decidem, com base no mapa de canais disponíveis no ARM e na condição do canal de cada US, quais US serão atendidos e qual a disposição dos canais entre eles. Desta forma, admiti-se que os UP reportam ao ARM os instantes em que os canais estarão liberados, bem como os instantes em que serão utilizados.

3.4.1 Critério para Alocação de Canais

Os US são classificados em função da potência do seu respectivo canal, ou seja, os US que apresentarem os melhores canais possuem prioridade para ocupação dos

canais disponíveis. Com esse critério de alocação dos canais, espera-se maximizar a vazão média da rede.

A vazão em bps/Hz/canal para os UP e US ativos num dado instante de tempo para uma dada disposição dos rádios no raio de ocupação considerado é dada por

$$R_{UP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_p} \log\left(1 + \frac{\|Hp_i\|^2}{N_0} \sigma_{UP_i}^2\right), \quad (3.2)$$

$$R_{US} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_s} \log\left(1 + \frac{\|Hs_i\|^2}{N_0} \sigma_{US_i}^2\right), \quad (3.3)$$

$$R_T = R_{UP} + R_{US}, \quad (3.4)$$

onde N_p é o número de UP ativos, N_s é o número de US ativos dado por $N_s = N - N_p$, N é o número de canais passíveis de serem ocupados por US, Hp_i é o ganho do canal entre o i -ésimo transmissor primário e seu respectivo receptor, Hs_i é o ganho de canal entre o i -ésimo US e seu respectivo ponto de acesso. As potências de transmissão dos UP e US e do ruído aditivo são $\sigma_{UP_i}^2$, $\sigma_{US_i}^2$ e N_0 , respectivamente.

3.4.2 Resultados

A eficiência espectral total da rede foi obtida pela método de simulação de Monte Carlo com a média de duas mil disposições dos rádios dentro de um raio de ocupação de vinte metros. Foram empregados cem canais passíveis de ocupação. A cada disposição dos rádios, o número de UP ativos foi sorteado. A distribuição de probabilidade da variável aleatória representando o número de canais ocupados segue uma distribuição binomial, com a probabilidade de ocupação de cada canal sendo a taxa média de ocupação dos canais. Os demais dados do simulador são a frequência da portadora ($f_0 = 900\text{MHz}$), potência de transmissão dos UP e US de -10dBm e o número de pontos de acesso dos US ($N_{APS} = 10$).

Os resultados indicam que há um ganho significativo para a vazão total se os US forem capazes de ocupar as faixas desocupadas pelos UP. Mesmo para o cenário onde a taxa média de utilização dos canais pelos UP é de 90% (Figura 3.8), os rádios

cognitivos podem chegar a uma vazão média por canal de 0.1bps/Hz para uma SNR de 40dB.

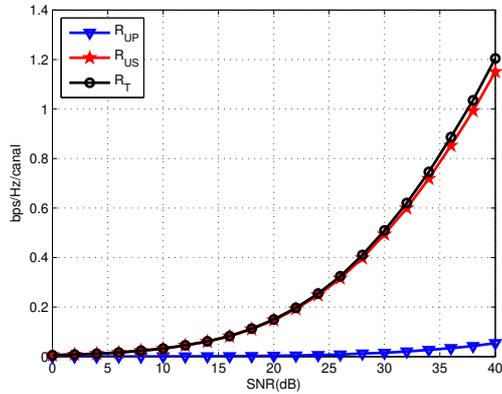


Figura 3.5: 10% dos UP ativos.

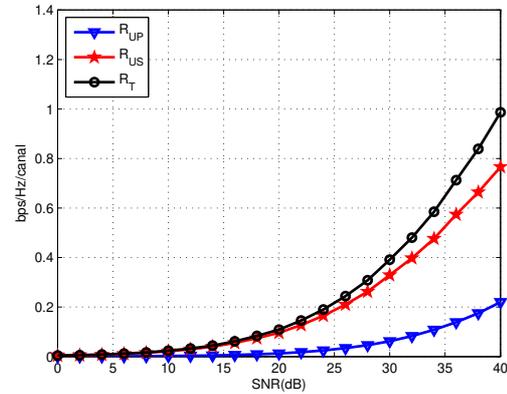


Figura 3.6: 40% dos UP ativos.

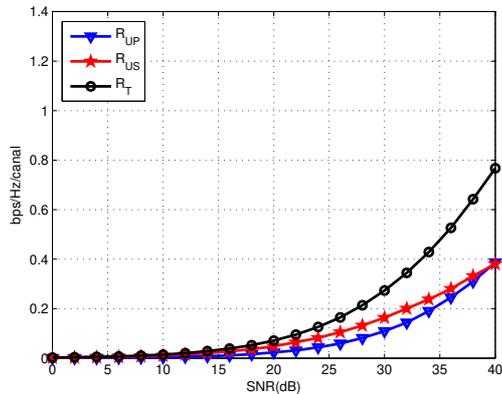


Figura 3.7: 70% dos UP ativos.

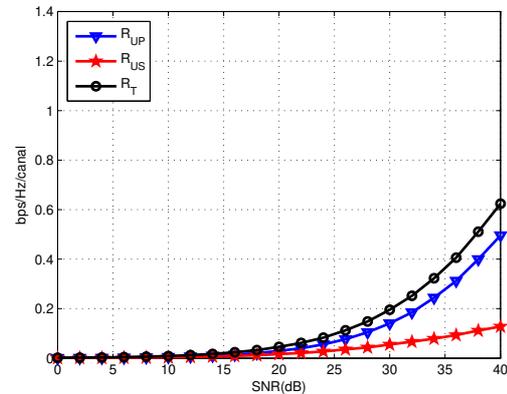


Figura 3.8: 90% dos UP ativos.

Uma forma de aumentar a eficiência espectral dos US (R_{US}) é incrementar o número de pontos de acesso dos US, conforme indicam os resultados das Figuras 3.9 e 3.10. Com a diminuição da distância a ser vencida entre transmissor e receptor, em função do aumento no número de pontos de acesso, há uma melhora nas condições de propagação dos canais, o que reflete no aumento da capacidade do canal.

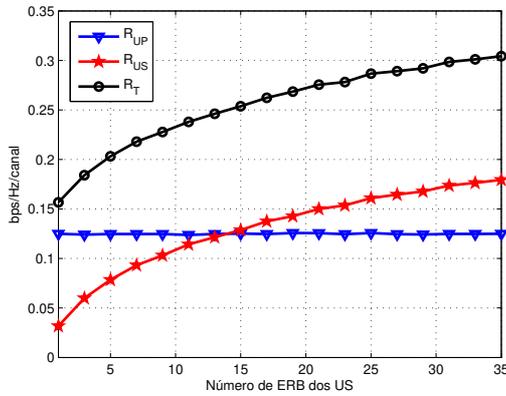


Figura 3.9: 80% dos UP ativos.

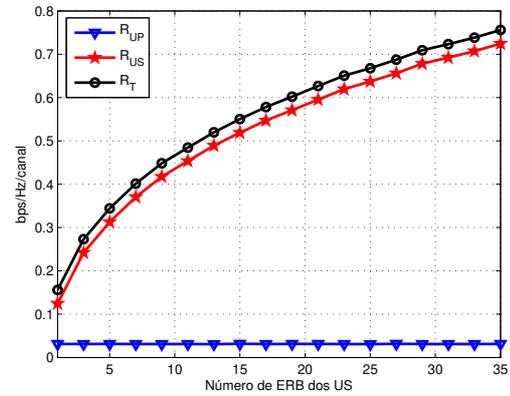


Figura 3.10: 20% de UP ativos.

Os resultados apresentados nesta seção dão uma idéia do ganho que se pode ter com os rádios cognitivos ocupando de forma oportunista as faixas desocupadas pelos UP. Para chegar a esses resultados, algumas considerações foram admitidas, tais como a existência do ARM, a alocação de recursos visando maximizar a vazão da rede e a coordenação da alocação entre as ERB. No entanto, do ponto de vista prático, ou seja, levando em conta a infraestrutura de rede e a tecnologia atual, tais suposições devem ser desconsideradas. Portanto, para tornar factível a utilização dos rádios cognitivos alguns obstáculos devem ser superados.

- O mapa de ocupação do espectro deve ser levantado pelos próprios US periodicamente. No entanto, o volume de tráfego de sinalização gerado pode aumentar o intervalo necessário para atualização do mapa. Isto se reflete diretamente no tempo em que os UP estarão sujeitos à interferência dos US;
- A alocação dos canais aos US deve se dar de forma justa, ou seja, o critério para ocupação dos canais deve buscar atender o maior número de US possível ou ainda levando em conta critérios de QoS. Tal procedimento pode ir de encontro com o critério de maximização da vazão. Assim, os recursos como canal e potência devem ser alocados de forma a maximizar a vazão, mas levando em consideração restrições de QoS e *fairness*;
- A alocação dos canais entre os US deve ser coordenada pelas ERB. Todavia,

dependendo do número de US e ERB envolvidas, o volume de tráfego pode aumentar consideravelmente, diminuindo a vazão efetiva da rede.

Esta forma de ocupação do espectro vem sendo incentivada pela FCC nos EUA através de uma série de medidas reguladoras. Dentre as quais, destaque-se a abertura de algumas bandas do espectro nas faixas de VHF e UHF aos US em áreas rurais (FCC, 2005). A padronização e especificação das funcionalidades desses tipos de rádios no nível das camadas PHY e MAC vem sendo elaborada pelo IEEE através do padrão IEEE 802.22 (IEEE 802.22, 2004). No entanto, vale lembrar que nos EUA grande parte das residências, inclusive nas áreas rurais, são atendidas por TV via cabo ou satélite. Desta forma, os canais em VHF e UHF apresentam baixa taxa de ocupação espectral, possibilitando sua abertura para utilização dos US. A FCC espera com essas medidas aumentar o acesso dos usuários aos serviços de Internet banda larga nas áreas rurais. Esse aumento do número de acessos e das taxas de transmissão podem ocorrer tanto em função da diminuição dos custos dos serviços pela ocupação de faixas não licenciadas, ou seja, sem o pagamento das concessões à União, como pela excelente condição de propagação das portadoras nessas duas faixas do espectro.

3.5 Estudo de caso 2: Cenário com Compartilhamento do Canal

Neste cenário, os US podem acessar os canais concomitantemente com os UP. O número de US que utilizam o mesmo canal de um determinado UP é definido como fator de reuso do canal (F_r). Para mitigar a interferência co-canal gerada pelos US nos UP, os canais devem ser alocados aos US de forma adequada, conforme será abordado na próxima seção. Paralelamente, as potências dos US devem ser ajustadas de forma a garantir uma SINR mínima para os UP. Contudo, para avaliar o ganho de capacidade que se pode obter com os rádios cognitivos neste cenário, não será empregado o controle de potência para os US.

A rede empregada na simulação é a mesma apresentada na Figura 3.4. Admitiu-se que todos os canais estão sendo utilizados pelos UP e US a todo instante. Para

um dado instante de tempo e uma dada disposição espacial dos rádios, faz-se a alocação adequada dos canais entre os US para minimizar a interferência nos UP. A vazão média dos UP e US foi calculada para uma série de valores da potência de transmissão dos US.

3.5.1 Formulação do Problema de Alocação de Canais

A principal consideração admitida neste cenário é a disponibilidade das localizações de todos os rádios na região de cobertura do ARM. Com esses dados, as ERB, de forma coordenada, montam um mapa com as distâncias entre o i -ésimo US e o j -ésimo UP, definida por D_{ij} , e as distâncias d_{ii} entre o i -ésimo US e a ERB mais próxima do mesmo.

Dado o mapa de localização dos rádios, as ERB alocam os canais segundo o seguinte critério:

$$\max_i \alpha_{ij} = \frac{D_{ij}}{d_{ii}} \quad (3.5)$$

O US_i recebe o canal j tal que a relação (3.5) é máxima. Para $F_r > 1$, os US que apresentarem os maiores α para o canal j serão alocados no mesmo canal do UP_j . Espera-se com esse critério minimizar a interferência nos UP e aumentar a vazão dos US, uma vez que aqueles que apresentarem os melhores canais terão prioridade de alocação. Vale lembrar que estamos considerando propagação no espaço livre para canais com um único trajeto. Logo, é possível considerar os melhores canais como sendo aqueles que tiverem a menor distância entre transmissor e receptor. Trata-se de um modelo idealizado, pois isso nem sempre é verdade, mesmo para o caso de propagação no espaço livre em função do efeito de sombreamento.

Para que o critério de alocação descrito anteriormente traga ganhos, algumas considerações foram levantadas. A primeira delas é a disponibilidade de acesso às posições de todos os rádios no ARM. A segunda, e mais forte, é considerar que o principal fator de degradação do sinal desejado é a distância entre os rádios. Por fim, admitiu-se que a alocação dos canais entre os rádios cognitivos foi realizada pela cooperação entre as ERB.

Dado que nem todos os UP podem ter acesso ao ARM, e tão pouco determinar

com precisão sua localização, torna-se imperativo aos US estimar de forma autônoma a posição de todos os usuários na rede. Com as posições dos demais usuários que compartilham a mesma faixa do espectro, é possível estimar a interferência que será causada para uma dada potência de transmissão. No entanto, sabe-se que existem outros fatores de degradação do sinal além da distância entre os rádios. Desta forma, é necessário estimar o canal entre os rádios para que outros fatores sejam considerados, tais como multipercursos e uma possível mobilidade dos rádios. Conhecendo os canais dos US, é possível alocar os recursos como potência e faixa de frequência de forma mais eficiente de forma a minimizar a interferência nos UP.

A alocação de recursos para os US, realizada através da coordenação entre as ERB, pode ser considerada factível através dos atuais recursos tecnológicos. As redes celulares de 2.5G operam de forma coordenada, há registros em tempo real identificando a localização dos usuários numa dada célula além do controle de potência tanto no enlace direto quanto no reverso.

3.5.2 Resultados

Os resultados apresentados na seqüência indicam a eficiência espectral média em bps/Hz por usuário, utilizando simulação baseado na técnica Monte Carlo para mil disposições distintas dos rádios num raio de cem metros. A região de capacidade indicada na Figura 3.11 foi traçada mantendo a potência dos UP fixada em 30dBm e variando a potência de transmissão dos US de $-30\text{dBm} \leq \sigma_{US}^2 \leq 70\text{dBm}$. Dez UP foram utilizados com $F_r = 2$, ou seja, vinte US foram alocados nos dez canais disponíveis. A potência do ruído aditivo foi fixada em -40dBm para toda a região e a faixa de frequência utilizada está centrada em 900MHz.

A potência de transmissão dos UP foi mantida fixa em função de sua prioridade de ocupação da faixa. Cabe aos US o papel de ajustar sua potência de transmissão, de tal sorte que a interferência nos UP fique dentro do valor especificado.

A região de capacidade (Figura 3.11) indica o ganho que se pode obter com a reutilização dos canais dos UP pelos US quando se utiliza a alocação fixa dos canais (FSA), ou quando se aloca os canais dinamicamente (DSA) conforme o critério proposto na seção (3.5.1). Nota-se que a técnica DSA aumenta a região de capacidade quando comparada à alocação fixa dos canais. Para valores da

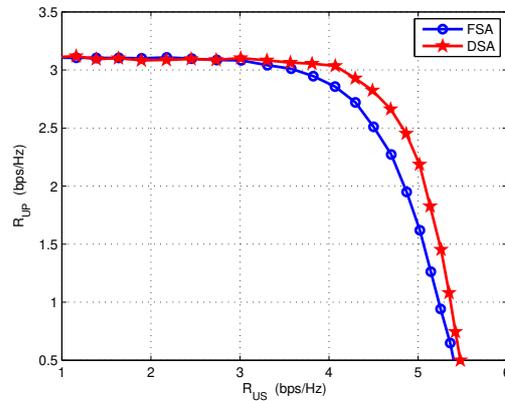


Figura 3.11: Eficiência espectral média por usuário para $-30\text{dBm} \leq \sigma_{US}^2 \leq 70\text{dBm}$.

potência dos US abaixo de 20dBm, a eficiência espectral média dos UP permanece constante em 3,1 bps/Hz e é possível obter uma eficiência espectral média dos US de aproximadamente 3,5 bps/Hz (Figura 3.13).

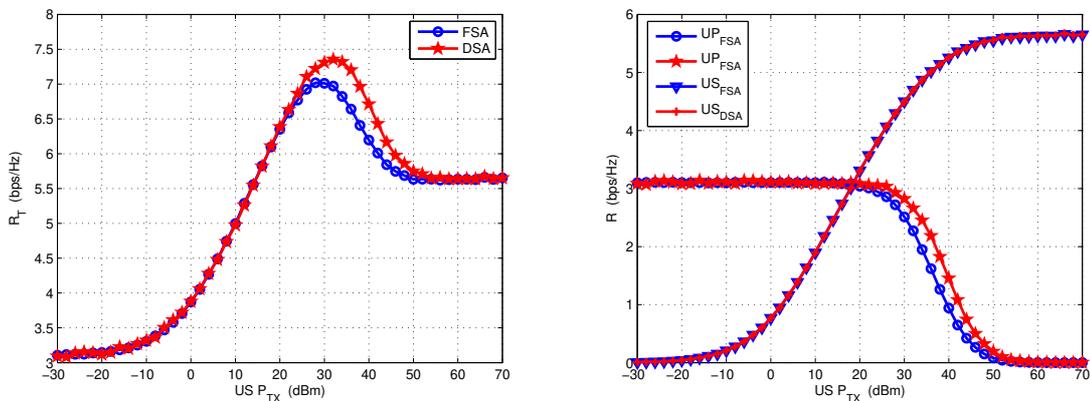


Figura 3.12: $R(\text{bps/Hz})$ média da rede. Figura 3.13: $R(\text{bps/Hz})$ dos UP e US.

As Figuras 3.12 e 3.13 apontam que, ajustando a potência dos US em 31dBm, chega-se à maior eficiência espectral que a rede pode oferecer. Vale lembrar que a potência de todos os UP permanece fixada em 30dBm e no ponto de máxima eficiência espectral a potência de todos os US é de 31dBm. Contudo, este resultado indica que ajustando a potência de cada US separadamente pode-se chegar a maiores taxas para a rede.

3.6 Estudo de caso 3: Cenário com Compartilhamento do Canal e Controle de Potência

O canal utilizado neste caso 3 é o mesmo apresentado na Figura 3.2. O propósito aqui é mostrar o quanto se pode ganhar com o rádio cognitivo utilizando controle de potência adequado para garantir uma SINR mínima para o UP que compartilha o mesmo canal. A vazão média do UP e do US é medida utilizando-se a técnica de simulação Monte Carlo para várias disposições dos rádios dentro do rádio de cobertura de suas respectivas ERB. Para esse caso em específico, considerou-se apenas um UP e um US com suas respectivas ERB separadas por uma distância Δx , conforme apresentado na Figura 3.14.

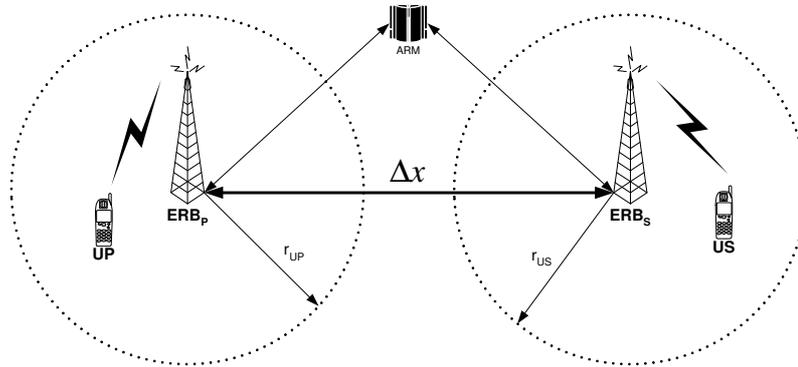


Figura 3.14: Região de cobertura dos UP e US.

As informações disponíveis no ARM para o caso 3 é a SINR do UP no instante n , definida como $SINR_{UP}(n)$, e o nível mínimo de SINR admitida pelo UP, $SINR_{min}$. Com esses dados, o algoritmo de controle de potência do US ajusta a potência de transmissão para que a mesma atinja o valor máximo, tal que a SINR mínima do UP seja garantida.

3.6.1 Formulação do Problema de Alocação de Potência

O algoritmo utilizado pelo US no cenário descrito na Figura 3.14 é baseado no algoritmo clássico de controle de potência (distributed power control DPC em Inglês), (Foschini & Miljanic, 1993). Dada a necessidade de se manter a SINR do UP acima de um patamar mínimo, o US deve alocar a potência buscando uma SINR alvo, denominada $SINR_T$, que apresente um comportamento dinâmico em função da mobilidade dos UP dentro de área de cobertura de sua ERB. Apresentamos na seqüência um possível algoritmo baseado no DPC que contemple a restrição de SINR do UP.

```

For  $n = 1, 2, \dots$ 
     $P_{US}(n+1) = P_{US}(n) + SINR_T(n) - SINR_{US}(n)$ 
    if  $SINR_{UP}(n) < SINR_{\min}$ 
         $SINR_T(n+1) = SINR_T(n) - 1$ 
    end
    if  $SINR_{UP}(n) > SINR_{\min}$ 
         $SINR_T(n+1) = SINR_T(n) + 1$ 
    end
end

```

Figura 3.15: Algoritmo para o controle de potência dos rádios cognitivos na presença de UP com restrições de SINR.

A principal diferença do algoritmo apresentado na Figura 3.15 do algoritmo clássico DPC é o comportamento dinâmico da SINR alvo do rádio cognitivo. Tal valor é ajustado de acordo com o nível interferência provocado pelo rádio cognitivo no UP que compartilha a mesma faixa. A precisão da estimativa da interferência provocada pelo rádio cognitivo no UP pode ser considerado um parâmetro do nível de cognição do rádio.

3.6.2 Resultados

Para descrever o funcionamento do algoritmo de controle de potência, segue um exemplo mostrando a dinâmica das SINR do UP e US e da $SINR_T$ do US para uma SINR mínima do UP de 30dB. Neste exemplo, considerou-se o mesmo raio de cobertura das ERB do UP e do US, dados por $r_{UP} = r_{US} = 10m$, a distância entre as ERB de $\Delta x = 1000m$, a potência do UP fixa em -10dBm e a do ruído aditivo em -80dBm. A evolução da SINR do UP e US e da $SINR_T$ do US, para trinta realizações da disposição dos rádios em cada zona de cobertura, estão representadas nas Figuras 3.16 e 3.17, respectivamente.

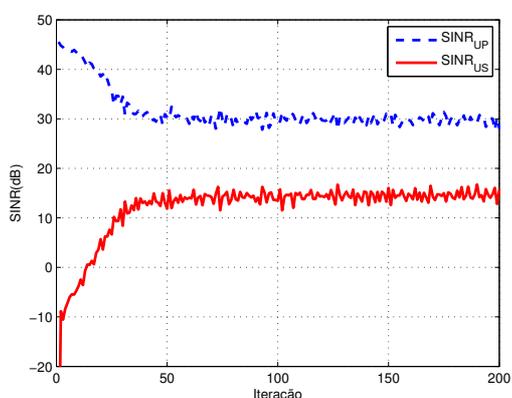


Figura 3.16: SINR dos UP e US.

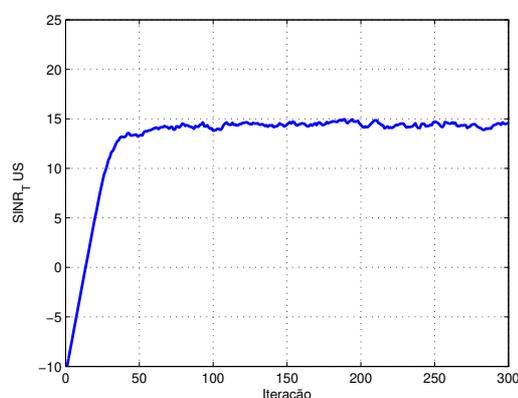


Figura 3.17: Dinâmica da $SINR_T$ do US.

Da Figura 3.16 verifica-se que a SINR do UP converge para o valor mínimo permitido de 30dB. A SINR do US converge para o valor de 15dB, tal valor é o máximo que se pode obter com o incremento da potência do US sem que a restrição de interferência do UP seja violada. A Figura 3.17 indica o comportamento da $SINR_T$ do US. Nota-se que $SINR_T$ inicia num valor de aproximadamente -10dB e é incrementada até que a SINR do UP convirja para o valor mínimo. Nesse ponto, a $SINR_T$ do US também atinge a convergência no valor de 15dB.

As Figuras 3.18 e 3.19 indicam os ganhos que se podem obter com o rádio cognitivo utilizando controle de potência apropriado, para diversos valores de Δx . Tais valores foram obtidos utilizando simulação Monte Carlo com diversas disposições dos rádios para cada valor de Δx . Verifica-se que a SINR do UP

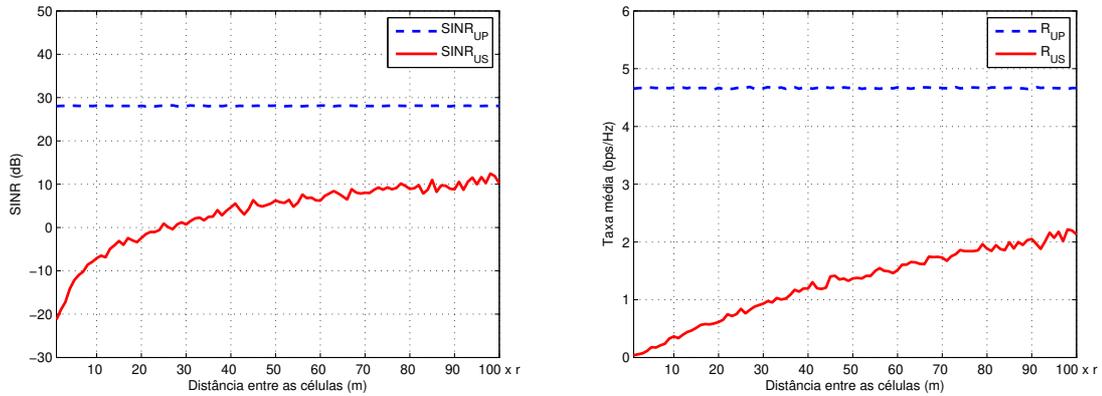


Figura 3.18: SINR média dos UP e US. Figura 3.19: Vazão média dos UP e US.

permanece no valor mínimo permitido, na medida em que a SINR do US aumenta em função dos distanciamento das ERB. A potência do UP foi ajustada em -10dBm para todas as realizações.

Conforme discutido anteriormente, as principais considerações para o cenário 3 são o conhecimento das SINR mínima admitida pelo UP e o nível de interferência que o US está provocando no UP. A SINR mínima do UP é um parâmetro de suma importância para implementação do *spectrum pooling* abordado no capítulo 2. Todavia, os meios para troca desse tipo de informação e o nível de interferência admitido para cada tipo de serviço precisam ser especificados e regulamentados. O nível de interferência que o US provoca no UP é um parâmetro que pode ser estimado pelo US, desde que se conheça perfeitamente os canais entre os rádios.

No próximo capítulo, o problema de equalização no contexto de múltiplas portadoras é introduzido e uma possível solução baseada em predição linear progressiva é avaliada.

3.7 Sumário

O propósito deste capítulo é indicar quais os ganhos de capacidade e os principais obstáculos inerentes à tecnologia do rádio cognitivo. Para isso, o capítulo inicia com uma revisão que mostra o quanto se pode ganhar com os rádios cognitivos em termos

de taxa de informação num certo cenário, proposto em (Devroye et al., 2006b). Uma crítica às considerações feitas para esse cenário é apresentada na seqüência. Em seguida, utilizamos o conceito de rede de rádios cognitivos com a utilização do ARM para avaliar o ganho dos rádios cognitivos em três cenários específicos. No primeiro cenário, os rádios cognitivos ocupam somente os canais desocupados por usuários licenciados e os ganhos são avaliados para diversas condições de tráfego dos UP. No segundo cenário, os US ocupam os canais já sendo utilizados por UP; a simulação proposta indica o ganho que se pode obter com uma alocação dinâmica do espectro. No terceiro cenário, um possível algoritmo de alocação de potência dos US para controle de interferência é apresentado. As simulações indicam os ganhos que se podem obter com os rádios cognitivos em função das distância entre as áreas de cobertura e da variação da potência de transmissão dos US.

Equalização de Sistemas Multiportadoras

4.1 Introdução

A facilidade em combater canais dispersivos no tempo, eficiência na utilização da capacidade do canal, bem como a simplicidade de implementação em dispositivos de processamento digital de sinais são alguns dos fatores que têm levado a modulação em múltiplas portadoras (MCM em Inglês) a fazer parte da maioria dos padrões que regem as comunicações em banda larga da atualidade. Para citar alguns exemplos, temos os padrões WLAN IEEE 802.11x, *Wireless Metropolitan Area Networks* (WMAN) IEEE 802.16x, *Digital Video Broadcasting* (DVB), *Digital Audio Broadcasting* (DAB), *Asymmetric Digital Subscribe Line* (ADSL) e *Power Line Communications* (PLC).

O princípio básico da MCM é transportar no intervalo de tempo T_S todos os dados que a modulação em portadora única (SCM em Inglês), com intervalo de símbolo T_S/N , transportaria durante o intervalo T_S , utilizando para tal N portadoras ortogonais multiplexadas no tempo com intervalo de símbolo $T_s = NT$.

O canal utilizado pelo sistema SCM torna-se seletivo em frequência quando $B = 1/T$, a largura de banda utilizada pela sistema SCM, é maior que a banda de coerência do canal. Nesses casos, o desempenho dos sistemas que empregam modulação em portadora única é afetado com a interferência inter-simbólica (IIS), gerada pela característica dispersiva dos canais de comunicação. As estruturas

empregadas para mitigar a IIS em tais circunstâncias são os equalizadores, cujo objetivo é tornar o canal equivalente ao mais próximo dos canais AWGN, ou seja, fazer da convolução entre o canal e o filtro equalizador uma função delta de Kronecker. Por outro lado, a IIS pode ser eliminada nos sistemas MCM, utilizando intervalos de guarda ou acrescentado informação redundante apropriada, ambos com comprimento maior que espalhamento temporal máximo do canal. Desta forma, os equalizadores temporais utilizados em sistemas MCM procuram tornar a dispersão da resposta do canal equivalente menor que o intervalo de guarda ou a seqüência de redundância inserida. Tais estruturas de equalização são encontradas na literatura com a denominação de *channel shortening* (Martin & Johnson, 2005) ou *Time Domain Equalizer* (TEQ) (Arslan, Evans, & Kiaei, 2001).

O objetivo deste capítulo é propor e avaliar a predição linear multicanal como elemento de equalização de canais espaço-temporais em sistemas OFDM. Para tal, iniciamos o capítulo apresentando o sistema de modulação em múltiplas portadoras OFDM. Os principais efeitos dos canais dispersivos são elucidados por meio de exemplos. Para contornar os efeitos de canais dispersivos e explorar a diversidade de múltiplas antenas na recepção, equalizadores para canais espaço-temporais são introduzidos nas seqüência. A equalização multicanal baseada em predição linear progressiva de atraso zero é introduzida como elemento de equalização em sistemas OFDM. O algoritmo baseado na restauração da redundância (MERRY) é apresentado na seqüência, e será utilizado como referência para comparação. Os parâmetros avaliados são a velocidade de convergência, ganho de SNR em canais espaço-temporais, desempenho em canais estáticos e variantes no tempo e custo computacional.

4.2 Modulação Multiportadora MCM

4.2.1 Introdução à MCM

A idéia de utilizar várias portadoras ortogonais com elevados períodos de símbolo para transmitir a mesma quantidade de dados que uma única portadora transmitiria usando um pequeno intervalo de símbolo, no mesmo intervalo de tempo, foi pela

primeira vez aplicada pelo sistema Collins Kinoplex, (Doelz, Heald, & Martin, 1957). Desde então, a estratégia de usar múltiplas portadoras para transmissão de dados vem sendo aperfeiçoada. Um importante avanço foi a transição da modulação em múltiplas portadoras do contexto analógico para o digital, tornando menos dispendiosa e complicada a implementação dos modems MCM, (Chang & Gibby, 1968).

O princípio da ortogonalidade das funções trigonométricas, expresso na equação (4.1), é o que possibilita o receptor separar as subportadoras multiplexadas no tempo pelo transmissor. Para n e m inteiros, tem-se:

$$\frac{1}{T_S} \int_{t=T_0}^{T_0+T_S} e^{jn\frac{2\pi}{T_S}t} e^{-jm\frac{2\pi}{T_S}t} dt = \begin{cases} 1 & \text{se } n = m \\ 0 & \text{se } n \neq m \end{cases} \quad (4.1)$$

A estrutura utilizada pelos primeiros modems MCM analógicos, onde o princípio da ortogonalidade é empregado, é apresentada em (Cimini & Greenstein, 2003) e reproduzida na Figura 4.1. Considere que a seqüência de símbolos, D_0, D_1, \dots, D_{N-1} onde $D_k = A_k + jB_k$, necessita ser transmitida no intervalo T_S , utilizando para tal um dado canal com largura de banda $B = N/T_S$ Hz. Se a transmissão dos dados se desse em uma única portadora, o intervalo de símbolo deveria ser ajustada em T_S/N . Por outro lado, utilizando N subportadoras¹, o período de símbolo de cada uma delas deveria ser ajustada em T_S . Portanto, cada subportadora transportará um único símbolo no intervalo de tempo T_S . O sinal em banda passante, que será transmitido através do canal no intervalo T_S , é dado por

$$s(t) = \sum_{k=0}^{N-1} A_k \cos[2\pi(\frac{B}{N}k + f_0)t] - B_k \sin[2\pi(\frac{B}{N}k + f_0)t], \quad (4.2)$$

em que f_0 é o *offset* de freqüência que determina em que faixa o sistema irá operar.

¹Valor escolhido de forma a facilitar o problema, podendo ser qualquer outro, desde que se considere a taxa requerida, bem como a largura de banda disponível. No entanto, conforme será apresentado na seqüência, recomenda-se que N seja potência de dois para diminuir o custo computacional de sistemas MCM digitalizados.

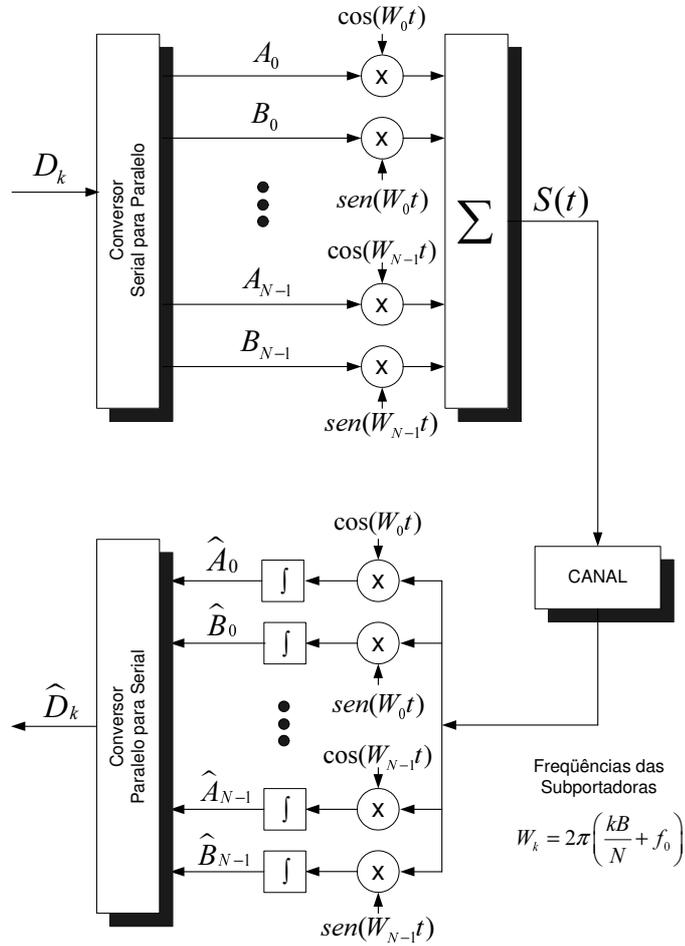


Figura 4.1: Modem analógico utilizando modulação multiportadora.

Para o caso ideal, ou seja, o canal é uma função delta de Dirac $\delta(t - \tau)$, a estimativa do símbolo A_i na recepção da Figura 4.1 será dada por:

$$\hat{A}_i = \int_{\tau}^{\tau+T_S} \cos\left[2\pi\left(\frac{B}{N}i + f_0\right)t\right] s(t) dt \quad (4.3)$$

Pela propriedade da ortogonalidade entre as funções trigonométricas, dada pela

equação (4.1), tem-se

$$\tau \leq t \leq \tau + T_S \quad \left\{ \begin{array}{l} k = i \rightarrow \widehat{A}_i = A_i \\ k \neq i \rightarrow \widehat{A}_i = 0 \end{array} \right. , \quad (4.4)$$

em que τ é o atraso de transmissão.

A ortogonalidade das subportadoras que compõem o sinal (4.2) pode ser verificada também no domínio da frequência, conforme indicado na Figura 4.2, com $N = 10$ e o canal com largura de banda B .

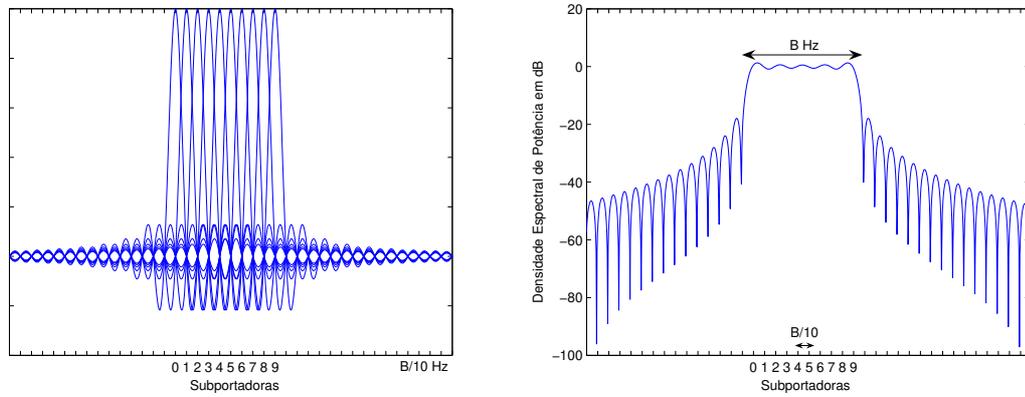


Figura 4.2: Ortogonalidade das múltiplas portadoras.

Os modems analógicos, conforme apresentado na Figura 4.1, possuem custos elevados e são difíceis de serem implementados em função da necessidade de precisão dos inúmeros osciladores empregados. A eliminação desses osciladores foi viabilizada ao se gerar o sinal $S(t)$ em tempo discreto, com amostras espaçadas em $T = 1/B$, chegando ao resultado (4.5).

$$s(nT) = \text{Re} \left\{ \sum_{k=0}^{N-1} D_k e^{j \frac{2\pi}{N} BknT} \right\}, \quad n = 0, 1, \dots \quad (4.5)$$

A menos de um fator multiplicativo $1/\sqrt{N}$, o argumento do operador $\text{Re}\{\}$ na equação (4.5) é a transformada inversa discreta de Fourier (IDFT em Inglês) aplicada ao sinal D_k . Da mesma forma, pode-se mostrar que amostrando o filtro de recepção, equação (4.3), a uma taxa B , estaremos realizando a transformada direta discreta

de Fourier (DFT em Inglês). Desta forma, em tempo discreto pode-se realizar a operação de ortogonalização das subportadoras na transmissão, assim como a recuperação das mesmas na recepção, através do par de transformadas IDFT e DFT, respectivamente.

A técnica MCM usada nos sistemas ADSL recebe o nome de Discrete Multi-Tone (DMT). Enquanto a técnica MCM usada nos sistemas WiFi, WiMax e TV digital (DVB e ISDN) adotam o nome de *Orthogonal Frequency Division Multiplexing* (OFDM). A diferença entre DMT e OFDM está no conhecimento do canal na transmissão para os sistemas DMT, o que possibilita alocar recursos (potência) de forma otimizada, enquanto os sistemas OFDM geralmente transmitem com igual potência em todas as subportadoras. Entretanto, em algumas situações já se procura passar a condição dos subcanais ao transmissor OFDM, a fim de permitir a alocação de recursos, (Shen, Andrews, & Evans, 2005), (Wong, Cheng, Lataief, & Murch, 1999a).

4.2.2 Sistemas OFDM

O diagrama esquemático do transceptor OFDM empregado nos estudos da presente dissertação é apresentado na Figura 4.3, a descrição das funcionalidades de cada bloco é detalhada na seqüência.

1. Transforma a seqüência serial de bits em N subseqüências, cada qual transportando uma quantidade b_f de bits, onde f representa a f -ésima subportadora no domínio da freqüência;
2. Aplica a modulação QAM às seqüências binárias;
3. Aplica a IFFT de tamanho N na seqüência X_f^k , obtendo a seqüência x_i^k , dada por:

$$x_i^k = \sum_{f=0}^{N-1} X_f^k e^{j \frac{2\pi}{N} i f}, \quad 0 \leq i \leq N - 1 \quad (4.6)$$

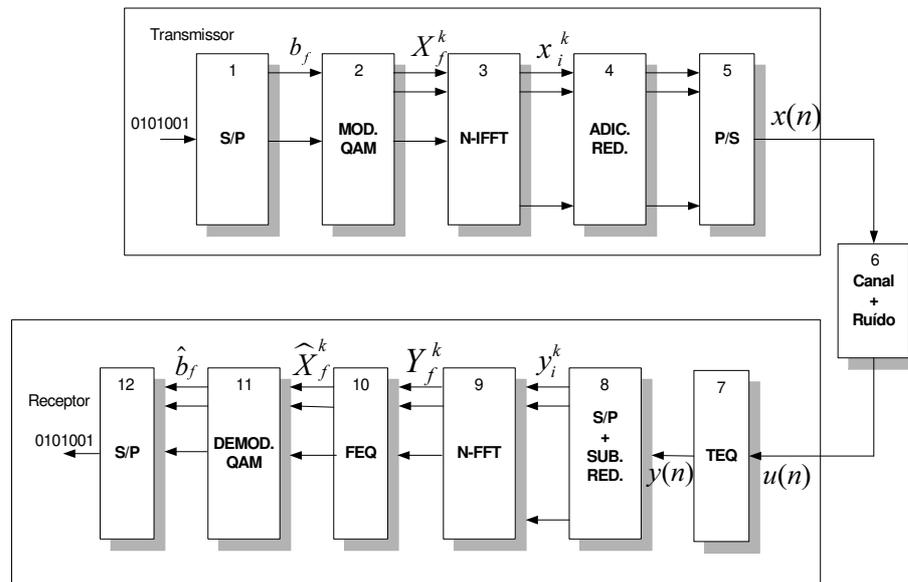


Figura 4.3: Transceptor OFDM.

Nas seqüências supracitadas, o índice k representa o k -ésimo símbolo OFDM, ao passo que os índices i e f representam a i -ésima e a f -ésima subportadora nos domínios do tempo e da freqüência, respectivamente;

4. Adiciona redundância ao símbolo OFDM. Esse redundância pode se dar pelo prefixo cíclico (CP em Inglês), isto é, a inserção de cópias das amostras x_i^k para $i = N - \nu, \dots, N - 1$ no início de cada símbolo, formando o k -ésimo símbolo OFDM $x^k = [x_{N-\nu}^k \dots x_{N-1}^k x_0^k x_1^k \dots x_{N-1}^k]$. Outra forma de inserção de redundância é a utilização de intervalos de guarda entre os símbolos. Para isso, acrescenta-se ν amostras de valor nulo à seqüência x_i^k , formando o símbolo OFDM $x^k = [x_0^k x_1^k \dots x_{N-1}^k 0 0 \dots 0]$;
5. Converte as amostras do símbolo OFDM numa seqüência serial $x(n)$, onde $n = kM + i$ para $k = 0, 1, \dots, K - 1$ e $i = 0, 1, \dots, M - 1$, sendo K o número de símbolos a serem transmitidos e $M = N + \nu$, sendo ν o comprimento da redundância a ser inserida;
6. Os efeitos dos filtros de transmissão, recepção e do canal de comunicação são

representados pelo sistema invariante no tempo com resposta ao impulso finita (FIR em Inglês), dado por $\mathbf{h} = [h_0 \ h_1 \ \dots \ h_{L-1}]^T$. O sinal $u(n)$ na entrada do equalizador temporal é dado por

$$u(n) = h(n) * x(n) + v(n), \quad (4.7)$$

em que $v(n)$ são amostras do ruído aditivo presentes no canal;

7. Conforme já mencionado anteriormente, o equalizador temporal $\mathbf{w} = [w_0 \ w_1 \ \dots \ w_{L-1}]^T$ procura tornar o sistema resultante da convolução entre o canal \mathbf{h} e o equalizador \mathbf{w} com comprimento menor que a redundância inserida no símbolo OFDM, possibilitando às próximas etapas mitigar a interferência inter-simbólica;
8. A seqüência $y(n)$ é convertida de serial para paralelo e a redundância é removida, formando uma estimativa do símbolo OFDM transmitido;
9. Aplica a FFT de tamanho N na seqüência y_i^k para $i = 0, 1, \dots, N - 1$, chegando assim à seqüência Y_f^k com $f = 0, 1, N - 1$;
10. A inserção de redundância com comprimento adequado em cada símbolo OFDM na transmissão torna circular a convolução entre o símbolo OFDM e o canal equivalente². Sendo assim, os efeitos de distorção provocados pelo canal podem ser equalizados no domínio da freqüência por ganhos complexos obtidos pelo inverso da FFT de tamanho N aplicada ao canal equivalente. A seqüência \widehat{X}_f^k com $f = 0, 1, \dots, N - 1$, na saída do equalizador no domínio da freqüência, é uma estimativa da seqüência X_f^k transmitida;
11. Executa a demodulação dos símbolos QAM;
12. Converte de paralelo para serial as seqüências de bits obtidas na etapa anterior.

Os sistemas que empregam OFDM são mais simples de implementar que os sistemas DMT, uma vez que não utilizam algoritmo de *loading* (Pandharipande,

²Dado pela convolução entre o canal \mathbf{h} e o equalizador \mathbf{w} .

2002), ou seja, todas as subportadoras carregam o mesmo número de bits. Isto torna o sistema OFDM atrativo para aplicações em canais com elevadas taxas de variação temporal como aqueles encontrados no contexto sem fio.

4.3 Interferência Inter-Simbólica em Sistemas OFDM

Para analisar a IIS nos símbolos OFDM e o efeito do tamanho do CP em relação ao canal, utilizamos alguns exemplos ilustrativos, onde a convolução entre três símbolos OFDM $\{\mathbf{x}^0 \ \mathbf{x}^1 \ \mathbf{x}^2\}$ com $N = 3$ e o canal $\mathbf{h}_1 = [1 \ 1 \ 1]^T$ é apresentada. Nesta abordagem, a presença de ruído é desconsiderada para evidenciar os efeitos da IIS.

Exemplo 4.3.1 *Convolução entre três símbolos OFDM com $\nu = 0$ e o canal de comunicação \mathbf{h}_1 .*

Os detalhes da convolução que evidenciam as interferências provocadas pelo canal dispersivo são apresentados na Figura 4.4.

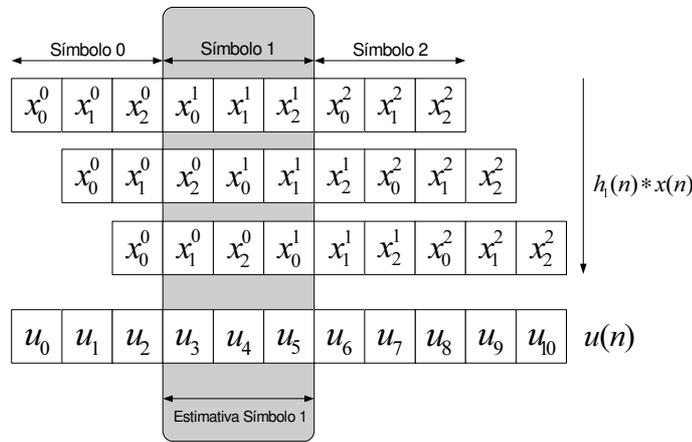


Figura 4.4: Convolução dos símbolos OFDM com $\nu = 0$ e o canal \mathbf{h}_1 .

Ao estimar o símbolo $\mathbf{x}^1 = [x_0^1 \ x_1^1 \ x_2^1]^T$ com as amostras u_3, u_4 e u_5 , verifica-se a interferência das amostras x_1^0 e x_2^0 do símbolo \mathbf{x}^0 , o que caracteriza a

interferência inter-blocos (IBI). Este tipo de interferência quebra a ortogonalidade das subportadoras, o que inviabiliza a recuperação do símbolo desejado.

Para os receptores que não estimam o canal de comunicação, verifica-se que a escolha adequada da posição da janela na seqüência de $u(n)$ para estimar o símbolo desejado é fundamental para minimizar as IIS.

Exemplo 4.3.2 *Convolução entre três símbolos OFDM com $\nu = 1$ e o canal de comunicação \mathbf{h}_1 .*

O efeito da inserção do CP na convolução de três símbolos OFDM com o canal \mathbf{h}_1 é apresentado na Figura 4.5. A seqüência de amostras u_4, u_5, u_6 e u_7 representa uma estimativa do segundo bloco³ OFDM. Eliminando a amostra u_4 tem-se a janela de dados em cinza que representa a estimativa do símbolo OFDM \mathbf{x}^1 .

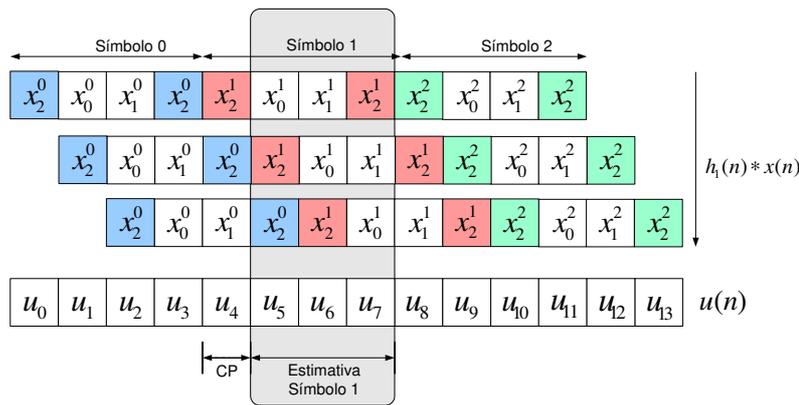


Figura 4.5: Convolução dos símbolos OFDM com $\nu = 1$ e o canal \mathbf{h}_1 .

A inserção do CP de tamanho $\nu = 1$ não foi suficiente para eliminar completamente a IBI. Conforme se verifica na amostra u_5 , onde a amostra x_2^0 do símbolo \mathbf{x}^0 interfere na demodulação do símbolo \mathbf{x}^1 . No entanto, houve uma diminuição no número de amostras do símbolo OFDM \mathbf{x}^1 afetadas por amostras oriundas do símbolo OFDM \mathbf{x}^0 . Em função da IBI, não há como o receptor eliminar as ICI.

³Símbolo OFDM acrescido do CP

Exemplo 4.3.3 *Convolução entre três símbolos OFDM com $\nu = 2$ e o canal \mathbf{h}_1 .*

Para o exemplo em questão, a inserção do CP de tamanho $\nu = 2$ nos símbolos OFDM elimina completamente a IBI, conforme apresentado na Figura 4.6.

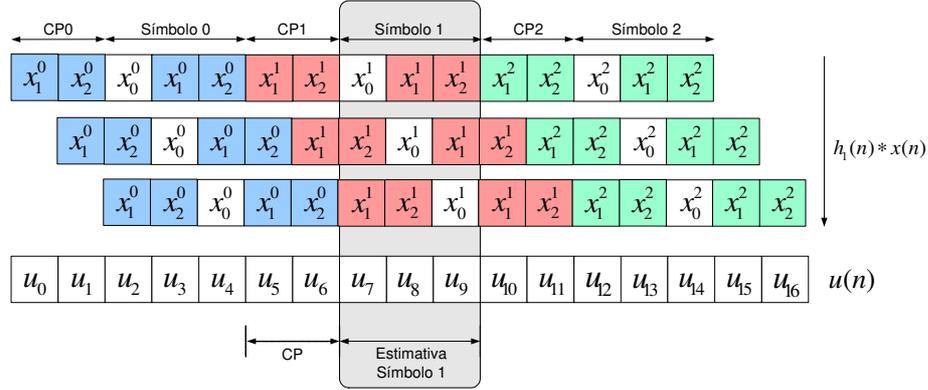


Figura 4.6: Convolução dos símbolos OFDM com $\nu = 2$ e o canal \mathbf{h}_1 .

As amostras u_7, u_8 e u_9 são obtidas da convolução circular do canal com o símbolo OFDM $\mathbf{x}^1 = [x_0^1 \ x_1^1 \ x_2^1]^T$, i.e.,

$$\begin{bmatrix} u_7 \\ u_8 \\ u_9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1(0) & h_1(1) & h_1(2) \\ h_1(2) & h_1(0) & h_1(1) \\ h_1(1) & h_1(2) & h_1(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0^1 \\ x_1^1 \\ x_2^1 \end{bmatrix} = \underline{\mathbf{H}}\mathbf{x}^1 \quad (4.8)$$

Neste caso, $\underline{\mathbf{H}}$ assume forma particular, denominada matriz circulante. Tal matriz tem a importante propriedade de ser diagonalizável através da seguinte transformação

$$\hat{\underline{\mathbf{H}}} = \mathbf{F}\underline{\mathbf{H}}\mathbf{F}^{-H}, \quad (4.9)$$

em que \mathbf{F} é a matriz ($N \times N$) de transformada de Fourier. O elemento da n -ésima linha e m -ésima coluna contando de zero é dado por $F_{nm} = e^{-j2\frac{\pi}{N}nm}$.

Pode-se escrever o símbolo transmitido como:

$$\begin{bmatrix} x_0^1 \\ x_1^1 \\ x_2^1 \end{bmatrix} = \mathbf{F}^{-H} \begin{bmatrix} X_0^1 \\ X_1^1 \\ X_2^1 \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

Após a DFT na recepção, o símbolo recebido no domínio da frequência é dado por:

$$\begin{bmatrix} Y_0^1 \\ Y_1^1 \\ Y_2^1 \end{bmatrix} = \mathbf{F} \begin{bmatrix} u_7 \\ u_8 \\ u_9 \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

Assim, substituindo 4.8 e 4.10 em 4.11, tem-se:

$$\begin{bmatrix} Y_0^1 \\ Y_1^1 \\ Y_2^1 \end{bmatrix} = \mathbf{F}\mathbf{H}\mathbf{F}^{-H} \begin{bmatrix} X_0^1 \\ X_1^1 \\ X_2^1 \end{bmatrix} = \hat{\mathbf{H}} \begin{bmatrix} X_0^1 \\ X_1^1 \\ X_2^1 \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

Logo, a distorção introduzida pelo canal pode ser eliminada realizando a seguinte operação sobre as amostras do símbolo $[Y_0^1 \ Y_1^1 \ Y_2^1]^T$

$$\begin{bmatrix} X_0^1 \\ X_1^1 \\ X_2^1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_1(0)^{-1} \\ H_1(1)^{-1} \\ H_1(2)^{-1} \end{bmatrix} \odot \begin{bmatrix} Y_0^1 \\ Y_1^1 \\ Y_2^1 \end{bmatrix}, \quad (4.13)$$

em que $[H_1(0)^{-1} \ H_1(1)^{-1} \ H_1(2)^{-1}]^T$ é o equalizador *zero-forcing* no domínio da frequência (FEQ em Inglês) e \odot é o operador de Hadarmard definido por $\mathbf{p} \odot \mathbf{q} = [p_0q_0 \ \cdots \ p_kq_k]^T$.

Não é difícil perceber que a propriedade da convolução circular se mantém para $\nu > 2$. Desta forma, para se obter essa propriedade de circularidade tem-se que

$$L_h - 1 \leq \nu, \quad (4.14)$$

onde L_h é o comprimento da resposta ao impulso do canal.

Nota-se que, ao se manter constante o tamanho do símbolo OFDM a eficiência espectral do sistemas diminui com o incremento do tamanho do CP.

Para evitar trabalhar com blocos OFDM muito longos, o que não é desejável em canais variantes no tempo, faz-se uso de estruturas de equalização pré-FFT para que o canal resultante visto pela FFT seja mais curto que o comprimento do CP utilizado.

4.4 Equalização MCM em Canais Espaço-Temporais SIMO

Alguns dos primeiros equalizadores empregados para encurtamento da resposta impulsiva dos canais de comunicação surgiram em (Falconer & Magee, 1973), (Eyuboglu & Qureshi, 1988) e (Eyuboglu & Qureshi, 1989). O objetivo de tais equalizadores era diminuir a complexidade computacional dos detectores de seqüência de máxima verossimilhança (MLSE em Inglês). Vale lembrar que a complexidade dos detectores MLSE é proporcional a M^{L_c-1} , onde M é o tamanho do alfabeto da modulação e L_c é comprimento do canal equivalente (Lee & Messerschmit, 1994). Portanto, o encurtando do canal se faz necessário para reduzir a complexidade do MLSE.

A maioria das soluções para equalização de sistemas MCM encontradas na literatura são projetadas para os sistemas xDSL (Al-Dhahir & Cioffi, 1996), (Arslan et al., 2001) e (Balakrishnan, Martin, & Johnson, 2003). No entanto, sabe-se que os canais oriundos do contexto com fio oferecem pouca variação durante longos intervalos de tempo. Já no contexto sem fio, os canais podem sofrer variações consideráveis ao longo de um período de símbolo. Desta forma, verifica-se a necessidade do desenvolvimento de estruturas de equalização temporal, destinadas a aplicações em sistemas de comunicação sem fio, que sejam adaptativas para rastrear as variações do canal.

Nos sistemas de comunicação em radiodifusão, tal como DVB e DAB, as seqüências de treinamento são transmitidas em algumas portadoras, denominadas portadoras piloto, durante alguns períodos de símbolos, ao contrário dos equalizadores ADSL adaptativos, que utilizam longas seqüências de treinamento ocupando todas as portadoras (Al-Dhahir & Cioffi, 1996). Desta forma, estruturas de equalização autodidatas são necessárias para eliminar a necessidade de longas seqüências de informação redundante aumentando a vazão dos sistemas.

As técnicas para equalização MCM avaliadas na presente dissertação são projetadas para operarem em sistemas com uma única entrada e múltiplas saídas (SIMO em Inglês). Tais sistemas podem ser obtidos por meio de superamostragem ou pela utilização de múltiplas antenas na recepção. A Figura 4.7 apresenta o

modelo derivado da utilização de múltiplas antenas, doravante utilizado na presente dissertação. O modelo ilustrado na Figura 4.7 utiliza uma antena para transmissão e duas antenas na recepção. Todavia, a derivação dos algoritmos se dá de forma generalizada com uma única antena na transmissão e P antenas na recepção.

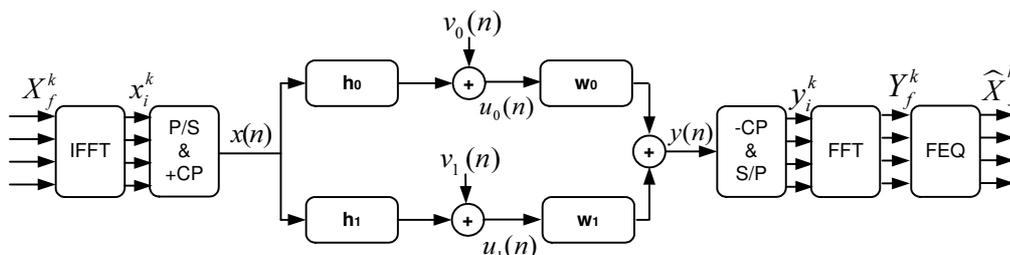


Figura 4.7: Modelo empregado para avaliação dos algoritmos de equalização MCM.

Para o sistema em questão (Figura 4.7), a f -ésima subportadora carrega o símbolo X_f^k de uma modulação 4-QAM. O k -ésimo símbolo OFDM \mathbf{x}_i^k com $i = 0, 1, \dots, N - 1$ é obtido pela IFFT dada por:

$$x_i^k = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{f=0}^{N-1} X_f^k e^{j \frac{2\pi i f}{N}} \quad i \in \{0, 1, \dots, N - 1\} \quad (4.15)$$

Após a inserção do CP à seqüência x_i^k e sua conversão para serial, tem-se

$$x(Mk + i) = x(Mk + i + N) \quad i \in \{0, 1, \dots, \nu - 1\}, \quad (4.16)$$

em que $M = N + \nu$.

Os dados recebidos pela p -ésima antena podem ser modelados por

$$u_p(n) = \mathbf{h}_p^T \mathbf{x}(n) + v_p(n), \quad (4.17)$$

onde $\mathbf{h}_p = [h_p(0) \ h_p(1) \ \dots \ h_p(L_h - 1)]^T$ é o vetor de coeficientes do p -ésimo subcanal, $\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L_h+1)]^T$ é o vetor de dados transmitidos, $v_p(n)$ é o ruído aditivo Gaussiano branco, L_h é o comprimento do p -ésimo subcanal mais longo e $n = Mk + i$.

Para cenários em que a condição $\nu \geq L_h - 1$ não é satisfeita, subequalizadores \mathbf{w}_p são utilizados para tornar o comprimento da resposta do sistema equivalente,

L_c , capaz de atender a condição $\nu \geq L_c - 1$. A saída do p -ésimo subequalizador é dada por

$$y_p(n) = \mathbf{w}_p^T \mathbf{u}_p(n), \quad (4.18)$$

em que $\mathbf{w}_p = [w_p(0) w_p(1) \dots w_p(L_w - 1)]^T$ é o p -ésimo subequalizador de comprimento L_w e $\mathbf{u}_p(n) = [u_p(n) u_p(n-1) \dots u_p(n-L_w+1)]^T$ é o vetor de entrada do p -ésimo subequalizador.

A seqüência de dados equalizados na entrada do bloco FFT é dada por:

$$y(n) = \sum_{p=0}^{P-1} y_p(n) = \sum_{p=0}^{P-1} \mathbf{w}_p^T \mathbf{u}_p(n) \quad (4.19)$$

Tomando a FFT do k -ésimo símbolo OFDM após a eliminação do CP, teremos

$$Y_f^k = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=0}^{N-1} y_i^k e^{-j \frac{2\pi i f}{N}} \quad f \in \{0, 1, \dots, N-1\}, \quad (4.20)$$

onde y_i^k é obtida da seqüência $y(n)$ com $n = Mk + i$ e $i = \nu + 1, \nu + 2, \dots, M$.

Em função da convolução circular, caso a condição (4.14) seja atendida, a estimativa do símbolo X_f^k será dada por

$$\hat{X}_f^k = \frac{Y_f^k}{C_f}, \quad (4.21)$$

em que C_f é a f -ésima componente espectral do canal equivalente (4.23) dada por:

$$C_f = \sum_{n=0}^{N-1} c(n) e^{-j \frac{2\pi n f}{N}} \quad f \in \{0, 1, \dots, N-1\} \quad (4.22)$$

$$c(n) = \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{\lambda=0}^{L_c-1} h_p(\lambda) w_p(\lambda - n) \quad (4.23)$$

4.5 Equalização Multicanal Aplicada ao Contexto MCM Baseada em EO2

Face ao contexto para o qual os sistemas OFDM são destinados, onde pode haver variação do canal durante um único intervalo de símbolo e a crescente demanda por sistemas mais eficientes, verifica-se a necessidade de agregar às estruturas de encurtamento de canal algumas funcionalidades para que sejam:

- Adaptativas para acompanhar as variações do canal;
- Autodidatas para operarem sem seqüência de treinamento;
- De rápida convergência para acompanhar as variações dos canais;
- Apresentem funções custos unimodais;
- De baixo custo computacional.

As principais técnicas autodidatas para equalização no contexto SCM, implícita ou explicitamente, exploram as estatísticas de ordem superior (EOS) do sinal na saída do canal (Haykin, 1994). No entanto, verifica-se que a distribuição de probabilidades do sinal modulado pela técnica MCM se aproxima de uma distribuição Gaussiana. O que era de se esperar, pelo teorema central do limite (Papoulis & Pillai, 2002), ao realizar a operação de *IFFT* no sinal considerado independente e identicamente distribuído. Desta forma, verifica-se que as técnicas baseadas em EOS apresentam baixo desempenho no contexto MCM. Dado que as estatísticas de ordem superior a dois são nulas para sinais Gaussianos. Sendo assim, as técnicas utilizadas para equalização MCM devem ser embasadas em estatísticas de ordem dois (EO2).

As estruturas existentes para equalização autodidatas baseadas em EO2 podem ser divididas nas abordagens que utilizam a decomposição em subespaço e nas abordagens que empregam predição linear. A abordagem baseada em predição linear adaptativa multicanal (Papadias & Slock, 1999) foi utilizada na presente dissertação como estrutura destinada à equalização MCM no contexto SIMO. Uma segunda técnica de equalização MCM, o algoritmo baseado na restauração da redundância

cíclica (MERRY), foi avaliado e utilizado como técnica de comparação. As duas técnicas avaliadas são baseadas em EO2.

Dado o cenário SIMO proposto, espera-se ainda que além de efetivamente encurtar a resposta ao impulso do canal equivalente as estruturas utilizadas explorem, implícita ou explicitamente, a diversidade espacial oferecida pelas múltiplas antenas na recepção.

4.5.1 Equalização *Zero Forcing* SIMO

A existência de equalizadores *zero forcing* no contexto SIMO está condicionada ao resultado de Bezout. Para chegar a este resultado, considere a seguinte formulação do problema de equalização multicanal

$$\mathbf{h}(\lambda) = [h_0(\lambda) \ h_1(\lambda) \ \dots \ h_{P-1}(\lambda)]^T \quad \lambda = 0, 1, \dots, L_h - 1, \quad (4.24)$$

$$\mathbf{w}(\lambda) = [w_0(\lambda) \ w_1(\lambda) \ \dots \ w_{P-1}(\lambda)]^T \quad \lambda = 0, 1, \dots, L_w - 1, \quad (4.25)$$

onde $(\cdot)^T$ representa operação de transposição e os vetores $\mathbf{h}(\lambda)$ e $\mathbf{w}(\lambda)$ concatenam as amostras de mesmo índice λ dos P subcanais e subequalizadores, respectivamente. As amostras nas entradas dos subequalizadores no instante n , assim como os respectivos ruídos aditivos, podem ser escritos na forma vetorial da seguinte maneira:

$$\mathbf{u}(n) = [u_0(n) \ u_1(n) \ \dots \ u_{P-1}(n)]^T \quad (4.26)$$

$$\mathbf{v}(n) = [v_0(n) \ v_1(n) \ \dots \ v_{P-1}(n)]^T \quad (4.27)$$

As amostras $\mathbf{u}(n)$ podem ser obtidas em função do vetor transmitido $\mathbf{x}(n)$, definido em (4.17), da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} u_0(n) \\ \vdots \\ u_{P-1}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0(0) & \dots & h_0(L_h - 1) \\ \vdots & & \vdots \\ h_{P-1}(0) & \dots & h_{P-1}(L_h - 1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(n) \\ \vdots \\ x(n - L_h + 1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_0(n) \\ \vdots \\ v_{P-1}(n) \end{bmatrix} \quad (4.28)$$

Escrevendo a expressão (4.28) de forma compacta, tem-se

$$\mathbf{u}(n) = \mathbf{H}\mathbf{x}(n) + \mathbf{v}(n), \quad (4.29)$$

onde $\mathbf{H} = [\mathbf{h}(0) \ \mathbf{h}(1) \ \dots \ \mathbf{h}(L_h - 1)]$.

Para obter L_w amostras de cada seqüência de chegada $u_p(n)$, a equação (4.29) deve ser expandida conforme apresentado a seguir

$$\mathbf{U}(n) = \hat{\mathbf{H}}\mathbf{X}(n) + \mathbf{V}(n), \quad (4.30)$$

sendo o vetor de amostras do sinal de chegada, o vetor de dados transmitidos e o vetor de amostras de ruído aditivos dados por:

$$\mathbf{U}(n) = [\mathbf{u}^T(n) \ \mathbf{u}^T(n-1) \ \dots \ \mathbf{u}^T(n-L_w+1)]^T \quad (4.31)$$

$$\mathbf{X}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L_h-L_w+1)]^T \quad (4.32)$$

$$\mathbf{V}(n) = [\mathbf{v}^T(n) \ \mathbf{v}^T(n-1) \ \dots \ \mathbf{v}^T(n-L_w+1)]^T \quad (4.33)$$

e a matriz $\hat{\mathbf{H}}$ ($PL_w \times L_h + L_w - 1$), denominada matriz de Sylvester, é definida da seguinte forma:

$$\hat{\mathbf{H}} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}(0) & \mathbf{h}(1) & \dots & \mathbf{h}(L_h - 1) & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{h}(0) & \dots & \mathbf{h}(L_h - 2) & \mathbf{h}(L_h - 1) & & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & & \ddots & & & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{h}(0) & \mathbf{h}(0) & \dots & \mathbf{h}(L_h - 1) \end{bmatrix} \quad (4.34)$$

As amostras dos subequalizadores são concatenadas no vetor \mathbf{W} , definido a seguir:

$$\mathbf{W} = [\mathbf{w}^T(0) \ \mathbf{w}^T(1) \ \dots \ \mathbf{w}^T(L_w - 1)]^T \quad (4.35)$$

O sinal equalizado $y(n)$ em função do vetor \mathbf{W} e $\mathbf{U}(n)$ é dado por

$$y(n) = \mathbf{W}^H \mathbf{U}(n), \quad (4.36)$$

onde $(\cdot)^H$ representa as operações de transposição e conjugado. Substituindo $\mathbf{U}(n)$ por (4.30), tem-se:

$$y(n) = \mathbf{W}^H \widehat{\mathbf{H}} \mathbf{X}(n) + \mathbf{W}^H \mathbf{V}(n) \quad (4.37)$$

O resultado conhecido como identidade de Bezout mostra ser factível a equalização *zero forcing* (ZF) perfeita no contexto multicanal, desde que sejam atendidas algumas condições (Kailath, 1980). Para enunciar a identidade de Bezout, considere os modelos dos subcanais e subequalizadores, no domínio da transformada z , dados por

$$H(z) = \sum_{\lambda=0}^{L_h-1} \mathbf{h}(\lambda) z^{-\lambda} = \begin{bmatrix} H_0(z) \\ H_1(z) \\ \vdots \\ H_{P-1}(z) \end{bmatrix}, \quad (4.38)$$

$$W(z) = \sum_{\lambda=0}^{L_w-1} \mathbf{w}(\lambda) z^{-\lambda} = \begin{bmatrix} W_0(z) \\ W_1(z) \\ \vdots \\ W_{P-1}(z) \end{bmatrix}, \quad (4.39)$$

onde $\mathbf{h}(\lambda)$ e $\mathbf{w}(\lambda)$ são definidos em (4.24) e (4.25); $H_p(z)$ e $W_p(z)$, para $p = 0, 1, \dots, P-1$, são os polinômios em z para os subcanais e subequalizadores, respectivamente.

A identidade de Bezout mostra ser possível a equalização ZF quando os polinômios $H_p(z)$ não apresentam zeros em comum (Castro, 2002). Desta forma, é possível obter polinômios $W_p(z)$ tal que:

$$W^H(z) H(z) = z^{-d} \quad (4.40)$$

Desconsiderando a presença de ruído aditivo, o resultado (4.40) pode ser apresentado no domínio do tempo da seguinte forma

$$\mathbf{W}^H \mathbf{U}(n) = \mathbf{W}^H \widehat{\mathbf{H}} \mathbf{X}(n) = x(n-d), \quad (4.41)$$

em que d é denominado atraso de equalização. Os coeficientes dos subequalizadores formam um sistemas com PL_w incógnitas e $L_h + L_w - 1$ equações (4.40). Pode-se mostrar (Slock & Papadias, 1994) que, para que haja solução e, conseqüentemente, equalização ZF, é preciso escolher L_w tal que o sistema seja exato ou indeterminado. Logo:

$$PL_w \geq L_h + L_w - 1 \quad \rightarrow \quad L_w \geq \frac{L_h - 1}{P - 1} \quad (4.42)$$

Desta forma, para que seja possível a equalização ZF, a inequação (4.42) revela o compromisso entre o número de coeficientes de cada subequalizador, o número de antenas empregadas na recepção e o comprimento do canal.

4.6 Equalização MCM por Restauração da Redundância Cíclica (MERRY)

O algoritmo para equalização dos sistemas MCM baseado na restauração da redundância do CP (MERRY em Inglês) assume que o CP é usado na transmissão e que a seqüência x_i^k , antes da inserção do CP, é decorrelacionada (Martin, Balakrishnan, Sethares, & Johnson, 2002). O algoritmo MERRY explora a redundância inserida pelo CP, sem necessitar de seqüência de treinamento. Desta forma, pode ser considerado autoditada.

4.6.1 Critério de Otimização

O critério de otimização usado pelo algoritmo MERRY é baseado na minimização da diferença cíclica quadrática média, dada por

$$J_{MERRY}(\mathbf{w}, \Delta) = E \{ \|y(kM + \nu + \Delta) - y(kM + \nu + N + \Delta)\|^2 \}, \quad (4.43)$$

em que $\Delta \in \{0, 1, \dots, M - 1\}$ é um parâmetro de sincronismo de símbolo.

A escolha de Δ influencia diretamente no desempenho do algoritmo. Um procedimento heurístico para determinar o valor adequado para Δ é proposto em

(Martin, Walsh, & Johnson, 2005). Desconsiderando a presença de ruído, para $L_e \leq \nu$ onde L_e é o comprimento do canal equivalente, a última amostra do CP será igual a última amostra do mesmo símbolo. Portanto, a função custo estará sendo minimizada na medida em que os equalizadores restabelecem a redundância do CP.

A saída do p -ésimo subequalizador obtido com o algoritmo MERRY é dada por

$$y_p(n) = \sum_{l=0}^{L_w-1} w_p(l) \cdot u_p(n-l) \triangleq \mathbf{w}_p^T \mathbf{u}_{p,s}(n), \quad (4.44)$$

em que $\mathbf{w}_p^T = [w_p(0) \ w_p(1) \ \dots \ w_p(L_w - 1)]$ é o p -ésimo subequalizador e $\mathbf{u}_{p,s}(n) = [u_p(n) \ u_p(n-1) \ \dots \ u_p(n-L_w+1)]^T$ é a saída do p -ésimo subcanal.

Somando as amostras na saída dos P subequalizadores teremos a seqüência de dados equalizada na entrada da FFT dada por

$$y(n) = \sum_{p=0}^{P-1} y_p(n) \triangleq \mathbf{w}^T \mathbf{u}_s(n), \quad (4.45)$$

em que $\mathbf{w}^T = [\mathbf{w}_0^T \ \mathbf{w}_1^T \ \dots \ \mathbf{w}_{P-1}^T]$ é o equalizador SIMO obtido com o algoritmo MERRY e $\mathbf{u}_s(n) = [\mathbf{u}_{0,s}^T(n) \ \mathbf{u}_{1,s}^T(n) \ \dots \ \mathbf{u}_{P-1,s}^T(n)]^T$ o vetor com as saídas dos subcanais concatenadas.

4.6.2 Versão Adaptativa do Algoritmo MERRY no contexto SIMO

O algoritmo adaptativo MERRY pode ser derivado tomando o gradiente da equação (4.43) em relação a \mathbf{w} , condicionado à restrição de norma unitária do equalizador de modo a evitar a solução trivial, (Martin, 2006). Pelo método da descida mais íngreme chega-se ao algoritmo apresentado na Tabela 4.1.

Em geral, os algoritmos baseados no método da descida mais íngreme são sensíveis às inicializações, podendo convergir para mínimos locais, caso a função custo não seja unimodal. Desta forma, para o caso em que $P > 1$ deve-se inicializar ao menos um dos subequalizadores com *center-spike*⁴, anulando-se as amostras dos demais sub-equalizadores (Martin et al., 2005).

⁴Atribui 1 ao elemento mais central do equalizador e 0 os demais.

<p>Para os símbolos $k = 0, 1, \dots$</p> <p>(1.) Inicialização $k = 0$</p> $\mathbf{w}(0) = [0 \dots 1 \dots 0 \mathbf{0} \dots \mathbf{0}]^T \quad \text{center spike}$ <p>(2.) Obter o erro da redundância cíclica $e(k)$</p> $\tilde{\mathbf{u}}_s(k) = \mathbf{u}_s(kM + \nu + \Delta) - \mathbf{u}_s(kM + \nu + N + \Delta)$ $e(k) = \mathbf{w}^T(k) \tilde{\mathbf{u}}_s(k)$ <p>(3.) Atualizar coeficientes do filtro</p> $\hat{\mathbf{w}}(k+1) = \hat{\mathbf{w}}(k) + \mu e(k) \tilde{\mathbf{u}}_s^*(k)$ <p>(\cdot)[*] Complexo conjugado</p> <p>(4.) Normalizar o equalizador</p> $\mathbf{w}(k+1) = \frac{\hat{\mathbf{w}}(k+1)}{\ \hat{\mathbf{w}}(k+1)\ }$ <p>(5.) Voltar ao ítem (2.)</p>
--

Tabela 4.1: Algoritmo adaptativo para equalização MCM multicanal MERRY.

4.7 Predição Linear Progressiva de Atraso Zero (PLP-A0)

Uma proposta empregando estruturas multicanais para equalização ZF baseada em predição linear de atraso zero é apresentada em (Papadias & Slock, 1999). A idéia é obter uma estimativa do vetor $\mathbf{u}(n)$ pela combinação das amostras passadas concatenadas no vetor $\mathbf{U}(n-1) = [\mathbf{u}^T(n-1) \mathbf{u}^T(n-2) \dots \mathbf{u}^T(n-L_w+1)]^T$. As amostras do vetor predição podem ser escritas como

$$\hat{\mathbf{u}}(n) = \mathbf{f}_0^H \mathbf{u}(n-1) + \mathbf{f}_1^H \mathbf{u}(n-1) + \dots + \mathbf{f}_{L_w-1}^H \mathbf{u}(n-L_w+1), \quad (4.46)$$

em que \mathbf{f}_i é um matrix de ordem $P \times P$. A equação (4.46) pode ainda ser escrita da seguinte forma:

$$\hat{\mathbf{u}}(n) = \mathbf{F}^H \mathbf{U}(n-1) \quad (4.47)$$

A matriz \mathbf{F} , de ordem $P(L_w - 1) \times L_w$, é dada por $\mathbf{F} = [\mathbf{f}_1 \ \mathbf{f}_2 \ \dots \ \mathbf{f}_{L_w-1}]^T$ e defini-se o vetor erro de predição como

$$\begin{aligned} \mathbf{e}(n) &= \mathbf{u}(n) - \hat{\mathbf{u}}(n) \big|_{\mathbf{U}(n-1)} \\ &= [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H] \mathbf{U}(n), \end{aligned} \quad (4.48)$$

onde $\hat{\mathbf{u}}(n) \big|_{\mathbf{U}(n-1)}$ é a estimativa do vetor $\mathbf{u}(n)$, dada as amostras do vetor $\mathbf{U}(n-1)$. A Figura 4.8 apresenta a estrutura denominada filtro erro de predição, derivada da predição linear progressiva de atraso zero no contexto SIMO.

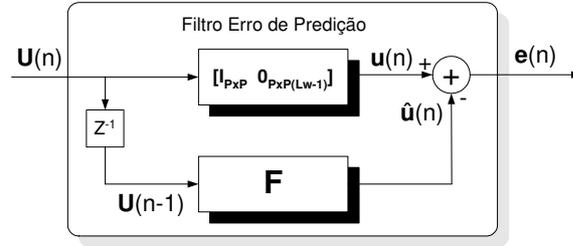


Figura 4.8: Filtro erro de predição.

A matriz denominada matriz variância do vetor erro de predição de ordem $(P \times P)$ é definida por:

$$E \{ \mathbf{e}(n) \mathbf{e}^H(n) \} = [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H] \mathbf{R}_{\mathbf{U}(n)} [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H]^H, \quad (4.49)$$

em que $\mathbf{R}_{\mathbf{U}(n)} = E \{ \mathbf{U}(n) \mathbf{U}^H(n) \}$.

A minimização do traço da matriz variância do erro de predição conduz ao problema de otimização em função dos elementos da matriz \mathbf{F} dado por:

$$\min_{\mathbf{F}} [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H] \mathbf{R}_{\mathbf{U}(n)} [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H]^H = \sigma_e^2 \mathbf{I}_{P \times P} \quad (4.50)$$

O mesmo problema pode ser formulado pelas equações de Yule-Walker, chegando ao seguinte resultado:

$$[\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H] \mathbf{R}_{\mathbf{U}(n)} = [\mathbf{I}_{P \times P} \sigma_e^2 \quad \mathbf{0}_{P \times P} \quad \dots \quad \mathbf{0}_{P \times P}] \quad (4.51)$$

A equação (4.51) pode ser reescrita com a matriz $\mathbf{R}_{\mathbf{U}(n)}$ particionada da seguinte forma:

$$[\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H] \begin{bmatrix} \mathbf{r}_0 & \mathbf{r} \\ \mathbf{r}^H & \mathbf{R}_{\mathbf{U}(n-1)} \end{bmatrix} = [\mathbf{I}_{P \times P} \sigma_e^2 \quad \mathbf{0}_{P \times P} \quad \dots \quad \mathbf{0}_{P \times P}] \quad (4.52)$$

Da equação (4.52) pode-se obter as seguintes relações

$$\begin{cases} \mathbf{F} &= \mathbf{r} \mathbf{R}_{\mathbf{U}(n-1)}^\dagger \\ \mathbf{I}_{P \times P} \sigma_e^2 &= \mathbf{r}_0 - \mathbf{r} \mathbf{R}_{\mathbf{U}(n-1)}^\dagger \mathbf{r}^H, \end{cases} \quad (4.53)$$

onde $(\cdot)^\dagger$ denota pseudoinversa. Verifica-se que tanto os elementos da matriz \mathbf{F} quanto a matriz variância do erro de predição podem ser obtidos por EO2 do sinal cicloestacionário na entrada dos subequalizadores.

Para se chegar ao equalizador ZF, é necessário obter o vetor erro de transmissão $\tilde{\mathbf{e}}(n)$, a exemplo de (4.48), estimando o vetor $\mathbf{u}(n)$ em função das amostras transmitidas $\mathbf{X}(n)$ (Papadias & Slock, 1999). Desconsiderando a presença de ruído, tem-se:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{e}}(n) |_{\mathbf{x}(n-1)} &= \mathbf{u}(n) - \hat{\mathbf{u}}(n) |_{\mathbf{x}(n-1)} \\ &= \sum_{i=0}^{L_h-1} \mathbf{h}(i) \mathbf{x}(n-i) - \sum_{i=0}^{L_h-1} \mathbf{h}(i) \hat{x}(n-i) |_{\mathbf{x}(n-1)} \\ &= \mathbf{h}(0) (x(n) - \hat{x}(n) |_{\mathbf{x}(n-1)}) \\ &= \mathbf{h}(0) \tilde{x}(n) |_{\mathbf{x}(n-1)} \end{aligned} \quad (4.54)$$

Modelando o problema levantado em (4.54) como a predição dos símbolos transmitidos $x(n)$, tal como apresentado em (4.49), têm-se

$$\hat{x}(n) |_{\mathbf{x}(n-1)} = \mathbf{Q}^H \mathbf{X}(n) \quad (4.55)$$

$$[\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{Q}^H] \mathbf{R}_{\mathbf{X}(n)} = [\mathbf{I}_{P \times P} \sigma_e^2 \quad \mathbf{0}_{P \times P} \quad \dots \quad \mathbf{0}_{P \times P}], \quad (4.56)$$

onde \mathbf{Q} tem função similar à matriz \mathbf{F} . Combinando as equações (4.54) e (4.55) têm-se:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{e}}(n) |_{\mathbf{x}(n-1)} &= \mathbf{e}(n) |_{\mathbf{U}(n-1)} \\ &= [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H] \mathbf{U}(n) = [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H] \hat{\mathbf{H}} \mathbf{X}(n) \\ &= \mathbf{h}(0) \tilde{x}(n) |_{\mathbf{x}(n-1)} = \mathbf{h}(0) [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{Q}^H] \mathbf{X}(n) \end{aligned} \quad (4.57)$$

Logo, a matriz com a variância do erro de predição pode ser obtida da seguinte forma:

$$\mathbf{I}_{P \times P} \sigma_e^2 = \sigma_x^2 \mathbf{h}(0) \mathbf{h}^H(0) \quad (4.58)$$

A seqüência transmitida $x(n)$ sendo descorrelacionada implica em $\mathbf{R}_{\mathbf{X}(n)} = \sigma_x^2 \mathbf{I}_{L_h+L_w}$. Logo, de (4.56) obtém-se:

$$\begin{aligned} \mathbf{Q} &= \mathbf{0}_{L_h+L_w-1 \times P} \\ \sigma_e^2 &= \sigma_x^2 \end{aligned} \quad (4.59)$$

Desta maneira, sendo (4.57) válida para qualquer $\mathbf{X}(n)$, têm-se

$$\begin{aligned} [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H] \hat{\mathbf{H}} &= \mathbf{h}(0) [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{Q}^H] \\ &= \mathbf{h}(0) [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{0}_{P \times L_h+L_w-1}], \end{aligned} \quad (4.60)$$

de onde se obtém o equalizador ZF, dado por:

$$\mathbf{W}_{ZF} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{P \times P} \\ -\mathbf{F} \end{bmatrix} \frac{\mathbf{h}(0)}{\|\mathbf{h}(0)\|^2} \quad (4.61)$$

4.7.1 Versão Adaptativa do PLP-A0

Para canais variantes no tempo, verifica-se a necessidade de rastrear as variações de $\mathbf{h}(0)$ para se chegar à solução ZF ótima em relação à minimização do erro quadrático médio (MMSE em Inglês). A fim de contornar o problema da inversão da matriz $\mathbf{R}_{\mathbf{U}(n)}$ e acompanhar as variações dos coeficientes $\mathbf{h}(0)$, versões adaptativas da solução ZF utilizando os algoritmos *Root Mean Square* (RLS) e *Least Mean Square* (LMS) são proposta em (Li & Fan, 2000). A versão LMS para equalização ZF proposta em (Li & Fan, 2000) é apresentada na Tabela 4.2. Tal formulação é baseada em EO2, e utiliza o preditor linear progressivo multicanal com atraso zero (PLP-A0) como estrutura base. Portanto, o algoritmo apresentado na Tabela 4.2 convergirá para um mínimo global. Entretanto, como em qualquer outro algoritmo LMS, a escolha das inicializações, do passo de adaptação μ e do fator de esquecimento λ são de suma importância para a velocidade de convergência do algoritmo.

Uma versão simplificada do algoritmo apresentado (Tabela 4.2) é proposta em (Castro & Romano, 2002). Tal versão elimina as etapas (3.) e (4.) ao assumir

<p>Para $n = 0, 1, \dots$</p> <p>(1.) Inicialização $n = 0$</p> $\hat{\mathbf{E}}(0) = \delta \mathbf{I}_{P \times P} \quad \text{Onde } \hat{\mathbf{E}}(n) \text{ é uma estimativa da matriz } E\{\mathbf{e}(n)\mathbf{e}^H(n)\}$ <p style="text-align: center;">e $\delta = 0.001$</p> $\mathbf{F}(0) = \mathbf{0}_{P(L_w-1) \times P}$ <p>(2.) Adaptar a matriz \mathbf{F} com o LMS e obter o erro de predição $\mathbf{e}(n)$</p> $\mathbf{e}(n) = [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H(n)]\mathbf{U}(n)$ $\mathbf{F}(n+1) = \mathbf{F}(n) + \mu \mathbf{U}(n-1)\mathbf{e}^H(n)$ <p>(3.) Estimar recursivamente a matriz de variância do erro de predição</p> $\hat{\mathbf{E}}(n+1) = \hat{\mathbf{E}}(n) + (1 - \lambda)\mathbf{e}(n)\mathbf{e}^H(n)$ <p>(4.) Obter a estimativa $\hat{\mathbf{h}}(0)$ tomando a coluna de maior norma de $\hat{\mathbf{E}}(n+1)$</p> <p>(5.) Calcular o equalizador</p> $\mathbf{W}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{P \times P} \\ -\mathbf{F}(n+1) \end{bmatrix} \frac{\hat{\mathbf{h}}(0)}{\ \hat{\mathbf{h}}(0)\ ^2}$ <p>(6.) Voltar ao item (2.)</p>
--

Tabela 4.2: Algoritmo adaptativo para equalização ZF mutlicanal.

que $\hat{\mathbf{h}}(0) = [1 \ 1 \ \dots \ 1]^T$, ou seja, elimina a necessidade de estimar os primeiros coeficientes dos subcanais assumindo que os mesmos são iguais a unidade.

4.8 Resultados de Simulação

Para tornar a simulação mais simples e com isso possibilitar uma análise mais clara das técnicas apresentadas, alguns dos blocos e funcionalidades dos sistemas de comunicação foram desconsiderados. Dentre eles, podemos destacar as etapas de codificação de fonte e canal. O sincronismo foi considerado perfeito nas simulações realizadas nesta dissertação. Outra aproximação consiste em considerar que os múltiplos percursos dos canais utilizados são múltiplos das taxa de amostragem executada na recepção.

4.8.1 Curvas de Convergência

Visando uma comparação justa entre as técnicas apresentadas, aplicou-se a expressão do erro quadrático médio (EQM) da função custo do algoritmo MERRY (4.43) na saída do PLP-A0. Os algoritmos foram avaliados para subcanais de fase mínima e fase não mínima. O primeiro conjunto de subcanais de fase mínima utilizado para avaliação e os parâmetros de ajuste dos algoritmos são apresentados na expressão (4.62) e na Tabela 4.3, respectivamente.

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_0 &= [1 \quad 0.8 \quad 0.6 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0.4 \quad 0.3]^T \\ \mathbf{h}_1 &= [1 \quad -0.7 \quad 0.5 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad -0.4 \quad 0.1]^T \end{aligned} \quad (4.62)$$

Tabela 4.3: Parâmetros de ajuste dos algoritmos para canais de fase mínima.

Algoritmo	Modulação	μ	λ	SNR(dB)	ν	σ_x^2	N	L_w
MERRY	4-QAM	0.6	\times	30	6	$2/N$	64	15
PLP-A0	4-QAM	0.02	0.999	30	6	$2/N$	64	15

As estimativas do EQM foram obtidas tomando a média de 300 realizações. Os passos de adaptação dos algoritmos foram ajustados de tal sorte que as duas técnicas convergissem para o mesmo patamar de EQM.

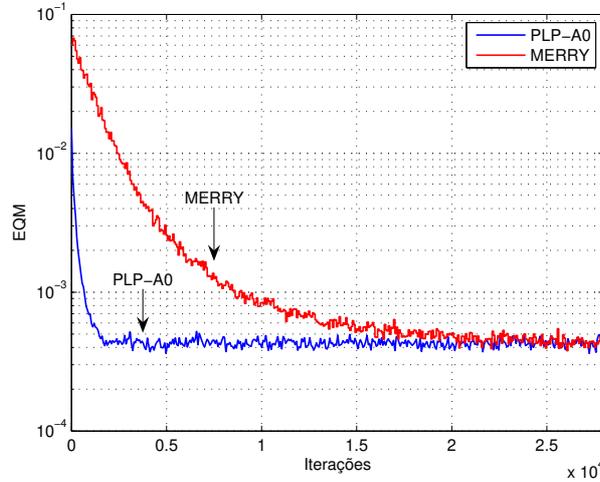


Figura 4.9: Curvas de convergência do EQM para canais de fase mínima.

Na seqüência, apresentam-se os subcanais e os parâmetros de ajuste dos algoritmos para o cenário em que os subcanais são de fase não mínima.

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_0 &= [0.7 \quad 0.9 \quad 0.8 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad -0.5 \quad 0.3]^T \\ \mathbf{h}_1 &= [0.4 \quad -0.5 \quad 0.7 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad -0.4 \quad 0.1]^T \end{aligned} \quad (4.63)$$

Tabela 4.4: Parâmetros de ajuste dos algoritmos para canais de fase não mínima.

Algoritmo	Modulação	μ	λ	SNR(dB)	ν	σ_x^2	N	L_w
MERRY	4-QAM	0.8	\times	30	6	$2/N$	64	15
PLP-A0	4-QAM	0.04	0.999	30	6	$2/N$	64	15

Para o contexto sem fio, onde canais variam significativamente dentro de poucos símbolos OFDM, a velocidade de convergência dos algoritmos empregados para equalização MCM se torna um parâmetro de suma importância. Uma rápida convergência possibilita aos algoritmos rastrear as variações do canal. O algoritmo MERRY pode ter dificuldades em rastrear as variações do canal por atualizar seus coeficientes a cada símbolo transmitido. Por outro lado, o algoritmo PLP-A0 atualiza a cada amostra, o que pode proporcionar maior velocidade de convergência, conforme se verifica nas Figuras 4.9 e 4.10.

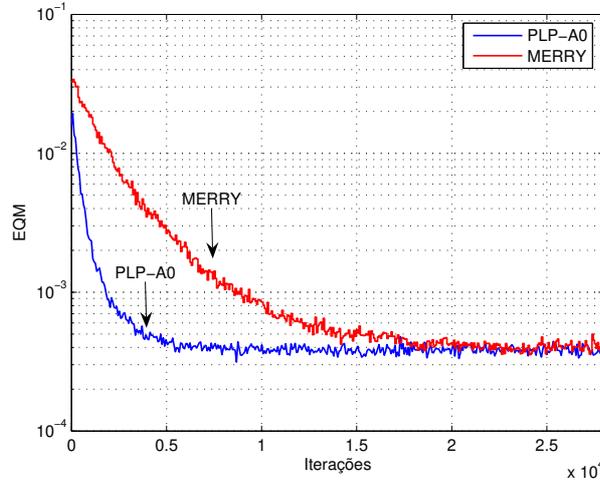


Figura 4.10: Curvas de convergência do EQM para canais de fase não mínima.

4.8.2 Análise do Ganho de Diversidade Espaço-Temporal em Canais Estáticos

Um dos objetivos em se empregar múltiplas antenas tanto na transmissão quanto na recepção é explorar a diversidade espacial que tal configuração pode oferecer. O sistema apresentado na Figura 4.7 possui diversidade espacial de ordem 2, dado que uma antena na transmissão e duas na recepção formam dois canais com desvanecimentos distintos.

Para avaliar o ganho que a diversidade espacial pode oferecer, considere um sistema SIMO com P antenas na recepção e todos os subcanais planos, ou seja, o canal é caracterizado por um ganho em amplitude α_p e um deslocamento em fase θ_p . Assim sendo, os sinais nas saídas dos subcanais serão obtidos por:

$$u_p(n) = \alpha_p e^{i\theta_p} x(n) + v_p(n) \quad (4.64)$$

Considerando a estimação ideal dos subcanais na recepção, cada subequalizador pode ser substituído pelo filtro casado correspondente que maximiza a SNR. Logo, a estimativa da seqüência $x(n)$ transmitida será dada por:

$$\begin{aligned}
\hat{x}(n) &= \sum_{i=0}^{P-1} u_p(n) \alpha_p e^{-i\theta_p} \\
&= \sum_{p=0}^{P-1} \alpha_p^2 x(n) + \sum_{p=0}^{P-1} \alpha_p e^{-i\theta_p} v_p(n) \\
&= (\alpha_0^2 + \alpha_1^2 + \dots + \alpha_{P-1}^2) x(n) + \sum_{p=0}^{P-1} \alpha_p e^{-i\theta_p} v_p(n)
\end{aligned} \tag{4.65}$$

Note-se que, aumentando o número de antenas na recepção, a probabilidade de todos os subcanais apresentarem fortes atenuações no mesmo instante de tempo diminui consideravelmente, facilitando assim a recuperação da informação transmitida. Para o cenário em que não é possível obter uma boa estimativa dos subcanais, espera-se que os algoritmos de equalização MCM explorem a diversidade espacial de maneira similar à apresentada (4.65), melhorando o desempenho do sistema.

A fim de comparar os ganhos que os algoritmos MERRY e PLP-A0 (4.2) possam ter em função da diversidade espacial, utilizou-se a SNR na saída do equalizador como medida do ganho de diversidade, dada por

$$SNR = \frac{\|\mathbf{c}\|^2}{\|\mathbf{w}_0\|^2 + \|\mathbf{w}_1\|^2} \frac{\sigma_x^2}{\sigma_v^2}, \tag{4.66}$$

onde \mathbf{c} é o canal equivalente dado por (4.23), σ_x^2 é a potência do sinal transmitido $x(n)$ e σ_v^2 é a potência do ruído (Figura 4.7), admitindo o mesmo valor para todos os subcanais.

A avaliação dos algoritmos se dá em dois cenários, o primeiro cenário é o caso $\nu \geq L_c$ onde os subcanais utilizados são planos em frequência. No segundo cenário, os subcanais são seletivos em frequência e os algoritmos foram avaliados para diversos valores de ν . Em ambos os cenários o número de antenas é $P = 2$ e a razão σ_x^2/σ_v^2 fixada em 30dB.

Os passos de adaptação assim como o comprimento das seqüências de treinamento foram ajustados de tal sorte que os algoritmos atinjam a convergência para o patamar de erro quadrático médio entorno 10^{-4} . O parâmetro Δ (sincronismo do algoritmo MERRY) foi ajustado com o valor da posição de inicialização de *center-spike* do primeiro subequalizador, conforme proposto em (Martin et al., 2005).

- **Primeiro caso**

Neste primeiro caso, os subcanais utilizados são planos em frequência e dados por:

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_0 &= 1e^{+i\frac{\pi}{2}} \\ \mathbf{h}_1 &= 1e^{-i\frac{\pi}{2}} \end{aligned} \quad (4.67)$$

A cada simulação um dos subcanais ou nenhum deles será multiplicado por um fator de atenuação α para emular as condições de diversidade de maior interesse para avaliação dos algoritmos. Cada combinação de diversidade será testada nas três possíveis inicializações em *center-spike* para o algoritmo MERRY. As três possíveis combinações são o primeiro, o segundo ou os dois subequalizadores inicializados em *center-spike*.

Tabela 4.5: Ganho de diversidade dos algoritmos para os canais (4.67) com $\nu = 3$.

Canal Atenuado $\alpha = 10^{-3}$	PLP-A0 SNR(dB)	MERRY SNR(dB)			MFB SNR(dB)
		[1 0]	[0 1]	[1 1]	
$\alpha \times \mathbf{h}_0$	30.0	-13.6	22.1	-12.5	30
$\alpha \times \mathbf{h}_1$	30.0	22.0	-13.6	-12.5	30
Nenhum	33.0	-9.2	-9.4	-10.4	33

Nesse contexto, o algoritmo MERRY, na média, não atualiza seus coeficientes em função de seu gradiente verdadeiro ser zero, conforme demonstrado em (Menezes, Panazio, & Romano, 2006). Sendo assim, o algoritmo MERRY mantém como solução a inicialização empregada. Para o cenário em que um dos subcanais sofre forte atenuação, o ganho do algoritmo MERRY depende da inicialização adequada. Já para o PLP-A0, o ganho permanece em 30dB, independentemente do subcanal atenuado. Quando nenhum dos subcanais sofre atenuação o ganho de SNR do PLP-A0 em relação ao algoritmo MERRY é aproximadamente 40dB para as três possíveis inicializações em *center-spike* do algoritmo MERRY.

- **Segundo caso**

Neste segundo caso, os subcanais empregados são seletivos em frequência e dados por:

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_0 &= [0.49 \quad -0.34 \quad 0.25 \quad -0.20 \quad 0.05]^T \\ \mathbf{h}_1 &= [0.49 \quad 0.39 \quad 0.29 \quad 0.20 \quad 0.15]^T \end{aligned} \quad (4.68)$$

Os algoritmos foram avaliados para uma série de valores do CP. Conforme apresentado na Tabela 4.6, o PLP-A0 mantém praticamente o mesmo patamar de SNR, independente do tamanho do CP utilizado. Por outro lado, a SNR obtida com o algoritmo MERRY aumenta na medida em que o CP aumenta. A SNR do algoritmo MERRY, inicializado em *center-spike* nos dois subequalizadores, diminui consideravelmente quando comparada com as outras duas possibilidades de inicialização.

Tabela 4.6: Ganho de diversidade dos algoritmos para os subcanais (4.68).

CP	PLP-A0	MERRY SNR(dB)			MFB
		SNR(dB)	[1 0]	[0 1]	
1	26.1	20.4	20.8	-2.5	31.6
2	26.1	20.4	20.8	0.7	31.6
3	26.1	24.2	23.9	4.0	31.6
4	26.1	24.2	24.0	8.0	31.6
5	26.1	24.2	24.0	8.2	31.6

Nos dois cenários apresentados verifica-se que o algoritmo MERRY pode atenuar significativamente o sinal desejado, caso não haja uma inicialização adequada do mesmo. Para que haja inicialização adequada, o algoritmo MERRY necessita de uma estimativa dos subcanais utilizados, o que nem sempre é possível ou desejável. Por outro lado, o PLP-A0 independe de inicializações e da forma como as atenuações do subcanais se apresentam. Portanto, o PLP-A0 explora melhor que o algoritmo MERRY a diversidade contida no canal.

4.8.3 Desempenho em Canais Estáticos

Nesta seção, o desempenho dos algoritmos PLP-A0 e MERRY, em canais com múltiplos percursos e invariantes no tempo, é avaliado através das curvas de taxa de erro de bit (BER em Inglês) em função da SNR. Para que os resultados apresentados possam fornecer subsídios suficientes para uma comparação criteriosa entre as propostas apresentadas, um conjunto de subcanais representando sistemas tanto de fase mínima (MP em Inglês) quanto de fase não-mínima (N-MP em Inglês) foram empregados nas simulações (Tabela 4.8). A metodologia empregada nas simulações pode ser dividida em três etapas:

- **Etapa 1 - Ajuste de Parâmetros**

Os principais parâmetros utilizados no simulador do sistema OFDM são apresentados na Tabela 4.7.

Tabela 4.7: Parâmetros dos sistema OFDM.

Parâmetro	N	Mod.	σ_X^2	N_R	N_T	N_D	L_w	SNR_T
Especificação	64	BPSK	1	10	10^3	10^6	15	30dB

Em que N_R , N_T , N_D , L_w e a SNR_T são, respectivamente, o número de realizações de cada simulação, o número de símbolos OFDM da sequência empregada para adaptação dos algoritmos, o número de bits transmitidos para medir a BER, o número de coeficientes de cada subequalizador para as duas técnicas estudadas e a SNR_T empregada na fase de adaptação dos algoritmos. O número de amostras N_T foi escolhido de tal sorte que os algoritmos convirjam a partir de suas inicializações.

A Tabela 4.8 apresenta os grupos com os subcanais utilizados.

Tabela 4.8: Subcanais empregados nas simulações.

Grupos	Subcanais	Fase	Coeficientes							
I	\mathbf{h}_0	MP	0.49	0.39	0.29	0	0	0	0.20	0.15
	\mathbf{h}_1	MP	0.49	-0.34	0.24	0	0	0	-0.20	0.05
II	\mathbf{h}_0	N-MP	0.38	0.49	0.44	0	0	0	-0.27	0.16
	\mathbf{h}_1	N-MP	0.22	-0.27	0.38	0	0	0	-0.22	0.05
III	\mathbf{h}_0	MP	0.47	0.37	0.28	0	0	0	0.19	0.14
	\mathbf{h}_1	N-MP	0.33	0.42	0.37	0	0	0	-0.23	0.14
IV	\mathbf{h}_0	N-MP	0.23	-0.29	0.40	0	0	0	-0.23	0.06
	\mathbf{h}_1	MP	0.58	-0.40	0.29	0	0	0	-0.23	0.06

- **Etapa 2 - Determinação dos Passos de Adaptação**

Os passos de adaptação (Tabela 4.9) garantem aos algoritmos a convergência para o menor EQM durante a transmissão dos N_T símbolos destinados à fase de adaptação.

Tabela 4.9: Passos de adaptação.

Grupo	Passo MERRY μ	Passo PLP-A0 μ
I	1.0895	0.0180
II	0.9000	0.0334
III	0.9000	0.0436
IV	0.9000	0.0385

- **Etapa 3 - Resultados**

Nesta etapa, mediu-se a BER usando os subequalizadores obtidos com os passos de adaptação estipulados na etapa precedente. Em termos de desempenho, utilizou-se o filtro casado (MFB em Inglês) como limitante superior para comparação das propostas apresentadas.

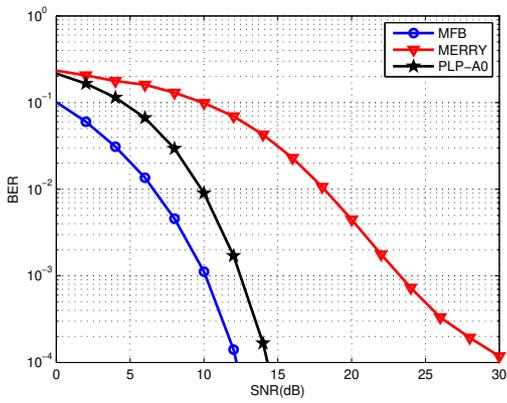


Figura 4.11: Grupo I com $\nu = 4$.

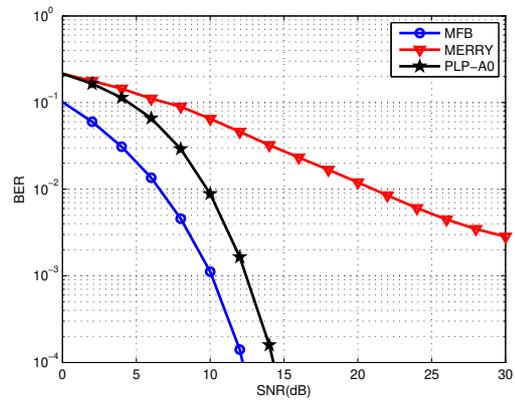


Figura 4.12: Grupo I com $\nu = 10$.

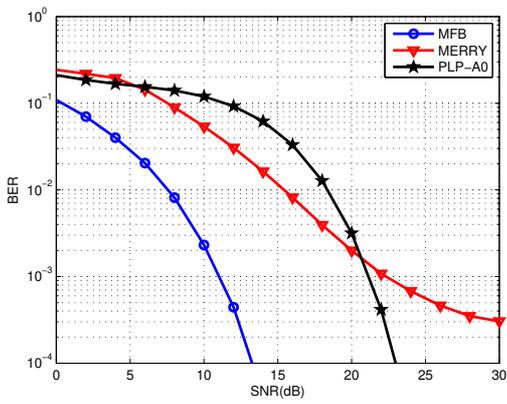


Figura 4.13: Grupo II com $\nu = 4$.

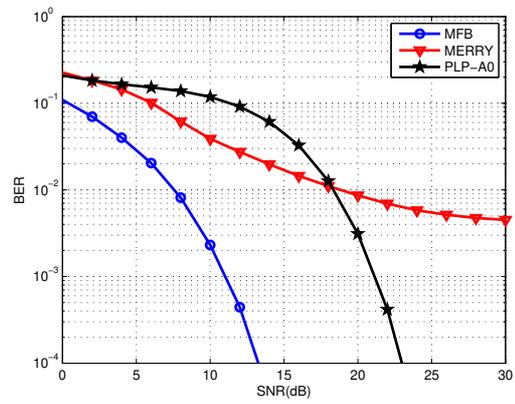


Figura 4.14: Grupo II com $\nu = 10$.

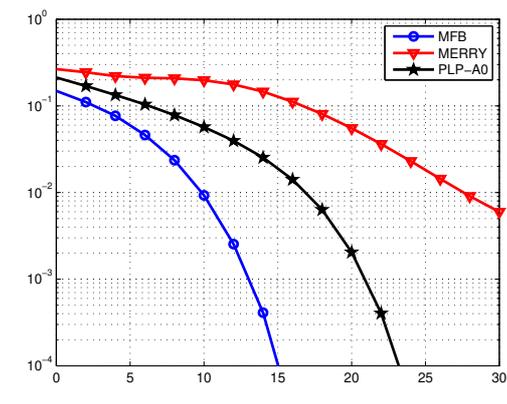


Figura 4.15: Grupo III com $\nu = 4$.

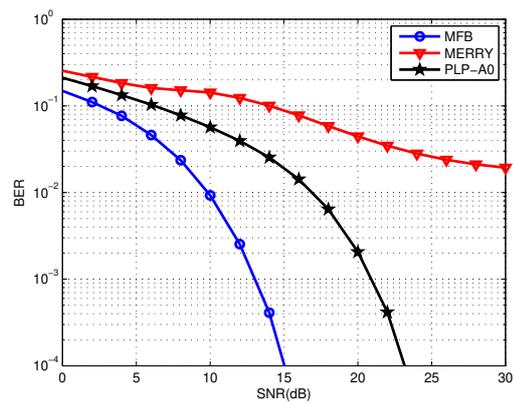


Figura 4.16: Grupo III com $\nu = 10$.

Para o MFB o valor do prefixo cíclico foi ajustado de forma que a condição $\nu \geq L_c$ seja atendida para todos os grupos de canais utilizados.

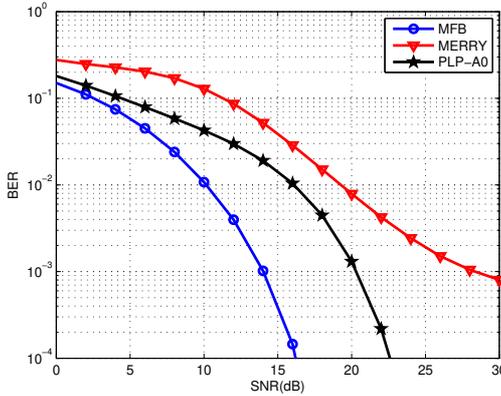


Figura 4.17: Grupo IV com $\nu = 4$.

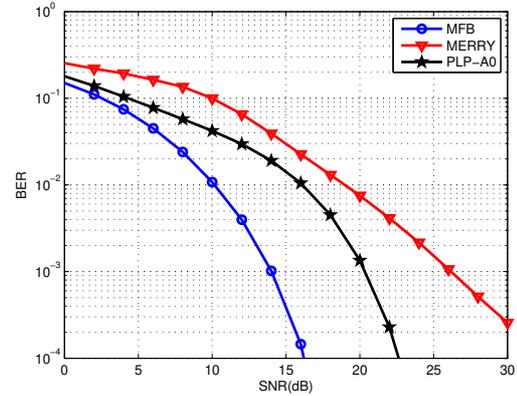


Figura 4.18: Grupo IV com $\nu = 10$.

O equalizador PLP-A0 apresenta desempenho muito superior ao MERRY quando subcanais de fase mínima estão sendo equalizados. Isso se verifica pelos resultados apresentados nas Figuras 4.11 e 4.12, referentes ao Grupo I. Sabe-se que as estruturas geradas a partir da predição linear progressiva de atraso zero são estruturas de fase mínima (Haykin, 2001). Isto pode explicar o considerável ganho do PLP-A0 quando subcanais de fase mínima são utilizados.

Por outro lado, em canais de fase não-mínima, a perda de desempenho do PLP-A0 é notória quando comparada àquela obtida pelo mesmo em canais de fase mínima, conforme se verifica nas Figuras 4.13 e 4.14, referentes ao Grupo II. Para o mesmo Grupo II, nota-se que o desempenho do algoritmo MERRY na condição $\nu \leq L_c$ é superior à obtida na condição $\nu \geq L_c$. Para o Grupo III, os resultados atestam o ganho de performance do PLP-A0 em relação ao MERRY tanto na condição $\nu \leq L_c$ quanto na condição $\nu \geq L_c$, principalmente em condições de elevada SNR. Para os subcanais do Grupo IV, na condição $\nu \leq L_c$ o canal equivalente obtido pelo algoritmo MERRY oferece baixa SNR, o que explica a perda de desempenho quando comparada à condição $\nu \geq L_c$, onde não há atualização dos subequalizadores diferentes daquelas empregadas na inicialização do algoritmo.

4.8.4 Canais Variantes no Tempo

Conforme discutido na seção 4.3, na condição $\nu < L_c$, o desempenho dos sistemas OFDM é degradado em função da IIS causada pela dispersão temporal dos canais. Desta forma, a degradação da informação transmitida $x(t)$ pode ser modelada como a sua convolução temporal com a resposta ao impulso do canal seletivo Rayleigh, dado por

$$y(t) = x(t) \otimes h(t, \tau) + n(t), \quad (4.69)$$

$$h(t, \tau) = \sum_{l=1}^L g_l(t) \delta(t - \tau_l(t)), \quad (4.70)$$

onde \otimes representa a convolução temporal, L é o número de multipercursos, $g_l(t)$ é um processo aleatório complexo de média nula cuja envoltória segue uma distribuição Rayleigh e $\tau_l(t)$ é o atraso de propagação do l -ésimo percurso no instante t . Um exemplo de um canal variante no tempo e seletivo em frequência é apresentado na Figura 4.19.

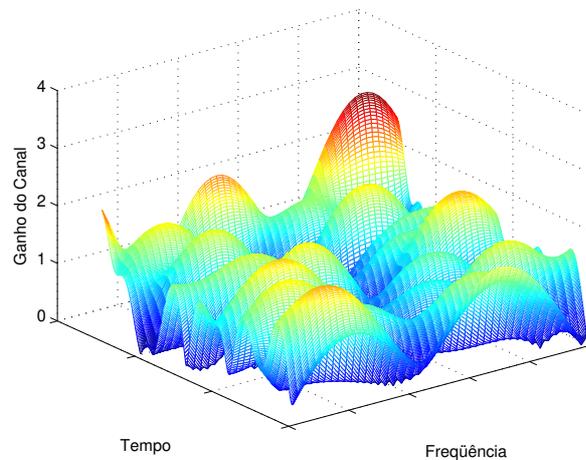


Figura 4.19: Canal variante no tempo.

Paralelamente, os sistemas OFDM podem sofrer forte degradação em função da interferência inter-portadora (ICI em Inglês). Sendo a ICI fator preponderante para quebra da ortogonalidade das subportadoras. Uma das possíveis causas da ICI é o desvio Doppler provocado pela mobilidade dos rádios.

Para gerar os processos aleatórios complexos que ponderam os múltiplos percursos do canal Rayleigh utilizou-se o modelo de Jakes, que considera de forma explícita o desvio Doppler (Jakes, 1974). O processo aleatório associado ao l -ésimo multipercurso é a soma de exponenciais complexas com frequências que varrem o espectro Doppler, conforme apresentado a seguir

$$g_l(t) = \sum_{n=1}^{N_e} e^{j[2\pi f_D \cos(\phi_n)t + \Phi_n]}, \quad (4.71)$$

em que N_e é o número de exponenciais complexas, ϕ_n é o ângulo de partida do sinal e Φ_n a fase de recepção da n -ésima onda. Assumi-se que ϕ_n e Φ_n são uniformemente distribuídas no intervalo $[0, 2\pi)$. Logo, N_e deve ter um valor elevado afim de varrer todo o espectro Doppler (Cavalcanti, 1999).

4.8.5 Desempenho em Canais Variantes no Tempo

Verificou-se por meio de simulações que o método para estimar os coeficientes $\mathbf{h}(0)$, proposto nos passos 3 e 4 do algoritmo PLP-A0 (Tabela 4.2), torna-se inviável em canais variantes no tempo, degradando fortemente o desempenho do PLP-A0. Para evitar a necessidade de estimar os coeficientes $\mathbf{h}(0)$, optou-se por empregar o preditor linear progressivo multicanal (Pred), proposto em (Castro & Romano, 2002) e apresentado na Tabela 4.10.

Para avaliar os algoritmos Pred e MERRY em canais variantes no tempo, dividiu-se a simulação na fase de treinamento e rastreamento. Na etapa de treinamento, o canal permanece estático e os algoritmos convergem para as soluções ótimas segundo seus respectivos critérios, conforme simulado na seção (4.8.3). Após os algoritmos atingirem a convergência, inicia-se a etapa de rastreamento do canal, onde de fato a BER é medida.

<p>Para $n = 0, 1, \dots$</p> <p>(1.) Inicialização $n = 0$</p> $\mathbf{F}(0) = \mathbf{0}_{P(L_w-1) \times P}$ <p>(2.) Adaptar a matriz \mathbf{F} com o LMS e obter o erro de predição $\mathbf{e}(n)$</p> $\mathbf{e}(n) = [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H(n)]\mathbf{U}(n)$ $\mathbf{F}(n+1) = \mathbf{F}(n) + \mu\mathbf{U}(n-1)\mathbf{e}^H(n)$ <p>(3.) Calcular o equalizador</p> $\mathbf{W}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{P \times P} \\ -\mathbf{F}(n+1) \end{bmatrix}$ <p>(4.) Voltar ao item (2.)</p>

Tabela 4.10: Algoritmo adaptativo para equalização ZF mutlicanal.

Nas simulações, usaram-se os valores absolutos dos coeficientes dos subcanais do Grupo-I e Grupo-II (Tabela 4.8) como perfis de potência, isto é, $h_i(l) = E \{ \|g_i(t)\|^2 \}$ onde g_i é uma variável aleatória Gaussiana complexa obtida através do modelo de Jakes. Os passos de adaptação empregados na etapa de treinamento são os mesmo apresentados na Tabela 4.9. Todavia, na etapa de rastreamento, o passo de adaptação do preditor foi fixado em $\mu_T = 1.5$ e do algoritmo MERRY fixado em $\mu_T = 3.8$. Tais valores foram ajustados de tal sorte que os algoritmos possam melhor rastrear as mudanças do canal. Os demais parâmetros empregados pelo simulador são listados na Tabela 4.11, em que $T = T_S/N$ é o intervalo de amostragem do simulador OFDM.

Tabela 4.11: Parâmetros do simulador.

Parâmetro	N	Mod.	σ_X^2	N_R	N_T	$N_D(\text{bits})$	L_w	N_e	$1/T$
Especificação	64	BPSK	1	30	1e3	2e6	15	70	10e6

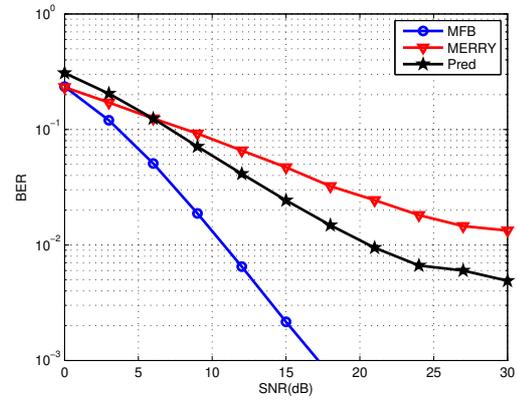
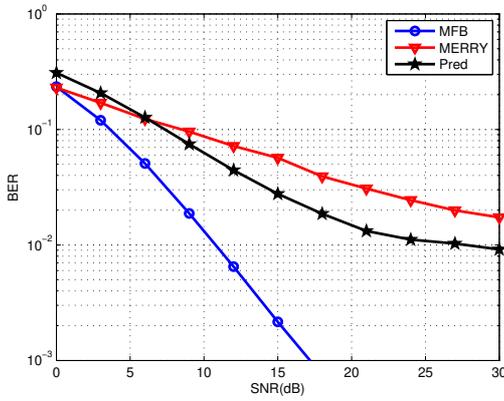


Figura 4.20: G-I, $\nu = 4$ e $T \times f_D = 10^{-5}$. Figura 4.21: G-I, $\nu = 10$ e $T \times f_D = 10^{-5}$.

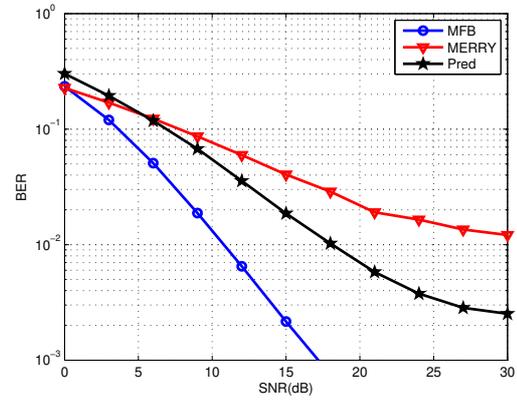
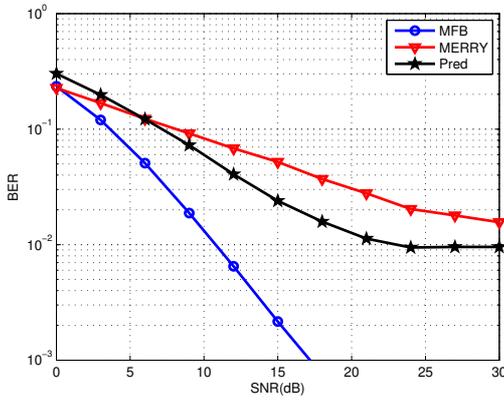


Figura 4.22: G-II, $\nu = 4$ e $T \times f_D = 10^{-5}$. Figura 4.23: G-II, $\nu = 10$ e $T \times f_D = 10^{-5}$.

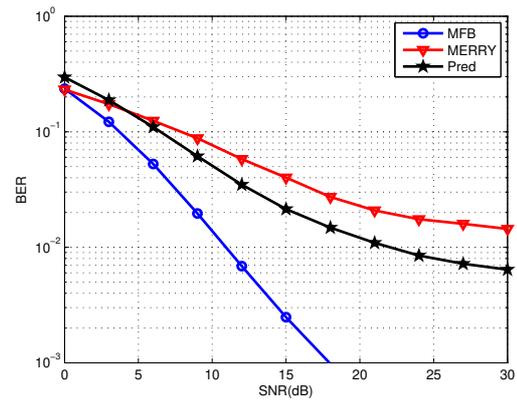
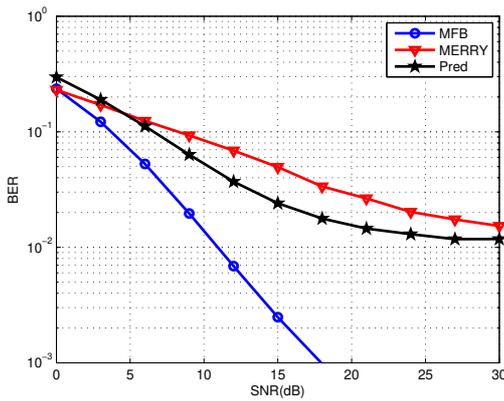


Figura 4.24: G-I, $\nu = 4$ e $T \times f_D = 10^{-4}$. Figura 4.25: G-I, $\nu = 10$ e $T \times f_D = 10^{-4}$.

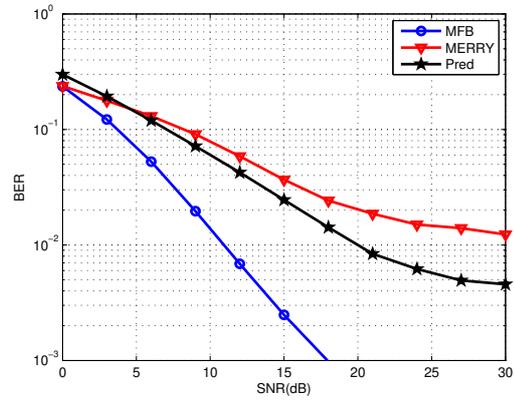
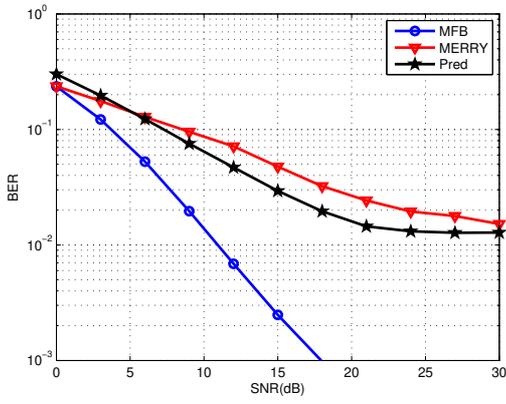


Figura 4.26: G-II, $\nu = 4$ e $T \times f_D = 10^{-4}$. Figura 4.27: G-II, $\nu = 10$ e $T \times f_D = 10^{-4}$.

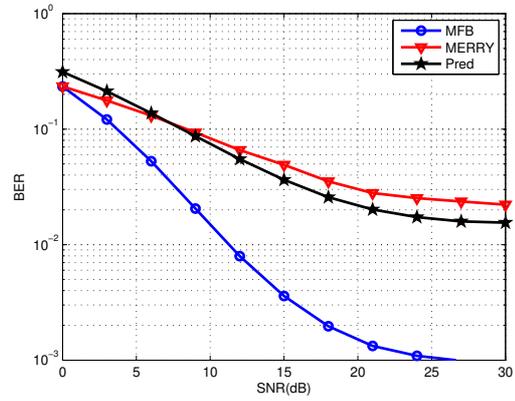
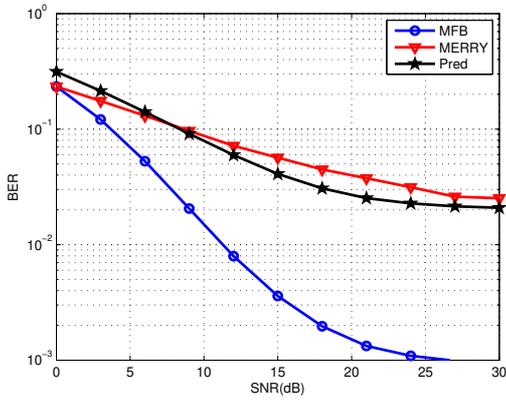


Figura 4.28: G-I, $\nu = 4$ e $T \times f_D = 10^{-3}$. Figura 4.29: G-I, $\nu = 10$ e $T \times f_D = 10^{-3}$.

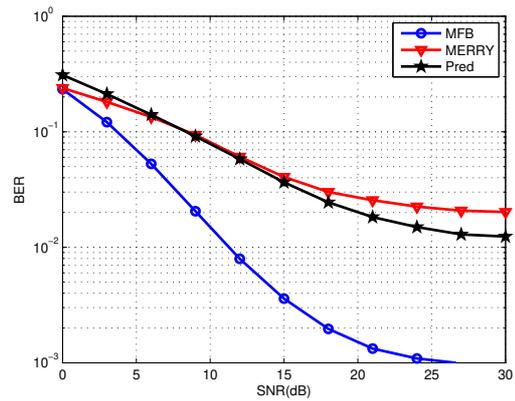
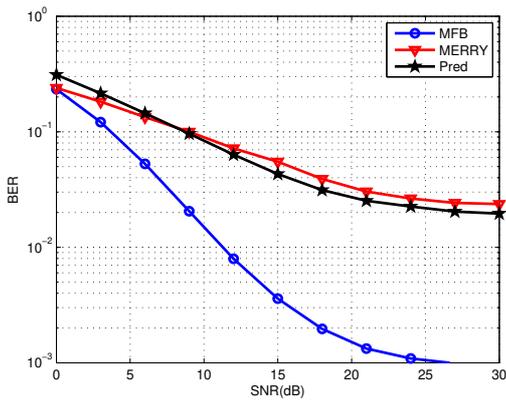


Figura 4.30: G-II, $\nu = 4$ e $T \times f_D = 10^{-3}$. Figura 4.31: G-II, $\nu = 10$ e $T \times f_D = 10^{-3}$.

Na condição de desvanecimento $T \times f_D = 10^{-5}$ com $\nu \leq L_c$ (Figuras 4.20 e 4.22), verifica-se que o ganho do PLP-A0 é aproximadamente de 9dB em relação ao MERRY para uma BER de 2×10^{-2} . Por outro lado, na condição $\nu \geq L_c$, o ganho do PLP-A0 em relação ao MERRY é de aproximadamente 5dB para uma BER de 2×10^{-2} conforme verifica-se nas Figuras 4.21 e 4.23.

Nas três condições de desvio Doppler apresentadas o desempenho dos dois algoritmos é melhor na condição $\nu \geq L_c$. Para o algoritmo MERRY sabe-se que, em média, na condição $\nu \geq L_c$ não há mudanças dos coeficientes do equalizador além daquelas empregadas na inicialização.

Verifica-se que o ganho de desempenho do PLP-A0 em relação ao algoritmo MERRY diminui na medida em que o desvio Doppler aumenta, todavia, o ganho permanece sempre positivo para os três desvios analisados. O ganho de desempenho do PLP-A0 em relação ao MERRY está relacionado com a velocidade de convergência dos algoritmos. Conforme apresentado na seção 4.8.1, a velocidade de convergência do PLP-A0 é muito superior ao MERRY o que possibilita o PLP-A0 rastrear o canal de forma mais precisa. Neste caso, o PLP-A0 age como controle automático de ganho (CAG) mais *Phase-Locked Loop*(PLL), compensando a variação do canal a cada amostra. Já o algoritmo MERRY, que adapta somente a cada símbolo, não se mostra capaz de corrigir as variações que ocorrem durante o símbolo OFDM.

4.8.6 Complexidade Computacional dos Algoritmos

Por fim, os algoritmos são avaliados em termos da complexidade computacional, dada pelo número de operações executadas pelos algoritmos a cada iteração, conforme apresentado na Tabela 4.12.

Tabela 4.12: Complexidade computacional por iteração.

Operações	MERRY	Pred	PLP-A0
Nº de (+)	$4PL_w$	$P^2L_w + P(L_w - 1)$	$P^2(2L_w + 1) + P(L - 1)$
Nº de (\times)	$3PL_w$	$P^2(2L_w - 1) + P(L_w - 1)$	$3P^2L_w + P(L_w - 1)$
Nº de (\div)	PL_w	—	P
Nº de ($\sqrt{\cdot}$)	1	—	—

Verifica-se que a complexidade computacional do algoritmo PLP-A0 cresce com o quadrado do número de antenas, ao passo que a complexidade do algoritmo MERRY cresce proporcionalmente com o número de antenas. Por outro lado, o algoritmo Pred apresenta complexidade inferior ao algoritmo PLP-A0. Contudo, o custo computacional do algoritmo Pred é superior ao custo computacional do algoritmo MERRY. Portanto, o preço pago pelo ganho de desempenho dos algoritmos de predição em relação ao algoritmo MERRY está no custo computacional de tais estruturas.

4.9 Sumário

Uma revisão do desenvolvimento histórico e as motivações para utilização de modulação em múltiplas portadoras abre o presente capítulo. Na seqüência, o problema da IIS em sistemas MCM é introduzido através de exemplos ilustrativos. A importância da inserção do CP para combater IIS e a relação entre o comprimento do canal equivalente e o número de amostras do CP são discutidos na seqüência. No caso onde o CP é menor que o canal, introduzimos a idéia do uso de equalizadores espaço-temporais para realizar o encurtamento do canal, de modo a satisfazer as condições para ausência de IIS em modulações multiportadoras. O equalizador necessita ser adaptativo, dada a variabilidade temporal do canal. Para tal, propomos a utilização de um critério de predição linear progressiva multicanal. Em seguida, apresentamos outro algoritmo cego, denominado MERRY, especialmente proposto para realizar o encurtamento de canal em sistemas MCM. O algoritmo MERRY foi utilizado como referência de desempenho nas simulações realizadas. Estas duas técnicas são comparadas em termos de velocidade de convergência e taxa de erro de bit em canais estáticos e variantes no tempo. Por fim, uma avaliação do custo computacional de cada algoritmo é apresentada.

Capítulo 5

Conclusão

Esta dissertação teve por objetivos estudar a tecnologia dos rádios cognitivos, avaliar as vantagens desta nova tecnologia em relação aos sistemas de acesso ao espectro da atualidade e examinar a predição linear multicanal como estrutura de equalização no contexto de modulação em múltiplas portadoras.

Conforme foi apresentado, os rádios cognitivos operam de forma oportunista numa ampla faixa do espectro. O critério adotado na presente dissertação para ocupação das faixas pelos rádios cognitivos, quer sejam licenciadas ou não, é utilizar as faixas subutilizadas, sem prejuízo da comunicação dos demais rádios. Entretanto, para que isso possa de fato ocorrer, necessitam-se avanços no atual modelo para acesso às faixas, bem como dos dispositivos de RF para viabilizar a operação numa ampla faixa do espectro. Neste sentido, os órgãos de fiscalização, a indústria e a comunidade científica vêm dando grande destaque à técnica de rádio cognitivo. Os órgãos de fiscalização, motivados pelo aumento da taxa de ocupação de faixas, vêm implementando medidas possibilitando a utilização de faixas licenciadas por rádios cognitivos não licenciados. Por outro lado, a indústria vem incentivando o desenvolvimento dos rádios cognitivos vislumbrando uma grande oportunidade de diminuição de custos em função da utilização de faixas não licenciadas. Paralelamente, a academia, com a demanda e o aporte da indústria e dos órgãos de fiscalização, vem promovendo a pesquisa em técnicas cognitivas aplicadas às comunicações por meio de congressos e edições especiais de revistas

relacionadas ao tema.

Para justificar o grande interesse nesta tecnologia, apresentamos a região de capacidade dos rádios cognitivos operando na condição de máxima cognição, ou seja, rádios cognitivos capazes de inferir qual a mensagem será transmitida pelo UP (Devroye et al., 2006a). Tal resultado demonstra quão promissora é a tecnologia dos rádios cognitivos para aumentar a eficiência espectral. No entanto, com base no atual estágio de desenvolvimento dos sistemas de rádio, ainda não é possível atingir essa capacidade. Contudo, apresentamos na presente dissertação os ganhos dos rádios cognitivos com base em necessidades cognitivas factíveis para com o atual estágio de desenvolvimento tecnológico.

No primeiro cenário analisado, os US ocupam as faixas que não estão sendo utilizadas pelas UP, ganhos significativos de eficiência espectral foram obtidos. Neste cenário, a cognição dos rádios está em monitorar em tempo real o espectro numa ampla faixa e mapear as faixas desocupadas. Num segundo cenário, a ocupação do espectro foi compartilhada entre os UP e US, cabendo aos US utilizar as faixas que minimizem as interferências no UP. Neste contexto, o principal aspecto de cognição dos rádios está em estimar a interferência provocada nos UP e com isso avaliar a melhor estratégia de ocupação. Ganhos significativos, tanto para alocação fixa quanto dinâmica dos canais, foram obtidos, mostrando que a ampliação de faixas passíveis de ocupação são de suma importância para aumentar a eficiência espectral. Por fim, num terceiro cenário, as faixas são compartilhadas pelos UP e US, cabendo aos US ajustar a potência de transmissão, de tal sorte que a interferência nos UP seja mantida abaixo de um valor especificado. Para tal, apresentamos um possível algoritmo baseado no algoritmo clássico para alocação de potência DPC. Neste cenário, o principal aspecto cognitivo, necessário à operação do rádio, está em estimar a interferência provocada no UP. Os resultados mostram que a alocação apropriada de potência pode levar à exploração mais eficiente das oportunidades de ocupação em função da disposição espacial dos rádios.

Numa segunda frente de trabalho, analisamos a predição linear progressiva multicanal como uma possível técnica de equalização cega em sistemas OFDM. O desempenho dos algoritmos PLP-0 e MERRY foi comparado em função da taxa de erro de bit para diversas condições de SNR. Verificamos que o PLP-A0 apresenta

velocidade de convergência significativamente superior ao MERRY. Isto se verifica em função do PLP-A0 atualizar seus coeficientes a cada amostra, ao passo que o MERRY atualiza seus coeficientes a cada símbolo OFDM. Em consequência da diferença na velocidade de convergência dos algoritmos, verificou-se que o ganho de desempenho do algoritmo PLP-A0 em relação ao MERRY também se mantém para canais variantes no tempo.

Através da SNR obtida nas saídas dos equalizadores verificamos que, em canais com lenta ou inexistente variação ao longo do tempo, o PLP-A0 apresenta desempenho superior ao MERRY ao explorar diversidade de múltiplas antenas.

Verificou-se que o desempenho do PLP-A0 é superior ao MERRY quando canais estáticos de fase mínima são empregados. Isto pode ser explicado pela característica inerente da estrutura de predição linear progressiva de atraso zero de gerar sistema de fase mínima. Pôde-se verificar também que o ganho de desempenho do PLP-A0 em relação ao MERRY é obtido tanto para canais de fase mínima quanto para canais de fase não-mínima, quando o prefixo cíclico é superior ao comprimento dos subcanais. Nesta condição, o algoritmo MERRY não atualiza seus coeficientes dado que o critério de atualização já foi atingido. Tal resultado evidencia o fato do algoritmo PLP-A0 explorar de forma mais efetiva que o algoritmo MERRY a diversidade espaço-temporal das múltiplas antenas.

5.1 Perspectivas e futuros trabalhos

Para finalizar, apresentamos na seqüência um conjunto de possíveis frentes de trabalhos que se abrem com os temas abordados na presente dissertação:

- Avaliar a técnica de modulação OFDM como mecanismo de acesso ao espectro pelos rádios cognitivos;
- Estudar, propor e avaliar técnicas que combinem equalização de sistemas OFDM e estimação de atividade espectral;
- Aplicar estruturas de predição linear progressiva em cascata com estruturas de predição linear regressiva para equalização de canais de fase não mínima em sistemas OFDM;

Apêndice **A**

Artigo publicado no ITS 2006 - Fortaleza

Neste artigo, utilizamos a estrutura de predição linear progressiva para encurtamento de canais espaço-temporais SIMO em sistemas OFDM. Nossa proposta foi comparada ao algoritmo MERRY em canais seletivos em frequência e estáticos no tempo. Avaliamos por meio de simulações que o preditor apresenta mais rápida convergência que o algoritmo MERRY e explora de forma mais eficiente a diversidade espaço-temporal presente nos canais SIMO. O desempenho do algoritmos é avaliado em termos da taxa de erro de bit obtida analiticamente em função da SNR na saída dos equalizadores.

Blind Channel Shortening for SIMO Space-Time Channels Using Linear Prediction in OFDM Systems

A. S. Menezes[†], C. M. Panazio[‡], J. M. T. Romano[†]

Abstract— In this paper, we make use of a blind adaptive linear predictor for channel shortening in single input multiple output (SIMO) channels. We compare our approach to the so-called MERRY blind channel shortener. We assess through simulations that our proposed approach provides faster convergence rate and it better exploits the spatio-temporal diversity present in the SIMO channels.

Index Terms— OFDM, Blind Channel Shortening, Predictor, SIMO, SOS, MERRY.

I. INTRODUCTION.

Multicarrier modulation is an attractive technique for high-speed signal transmission and is currently used in many standards, such as wireless local area networks (IEEE 802.11a/g/n), wireless metropolitan area networks (IEEE 802.16), digital video broadcasting (DVB) and digital audio broadcasting (DAB), power line communications (PLC) and digital subscribe line (DSL).

Several low-cost implementations of multicarrier modulation, such as orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) and discrete multitone (DMT), make use of an inverse fast Fourier transform (IFFT) for the modulation and a fast Fourier transform (FFT) for the demodulation to create orthogonal sub-carriers. However, the orthogonality between sub-carriers is compromised in dispersive channels and both interblock and intercarrier interference (IBI and ICI) may appear. By inserting a cyclic prefix (CP) longer than the channel impulse response, both types of interference can be canceled and the effect of the channel can be represented by a single complex-valued coefficient on each sub-carrier. This channel distortion can be easily compensated through a bank of one-tap equalizers in the frequency domain. It can be obtained by means of simple channel estimation techniques with training sequences or with pilot sub-carriers. For highly dispersive channels, the required CP is lengthy and the insertion of a long CP reduces the system throughput. One way of minimizing such impairment is to make use of a channel-shortening equalizer. Such technique aims to provide an effective channel, which is the convolution of the channel with the equalizer, whose length is smaller than the CP.

[†]A. S. Menezes and J. M. T. Romano are with the Signal Processing for Communications Laboratory, School of Electrical and Computer Engineering, State University of Campinas (UNICAMP), Brazil CP 6101, CEP 13083970. Phone: +55 19 37883857 Fax: +55 19 32891395 e-mails: (alam, romano)@decom.fee.unicamp.br

[‡]C. M. Panazio is with Laboratory of Communications and Signals, Faculty of Electrical Engineering, Escola Politécnica of the University of São Paulo, cpanazio@lcs.poli.usp.br

The adaptation of such equalizer can be done in a supervised way, when a training sequence is available, or in a blind mode where we exploit some of the signal characteristics that are known *a priori* at the receiver. The main attractive of the blind approach is that it does not need the transmission of a training sequence and hence it may provide a larger system capacity.

There are many different blind criteria [1]. Notwithstanding, most of the usual criteria, like decision-directed (DD) and constant modulus (CM) [1], are not suitable in time-domain for multicarrier-modulation. This is due to the absence of a finite alphabet and also to the fact that the transmitted signal approaches a Gaussian distribution. Other criteria based on second order statistics (SOS) have been specially tailored to this context as [2] and [3]. The MERRY (Multicarrier Equalization by Restoration of Redundance) [3] exploits the redundancy inserted by the CP to achieve channel equalization. Although the MERRY algorithm is simple to implement and is globally convergent in the SISO case, it only updates the equalizer coefficients once per block and thus it may take more time to converge than other techniques that iterates at sample rate.

In this paper, we propose to use a blind adaptive linear predictor for channel shortening in single input multiple output (SIMO) channels context. We assess through simulations that, when compared to the MERRY algorithm, our proposed approach provides faster convergence rate and better exploits the spatio-temporal diversity present in the SIMO channels.

This paper is organized as follows. In Section II, we describe the system model. Section III presents our proposed approach based on the linear predictor for SIMO channels. In section IV we describe the MERRY algorithm and discuss its drawbacks in the SIMO context. Section V states how to assess the system performance. Simulation results are shown in Section VI. Finally, the conclusions and perspectives are stated in VII.

II. SYSTEM MODEL.

The baseband system model in figure 1 depicts one transmit antenna and 2 receiver antennas for clarity, but in general we assume the use of P receiver antennas, representing a generic SIMO channel. Each of the N sub-carriers modulates a QAM signal. Modulation is performed via inverse fast Fourier transform (IFFT) and demodulation is accomplished via FFT.

In order to transform the linear convolution of the transmitted symbol with the channel into a circular convolution, a CP of length ν is insert at the beginning of each OFDM

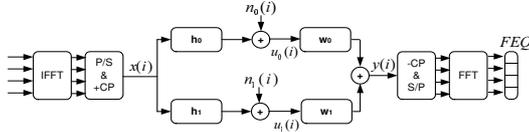


Fig. 1. System Model. (I)FFT (inverse) fast Fourier transform, P/S: parallel to serial, S/P: serial to parallel, +CP: add cyclic prefix, -CP: remove cyclic prefix, FEQ: frequency-domain equalizer.

symbol. Generally, the order of ν is a value between $\frac{N}{16}$ and $\frac{N}{4}$ [4]. A circular convolution is equivalent to a point-wise multiplication in the frequency domain. This can be equalized by the FEQ (frequency domain equalizer), which is a bank of complex scalars. In order to have a circular convolution, the channel length must be no longer than the CP length. If we cannot comply with such constraint, channel shortening is performed by a time-domain equalizer (TEQ) whose coefficients are represented by \mathbf{w} .

After the CP insertion, the last ν samples are identical to first ν samples in the k^{th} symbol, i.e.:

$$x(Mk + i) = x(Mk + i + N) \quad i \in \{0, \dots, \nu - 1\} \quad (1)$$

where $M = N + \nu$ is the total symbol duration and k is the symbol index. The data received by the p^{th} antenna is modeled by

$$u_p(i) = \mathbf{h}_p^T \mathbf{x}(i) + n_p(i), \quad (2)$$

where $\mathbf{h}_p = [h_p(0) \ h_p(1) \ \dots \ h_p(L_h - 1)]^T$ is the sub-channel, $\mathbf{x}(i) = [x(i) \ x(i-1) \ \dots \ x(i-L_h + 1)]^T$ is the transmitted signal, $n_p(i)$ is the additive white Gaussian noise and L_h is the length of the p^{th} sub-channel.

The p^{th} TEQ output is given by

$$y_p(i) = \mathbf{w}_p^T \mathbf{u}_p \quad (3)$$

where $\mathbf{w}_p = [w_p(0) \ w_p(1) \ \dots \ w_p(L_w - 1)]^T$ is the sub-equalizer, $\mathbf{u}_p(i) = [u_p(i) \ u_p(i-1) \ \dots \ u_p(i-L_w + 1)]^T$ is the input of the p^{th} sub-equalizer and L_w is its length.

The equalized data, fed to the demodulating FFT, is given by

$$y(i) = \sum_{p=0}^{P-1} y_p(i) = \sum_{p=0}^{P-1} \mathbf{w}_p^T \mathbf{u}_p = \mathbf{w}^T \mathbf{u} \quad (4)$$

where

$$\mathbf{w}^T = [\mathbf{w}_0^T, \mathbf{w}_1^T, \dots, \mathbf{w}_{P-1}^T] \quad (5)$$

and

$$\mathbf{u}(i) = [\mathbf{u}_0^T(i), \mathbf{u}_1^T(i), \dots, \mathbf{u}_{P-1}^T(i)]^T \quad (6)$$

Each of the P channels has L_h taps, each of the P sub-equalizers has L_w taps, and each of the effective channel $\mathbf{c}_p = \mathbf{h}_p * \mathbf{w}_p$ has L_c taps, where $L_c = L_h + L_w - 1$ and $*$ denotes linear convolution.

III. THE PROPOSED TECHNIQUE

According to the Gardner's work [5], identification of both magnitude and phase of a communication channel with second order statistics (SOS) is possible if we explore the cyclostationary properties of the modulated signals. SOS-based blind techniques can be divided in two approaches, namely subspace methods and linear prediction methods. In this paper we use the second method in an adaptive framework.

Given the equation (2), we can rewrite it in the vector form

$$\mathbf{u}_f(i) = \sum_{\lambda=0}^{L_h-1} \mathbf{h}(\lambda)x(i-\lambda) + \mathbf{n}(i) \quad (7)$$

where $\mathbf{u}_f(i) = [u_0(i) \ u_1(i) \ \dots \ u_{P-1}(i)]^T$ is the vector of P received samples at time i by the P antennas. The vector $\mathbf{n}(i) = [n_0(i) \ n_1(i) \ \dots \ n_{P-1}(i)]^T$ corresponds to the P noise samples and $\mathbf{h}(\lambda) = [h_0(\lambda) \ h_1(\lambda) \ \dots \ h_{P-1}(\lambda)]^T$, $\lambda \in \{0, 1, \dots, L_h - 1\}$, is the vector with the λ^{th} samples of each sub-channel. The equation (7) describes a SIMO system.

The following vector represents the concatenation of all sub-equalizer input vectors:

$$\mathbf{U}_{fL_w}(i) = [\mathbf{u}_f^T(i) \ \mathbf{u}_f^T(i-1) \ \dots \ \mathbf{u}_f^T(i-L_w+1)]^T \quad (8)$$

This vector can be obtained by:

$$\mathbf{U}_{fL_w}(i) = \mathbf{H}\mathbf{X}_{L_h+L_w-1}(i) + \mathbf{N}_{L_w}(i) \quad (9)$$

where $\mathbf{X}_{L_h+L_w-1}(i) = [x(i) \ x(i-1) \ \dots \ x(i-L_h-L_w+2)]^T$ is the transmitted signal vector and

$\mathbf{N}_{L_w}(i) = [\mathbf{n}^T(i) \ \mathbf{n}^T(i-1) \ \dots \ \mathbf{n}^T(i-L_w+1)]^T$ is the associated noise vector. The matrix \mathbf{H} is the channel convolution matrix, which is a $L_w P \times L_h + L_w - 1$ block-Toeplitz matrix given by

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}(0) & \dots & \mathbf{h}(L_h - 1) & & 0 \\ & \ddots & & \ddots & \\ 0 & & \mathbf{h}(0) & \dots & \mathbf{h}(L_h - 1) \end{bmatrix} \quad (10)$$

An estimate of the transmitted signal is obtained by filtering the received sample vector by the equalizer, as follows:

$$\hat{x}(i-d) = \mathbf{F}_{L_w}^H \mathbf{U}_{fL_w}, \quad (11)$$

where d is the equalization delay and $\mathbf{F}_{L_w}^H$ is the $L_w P \times 1$ vector given by

$$\mathbf{F}_{L_w}^H = [\mathbf{w}_f^H(0) \ \mathbf{w}_f^H(1) \ \dots \ \mathbf{w}_f^H(L_w - 1)]^H \quad (12)$$

where $\mathbf{w}_f(l) = [\mathbf{w}_0^T(l) \ \mathbf{w}_1^T(l) \ \dots \ \mathbf{w}_{P-1}^T(l)]^T$.

In the absence of additive noise, perfect equalization is attainable according to the Bezout Identity [6], with the constraint that the P sub-channels have no common zeros. So that is possible to obtain a zero-forcing (ZF) equalizer that leads to the following result

$$\mathbf{F}_{L_w}^H \mathbf{H} = [\mathbf{0}_{1 \times d} \ 1 \ \mathbf{0}_{1 \times L_h + L_w - d - 2}] \quad (13)$$

Based on the assumption of absence of additive noise, it can be shown that, for $d = 0$, the ZF equalizer corresponds

to a multichannel forward linear predictor [7] for which the adaptive implementation is presented in the following.

Let us define the multichannel forward prediction error as

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_f(i) &= \mathbf{u}_f(i) - \mathbf{A}_{L_w-1}^H \mathbf{U}_{f_{L_w-1}}(i-1) \\ &= [\mathbf{I}_P \quad -\mathbf{A}_{L_w-1}^H] \mathbf{U}_{f_{L_w}}(i) \end{aligned} \quad (14)$$

where \mathbf{A}_{L_w-1} is the $(L_w - 1)P \times P$ matrix with the optimal multichannel forward prediction error coefficients and \mathbf{I} is a $P \times P$ identity matrix. The $P \times 1$ forward prediction error variance matrix is shown [6] to be given by:

$$E\{\mathbf{e}_f(i)\mathbf{e}_f^H(i)\} = \sigma_x^2 \mathbf{h}(0)\mathbf{h}^H(0) \quad (15)$$

Both \mathbf{A}_{L_w-1} and $E\{\mathbf{e}_f(i)\mathbf{e}_f^H(i)\}$ can be extracted from the autocorrelation matrix of the received signal $\mathbf{U}_{f_{L_w}}$. It is shown in [6] that the following relation holds:

$$[\mathbf{I}_P \quad -\mathbf{A}_{L_w-1}^H] \mathbf{H} = \mathbf{h}(0) [1 \quad 0 \quad \dots \quad 0] \quad (16)$$

The above equation can be rewritten in the following from:

$$\mathbf{h}^\#(0) [\mathbf{I}_P \quad -\mathbf{A}_{L_w-1}^H] \mathbf{H} = [1 \quad 0 \quad \dots \quad 0] \quad (17)$$

where $\mathbf{h}^\#(0) = \mathbf{h}^H(0) / \|\mathbf{h}(0)\|^2$.

The rightmost term of (17) is indeed the ideal combined channel equalizer response corresponding to $d=0$. Hence, the ideal ZF equalizer is obtained of (17) and is given by

$$\mathbf{F}_{L_w}^H = \mathbf{h}^\#(0) [\mathbf{I}_P \quad -\mathbf{A}_{L_w-1}^H] \quad (18)$$

Based on the solution described above, an adaptive version has been derived in [6]. The forward prediction error vector is estimated at each iteration and the forward prediction coefficients matrix is updated with the least mean square (LMS) algorithm. The estimation of the forward prediction error matrix (15) can be carried out by

$$\mathbf{E}_f(i) = \lambda \mathbf{E}_f(i) + (1 - \lambda) \mathbf{e}_f(i) \mathbf{e}_f^H(i) \quad (19)$$

where $0 \ll \lambda < 1$ acts as a forgetting factor.

The adaptive procedure developed in [7] and used in this paper can be then summarized as follows:

A. Initialization $i = 0$

The forward prediction error matrix is initialized with $\mathbf{E}_f(0) = \delta \mathbf{I}_P$ and $\mathbf{A}_{L_w-1}(0) = \mathbf{0}$.

B. For $i = 1, 2, 3, \dots$

$$\mathbf{e}_f(i) = [\mathbf{I}_P \quad -\mathbf{A}_{L_w-1}^H] \mathbf{U}_{f_{L_w}}(i) \quad (20)$$

$$\mathbf{A}_{L_w-1}(i+1) = \mathbf{A}_{L_w-1}(i) + \mu \mathbf{U}_{f_{L_w}} \mathbf{e}_f^H(i) \quad (21)$$

C. Estimation of $\mathbf{h}(0)$

An estimate $\hat{\mathbf{h}}(0)$ of $\mathbf{h}(0)$ is obtained taking the column of (19) with the largest norm.

D. Obtaining the ZF equalizer.

$$\mathbf{F}_{L_w}(i) = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_P \\ -\mathbf{A}_{L_w-1}^H \end{bmatrix} \frac{\hat{\mathbf{h}}(0)}{\|\hat{\mathbf{h}}(0)\|} \quad (22)$$

IV. ANALYSIS OF MERRY ALGORITHM IN THE SIMO CONTEXT.

The MERRY algorithm [3] assumes that a CP is used in the transmission and that the source sequence is white before the CP insertion. If the effective channel is no longer than CP and in the absence of noise, then the last sample in the received symbol will be equal to the last sample in the received CP of the symbol. This characteristic can be seen in the following example. Consider three transmitted OFDM symbols as depicted in figure 2.

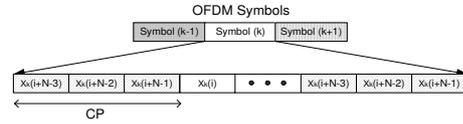


Fig. 2. Three transmitted OFDM symbols.

In the absence of noise and given that the channel has $\mathbf{h}_0 = [1 \quad 1 \quad 1]^T$, $L_h = 3$, $P = 1$ and the CP has length L_h , we have the received signal after the convolution as represented in figure 3.

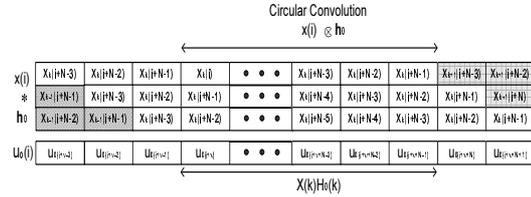


Fig. 3. Transmitted OFDM symbols and convolution with the channel \mathbf{h}_0 .

The MERRY algorithm cost function [3] is given by

$$J_{MERRY}(\mathbf{w}, \Delta) = E\{|y(i + \Delta) - y(i + N + \Delta)|^2\} \quad (23)$$

where Δ is a delay, which corresponds to the boundaries between successive OFDM blocks after equalization. The adaptive algorithm is obtained by the stochastic gradient descent of (23) and by applying a power constraint into the equalizer coefficients, in order to avoid the trivial solution $\mathbf{w} = \mathbf{0}$:

For symbol $k = 0, 1, 2, \dots$,

$$\tilde{\mathbf{u}}(k) = \mathbf{u}(Mk + \nu - 1 + \Delta) - \mathbf{u}(Mk + \nu - 1 + N + \Delta)$$

$$e_M(k) = \mathbf{w}^T(k) \tilde{\mathbf{u}}(k)$$

$$\hat{\mathbf{w}}(k+1) = \mathbf{w}(k) - \mu_M e_M(k) \tilde{\mathbf{u}}^*(k)$$

$$\mathbf{w}(k+1) = \frac{\hat{\mathbf{w}}(k+1)}{\|\hat{\mathbf{w}}(k+1)\|} \quad (24)$$

where \mathbf{w} and \mathbf{u} are defined in the equations (5) and (6) respectively.

The gradient descent algorithms are sensitive to the filter coefficients initialization, specially for blind techniques. For the $P = 1$ case, a standard initialization is a "center-spike" initialization in which the adaptive filter coefficients are equal to zero with exception of the center coefficient that is set to one, i.e., $\mathbf{w}_i = [0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]^T$. For $P > 1$, one of the sub-equalizers can be initialized with a center-spike and the rest of the equalizer coefficients can all be set to zeros. Given this type of initialization and considering the cases where $L_h \leq CP$, we can show that the MERRY algorithm will not move from initialization because the true gradient is zero unless L_h is longer than the CP.

The optimal value of Δ is the one that minimizes (23). Since the transmission delay is equal to zero, the value of Δ is equal to the delay generated by the center-spike. In this case, the error can be written as

$$e_M(k) = [0 \dots 1 \dots 0, \mathbf{0}_1, \mathbf{0}_2, \dots, \mathbf{0}_{P-1}] \tilde{\mathbf{u}}(k) \quad (25)$$

$$\tilde{\mathbf{u}}(k) = [\zeta_0, \dots, \zeta_{Center\ Spike}, \zeta_{Lw}, \dots, \zeta_{PLw-1}] \quad (26)$$

where ζ_i is a random variable with zero mean and $\gamma_{Center\ Spike} = n_0(Mk + \nu - 1 + \Delta) - n_0(Mk + N + \nu - 1 + \Delta)$ is the difference between two uncorrelated zero mean Gaussian noise in the position of the center spike. Then, we have

$$\begin{aligned} e_M(k) &= \mathbf{w}^T \tilde{\mathbf{u}}(k) \\ &= n_0(Mk + \nu + \Delta) - n_0(Mk + N + \nu + \Delta) \end{aligned} \quad (27)$$

The true gradient of (24) is given by

$$E \{ e_M(k) \tilde{\mathbf{u}}^*(k) \} = [0 \dots, 2\sigma_n^2, 0, \dots 0]^T, \quad (28)$$

where all elements are equal to zero except the element in the center-spike position, $2\sigma_n^2$. Then, it holds for the first iteration, given by:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{w}}(1) &= \mathbf{w}(0) - \mu_M E \{ e_M(k) \tilde{\mathbf{u}}^*(k) \} \\ &= [0, \dots, 0, 1 - 2\mu\sigma_n^2, 0, \mathbf{0}_1, \mathbf{0}_2, \dots, \mathbf{0}_{P-1}]^T \end{aligned} \quad (29)$$

and

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(1) &= \frac{\hat{\mathbf{w}}(1)}{\|\hat{\mathbf{w}}(1)\|} \\ &= [0 \dots 1 \dots 0, \mathbf{0}_1, \mathbf{0}_2, \dots, \mathbf{0}_P]^T \end{aligned} \quad (30)$$

and so on for the other iterations.

This shows that in the context where $L_h \leq \nu$, the MERRY algorithm does not move away its coefficients from the initialization. Therefore, it cannot exploit the diversity provided by the SIMO channels. This behavior is verified in the simulations of the section VI.

Other initializations may be used, but there is no guarantee that they will provide additional performance. For instance, let us suppose that $h_0 = 1$ and $h_1 = -1$. If we initialize both sub-equalizers \mathbf{w}_0 and \mathbf{w}_1 with center spikes, the initialization would be already a solution to (23) but the equalizer output would be constituted only by noise, since the signal is canceled.

V. PERFORMANCE ASSESSMENT

In order to assess the performance of each technique, we make use of the SNR measurement proposed in [8]. In this method, the received signal can be partitioned into the desired signal, an IBI component, and noise components. The desired signal and the IBI (interblock interference) components are linear filtered versions of the same transmitted signal by $\mathbf{h}_{eq}^{desired}$ and \mathbf{h}_{eq}^{IBI} . These filters are obtained by the following steps:

A. Find the equivalent channel $\tilde{\mathbf{h}}$

$$\tilde{\mathbf{h}} = \sum_{p=0}^{P-1} \mathbf{h}_p \star \mathbf{w}_p \quad (31)$$

where $\tilde{\mathbf{h}} = [\tilde{h}(0) \tilde{h}(1) \dots \tilde{h}(L_h + L_w - 1)]^T$

B. Find the window $g(k, \rho)$

$$g(k, \rho) = \begin{cases} 1, & \rho \leq k \leq \rho + \nu \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (32)$$

where ρ is an integer value that maximizes the value of $\sum_{k=0}^{L_h+L_w-1} |g(k, \rho) \tilde{h}(k)|^2$

C. Obtaining $\mathbf{h}_{eq}^{desired}$ and \mathbf{h}_{eq}^{IBI}

$$\begin{aligned} h_{eq}^{desired}(k) &= g(k, \rho) \tilde{h}(k) \\ h_{eq}^{IBI}(k) &= (1 - g(k, \rho)) \tilde{h}(k) \end{aligned} \quad (33)$$

In frequency domain, the desired signal is multiplied by $H_{eq}^{desired}(i) = \sum_{k=0}^{N-1} h_{eq}^{desired}(k) e^{-j2\pi ki/N}$ and the IBI component is multiplied by $H_{eq}^{IBI}(i) = \sum_{k=0}^{N-1} h_{eq}^{IBI}(k) e^{-j2\pi ki/N}$. Since both desired signal and IBI component are originated by the transmitted signal $x(i)$, their variance in the i^{th} sub-carrier is $\sigma_X^2 |H_{eq}^{desired}(i)|^2$ and $\sigma_X^2 |H_{eq}^{IBI}(i)|^2$, where σ_X^2 is the variance of the QAM symbols $X(i)$ that are modulated by the IFFT and that generates the transmitted signal $x(k)$. We also assume that the IBI interference can be modeled as a gaussian noise.

The independent noise components $n_p(k)$ with variance σ_n^2/N of each sub-channel are filtered by their respective sub-equalizers. Therefore, the noise variance in frequency domain for the i^{th} sub-carrier is given by $\sigma_n^2 \sum_{p=0}^{P-1} |W_p(i)|^2$, where $W_p(i) = \sum_{k=0}^{N-1} w_p(k) e^{-j2\pi ki/N}$.

Thus, the SNR for the i^{th} sub-carrier is given by

$$SNR(i) = \frac{\sigma_X^2 |H_{eq}^{desired}(i)|^2}{\sigma_n^2 \sum_{p=0}^{P-1} |W_p(i)|^2 + \sigma_X^2 |H_{eq}^{IBI}(i)|^2} \quad (34)$$

We obtain the theoretical bit error rate (BER) values of each sub-carrier using the corresponding SNR values. Finally, the ultimate performance measure is obtained by taking the average BER of all sub-carriers.

VI. SIMULATION RESULTS

In order to evaluate convergence rate and BER, we define two channels groups as shown in table I. The **Group I** presents two minimum phase sub-channels and **Group II** shows two non-minimum phase channels. The simulation parameters are $N = 64$, $L_w = 15$, the transmitted data is 4-QAM with $\sigma_X^2 = 2$. In this paper the matched filter bound (MFB) was employed as a benchmark and we assume perfect synchronization.

Groups	Sub-channels	Coefficients							
		h_0	h_1						
I	h_0	0.49	-0.34	0.25	0	0	0	-0.20	0.05
	h_1	0.49	0.39	0.29	0	0	0	0.20	0.15
II	h_0	0.22	-0.27	0.38	0	0	0	-0.22	0.05
	h_1	0.38	0.49	0.44	0	0	0	-0.27	0.16

TABLE I
SUB-CHANNELS COEFFICIENTS

A. Convergence rate

The mean square error (MSE) curves presented in 4 were obtained using $\nu = 6$, SNR= 20dB and the channel defined in **Group I**. In order to make a fair comparison between the techniques, we have applied the MSE defined in the cost function of the MERRY algorithm (23) into the output of the predictor. The MSE curves are obtained by an ensemble average of 150 trials. The adaptations steps of each technique were adjusted to make both of them converge to the same MSE floor.

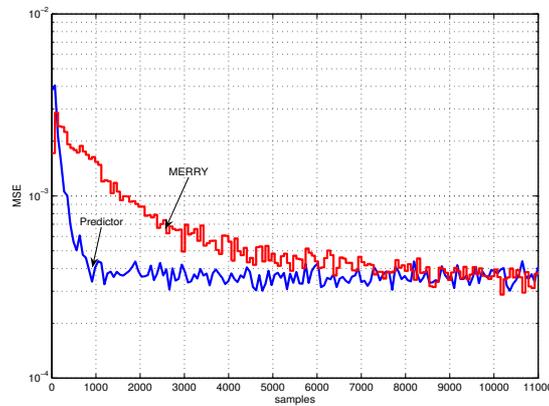


Fig. 4. Convergence curves of the MERRY and Predictor techniques.

For a wireless environment, in which the channels changes significantly every 10 or 20 blocks [4], the MERRY algorithm can have difficulty tracking the changing environment. In this context, the predictor is more advantageous because it is updated at sample rate, besides its faster convergence rate, as shown in figure 4.

B. Minimum phase channels

The BER for both techniques were obtained after the convergence of each algorithm. We have used a small adaptation step to minimize the influence of adaptation noise. The figures 5 and 6 present the results for the channel described in **Group I**, table I.

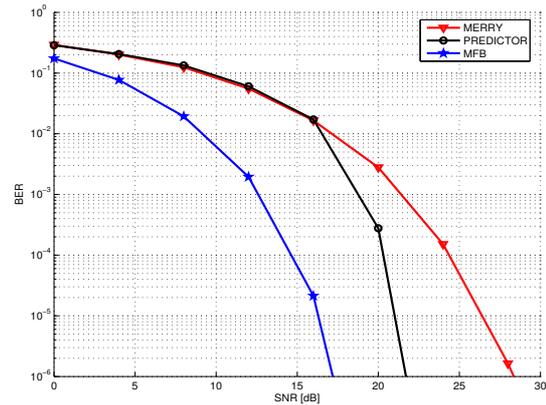


Fig. 5. BER for minimum phase sub-channels and $\nu = 6$.

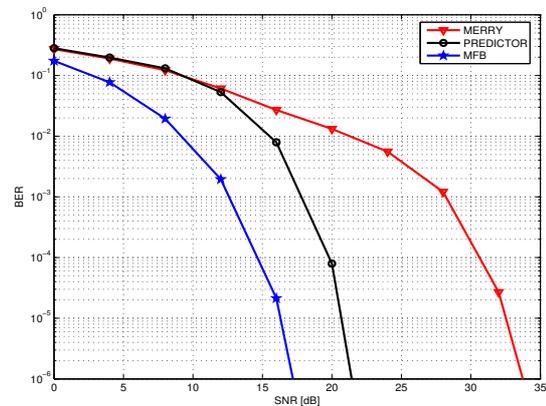


Fig. 6. BER for minimum phase sub-channels and $\nu = 10$.

In both cases, $\nu = 6$ and $\nu = 10$, the performance superiority of the predictor over the MERRY technique is significant, specially for higher SNR values. With $\nu = 10$, there is no need to shorten the channel. Nevertheless, the diversity in the space-time context is an important parameter to improve the SNR of each sub-carrier and then the BER. As shown in section IV, for $\nu \geq L_h$, the MERRY algorithm does not move away its coefficients from the initialization. On the other hand, the predictor tries to whiten the signal independently of the CP length and, in the process, can exploit the implicitly spatio-temporal diversity. Clearly, the fact that both sub-channels are

minimum phase, also contributes to the good performance of the predictor.

C. Non-minimum phase channels

We now analyze the BER performance using the non-minimum phase sub-channels described in **Group II**, table I. The results are shown in figures 7 and 8.

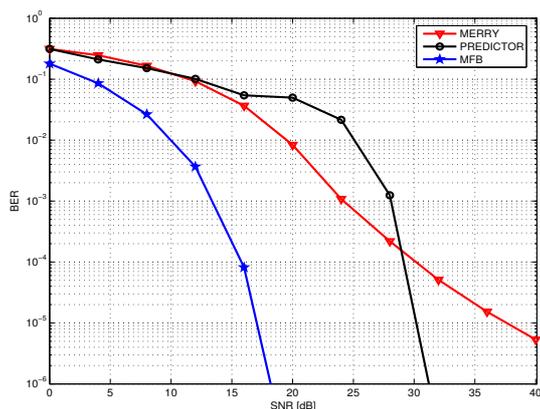


Fig. 7. BER for non-minimum phase sub-channels and $\nu = 6$.

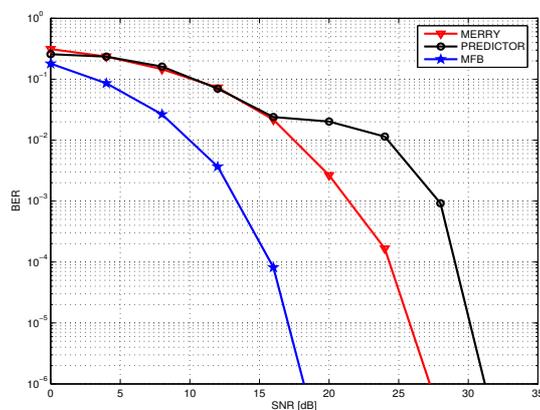


Fig. 8. BER for non-minimum phase sub-channels and $\nu = 10$.

Contrarily to the minimum phase case, the performance of the predictor is considerably degraded in this non-minimum sub-channels scenario (figs. 7 and 8). In the process of equalizing the received signal, the predictor causes a bad combination of the non-minimum phase sub-channels that incurs in a loss of spatio-temporal diversity. This loss is evidenced in fig. 8, where the performance of the predictor is always worse than the MERRY algorithm, although it captures only the first sub-channel.

VII. CONCLUSIONS AND PERSPECTIVES

In this paper, we propose to use a blind adaptive linear predictor to provide channel shortening in a space-time context for OFDM signals.

Compared to the so-called MERRY algorithm, it can offer faster convergence since it operates at sample rate, contrary to the MERRY algorithm, which adapts at OFDM symbol rate.

In terms of channel diversity, which is intrinsically provided by the SIMO channel, the MERRY algorithm may not exploit it when the CP length is larger than the channel length. On the other hand, simulations suggest that the predictor can exploit it on minimum phase channels and then obtain a better BER performance.

The proposed technique suffers from performance loss in non-minimum phase sub-channels due to the minimum phase equalization nature of the predictor. We envisage the use of a cascade forward-backward predictor to overcome such problem. Additionally, the performance analysis over time-varying channel must be examined.

ACKNOWLEDGMENTS

The authors would like to thank CAPES for the financial support.

REFERENCES

- [1] S. Haykin, "Blind Deconvolution," Prentice-Hall, 1994.
- [2] Balakrishnan, J. and Martin, R.K. and Johnson, C.R., Jr., "Blind, adaptive channel shortening by sum-squared auto-correlation minimization (SAM)," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 51, number 12, pp 3086-3093, Dec. 2003.
- [3] R. K. Martin, J. Balakrishnan, W. A. Sethares, and C. R. Johnson Jr., "Blind, adaptive channel shortening for multicarrier systems, in Proc. IEEE Asilomar Conf. Signals, Syst., Comput., Pacific Grove, CA, Nov. 2002.
- [4] R. K. Martin, C. R. Johnson Jr., "Adaptive equalization: transitioning from single-carrier to multicarrier systems," Signal Processing Magazine, vol. 22, Issue 6, Nov. 2005.
- [5] W. A. Gardner, "Exploitation of Spectral Redundancy in Cyclostationary Signals," IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 8, pp. 14-36, April 1991.
- [6] C. B. Papadias and D. T. M. Slock, "Fractionally Spaced Equalization of Linear Polyphase Channels and Related Blind Techniques Based on Linear Prediction," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 47, No. 3, pp. 641-654, March 1999.
- [7] M. S. Castro, J. M. T. Romano, "Adaptive Approaches for Blind Equalization Based on Multichannel Linear Prediction," International Telecommunications Symposium 2002, Natal, Brasil.
- [8] G. Arslan, B.L. Evans, S. Kiaei, "Equalization for discrete multitone transceivers to maximize bit rate," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 49, Issue 12, pp. 3123 - 3135, Dec. 2001.
- [9] R. K. Martin, J. M. Walsh, C. R. Johnson Jr., "Low complexity MIMO blind, adaptive channel shortening, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 53, no. 4, pp. 1324 - 1334, Apr. 2005.
- [10] T. Miyajima, Ding Zhi, "Second-order statistical approaches to channel shortening in multicarrier systems," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 52, Issue 11, pp. 3253 - 3264, Nov. 2004.
- [11] D. Bartolome, A.I. Perez-Neira, "MMSE techniques for space diversity receivers in OFDM-based wireless LANs," Selected Areas in Communications, IEEE Journal on Volume 21, Issue 2, pp. 151 - 160, Feb. 2003.

Apêndice **B**

Artigo publicado no SBrT 2007 - Recife

Esse trabalho propõe o uso de predição linear progressiva para equalização de canais espaço-temporais variantes no tempo em sistemas OFDM. Por meio de simulações indicamos que a predição linear obtém melhor desempenho que o algoritmo MERRY tanto para explorar a diversidade espacial quanto para rastrear as variações do canal ao longo do tempo. O desempenho dos algoritmos é avaliado pela taxa de erro de bit obtida por meio de simulação.

Equalização Cega de Canais Espaço-Temporais Variantes no Tempo usando Predição Linear Adaptativa em Sistemas OFDM

Alam Silva Menezes[†], Cristiano Magalhães Panazio[‡] e João Marcos Travassos Romano[†]

Resumo—Esse trabalho propõe o uso de predição linear progressiva para equalização de canais espaço-temporais variantes no tempo em sistemas OFDM. Por meio de simulações, indicamos que a predição linear obtém melhor desempenho que o algoritmo MERRY tanto para explorar a diversidade espacial quanto para rastrear as variações do canal ao longo do tempo.

Palavras-Chave—OFDM, Equalização Cega, Predição Multicanal, SIMO, MERRY, Estatísticas de Ordem 2, Encurtamento de Canal, Canais Variantes no Tempo.

Abstract—This paper introduces the forward linear prediction for equalization of OFDM systems in space time channels. We shown by simulations that linear prediction structure have better performance than MERRY algorithm both to exploit space time diversity than tracking channel variations along of time.

Keywords—OFDM, Blind Channel Shortening, Linear Multichannel Prediction, SIMO, MERRY, Second Order Statistics, Time-Varying Channel.

I. INTRODUÇÃO

A robustez a canais seletivos em frequência, eficiência na utilização da capacidade do canal, bem como a facilidade de implementação em dispositivos de processamento digital de sinais são alguns dos fatores que têm levado a modulação em múltiplas portadoras (MCM em Inglês) a fazer parte da maioria dos padrões que regem as comunicações em banda larga da atualidade. Para citar alguns exemplos, temos os padrões WLAN IEEE 802.11x, *Wireless Metropolitan Area Networks* (WMAN) IEEE 802.16x, *Digital Video Broadcasting* (DVB), *Digital Audio Broadcasting* (DAB), *Asymmetric Digital Subscribe Line* (ADSL) e *Power Line Communications* (PLC).

O canal torna-se seletivo em frequência quando a largura de banda empregada é maior que a banda de coerência do canal [1]. Nestes casos, os sistemas que utilizam modulação em uma única portadora são afetados com a interferência intersimbólica (IIS), gerada pela característica de dispersão temporal dos canais de comunicação seletivos em frequência. As estruturas empregadas para mitigar a IIS em tais circunstâncias são os equalizadores. Por outro lado, a IIS pode ser eliminada nos sistemas MCM, utilizando-se um intervalo de guarda, denominado prefixo cíclico (CP), com comprimento maior que espalhamento temporal máximo do canal. Desta forma, os

equalizadores temporais utilizados em sistemas MCM procuram tornar a dispersão da resposta do canal equivalente menor que o intervalo de guarda. Tais estruturas de equalização são encontradas na literatura com a denominação de *channel shortening* [2].

Para canais variantes no tempo, necessita-se de estruturas adaptativas para realizar o encurtamento do canal. A adaptação de tais estruturas pode ser feita de forma supervisionada, quando há uma seqüência de treinamento disponível, ou de forma cega, explorando algumas características do sinal conhecidas a priori na recepção.

Os critérios de equalização cegos mais difundidos na literatura são o de decisão direta (DD) e o do módulo constante (CM) [3]. No entanto, tais critérios não são apropriados para aplicação no contexto de modulação em múltiplas portadoras. Isto se deve a falta de um alfabeto finito do sinal no domínio do tempo e pelo fato da estatística do sinal se aproximar de uma Gaussiana. Para lidar com estes problemas, novos critérios cegos de equalização para sistema MCM foram propostos. Entre eles, vale citar o algoritmo MERRY [2] pelos bons resultados obtidos. Embora o algoritmo MERRY apresente convergência global no contexto *single input single output* (SISO) e seja de simples implementação, a atualização dos coeficientes de seu equalizador é realizada uma vez a cada símbolo OFDM, o que pode degradar seu desempenho em canais variantes no tempo. Ainda, no contexto *single input multiple output* (SIMO), dependendo da inicialização, o algoritmo MERRY é incapaz de explorar a diversidade presente neste canal.

Neste artigo, nós propomos o uso da predição linear multicanal e adaptativa como estrutura de encurtamento de canais SIMO variantes no tempo. Nós verificamos por meio de simulações que, quando comparada ao algoritmo MERRY, nossa estrutura proporcionada mais rápida convergência, explora de forma mais efetiva a diversidade espaço-temporal do canal SIMO bem como apresenta desempenho superior quando aplicada em canais variantes no tempo.

Este artigo está estruturado da seguinte forma. Na seção II, introduzimos o modelo do sistema. Na seção III, apresentamos nossa proposta baseada em predição linear, progressiva e multicanal. A seção IV descreve resumidamente o algoritmo MERRY. A seção V descreve o modelo utilizado para gerar o desvanecimento rápido dos canais. Na seção VI são apresentados e discutidos os resultados. Por fim, a seção VII conclui o artigo e traça as perspectivas de futuros trabalhos.

[†]Laboratório de Processamento de Sinais para Comunicações, FEEC, UNICAMP, Campinas, Brasil. [‡]Laboratório de Comunicações e Sinais, Faculdade de Engenharia Elétrica, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. E-mails: alam@decom.fee.unicamp.br, cpanazio@lcs.poli.usp.br, romano@decom.fee.unicamp.br. Este trabalho foi financiado pela CAPES

II. MODELO DO SISTEMA

As técnicas para equalização em sistemas OFDM avaliadas no presente artigo são projetadas para operarem em canais com uma única entrada e múltiplas saídas (SIMO em Inglês). Tais canais podem ser obtidos por meio de superamostragem ou pela utilização de múltiplas antenas na recepção. A Figura 1 apresenta o modelo derivado da utilização de uma antena para transmissão e duas antenas na recepção. Todavia, a derivação dos algoritmos se dá de forma generalizada, com uma única antena na transmissão e P antenas na recepção.

Para transformar a convolução linear entre os símbolos OFDM e o canal em convolução circular, uma redundância de tamanho ν apropriado, denominada prefixo cíclico (CP), é inserida no início de cada símbolo OFDM. Desta maneira, é possível equalizar no domínio da frequência apenas com um banco de ganhos complexos dados pela FFT do canal equivalente. No entanto, para se ter a convolução circular é necessário que ν seja maior que o comprimento da resposta ao impulso do canal. Se tal condição não for atendida, equalizadores no domínio do tempo \mathbf{w}_i são empregados, fazendo com que a resposta do sistema equivalente da convolução do canal com o equalizador atenda a condição estabelecida.

Após a inserção do CP à seqüência x_i^k e sua conversão para serial, tem-se

$$x(Mk+i) = x(Mk+i+N) \quad i \in \{0, 1, \dots, \nu-1\}, \quad (1)$$

em que $M = N + \nu$.

Os dados recebidos pela p -ésima antena podem ser modelados por

$$u_p(n) = \mathbf{h}_p^T \mathbf{x}(n) + r_p(n), \quad (2)$$

onde $\mathbf{h}_p = [h_p(0) \ h_p(1) \ \dots \ h_p(L_h-1)]^T$ é o vetor de coeficientes do p -ésimo subcanal, $\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L_h+1)]^T$ é o vetor de dados transmitidos, $r_p(n)$ é o ruído aditivo Gaussiano branco, L_h é o comprimento do p -ésimo subcanal mais longo e $n = Mk + i$.

A saída do p -ésimo subequalizador é dada por

$$y_p(n) = \mathbf{w}_p^T \mathbf{u}_p, \quad (3)$$

onde $\mathbf{w}_p = [w_p(0) \ w_p(1) \ \dots \ w_p(L_w-1)]^T$ é o p -ésimo subequalizador de comprimento L_w e $\mathbf{u}_p(n) = [u_p(n) \ u_p(n-1) \ \dots \ u_p(n-L_w+1)]^T$ é o vetor de entrada do p -ésimo subequalizador.

A seqüência de dados equalizados na entrada do bloco FFT é dada por

$$y(n) = \sum_{p=0}^{P-1} y_p(n) = \sum_{p=0}^{P-1} \mathbf{w}_p^T \mathbf{u}_p(n) = \mathbf{w}^T \mathbf{u}_s(n), \quad (4)$$

em que

$$\mathbf{w} = [\mathbf{w}_0^T, \mathbf{w}_1^T, \dots, \mathbf{w}_{P-1}^T]^T, \quad (5)$$

$$\mathbf{u}_s(n) = [\mathbf{u}_0^T(n), \mathbf{u}_1^T(n), \dots, \mathbf{u}_{P-1}^T(n)]^T. \quad (6)$$

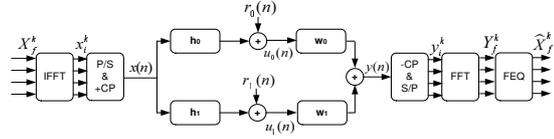


Fig. 1. Modelo do sistema. (I)FFT: transformada (inversa) rápida de Fourier, P/S: paralelo para serial, S/P: serial para paralelo, +CP: adiciona o prefixo cíclico, -CP: remove o prefixo cíclico, FEQ: equalizador no domínio da frequência.

III. PREDIÇÃO LINEAR MULTICANAL

As estruturas existentes para equalização autodidata baseada em estatísticas de ordem dois (EO2) podem ser divididas nas abordagens que utilizam a decomposição em subespaço e nas abordagens que empregam predição linear. A abordagem baseada em predição linear adaptativa multicanal [4] foi utilizada no presente artigo como estrutura destinada à equalização MCM no contexto SIMO.

A idéia é obter uma estimativa do vetor $\mathbf{u}(n)$, dado por

$$\mathbf{u}(n) = [u_0(n) \ u_1(n) \ \dots \ u_{P-1}(n)]^T, \quad (7)$$

pela combinação das amostras passadas concatenadas no vetor $\mathbf{U}(n-1) = [\mathbf{u}^T(n-1) \ \mathbf{u}^T(n-2) \ \dots \ \mathbf{u}^T(n-L_w+1)]^T$. As amostras do vetor predição podem ser escritas como

$$\hat{\mathbf{u}}(n) = \mathbf{A}_0^H \mathbf{u}(n-1) + \mathbf{A}_1^H \mathbf{u}(n-1) + \dots + \mathbf{A}_{L_w-1}^H \mathbf{u}(n-L_w+1), \quad (8)$$

em que \mathbf{A}_i é uma matriz de ordem $P \times P$. A equação (8) pode ser reescrita de uma forma compacta, dada por

$$\hat{\mathbf{u}}(n) = \mathbf{F}^H \mathbf{U}(n-1). \quad (9)$$

A matriz \mathbf{F} de ordem $P(L_w-1) \times L_w$ é dada por $\mathbf{F} = [\mathbf{A}_1 \ \mathbf{A}_2 \ \dots \ \mathbf{A}_{L_w-1}]^T$. Portanto, o vetor erro de predição é dado por

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{u}(n) - \hat{\mathbf{u}}(n) \Big|_{\mathbf{U}(n-1)} = [\mathbf{I}_{A \times A} \quad -\mathbf{F}^H] \mathbf{U}(n), \quad (10)$$

em que $\hat{\mathbf{u}}(n) \Big|_{\mathbf{U}(n-1)}$ é a estimativa do vetor $\mathbf{u}(n)$, dada as amostras do vetor $\mathbf{U}(n-1)$.

A matriz denominada matriz variância do vetor erro de predição de ordem $(P \times P)$ é definida por

$$E \{ \mathbf{e}(n) \mathbf{e}^H(n) \} = [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H] \mathbf{R}_{\mathbf{U}(n)} [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H]^H, \quad (11)$$

em que $\mathbf{R}_{\mathbf{U}(n)} = E \{ \mathbf{U}(n) \mathbf{U}^H(n) \}$.

A minimização do traço da matriz variância do erro de predição conduz ao problema de otimização em função dos elementos da matriz \mathbf{F} , dado por:

$$\min_{\mathbf{F}} [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H] \mathbf{R}_{\mathbf{U}(n)} [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H]^H = \sigma_{\mathbf{e}}^2 \mathbf{I}_{P \times P}. \quad (12)$$

O mesmo problema pode ser formulado pelas equações de Yule-Walker, chegando ao seguinte resultado:

$$[\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H] \mathbf{R} \mathbf{U}(n) = [\mathbf{I}_{P \times P} \sigma_e^2 \quad \mathbf{0}_{P \times P} \quad \dots \quad \mathbf{0}_{P \times P}]. \quad (13)$$

A equação (13) pode ser reescrita com a matriz $\mathbf{R} \mathbf{U}(n)$ particionada da seguinte forma:

$$[\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H] \begin{bmatrix} \mathbf{r}_0 & \mathbf{r} \\ \mathbf{r}^H & \mathbf{R} \mathbf{U}(n-1) \end{bmatrix} = [\mathbf{I}_{P \times P} \sigma_e^2 \quad \mathbf{0}_{P \times P} \dots \mathbf{0}_{P \times P}]. \quad (14)$$

De onde se obtém as seguintes relações

$$\begin{cases} \mathbf{F} = \mathbf{r} \mathbf{R} \mathbf{U}(n-1)^\dagger \\ \mathbf{I}_{P \times P} \sigma_e^2 = \mathbf{r}_0 - \mathbf{r} \mathbf{R} \mathbf{U}(n-1)^\dagger \mathbf{r}^H, \end{cases} \quad (15)$$

em que $(\cdot)^\dagger$ denota pseudoinversa. Verifica-se que tanto os elementos da matriz \mathbf{F} quanto a matriz variância do erro de predição podem ser obtidos por EO2 do sinal cicloestacionário na entrada dos subequalizadores.

Conforme apresentado em [4], o problema de otimização (13) pode ser reescrito em função dos coeficientes do canal

$$[\mathbf{I}_{A \times A} - \mathbf{F}^H] \hat{\mathbf{h}} = \mathbf{h}(0) [\mathbf{I}_{A \times A} - \mathbf{0}_{A \times L_h + L_w - 1}], \quad (16)$$

em que a matriz convolução do canal $\hat{\mathbf{h}}$ de ordem $(PL_w \times L_h + L_w - 1)$ é dada por

$$\hat{\mathbf{h}} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}(0) & \dots & \mathbf{h}(L_h - 1) & & 0 \\ & \ddots & & \ddots & \\ 0 & & \mathbf{h}(0) & \dots & \mathbf{h}(L_h - 1) \end{bmatrix} \quad (17)$$

onde $\mathbf{h}(\lambda) = [h_0(\lambda) \ h_1(\lambda) \ \dots \ h_{P-1}(\lambda)]^T$, $\lambda \in \{0, 1, \dots, L_h - 1\}$, é o vetor com λ -ésima amostras de cada subcanal.

Da equação (16) podemos obter o equalizador baseado no critério *zero forcing* (ZF), dado por:

$$\mathbf{W}_{ZF} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{P \times P} \\ -\mathbf{F} \end{bmatrix} \frac{\mathbf{h}(0)}{\|\mathbf{h}(0)\|^2}. \quad (18)$$

Uma versão adaptativa, denominada PLP-A0, derivada do equalizador ZF (18) é proposta em [5]. O vetor de predição progressiva é estimado a cada iteração e os coeficientes da matriz de predição progressiva atualizados através do algoritmo dos mínimos quadrados (LMS), conforme apresentado na Figura 2. Tal versão foi avaliada em [6] para canais estáticos no tempo.

Uma simplificação do algoritmo PLP-A0 (Figura 2) é proposta em [7]. Tal versão elimina as etapas (3.) e (4.) ao assumir que $\hat{\mathbf{h}}(0) = [1 \ 1 \ \dots \ 1]^T$, ou seja, elimina a necessidade de estimar os primeiros coeficientes dos subcanais assumindo que os mesmos são iguais a unidade.

IV. EQUALIZAÇÃO POR RESTAURAÇÃO DA REDUNDÂNCIA CÍCLICA - MERRY

O algoritmo para equalização dos sistemas OFDM baseado na restauração da redundância do CP (MERRY em Inglês) assume que o CP é usado na transmissão e que a seqüência

Para $n = 0, 1, \dots$

(1.) Inicialização $n = 0$

$$\hat{\mathbf{E}}(0) = \delta \mathbf{I}_{P \times P} \quad \text{e } \delta = 0.001$$

$$\mathbf{F}(0) = \mathbf{0}_{P(L_w-1) \times P}$$

(2.) Adaptar a matriz \mathbf{F} com o LMS e obter o erro de predição $\mathbf{e}(n)$

$$\mathbf{e}(n) = [\mathbf{I}_{P \times P} - \mathbf{F}^H(n)] \mathbf{U}(n)$$

$$\mathbf{F}(n+1) = \mathbf{F}(n) + \mu \mathbf{U}(n-1) \mathbf{e}^H(n)$$

(3.) Estimar recursivamente a matriz de variância do erro de predição

$$\hat{\mathbf{E}}(n+1) = \hat{\mathbf{E}}(n) + (1 - \lambda) \mathbf{e}(n) \mathbf{e}^H(n)$$

(4.) Estimativa $\hat{\mathbf{h}}(0)$ tomando a coluna de maior norma de $\hat{\mathbf{E}}(n+1)$

Onde $\hat{\mathbf{E}}(n)$ é uma estimativa da matriz $E\{\mathbf{e}(n) \mathbf{e}^H(n)\}$

(5.) Calcular o equalizador

$$\mathbf{W}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{P \times P} \\ -\mathbf{F}(n+1) \end{bmatrix} \frac{\hat{\mathbf{h}}(0)}{\|\hat{\mathbf{h}}(0)\|^2}$$

(6.) Voltar ao item (2.)

Fig. 2. Algoritmo adaptativo para predição linear progressiva de atraso zero em canal espaço-temporal (PLP-A0).

x_i^k , antes da inserção do CP, é decorrelacionada [2]. O algoritmo MERRY explora a redundância inserida pelo CP, sem necessitar de seqüência de treinamento. Desta forma, pode ser considerado autodidata ou cego.

O critério de otimização usado pelo algoritmo MERRY é baseado na minimização da diferença cíclica quadrática média, conforme descrito pela função custo dada por

$$J_{MERRY}(\mathbf{w}, \Delta) = E \left\{ \|\varepsilon(Mk + \nu + \Delta)\|^2 \right\}, \quad (19)$$

$$\varepsilon(i) = y(i) - y(i + N), \quad (20)$$

com $i \in \{1, 2, \dots, \nu\}$, onde $\Delta \in \{0, 1, \dots, M - 1\}$ é um parâmetro de sincronismo de símbolo.

A escolha de Δ influencia diretamente no desempenho do algoritmo. Um procedimento heurístico para determinar o valor adequado para Δ é proposto em [8].

Desconsiderando a presença de ruído, para $L_e \leq \nu$ onde L_e é o comprimento do canal equivalente da convolução entre o canal e o equalizador, a última amostra do CP será igual a última amostra do mesmo símbolo. Portanto, a função custo estará sendo minimizada na medida em que os equalizadores restabelecem a redundância do CP.

O algoritmo adaptativo MERRY pode ser derivado tomando o gradiente da equação (19) em relação a \mathbf{w} , condicionado à restrição de norma unitária do equalizador de modo a evitar a solução trivial. Pelo método da descida mais íngreme chega-se ao algoritmo apresentado na Figura 3.

V. MODELO DOS CANAIS COM DESVANECIMENTO LENTO E RÁPIDO

Na condição $\nu < L_e$, o desempenho dos sistemas OFDM é degradado em função da IIS. Desta forma, a degradação da informação transmitida $x(n)$ pode ser modelada como a convolução temporal

$$y(n) = x(n) \otimes h(n, \tau) + r(n), \quad (21)$$

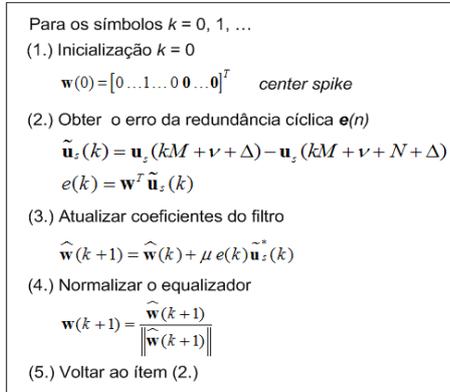


Fig. 3. Algoritmo adaptativo para equalização de sistemas com modulação em múltiplas baseado na restauração da redundância (MERRY).

com a resposta ao impulso do canal seletivo em frequência com desvanecimento Rayleigh modelado por

$$h(n, \tau) = \sum_{l=1}^L g_l(n) \delta(t - \tau_l), \quad (22)$$

em que L é o número de multipercursos, $g_l(n)$ é um processo aleatório complexo discreto de média nula cuja envoltória segue uma distribuição Rayleigh e τ_l é o atraso de propagação do l -ésimo percurso.

Paralelamente, os sistemas OFDM podem sofrer forte degradação em função da interferência inter-portadora (ICI em Inglês). Uma das possíveis causas da ICI é o desvio Doppler provocado pela mobilidade dos rádios.

Para modelar os canais com desvio Doppler utilizamos o modelo de canais do tipo Jakes, que considera de forma explícita o desvio Doppler [1]. No modelo Jakes, o processo aleatório associado ao l -ésimo multipercurso é a soma de exponenciais complexas com frequências que varrem o espectro Doppler

$$g_l(n) = \sum_{k=1}^{N_e} e^{j[2\pi f_D \cos(\phi_k)n + \Phi_k]}, \quad (23)$$

em que N_e é o número de exponenciais complexas, ϕ_k é o ângulo de partida do sinal e Φ_k a fase de recepção da k -ésima onda. Assumimos que ϕ_k e Φ_k são uniformemente distribuídas no intervalo $[0, 2\pi)$.

VI. RESULTADOS

Para tornar mais simples as simulações e com isso possibilitar uma análise mais clara das técnicas apresentadas, alguns dos blocos e funcionalidades dos sistemas de comunicação foram desconsideradas. Dentre elas, podemos destacar as etapas de codificação de fonte e canal. O sincronismo do sistema foi considerado perfeito nas simulações.

Os algoritmos foram avaliados em relação à forma como exploram a diversidade oferecida pela estrutura de múltiplas antenas, assim como o desempenho obtido em canais variantes no tempo.

A. Ganho de Diversidade Espaço-Temporal em Canais Estáticos

Um dos objetivos em se empregar múltiplas antenas tanto na transmissão quanto na recepção é explorar a diversidade espacial que tal configuração pode oferecer.

A fim de comparar os ganhos que os algoritmos MERRY e PLP-A0 possam ter em função da diversidade espacial, utilizou-se a SNR na saída do equalizador como medida do ganho de diversidade, dada por

$$SNR = \frac{\|\mathbf{h}_e\|^2}{\|\mathbf{w}_0\|^2 + \|\mathbf{w}_1\|^2} \frac{\sigma_x^2}{\sigma_r^2}, \quad (24)$$

em que σ_x^2 é a potência do sinal transmitido $x(n)$ e σ_r^2 é a potência do ruído, admitindo o mesmo valor para todos os subcanais, e \mathbf{h}_e é o canal equivalente dado por

$$h_e(n) = \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{\lambda=0}^{L_h-1} h_p(\lambda) w_p(\lambda - n). \quad (25)$$

A avaliação dos algoritmos se dá em dois cenários, o primeiro cenário é o caso $\nu \geq L_h$. No segundo cenário, os subcanais são seletivos em frequência e os algoritmos foram avaliados para diversos valores de ν . Em ambos os cenários, o número de antenas é $P = 2$ e a razão σ_x^2/σ_r^2 fixada em 30dB.

Os passos de adaptação assim como o comprimento das seqüências de treinamento foram ajustados de tal sorte que os algoritmos atinjam a convergência para o patamar entorno de 10^{-4} de seus respectivos erros quadráticos médios, dados por

$$EQM_{PLP-A0} = E \left\{ \|y(n) - x(n)\|^2 \right\}, \quad (26)$$

$$EQM_{MERRY} = E \left\{ \|e(n)\|^2 \right\}, \quad (27)$$

em que $e(n)$ é dado na Figura 3.

O parâmetro Δ (sincronismo do algoritmo MERRY) foi ajustado com o valor da posição do vetor de inicialização $\mathbf{w}(0)$ (Figura 3) cujo valor é diferente de zero, conforme proposto em [8].

• Cenário 1

Os subcanais utilizados foram

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_0 &= 1e^{+i\frac{\pi}{2}}, \\ \mathbf{h}_1 &= 1e^{-i\frac{\pi}{2}}. \end{aligned} \quad (28)$$

A cada simulação um dos subcanais ou nenhum deles será multiplicado por um fator de atenuação α para emular as condições de diversidade de maior interesse para avaliação dos algoritmos. Cada combinação de diversidade será testada nas três possíveis inicializações em *center-spike* para o algoritmo MERRY. As três possíveis combinações são o primeiro, o segundo ou os dois subequalizadores inicializados com *center-spike*. Embora em [9], é recomendado a inicialização do algoritmo MERRY com *center-spike* em um dos subequalizadores e zero nos demais.

Para os subcanais planos em frequência, o desempenhado PLP-A0 é o mesmo do filtro casado (MF), conforme apresentado na Tabela I. Na condição $\nu \geq L_h$, o algoritmo MERRY, na média, não atualiza seus coeficientes em função de seu gradiente verdadeiro ser zero, conforme mostrado em [6].

TABELA I

Canal Atenuado $\alpha = 10^{-3}$	PLP-A0 SNR(dB)	MERRY SNR(dB)			MF SNR(dB)
		[1 0]	[0 1]	[1 1]	
$\alpha \times \mathbf{h}_0$	30.0	-13.6	22.1	-12.5	30
$\alpha \times \mathbf{h}_1$	30.0	22.0	-13.6	-12.5	30
Nenhum	33.0	-9.2	-9.4	-10.4	33

Sendo assim, o algoritmo MERRY mantém como solução a inicialização empregada. Para o cenário em que um dos subcanais sofre forte atenuação, o ganho do algoritmo MERRY depende da inicialização adequada. Já para o PLP-A0, o ganho permanece em 30dB, independentemente do subcanal atenuado. Quando nenhum dos subcanais sofre atenuação o ganho de SNR do PLP-A0 em relação ao algoritmo MERRY é aproximadamente 40dB para as três possíveis inicializações em *center-spike* do algoritmo MERRY.

- **Cenário 2**

Os algoritmos foram avaliados para uma série de valores do CP utilizando os seguintes subcanais

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_0 &= [0.49 \quad -0.34 \quad 0.25 \quad -0.20 \quad 0.05]^T, \\ \mathbf{h}_1 &= [0.49 \quad 0.39 \quad 0.29 \quad 0.20 \quad 0.15]^T. \end{aligned} \quad (29)$$

Conforme indicado na Tabela II, o PLP-A0 mantém praticamente o mesmo patamar de SNR, independente do tamanho do CP utilizado. Por outro lado, a SNR obtida com o algoritmo MERRY aumenta na medida em que o CP aumenta. A SNR do algoritmo MERRY, inicializado em *center-spike* nos dois subequalizadores, diminui consideravelmente quando comparada com as outras duas possibilidades de inicialização.

TABELA II

CP ν	PLP-A0 SNR(dB)	MERRY SNR(dB)			MFB SNR(dB)
		[1 0]	[0 1]	[1 1]	
2	26.1	20.4	20.8	0.7	31.6
3	26.1	24.2	23.9	4.0	31.6
4	26.1	24.2	24.0	8.0	31.6
5	26.1	24.2	24.0	8.2	31.6

Nos dois cenários apresentados, verificamos que o algoritmo MERRY pode atenuar significativamente o sinal desejado, caso não haja uma inicialização adequada do mesmo. Para que haja inicialização adequada, o algoritmo MERRY necessita de uma estimativa dos subcanais utilizados, o que nem sempre é possível ou desejável. Por outro lado, o PLP-A0 independe da forma como as atenuações do subcanais se apresentam. Portanto, o PLP-A0 explora melhor que o algoritmo MERRY a diversidade contida no canal.

B. Desempenho dos Algoritmos em Canais Variantes no Tempo

Em canais com desvanecimento rápido, as estimativas dos coeficientes $\mathbf{h}(0)$, obtidas pelas etapas (3.) e (4.) Figura 2, tornam-se grosseiras, levando à perda de desempenho do PLP-A0. Em função disso, optou-se por empregar o PLP-A0 proposto em [7], para evitar a necessidade de estimar os coeficientes $\mathbf{h}(0)$ dos subcanais.

TABELA III

Grupos	Sub-canais Associados	Perfil de Potência $E \{ \ g_l(n)\ ^2 \}$							
		τ_0	τ_1	τ_2	τ_3	τ_4	τ_5	τ_6	τ_7
I	\mathbf{h}_0	0.49	0.34	0.25	0	0	0	0.20	0.05
	\mathbf{h}_1	0.49	0.39	0.29	0	0	0	0.20	0.15
II	\mathbf{h}_0	0.22	0.27	0.38	0	0	0	0.22	0.05
	\mathbf{h}_1	0.38	0.49	0.44	0	0	0	0.27	0.16

Para avaliar as propostas apresentadas em canais variantes no tempo, dividimos a simulação na fase de treinamento e rastreamento. Na etapa de treinamento, o canal permaneceu estático e os algoritmos convergiram para as soluções ótimas, segundo seus respectivos critérios. Após os algoritmos atingirem a convergência, seguimos com a etapa de rastreamento do canal, onde de fato a BER foi medida.

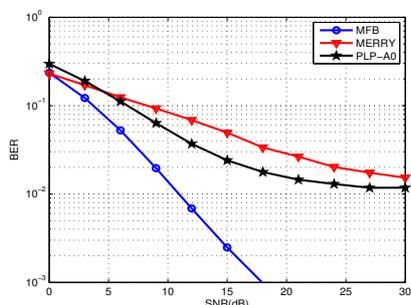
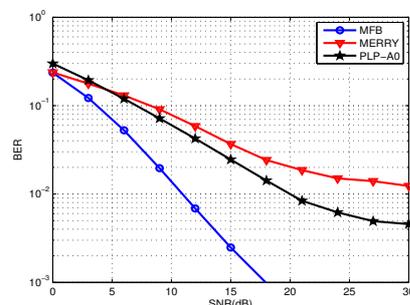
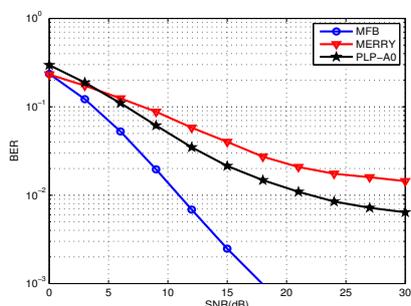
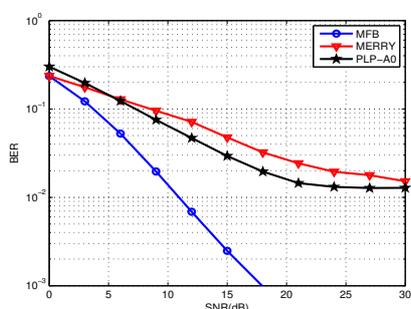
Nas simulações, utilizamos os perfis de potência do Grupo-I e Grupo-II (Tabela III) para ponderar os desvanecimentos gerados pelo modelo de Jakes. Consideramos que os atrasos τ_l são múltiplos inteiros da taxa de amostragem do sistema OFDM. Os passos de adaptação empregados na etapa de treinamento foram obtidos de forma a minimizar a estimativa do erro quadrático médio para cada algoritmo. Todavia, na etapa de rastreamento, os passos de adaptação foram ajustados de tal sorte que os algoritmos possam melhor rastrear as mudanças do canal. Para o algoritmo MERRY o passo de adaptação foi ajustado em $\mu_M = 3.8$ e o algoritmo PLP-A0 $\mu_P = 1.5$. O algoritmo MERRY foi inicializado com *center spike* no primeiro subequalizador para os dois perfis de potência empregados.

A taxa de amostragem do simulador OFDM foi ajustada em $f_s = 10MHz$ e o número de portadoras empregadas $N = 64$. Utilizou-se modulação *binary phase shift keying* (BPSK) e a potência do símbolo X_f^k (Figura 1) foi ajustada em $\sigma_X^2 = 1$, o número de coeficientes dos subequalizadores $L_w = 15$, desvio Doppler $f_D = 10kHz$ e 10 milhões de bits foram transmitidos para cálculo da taxa de erro.

O desempenho dos algoritmos PLP-A0 e MERRY em canais com múltiplos percursos e variantes no tempo foi avaliado através das curvas de taxa de erro de bit (BER em Inglês) em função da SNR. Utilizamos o filtro casado (MFB em Inglês) como limitante superior para comparação das propostas apresentadas.

Na condição de desvanecimento considerada, $f_D/f_s = 10^{-4}$, com $\nu \leq L_c$, verificamos que o ganho do PLP-A0 é aproximadamente de 9dB em relação ao MERRY para uma BER de 2×10^{-2} , Figuras 4 e 6. Por outro lado, na condição $\nu \geq L_c$, o ganho do PLP-A0 em relação ao MERRY é de aproximadamente 5dB para uma BER de 2×10^{-2} , conforme verificamos nas Figuras 5 e 7.

O ganho de desempenho do PLP-A0 em relação ao MERRY está relacionado com a velocidade de convergência dos algoritmos. A velocidade de convergência do PLP-A0 é muito superior ao MERRY, o que possibilita o PLP-A0 rastrear o canal de forma mais precisa [6]. Neste caso, o PLP-A0 age como controle automático de ganho (CAG) mais *Phase-Locked Loop* (PLL), compensando a variação do canal a cada amostra. Já o algoritmo MERRY, que adapta somente a cada símbolo,

Fig. 4. G-I, $\nu = 4$ e $f_D/f_s = 10^{-4}$.Fig. 7. G-II, $\nu = 10$ e $f_D/f_s = 10^{-4}$.Fig. 5. G-I, $\nu = 10$ e $f_D/f_s = 10^{-4}$.Fig. 6. G-II, $\nu = 4$ e $f_D/f_s = 10^{-4}$.

não é capaz de corrigir as variações que ocorrem durante o símbolo OFDM.

VII. CONCLUSÕES

O presente artigo propõe a predição linear progressiva como estrutura de equalização de sistemas OFDM. Para validar nossa proposta, utilizamos o algoritmo MERRY como referência de comparação.

O algoritmo PLP-A0 apresenta desempenho superior ao MERRY ao explorar a diversidade das múltiplas antenas. Isso

se verifica para canais planos e seletivos em frequências. Notamos também, que o desempenho do algoritmo MERRY é dependente de inicialização adequada.

Em canais variantes no tempo, o ganho de desempenho do PLP-A0 em relação ao MERRY pode ser explicado pela diferença na velocidade de convergência dos algoritmos. O PLP-A0 atualiza seus coeficientes a cada amostra ao passo que o MERRY atualiza a cada símbolo OFDM.

O desempenho do PLP-A0 é degradado quando canais estáticos de fase não mínima são utilizados. Para tentar contornar esse problema, estruturas de predição linear regressiva em cascata com predição linear progressiva serão exploradas em futuros trabalhos.

AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer à CAPES pelo suporte financeiro.

REFERÊNCIAS

- [1] W. C. Jakes, "Microwave Mobile Communications," Wiley-Interscience, 1974.
- [2] R. K. Martin, J. Balakrishnan, W. A. Sethares, and C. R. Johnson Jr., Blind, adaptive channel shortening for multicarrier systems, in Proc. IEEE Asilomar Conf. Signals, Syst., Comput., Pacific Grove, CA, Nov. 2002.
- [3] S. Haykin, "Blind Deconvolution," Prentice-Hall, 1994.
- [4] C. B. Papadakis and D. T. M. Slock, Fractionally Spaced Equalization of Linear Polyphase Channels and Related Blind Techniques Based on Linear Prediction, IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 47, No. 3, pp. 641-654, March 1999.
- [5] X. Li, H. Fan, Linear prediction methods for blind fractionally spaced equalization, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 48, no. 6, pp. 1667 - 1675, Junho 2000.
- [6] A. S. Menezes, C. M. Panazio, J. M. T. Romano, Blind Channel Shortening for SIMO Space-Time Channels Using Linear Prediction in OFDM Systems, International Telecommunications Symposium 2006, Fortaleza, Brasil.
- [7] M. S. Castro, J. M. T. Romano, Adaptive Approaches for Blind Equalization Based on Multichannel Linear Prediction, International Telecommunications Symposium 2002, Natal, Brasil.
- [8] R. K. Martin, J. M. Walsh, C. R. Johnson Jr., Low complexity MIMO blind, adaptive channel shortening, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 53, no. 4, pp. 1324 - 1334, Apr. 2005.
- [9] R. K. Martin, Joint Blind Adaptive Carrier Frequency Offset Estimation and Channel Shortening, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 54, no. 11, pp. 4194-4203, Nov. 2006.

Referências

- Al-Dhahir, N., & Cioffi, J. M. (1996). Optimum finite-length equalization for multicarrier transceivers. *IEEE Transactions on Communications*, 44(1), 56–64. citado na(s) página(s): 73
- Arslan, G., Evans, B. L., & Kiaei, S. (2001). Equalization for discrete multitone transceivers to maximize bit rate. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 49(12), 3123–3135. citado na(s) página(s): 62, 73
- Balakrishnan, J., Martin, R. K., & Johnson, C. R. (2003). Blind, adaptive channel shortening by sum-squared auto-correlation minimization (SAM). *IEEE Transactions on Signal Processing*, 51(12), 3086–3093. citado na(s) página(s): 73
- Bingham, J. A. C. (1990). Multicarrier modulation for data transmission: an idea whose time has come. *IEEE Communications Magazine*, 28(5), 5–14. citado na(s) página(s):
- Bluetooth*. (2007). <http://www.bluetooth.com>. (Acessado em 29/01/2007) citado na(s) página(s): 7
- Brodersen, R. W., Wolisz, A., Cabric, D., Mishra, S. M., & Willkomm, D. (2004, julho). CORVUS: A Cognitive Radio Approach for Usage of Virtual Unlicensed Spectrum. In *White Paper*. citado na(s) página(s): 10
- Budri, A. K., Gonçalves, J. V., & Meloni, L. G. P. (2006). WiMAX Simulation Models for Return Channel in Digital Television Systems. In *Proceedings of IEEE VI International Telecommunications Symposium*. citado na(s) página(s): 33
- Cabric, D., & Brodersen, R. W. (2005, Setembro). Physical Layer Design Issues Unique to Cognitive Radio Systems. In *Proceedings of 16th IEEE International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC 2005)*. citado na(s) página(s):
- Cabric, D., Chen, M. S. W., Sobel, D. A., Yang, J., & Brodersen, R. W. (2005,

- Setembro). Future Wireless Systems: UWB, 60GHz, and Cognitive Radios. In *Proceedings of the IEEE 2005 Custom Integrated Circuits Conference*. citado na(s) página(s):
- Cabric, D., Mishra, S. M., & Brodersen, R. W. (2004). Implementation Issues in Spectrum Sensing for Cognitive Radios. In *Proceedings of Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*. citado na(s) página(s):
- Cabric, D., Mishra, S. M., Willkomm, D., Brodersen, R. W., & Wolisz, A. (2005, junho). A Cognitive Radio Approach for Usage of Virtual Unlicensed Spectrum. In *Proceedings of 14th IST Mobile and Wireless Communications Summit*. citado na(s) página(s): 9
- Cabric, D., O'Donnell, I. D., Chen, M. S. W., & Brodersen, R. W. (2006). Spectrum Sharing Radios. *IEEE Circuits and Systems Magazine*, 6(2), 30–45. citado na(s) página(s): 7
- Castro, M. S. (2002). *Soluções Adaptativas para Equalização Autoditada Multicanal*. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas (Brasil). citado na(s) página(s): 79
- Castro, M. S., & Romano, J. M. T. (2002). Adaptive approaches for blind equalization based on multichannel linear prediction. In *IEEE International Telecommunication Symposium*. Natal-Brasil. citado na(s) página(s): 85, 98
- Cavalcanti, F. R. P. (1999). *Antenas Inteligentes & Processamento Espaço-Temporal para Sistemas de Comunicação Sem-Fio*. Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas (Brasil). citado na(s) página(s): 98
- Chang, R. W., & Gibby, R. A. (1968). A theoretical study of an orthogonal multiplexing data transmission scheme. *IEEE Transc. on Communications*, 16(4), 529–540. citado na(s) página(s): 63
- Chaves, F. S. (2005). *Teoria dos Jogos Aplicada ao Controle de Potência e à Equalização Adaptativa Aplicada em Sistemas de Comunicação Móvel*. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Ceará (Brasil). citado na(s) página(s): 32

- Chow, J. S., Tu, J. C., & Cioffi, J. M. (1991). A discrete multitone transceiver system for HDSL applications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 9(6), 895–908. citado na(s) página(s):
- Cimini, L. J., & Greenstein, L. J. (2003). *Orthogonal Frequency Division Multiplexing*. Wiley Encyclopedia of Telecommunications. citado na(s) página(s): 63
- Clancy, T. C. (2006). *Dynamic Spectrum Access in Cognitive Radio Networks*. Tese de Doutorado, University of Maryland (EUA). citado na(s) página(s): 23
- Cordeiro, C., Challapali, K., Birru, D., & Shankar, S. (2005, Novembro). IEEE 802.22: the first worldwide wireless standard based on cognitive radios. In *Proceedings of First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, DySPAN 2005* (pp. 328–337). citado na(s) página(s): 3, 17
- Costa, M. (1983). Writing on dirty paper. *IEEE Transactions on Information Theory*, 29(3), 439–441. citado na(s) página(s): 42
- Cover, T. M., & Thomas, J. A. (1991). *Elements of Information Theory* (2 ed.). John Wiley and Sons, Inc. citado na(s) página(s): 32
- Devroye, N., Mitran, P., & Tarokh, V. (2006a). Achievable rates in cognitive radio channels. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(5), 1813–1827. citado na(s) página(s): 39, 40, 42, 44, 106
- Devroye, N., Mitran, P., & Tarokh, V. (2006b). Limits on communications in a cognitive radio channel. *IEEE Communications Magazine*, 44(6), 44–49. citado na(s) página(s): 41, 43, 44, 59
- Ding, Z. (1996). Characteristics of band-limited channels unidentifiable from second-order cyclostationary statistics. *IEEE Signal Processing Letters*, 3(5), 150–152. citado na(s) página(s):
- Doelz, M. L., Heald, E. T., & Martin, D. L. (1957, Maio). Binary Data Transmission Techniques for Linear Systems. In *Proc. IRE* (Vol. 45, pp. 656–661). citado na(s) página(s): 63

- Eyuboglu, M. V., & Qureshi, S. U. (1988). Reduce-state sequence estimation with set partitioning and decision feedback. *IEEE Transactions on Communications*, 36, 13–20. citado na(s) página(s): 73
- Eyuboglu, M. V., & Qureshi, S. U. (1989). Reduce-state sequence estimation for maximum coded modulation on intersymbol interference channels. *IEEE Journal on Selected Areas in Communication*, 7, 989–995. citado na(s) página(s): 73
- Falconer, D. D., & Magee, F. R. (1973). Adaptive channel memory truncation for maximum likelihood sequence estimation. *Bell Sys. Tech. Journal*, 1541–1562. citado na(s) página(s): 73
- FCC. (2003, Junho). *Cognitive radio workshop*. <http://www.fcc.gov/oet/cognitiveradio/>. (Acessado em 29/01/2007) citado na(s) página(s): 7
- FCC. (2005, Março). *Facilitating opportunities for flexible, efficient, and reliable spectrum use employing cognitive radio technologies* (Tech. Rep.). ET Docket No. 03-108. citado na(s) página(s): 13, 19, 51
- Fette, B. (2004, Agosto). *Three obstacles to cognitive radio* (Tech. Rep.). CommsDesign. (<http://www.commsdesign.com>) citado na(s) página(s): 16
- Foschini, G. J., & Miljanic, Z. (1993). A simple distributed autonomous power control algorithm and its convergence. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 42(4), 641–646. citado na(s) página(s): 56
- Gandetto, M., & Regazzoni, C. (2007). Spectrum sensing: A distributed approach for cognitive terminals. 25(3), 546–557. citado na(s) página(s): 46
- Gardner, W. A. (1991a). Exploitation of spectral redundancy in cyclostationary signals. *IEEE Signal Processing Magazine*, 8(2), 14–36. citado na(s) página(s):
- Gardner, W. A. (1991b). A new method of channel identification. *IEEE Transactions on Communications*, 39(6), 813–817. citado na(s) página(s):
- Gezici, S., Tian, Z., Giannakis, G. B., Kobayashi, H., Molisch, A. F., Poor, H. V., et

- al. (2005, julho). Localization via ultra-wideband radios: a look at positioning aspects for future sensor networks. *IEEE Signal Processing Magazine*, 22(4), 70–84. citado na(s) página(s): 9
- Guimarães, D. A. (1998, Agosto). Introdução às Comunicações Móveis. *Telecomunicações INATEL*, 1(1). citado na(s) página(s):
- Haykin, S. (1994). *Blind Deconvolution*. Prentice Hall. citado na(s) página(s): 76
- Haykin, S. (2001). *Adaptive Filter Theory* (4 ed.). Prentice Hall. citado na(s) página(s): 96
- Haykin, S. (2005, Fevereiro). Cognitive radio: brain-empowered wireless communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 23(2), 201–220. citado na(s) página(s): 13, 15, 22, 32
- IEEE 802.22. (2004). *Working group in wireless regional area networks*. <http://www.ieee802.org/22/>. (Acessado em 29/01/2007) citado na(s) página(s): 16, 51
- ISO. (2007). *International organization for standardization*. <http://www.iso.org>. (Acessado em 29/01/2007) citado na(s) página(s): 25
- ITU. (2007). *International telecommunication union*. <http://www.itu.int/ITU-R/>. (Acessado em 29/01/2007) citado na(s) página(s): 18
- Jafar, S. A., & Srinivasa, S. (2007). Capacity limits of cognitive radio with distributed and dynamic spectral activity. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 25(3), 529–537. citado na(s) página(s): 40, 44
- Jakes, W. C. (1974). *Microwave Mobile Communications*. Wiley-Interscience. citado na(s) página(s): 98
- Kailath, T. (1980). *Linear Systems*. citado na(s) página(s): 79
- Koike, A., Matsumoto, S., & Kokubun, H. (2006). Personal mobile DTV cellular phone terminal developed for digital terrestrial broadcasting with internet services. *Proceedings of the IEEE*, 94(1), 281–288. citado na(s) página(s): 33

- Krenik, W., & Batra, A. (2005, Junho). Cognitive radio techniques for wide area networks. In *Proceedings of 42nd Design Automation Conference* (pp. 409–412). citado na(s) página(s): 23, 45
- Lawton, G. (2001, Dezembro). Browsing the mobile Internet. *Computer*, 34(12), 18–21. citado na(s) página(s): 9
- Le, B., Rondeau, T. W., Maldonado, D., & Bostian, C. W. (2005). Modulation Identification Using Neural Network for Cognitive Radios. In *Proceedings of SDR Forum Technical Conference*. citado na(s) página(s): 24
- Leaves, P., Moessner, K., Tafazolli, R., Grandblaise, D., Bourse, D., Tonjes, R., et al. (2004). Dynamic spectrum allocation in composite reconfigurable wireless networks. *42*(5), 72–81. citado na(s) página(s): 33
- Lee, E. A., & Messerschmit, D. G. (1994). *Digital Communications* (2 ed.). Kluwer Academic Press. citado na(s) página(s): 73
- Li, X., & Fan, H. (2000). Linear prediction methods for blind fractionally spaced equalization. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 48(6), 1667–1675. citado na(s) página(s): 85
- Lu, W. W. (2000, November). Compact multidimensional broadband wireless: the convergence of wireless mobile and access. *38*(11), 119–123. citado na(s) página(s): 9
- Marcus, M. J. (2005). Unlicensed cognitive sharing of TV spectrum: the controversy at the federal communications commission. *43*(5), 24–25. citado na(s) página(s): 19
- Martin, R. K. (2004). *Blind, Adaptive Equalization for Multicarrier Receivers*. Tese de Doutorado, Cornell University (USA). citado na(s) página(s):
- Martin, R. K. (2006). Joint blind adaptive carrier frequency offset estimation and channel shortening. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 54(11), 4194–4203. citado na(s) página(s): 81
- Martin, R. K., Balakrishnan, J., Sethares, W. A., & Johnson, C. R. (2002). A

- blind adaptive TEQ for multicarrier systems. *IEEE Signal Processing Letters*, 9(11), 341–343. citado na(s) página(s): 80
- Martin, R. K., & Johnson, C. R. (2005). Adaptive equalization: transitioning from single-carrier to multicarrier systems. *IEEE Signal Processing Magazine*, 22(6), 108–122. citado na(s) página(s): 62
- Martin, R. K., Walsh, J. M., & Johnson, C. R. (2005). Low-complexity MIMO blind, adaptive channel shortening. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 53(4), 1324–1334. citado na(s) página(s): 81, 90
- McDermott-Wells, P. (2005, Janeiro). What is Bluetooth? *IEEE Potentials*, 23(5), 33–35. citado na(s) página(s):
- McHenry, M. A., McCloskey, D., & Roberts, G. L. (2005, Agosto). *Spectrum occupancy measurements location 4 of 6: Republican national convention, new york city, august 30, 2004 - september 3, 2004 revision 2* (Tech. Rep.). Shared Spectrum Company. (www.sharedspectrum.com) citado na(s) página(s): 7, 9
- Menezes, A. S., Panazio, C. M., & Romano, J. M. T. (2006). Blind channel shortenig for space-time channels using linear prediction in OFDM systems. In *IEEE International Telecommunication Symposium*. Fortaleza-Brasil. citado na(s) página(s): 91
- Mishra, S. M., Cabric, D., Willkomm, D., Schewick, B., Wolisz, A., & Brodersen, R. W. (2005, junho). A Real Time Cognitive Radio Testbed for Physical and Link Layer Experiments. In *Proceedings of IEEE DySPAN*. citado na(s) página(s):
- Mishra, S. M., Sahai, A., & Brodersen, R. W. (2006, Junho). Cooperative Sensing among Cognitive Radios. In *Proceedings of ICC 2006*. citado na(s) página(s): 46
- Mitola, J. (1993, Abril). Software radios: Survey, critical evaluation and future directions. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 8(4), 25–36. citado na(s) página(s): 12

- Mitola, J. (1995, Maio). The software radio architecture. *IEEE Communications Magazine*, 33(5), 26–38. citado na(s) página(s): 12
- Mitola, J. (1999a, Novembro). Cognitive radio for flexible mobile multimedia communications. In *Proceedings of IEEE International Workshop on Mobile Multimedia Communications, 1999* (pp. 3–10). citado na(s) página(s): 12, 20, 36
- Mitola, J. (1999b, Abril). Software radio architecture: a mathematical perspective. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 17(4), 514–538. citado na(s) página(s): 12
- Mitola, J. (2000). *Cognitive Radio An Integrated Agent Architecture for Software Define Radio*. Tese de Doutorado, Royal Institute of Technology (Suécia). citado na(s) página(s): 12, 15, 16
- Mitola, J., & Jr, G. Q. (1999, Agosto). Cognitive radio: making software radios more personal. *IEEE Personal Communications*, 6(4), 13–18. citado na(s) página(s): 12
- Neel, J. D. (2006). *Analysis and Design of Cognitive Radio Networks and Distributed Radio Resource Management Algorithms*. Tese de Doutorado, Virginia Polytechnic Institute (EUA). citado na(s) página(s): 32
- Nobelen, R. van, Seshadri, N., Whitehead, J., & Timiri, S. (1999). An adaptive radio link protocol with enhanced data rates for GSM evolution. *IEEE Personal Communications*, 6(1), 54–64. citado na(s) página(s): 26
- OFCOM. (2005, Outubro). *Cognitive radio*. <http://www.ofcom.org.uk>. (Acessado em 29/01/2007) citado na(s) página(s): 7
- P1900. (2005). *Standards committee on next generation radio and spectrum management - ieee 1900*. <http://www.ieeep1900.org/>. (Acessado em 29/01/2007) citado na(s) página(s): 17
- P1900-1. (2006, Março). *Draft standard definitions and concepts for spectrum management and advanced radio technologies* (Tech. Rep.). IEEE P

- 1901.1/D01. citado na(s) página(s): 17
- Pandharipande, A. (2002, April/May). Principles of OFDM. *IEEE Potentials*, 21(2), 16–19. citado na(s) página(s): 69
- Panigrahi, S., Xu, Y., & Le-Ngoc, T. (2006). Multiuser margin optimization in digital subscriber line (DSL) channels. 24(8), 1571–1580. citado na(s) página(s):
- Papadias, C. B., & Slock, D. T. M. (1999). Fractionally spaced equalization of linear polyphase channels and related blind techniques based on multichannel linear prediction. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 47(3), 641–654. citado na(s) página(s): 76, 82, 84
- Papoulis, A., & Pillai, S. U. (2002). *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes* (4 ed.). Mac Graw-Hill. citado na(s) página(s): 76
- Rappaport, T. S. (2002). *Wireless Communications: Principles & Practice* (2 ed.). Prentice Hall. citado na(s) página(s): 24, 46
- Reddy, V. U., Papadias, C. B., & Paulraj, A. J. (1997). Blind identifiability of certain classes of multipath channels from second-order statistics using antenna arrays. *IEEE Signal Processing Letters*, 4(5), 138–141. citado na(s) página(s):
- Rieser, C. J. (2004). *Biologically Inspired Cognitive Radio Engine Model Utilizing Distributed Genetic Algorithms for Secure and Robust Wireless Communications and Networks*. Tese de Doutorado, Virginia Polytechnic Institute (EUA). citado na(s) página(s):
- Sahin, M. E. (2006). *Towards the Realization of Cognitive Radio: Coexistence of Ultrawideband and Narrowband Systems*. Dissertação de Mestrado, University of South Florida (EUA). citado na(s) página(s):
- SDRF. (2000, Fevereiro). *Softwar-defined radio forum*. <http://www.sdrforum.org/>. (Acessado em 29/01/2007) citado na(s) página(s): 18
- Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *Bell Systems Technical Journal*, 27, 379–423. citado na(s) página(s): 43

- Shen, Z., Andrews, J. G., & Evans, B. L. (2005). Adaptive resource allocation in multiuser OFDM systems with proportional rate constraints. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 4(6), 2726–2737. citado na(s) página(s): 66
- Slock, D. T. M., & Papadias, C. B. (1994). Blind fractionally-spaced equalization based on cyclostationarity. In *Vehicular Technology Conference, 1994 IEEE 44th* (pp. 1286–1290). Stockholm. citado na(s) página(s): 80
- Song, G., & Li, Y. (2005a). Cross-layer optimization for ofdm wireless networks-part ii: algorithm development. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 4(2), 625–634. citado na(s) página(s):
- Song, G., & Li, Y. (2005b). Cross-layer optimization for ofdm wireless networks-part i: theoretical framework. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 4(2), 614–624. citado na(s) página(s):
- Song, G., & Li, Y. (2005c). Utility-based resource allocation and scheduling in OFDM-based wireless broadband networks. *IEEE Communications Magazine*, 43(12), 127–134. citado na(s) página(s):
- Tong, L., Xu, G., Hassibi, T. B., & Kailath. (1995). Blind channel identification based on second-order statistics: a frequency-domain approach. *IEEE Transactions on Information Theory*, 41(1), 329–334. citado na(s) página(s):
- Tong, L., Xu, G., & Kailath, T. (1994). Blind identification and equalization based on second-order statistics: a time domain approach. *IEEE Transactions on Information Theory*, 40(2), 340–349. citado na(s) página(s):
- V. D. Schaar, M., & Shankar, S. (2005). Cross-layer wireless multimedia transmission: challenges, principles, and new paradigms. *IEEE Wireless Communications*, 12(4), 50–58. citado na(s) página(s): 28
- Walko, J. (2005, Maio). Cognitive Radio. *IEE Review*, 51(5), 34–37. citado na(s) página(s):
- Weiss, T. A., & Jondral, F. K. (2004). Spectrum pooling: an innovative strategy

- for the enhancement of spectrum efficiency. *IEEE Communications Magazine*, 42(3), 8–14. citado na(s) página(s): 36
- WiFi alliance*. (2007). <http://www.wi-fi.org>. (Acessado em 29/01/2007) citado na(s) página(s): 7
- Wild, B., & Ramchandran, K. (2005, Novembro). Detecting Primary Receivers For Cognitive Radio Applications. In *Proceedings of IEEE DySPAN*. citado na(s) página(s):
- WIMAX forum*. (2007). <http://www.wimaxforum.org>. (Acessado em 29/01/2007) citado na(s) página(s): 7
- Wong, C. Y., Cheng, R. S., Lataief, K. B., & Murch, R. D. (1999a). Multiuser OFDM with adaptive subcarrier, bit, and power allocation. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 17(10), 1747–1758. citado na(s) página(s): 66
- Wong, C. Y., Cheng, R. S., Lataief, K. B., & Murch, R. D. (1999b). Multiuser OFDM with adaptive subcarrier, bit, and power allocation. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 17(10), 1747–1758. citado na(s) página(s):
- Working Group 802.11a. (1999). *Wireless LAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications: High-speed physical layer in the 5GHz band*. IEEE Standard. citado na(s) página(s):
- Working Group 802.11b. (1999). *Wireless LAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications: High-speed physical layer in the 2.4GHz band*. IEEE Standard. citado na(s) página(s):
- Working Group 802.11g. (2003). *Wireless LAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications: Further Higher data rate extension in the 2.4GHz band*. IEEE Standard. citado na(s) página(s):
- Yacoub, M. D. (1993). *Foundations of Mobile Engineering* (1 ed.). CRC Press. citado na(s) página(s):
- Yu, W., & Cioffi, J. M. (2002). Sum capacity of a gaussian vector broadcast

channel. In *IEEE international symposium on information theory*. citado na(s) página(s): 42

Zanatta, D. F. (2002). *Algoritmos de Processamento Espacial para Enlaces de Comunicação sem Fio*. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas (Brasil). citado na(s) página(s): 33

Zerlin, B., & Nossek, J. A. (2006, Setembro). Crosslayer Techniques - Teoria and Applications. *Telecomunicações: Advances and Trends in Transmission, Networking and Applications*, 1(1), 109–132. citado na(s) página(s): 26, 27