

Inatel

Instituto Nacional de Telecomunicações

Sensoriamento Espectral
Cooperativo com Fusão de
Autovalores para Sinais OFDMA e
Outros Sinais de Banda Larga

CARLOS RAFAEL NOGUEIRA DA SILVA

DEZEMBRO/2012

**Sensoriamento Espectral Cooperativo com
Fusão de Autovalores para
Sinais OFDMA e Outros Sinais de Banda Larga**

CARLOS RAFAEL NOGUEIRA DA SILVA

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

ORIENTADOR: Prof. Dr. Dayan Adionel
Guimarães

Santa Rita do Sapucaí
2012

Silva, Carlos Rafael Nogueira da
S586s Sensoriamento Espectral Cooperativo com Fusão de Autovalores para Sinais OFDMA e Outros Sinais de Banda Larga. / Carlos Rafael Nogueira da Silva. – Santa Rita do Sapucaí, 2012.
71p.

Orientador: Prof. PhD. Dayan Adionel Guimarães.
Dissertação de Mestrado – Engenharia de Telecomunicações – Instituto Nacional de Telecomunicações – INATEL.
Inclui bibliografia.

1. Sensoriamento espectral 2. Autovalores 3. Teste de Hipótese 4. OFDMA 5. Engenharia de Telecomunicações. I. Guimarães, Dayan Adionel. II. Instituto Nacional de Telecomunicações – INATEL. III. Título.

CDU 621.39

FOLHA DE APROVAÇÃO

Dissertação defendida e aprovada em ____ / ____ / ____ ,
pela comissão julgadora:

Prof. Dr. Dayan Adionel Guimarães

INATEL

Prof. Dr. Gustavo Fraidenraich

UNICAMP

Prof. Dr. Rausley Adriano Amaral de Souza

INATEL

Coordenador do Curso de Mestrado
Prof. Dr. Luciano Leonel Mendes

“We build too many walls and not enough bridges”
– *Sir Isaac Newton*

Aos meus avós que já partiram ao encontro de Deus Pai, mas que me deixaram, além de saudades, maravilhosas lições de vida.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus pelo maravilhoso dom da vida e por iluminar este caminho que acabo de percorrer, na realização deste trabalho.

Aos meus pais e meus irmãos, que sempre foram meus maiores incentivadores e me apoiaram em todos os momentos de minha luta.

Ao Prof. Dr. Dayan Adionel Guimarães pela disponibilidade, pela cuidadosa orientação e profissionalismo exemplar.

Aos Professores Dr. Luciano Leonel Mendes, Dr. Antônio Marcos Alberti, Dr. Carlos Alberto Ynoguti, Dr. Rausley A.A. de Souza, Dr. José Antônio Justino Ribeiro, Dr. Arismar Cerqueira Sodre Junior e Dr. Carlos Roberto dos Santos pela excelente docência, que me permitiram alcançar uma sólida formação acadêmica.

A toda Comunidade INATEL, especialmente, aos funcionários pela tamanha dedicação ao trabalho que desempenham.

A FAPEMIG pelo apoio financeiro.

ÍNDICE

LISTA DE FIGURAS	vii
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	ix
LISTA DE SÍMBOLOS	x
RESUMO	xiii
ABSTRACT	xiv
Capítulo 1	
Introdução	1
1.1 Contextualização	1
1.2 Trabalhos Relacionados	4
1.3 Estrutura e Contribuições da Dissertação	6
1.4 Publicações	7
Capítulo 2	
Fundamentos Sobre Sensoriamento Espectral	8
2.1 Introdução.....	8
2.2 Classificação das técnicas de sensoriamento	9
2.3 Sensoriamento cooperativo	9
2.4 Técnicas de combinação de dados	11
2.5 Análise de desempenho	12
2.6 Técnicas de sensoriamento	13
2.6.1 Detecção por filtro casado	13
2.6.2 Detecção por propriedades ciclo-estacionárias	14
2.6.3 Detecção de energia	16
2.6.4 Detecção baseada em autovalores	17

Capítulo 3	
Sensoriamento Espectral em Banda Larga	21
3.1 Introdução	21
3.2 Detecção pela transformada de wavelet	21
3.3 Compressed sensing	24
3.4 Detecção de energia	26
Capítulo 4	
Sensoriamento Espectral Cooperativo com Combinação de Autovalores para Sinais OFDMA e outros Sinais de Banda Larga	28
4.1 Introdução	28
4.2 Fusão de autovalores e outros métodos de fusão para sinais de banda larga generalizado.....	28
4.2.1 Fusão de amostras para sinais de banda larga	29
4.2.2 Fusão de autovalores para sinais de banda larga	30
4.2.3 Fusão de decisão para sinais de banda larga	32
4.2.4 Resultados de simulação para detecção de sinais de banda larga .	33
4.3 Fusão de autovalores e outros métodos de fusão para detecção de sinais OFDMA	36
4.3.1 Fusão de autovalores para sinais OFDMA	37
4.3.2 Fusão de amostras para sinais OFDMA	38
4.3.3 Fusão de decisões para sinais OFDMA	40
4.3.4 Resultados de simulação para detecção de sinais	40
4.4 Complexidade e volume de dados enviados ao CF	44
Capítulo 5	
Conclusões e Oportunidades para Pesquisas Futuras	48
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	51

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1: Classificação de algumas técnicas de sensoriamento	3
Figura 2.1: Incerteza do receptor, sombreamento e múltiplo percurso	10
Figura 2.2: Métodos de cooperação entre rádios cognitivos, a) Cooperação centralizada; b) distribuída; c) Assistida por retransmissão (relay-assisted)	11
Figura 2.3: Detector via filtro casado	14
Figura 2.4: Diagrama de blocos do detector de energia: a) implementação com um pré-filtro analógico; b) implementação utilizando a FFT	17
Figura 3.1: Densidade espectral de potência de um sinal banda larga dividido em K sub-bandas	22
Figura 4.1: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando GLRT no sensoriamento de um sinal de banda larga generalizado.	34
Figura 4.2: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando MMED no cenário de sensoriamento de um sinal de banda larga generalizado.	35
Figura 4.3: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando MED no cenário de sensoriamento de um sinal de banda larga generalizado.	36
Figura 4.4: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando ED no cenário de sensoriamento de um sinal de banda larga generalizado.	36
Figura 4.5: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando o teste GLRT no sensoriamento de subcanais OFDMA.	41
Figura 4.6: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando o teste MMED no sensoriamento de subcanais OFDMA.	42
Figura 4.7: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando o teste MED no sensoriamento de subcanais OFDMA.	43

Figura 4.8: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando o teste ED no sensoriamento de subcanais OFDMA.43

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

3G	Sistema de telefonia móvel de terceira geração
4G	Sistema de telefonia móvel de quarta geração
ANATEL	Agência Nacional De Telecomunicações
ASM	<i>Adjacent subcarrier method</i>
AWGN	<i>Additive white gaussian noise</i>
CF	Centro de fusão
DEP	Densidade espectral de potência
DFT	<i>Discrete Fourier transform</i>
DSM	<i>Diversity subcarrier method</i>
DSSS	<i>Direct-sequence spread spectrum</i>
ED	<i>Energy detection</i>
ERD	<i>Eigenvalue ratio detection</i>
EV-DO	<i>Evolution-data optimized</i>
FFT	<i>Fast Fourier transform</i>
GFDM	<i>Generalized frequency division multiplexing</i>
GLRT	<i>Generalized likelihood ration test</i>
HSPA	<i>High-speed packet access</i>
LRT	<i>Likelihood ratio test</i>
MED	<i>Maximum eigenvalue detection</i>
MMED	<i>Maximum-minimum eigenvalue detection</i>
MRC	<i>Maximum-ratio-combining</i>
NP	Neyman-Pearson
OFDM	<i>Orthogonal frequency division multiplexing</i>
OFDMA	<i>Orthogonal frequency division multiple access</i>
RC	Rádio cognitivo
ROC	<i>Receiver operating characteristic</i>
RLRT	<i>Roy's largest root test</i>
SNR	<i>Signal to noise ratio</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

$(\cdot)^\dagger$	Conjugado transposto de (\cdot)
$\ \cdot\ _1$	Norma l_1
$\ \cdot\ _F$	Norma de Frobenius
\mathbf{A}_k	Matriz amostra para a k -ésima sub-banda
\mathbf{A}_s	Matriz amostra para o s -ésimo subcanal
b	Número de bits por autovalor
B	Largura de banda de um sinal de banda larga
d	Número de amostras obtidas com taxa sub-Nyquist
$E[\cdot]$	Valor esperado de $[\cdot]$
f_0	Fronteira inferior do sinal de banda larga
F_n	Matriz transformada de Fourier unitária de n pontos
f_K	Fronteira superior do sinal de banda larga
$h(\cdot)$	Resposta discreta ao impulso no domínio do tempo
$\mathcal{H}_{0,k}$	Hipótese que considera que a k -ésima sub-banda está desocupada
$\mathcal{H}_{1,k}$	Hipótese que considera que a k -ésima sub-banda está ocupada
H_k	Resposta ao impulso do canal no domínio da frequência para a k -ésima sub-banda
$\mathbf{H}_s^{(i)}$	Matriz diagonal de ganhos do s -ésimo subcanal para o i -ésimo rádio cognitivo
$H_{s,k'}^{(i)}$	Ganho do canal no domínio da frequência entre o transmissor primário e o i -ésimo rádio cognitivo na k' -ésima subportadora do s -ésimo subcanal OFDMA
I_j	Interferência agregada ao j -ésimo usuário primário
\mathbf{I}_n	Matriz identidade de ordem n
J	Número de autovalores por banda de frequência
K	Número de subfaixas em um sinal de banda larga

K	Número de subportadoras que formam um subcanal OFDMA
L	Número de caminhos discrimináveis
m	Número de antenas em um rádio cognitivo ou número de rádios em cooperação em uma rede secundária
n	Número total de amostras tomadas por um rádio cognitivo
N	Número de amostras obtidas por subfaixa de frequência
P	Número de usuários primários
P_{fa}	Probabilidade de falso alarme
P_d	Probabilidade de detecção
\mathbf{R}_k	Matriz de covariância para a k -ésima banda
\mathbf{R}_s	Matriz de covariância para o s -ésimo subcanal
$R_y(t, \tau)$	Função de autocorrelação dependente do tempo
$R_y^\alpha(\tau)$	Função de autocorrelação cíclica
$s(t)$	Sinal primário
$s_k(t)$	Função base do sinal primário
$S_k(f)$	Densidade espectral de potência na k -ésima banda
$S_r(f)$	Densidade espectral de potência resultante
T	Intervalo de sinalização
T_{ED}	Estatística de teste para a detecção de energia
T_{FC}	Teste estatístico relativo à detecção por filtro casado
T_{GLRT}	Estatística de teste baseada na relação de máxima verossimilhança generalizada
T_{MED}	Estatística de teste para o detector baseado na relação entre máximo autovalor e a variância do ruído
T_{MMED}	Estatística de teste para o detector baseado na relação entre o máximo e o mínimo autovalores
$\text{tr}(\cdot)$	Traço da matriz
u	Decisão final obtida pelo centro de fusão através da combinação binária das decisões individuais

u_i	Decisão alcançada pelo i -ésimo rádio cognitivo
$v(t)$	Componente de ruído gaussiano
V_k	Ruído térmico no domínio da frequência
$W_s S_r(f)$	Transformada de <i>wavelet</i> da densidade espectral de potência resultante
X_k	Sinal primário no domínio da frequência
$Y_{s,k'}^{(i)}(j)$	j -ésima amostra coletada pelo i -ésimo rádio cognitivo para a k' -ésima subportadoras pertencente ao s -ésimo subcanal
α_k^2	Densidade de potência presente na k -ésima banda
γ	Limiar de decisão
$\lambda_{j,k,i}$	j -ésimo máximo autovalor relativo à k -ésima sub-banda obtido pelo i -ésimo rádio cognitivo
$\lambda_{j,s,i}$	j -ésimo máximo autovalor relativo ao s -ésimo subcanal calculado pelo i -ésimo rádio cognitivo
$\lambda_{j,s}$	j -ésimo máximo autovalor relativo ao s -ésimo subcanal OFDMA
σ_v^2	Variância do ruído térmico
$\phi(f)$	Função de <i>wavelet</i>

RESUMO

Uma possível solução para o problema de escassez de espectro de frequências é a sua utilização oportunista. A habilidade de verificar o espectro em busca de posições disponíveis para transmissão ocupa espaço de destaque no desenvolvimento de sistemas de rádios cognitivos. Com o intuito de aumentar a eficiência do processo de sensoriamento espectral diminuindo os atrasos, técnicas de sensoriamento em banda larga vêm sendo estudadas e aperfeiçoadas. Este trabalho apresenta uma nova técnica de sensoriamento espectral baseada nos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido pelos rádios cognitivos. Também é proposta uma nova técnica de combinação de dados através da combinação dos autovalores da matriz de covariância calculados por cada rádio cognitivo em cooperação. Os testes estatísticos para o sensoriamento espectral baseado em autovalores para sinais em faixa estreita são modificados empiricamente. Resultados de simulação mostraram que o método de combinação proposto supera outros métodos de combinação como a fusão de amostras e a fusão de decisão para qualquer um dos testes estatísticos. Também é apresentada uma adaptação da técnica de sensoriamento para detectar o estado de ocupação de subcanais em sinais OFDMA. Por fim, uma análise do volume de dados no canal de controle apresenta a redução da quantidade de informação transmitida ao centro de fusão pela técnica proposta em relação à técnica de fusão de amostras.

Palavras-chave: Sensoriamento espectral; autovalores; sensoriamento cooperativo; testes de hipóteses; OFDMA;

ABSTRACT

A possible solution for the spectral scarcity problem is the opportunistic frequency spectrum utilization. The art of verifying the spectrum in pursuit of available positions for transmission occupies a prominent space for cognitive radio development. Aiming at increasing the efficiency of the spectrum sensing process by diminishing the delay time, wideband spectrum sensing techniques are being studied and enhanced. This dissertation presents a new spectrum sensing technique based on the eigenvalues of the covariance matrix of the received signal by cognitive radios. It is also proposed a new method of data fusion through the combination of the eigenvalues of the covariance matrix computed by each cooperating cognitive radio. The test statistics for the eigenvalue-based spectrum sensing of narrowband signals are empirically modified. Simulation results have shown that the proposed combination method outperforms other combination methods such as sample fusion and decision fusion for any test statistic. An adaptation of the spectrum sensing technique to detect the occupancy state of subchannels in OFDMA signals is also proposed. Ultimately, an analysis of the data volume over the control channel shows a reduction of the amount of information transmitted to the fusion center with the proposed technique relative to the sample fusion.

Keywords: Spectrum sensing; eigenvalues; cooperative sensing; hypothesis test; OFDMA;

Capítulo 1

Introdução

1.1 Contextualização

Todos os dias aparecem novos sistemas de comunicação sem fio que procuram utilizar uma porção do espectro. Para manter o controle, órgãos reguladores ficam responsáveis por alocar o espectro a cada um dos usuários denominados primários. No Brasil a Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL) é responsável pela a distribuição das faixas de frequência entre os diversos assinantes.

A atribuição do espectro de frequências é realizada de maneira estática, alocando a cada usuário primário uma determinada faixa de frequência por um período de tempo dentro de uma determinada região geográfica. O aumento da demanda de serviços de comunicação sem fio reduz o número de faixas não alocadas causando o problema da escassez do espectro.

Com o advento do rádio definido por software e, por conseguinte, do rádio cognitivo (RC) [1], soluções para o problema da escassez do espectro baseada em cognição foram propostas. Dentre as possíveis soluções, o acesso oportunista ao espectro mostra-se como uma das mais promissoras técnicas para melhor aproveitamento do espectro. Com intuito de se ocupar oportunisticamente uma porção do espectro, é primeiro necessário garantir que esta faixa do espectro não esteja sendo utilizada pela rede primária. À tarefa de verificar o espectro em busca de “buracos” espectrais é dado o nome de sensoriamento espectral.

O processo de sensoriamento espectral consiste em analisar o espectro de frequências em busca de bandas não ocupadas, permitindo ao RC acesso oportunista a elas. Uma vez que um RC tenha ocupado uma faixa espectral, o processo de sensoriamento deve continuar sendo realizado para que, quando do retorno do sinal primário, o RC desocupe a faixa evitando interferir no sinal primário ou mantendo a interferência abaixo de um nível aceitável.

Nos pouco mais de dez anos do advento do RC, diversas técnicas de sensoriamento já foram propostas e outras muitas vêm sendo estudadas. Da perspectiva da detecção do sinal, as técnicas de sensoriamento espectral podem ser classificadas como coerentes e não coerentes [2]. Na detecção coerente, o processo de sensoriamento é realizado através de uma análise entre o sinal recebido ou propriedades extraídas do sinal recebido e algum conhecimento *a priori* do sinal transmitido pela rede primária. Na detecção não coerente nenhum conhecimento *a priori* do sinal é necessário [2]. Outra maneira de se classificar as técnicas de sensoriamento é baseada na banda de interesse, classificando-as como técnicas de sensoriamento em faixa estreita e em faixa larga. Uma técnica de sensoriamento em faixa estreita limita-se a monitorar apenas uma faixa por período de sensoriamento. É possível sensoriar múltiplas faixas através de uma técnica de faixa estreita, porém deve ser feita de maneira sequencial além de ser necessário, a cada início de sensoriamento, que o RC configure diversos parâmetros (Filtro RF, PLL, filtro de seleção de canal) para iniciar o processo em uma banda diferente. Em um cenário de sensoriamento, onde a decisão final é realizada com base nos dados de vários RCs (caracterizando o sensoriamento cooperativo), ainda seria necessário que todos os RCs se sincronizassem, o que pode causar grandes atrasos no processo de detecção do sinal primário. Com o intuito de minimizar os atrasos causados pela configuração de parâmetros e sincronização, técnicas de sensoriamento de banda larga ganham grande destaque. Tais técnicas visam monitorar uma grande porção do espectro e localizar conjuntamente todas as possíveis bandas não ocupadas.

Das técnicas classificadas como de faixa estreita destacam-se a detecção por filtro casado [3]-[5], a detecção por propriedades ciclo-estacionárias [6]-[14] e a detecção de energia [5][15][16]. Já entre as técnicas de sensoriamento de banda

larga, as mais comuns são a detecção pela transformada de *wavelet* [17], *compressed sensing* [18][19] e novamente a detecção de energia [20][21]. A Figura 1.1 mostra as principais técnicas encontradas na literatura, a sua classificação quanto à detecção do sinal, bem como em relação à faixa de interesse.

Dada à importância do processo de sensoriamento espectral, novas técnicas vêm sendo desenvolvidas e técnicas existentes vêm sendo melhoradas. Dentre as novas e mais promissoras técnicas de sensoriamento estão aquelas baseadas nos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido [23][24]. Assim como a detecção de energia, a detecção por autovalores também pode ser usada para detectar sinais em faixa estreita e em faixa larga [25].

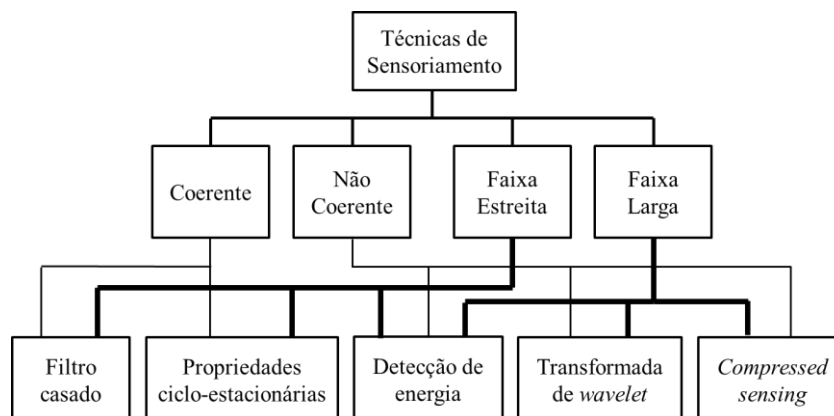


Figura 1.1: Classificação de algumas técnicas de sensoriamento [2]

A terceira geração (3G) dos sistemas banda larga é baseada principalmente em espalhamento espectral por sequência direta (DSSS – *direct-sequence spread spectrum*), tais como *Evolution-Data Optimized* (EV-DO) e *High-speed Packet Access* (HSPA). Já os sistemas da quarta geração (4G) utilizam predominantemente sistemas de multiportadoras, como a multiplexação por divisão de frequências ortogonais (OFDM – *orthogonal frequency division multiplexing*) combinada ou não com sua contraparte de múltiplo acesso – múltiplo acesso por divisão de frequências ortogonais (OFDMA – *orthogonal frequency division multiple access*) [26][31]. A razão para a adoção do OFDM deve-se a algumas vantagens presentes nesta técnica para transmissão de dados em alta velocidade, especialmente em canais com desvanecimento por múltiplos percursos [26]. Como os sistemas de comunicação em

banda larga têm usado preferencialmente sinais OFDM/OFDMA, é importante que os RCs estejam aptos a sensoriar eficientemente esta categoria de sinais.

1.2 Trabalhos Relacionados

No âmbito do sensoriamento em faixa estreita, destacam-se as técnicas de detecção por filtro casado, por propriedades ciclo-estacionárias e a detecção de energia. Para sinais de banda larga são usadas as técnicas de detecção de energia, a detecção pela transformada de *wavelet* e a técnica *compressed sensing*. As técnicas baseadas nos autovalores da matriz de covariância ganharam grande destaque devido ao fato de não necessitarem qualquer conhecimento *a priori* do sinal primário e ainda serem capazes de detectar eficientemente sinais de faixa estreita e de banda larga.

O filtro casado é conhecido como método ótimo em termos de relação sinal ruído (SNR – *signal-to-noise ratio*) para detecção de sinais de usuários primários quando o sinal transmitido é conhecido pelo RC [27][28]. O filtro casado projeta o sinal recebido na direção do sinal transmitido através da correlação entre os dois e, portanto, exige perfeito conhecimento do sinal transmitido pela rede primária.

A detecção pelas propriedades ciclo-estacionárias explora a periodicidade do sinal primário recebido. Esta periodicidade está geralmente incorporada na portadora senoidal, no trem de pulsos, no código de espalhamento, na sequência de salto ou prefixo cíclico [2]. O método de detecção pelas propriedades ciclo-estacionárias consegue diferenciar o sinal do ruído devido ao fato do ruído não possuir ciclo-estacionariedade [14].

A técnica de detecção de energia é um método de detecção em faixa estreita que calcula a energia presente no sinal recebido pelo rádio cognitivo. No que se refere ao sensoriamento em banda larga, a detecção de energia exige que a banda do sinal seja dividida em várias faixas estreitas. A divisão das bandas de frequência pode ser conseguida através de uma abordagem utilizando um banco de filtros [22] ou separando o sinal banda larga em sinais paralelos via transformada rápida de Fourier (FFT – *fast Fourier transform*) [20][21]. Neste caso a FFT é aplicada às amostras do sinal no domínio do tempo e a presença ou ausência em cada banda é

determinada conjuntamente pelo nível de energia presente na correspondente amostra do sinal no domínio da frequência.

Quando o espectro do sinal é desconhecido, a transformada de *wavelet* pode ser utilizada para determinar as fronteiras das bandas presentes no sinal primário [17]. Estas fronteiras estão localizadas nos pontos de máximo local da primeira derivada da transformada de *wavelet* da densidade espectral de potência (DEP) do sinal recebido. Tendo estabelecido as fronteiras de frequência presentes no sinal primário, a média da DEP é calculada dentro de cada uma dessas fronteiras, determinando assim a ocupação de uma determinada faixa.

Compressed sensing utiliza um procedimento de sensoriamento com uma taxa de amostragem abaixo da taxa mínima de Nyquist (*sub-Nyquist rate*) [18][19] e através de um problema de otimização tipicamente convexo a DEP do sinal é estimada. Em seguida, aplica-se um procedimento semelhante à detecção pela transformada de *wavelet*.

Em [23] e [24] são apresentadas técnicas de sensoriamento espectral baseadas nos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido, para detecção de sinais em faixa estreita. O teste estatístico pode ser realizado a partir de quatro técnicas:

- i) Detecção pelo máximo autovalor (MED – *maximum eigenvalue detection*) também conhecida como teste de Roy de máxima raiz (RLRT – *Roy's largest root test*).
- ii) Teste de razão de verossimilhança generalizado (GLRT – *generalized likelihood ratio test*).
- iii) Detecção de energia (ED – *energy detection*).
- iv) Detecção pela razão entre máximo e mínimo autovalor (MMED – *maximum-minimum eigenvalue detection*), chamada também de detecção pela razão de autovalores (ERD – *eigenvalue ratio detection*)

Um dos maiores atrativos dos métodos de detecção pelos autovalores da matriz de covariância é a sua capacidade de detectar a presença do sinal primário sem

qualquer conhecimento do sinal transmitido [24]. Os testes MMED e GLRT não precisam nem mesmo de informações sobre a variância do ruído.

1.3 Estrutura e Contribuições da Dissertação

Este trabalho propõe uma nova abordagem de sensoriamento espectral cooperativo centralizado baseado nos autovalores da matriz de covariância para detecção de sinais OFDMA e de outros sinais em banda larga. Nesta abordagem, a detecção de energia em [20] e [21] é substituída por um detector baseado nos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido. Na detecção de sinais de banda larga, o objetivo principal é determinar quais subportadoras ou subfaixas estão disponíveis para transmissão pela rede secundária. Uma variante é proposta para a detecção de sinais OFDMA; neste caso a técnica visa determinar a ocupação ao nível de subcanal, ou seja, visa determinar conjuntamente o estado de ocupação de todas as subportadoras presentes no subcanal, permitindo a ocupação total do subcanal por um RC ou permitindo dividi-lo entre os rádios da rede secundária.

Em um cenário de sensoriamento cooperativo centralizado os dados devem ser encaminhados a um centro de fusão (CF) onde serão combinados. Três formas de fusão de dados foram abordadas: i) a fusão das amostras de cada RC, considerando as amostras no domínio da frequência; ii) a fusão de decisões binárias realizadas por todos os RCs em cooperação e iii) a nova proposta de fusão na qual os autovalores estimados por cada RC são combinados no (CF).

Resultados de simulação mostram que o novo esquema de fusão de autovalores pode superar o desempenho da fusão de amostras e fusão de decisão na detecção de sub-bandas desocupadas em um sinal de banda larga generalizado, como também na detecção de subcanais desocupados de um sinal OFDMA.

O esquema de fusão de autovalores demanda menos dados transmitidos ao CF quando comparado ao esquema de fusão de amostras com desempenho similar. No entanto, a quantidade de dados transmitidos ao CF, tanto na fusão de autovalores como também na fusão de amostras, supera em muito a quantidade enviada nos esquema de fusão de decisão com parâmetros de sistema similares.

O restante do trabalho é dividido como se segue:

O Capítulo 2 aborda os fundamentos sobre sensoriamento espectral, apresentando suas definições, classificações e as principais técnicas de sensoriamento espectral em faixa estreita presentes na literatura.

O Capítulo 3 descreve detalhadamente as técnicas de sensoriamento espectral para sinais de banda larga.

No Capítulo 4 aborda-se a técnica de sensoriamento espectral cooperativo baseada nos autovalores da matriz de covariância para sinais de banda larga generalizado e sinais OFDMA. A nova proposta de fusão de autovalores também é descrita nesse capítulo, o enfoque principal do trabalho.

O Capítulo 5 trás as conclusões e as propostas para trabalhos futuros.

1.4 Publicações

Os seguintes artigos foram elaborados com base no conteúdo desta dissertação:

- i) **Sensoriamento Espectral Baseado em Autovalores para Sinais em Banda Larga.** Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, SBrT'12, Brasília, DF, Setembro 2012.
- ii) **Cooperative Spectrum Sensing using Eigenvalue Combining for OFDMA and other Wideband Signals.** MDPI Journal of Sensors and Actuators Networks (JSAN). Submetido

Capítulo 2

Fundamentos Sobre Sensoriamento Espectral

2.1 Introdução

Há pouco mais de dez anos os rádios cognitivos surgiram como o futuro promissor das telecomunicações, oferecendo a possibilidade de resolver diversos problemas enfrentados no desenvolvimento de novas aplicações de comunicações sem fio. Dentre os possíveis problemas solucionáveis pelas funcionalidades do RC está o problema da escassez do espectro. Uma das propostas de solução do problema da escassez reside no que chamamos de acesso oportunista ao espectro. As faixas de frequência atualmente são licenciadas para seus usuários de maneira estática dentro de uma determinada região, por um longo período de tempo. Porém, se forem analisados os espectros dos rádios o resultado mostrará que diversas faixas estão subutilizadas na maior parte do tempo, algumas estão parcialmente ocupadas e outras estão muito ocupadas [29]. O objetivo do processo de sensoriamento espectral é criar oportunidade de acesso às faixas desocupadas, aumentando assim a utilização e a eficiência espectral do sistema de comunicação sem fio.

Pode-se definir sensoriamento espectral como o processo de verificar o espectro na busca de buracos espectrais com o intuito de permitir o acesso oportunista, verificando periodicamente a porção ocupada por um RC a fim de desocupar a faixa dado o retorno de transmissão de um usuário primário. O sensoriamento espectral também visa manter a interferência causada pela rede secundária abaixo de determinado nível aceitável.

2.2 Classificação das técnicas de sensoriamento

Nesses poucos mais de dez anos do advento do rádio cognitivo, diversas técnicas de sensoriamento espectral foram propostas. Elas podem ser classificadas em relação à detecção do sinal como coerente ou não coerente [2]. Os métodos de detecção coerente são aqueles que necessitam de algum conhecimento *a priori* do sinal a ser detectado, tal como o formato de pulso de transmissão, o tipo e a ordem de modulação, propriedades ciclo-estacionárias, entre outros. As principais técnicas de detecção coerente são a detecção por filtro casado e a detecção por propriedades e atributos ciclo-estacionários. As técnicas de detecção não coerentes tem a grande vantagem de não necessitar de nenhum conhecimento *a priori* do sinal transmitido pela rede primária. As principais técnicas de sensoriamento não coerente são a detecção de energia, a detecção baseada nos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido, a detecção pela transformada de *wavelet* e a técnica *compressed sensing*.

As técnicas de sensoriamento também podem ser classificadas quanto à largura da faixa do sinal a ser detectado como técnicas de banda estreita e técnicas de banda larga [2]. As técnicas de banda estreita são limitadas ao sensoriamento de uma única faixa espectral por período de sensoriamento. Essas técnicas são capazes de monitorar faixas largas verificando uma faixa por vez. Contudo, a cada período de sensoriamento é necessário que diversos parâmetros de acesso ao espectro sejam modificados, e em um cenário de sensoriamento espectral cooperativo os RCs devem ser sincronizados a cada mudança de faixa. Estes processos podem gerar atrasos indesejados. Com o intuito de evitar ou diminuir esses atrasos, técnicas capazes de analisar múltiplas bandas conjuntamente foram desenvolvidas.

2.3 Sensoriamento cooperativo

O processo de determinação da presença ou ausência do sinal primário pode ser realizado pelas observações de um único RC. Neste caso, tem-se o sensoriamento não cooperativo. Embora o sensoriamento não cooperativo seja de simples implementação, um RC está sujeito a diversos problemas comuns de comunicação

sem fio tais como incerteza do receptor, desvanecimento por múltiplos percursos e sombreamento correlacionado (*correlated shadowing*) [2].

Para evitar problemas comuns ao processo de sensoriamento não cooperativo, os rádios cognitivos podem optar por realizar o processo de sensoriamento espectral em cooperação com outros rádios. A Figura 2.1 ilustra a incerteza do receptor, múltiplo percurso e sombreamento. Nesta figura existe um transmissor primário (PU Tx) e um receptor primário (PU Rx) pertencentes à rede primária. A rede secundária é formada por RC1, RC2 e RC3. RC1 está dentro do alcance do transmissor primário e não há qualquer obstáculo entre eles, logo RC1 está em excelentes condições de monitorar a transmissão da rede primária. A linha de visada direta de RC2 está obstruída por um obstáculo gerando o problema de sombreamento, mas RC2 ainda recebe o sinal de PU Tx através de reflexões em um prédio recebendo duas cópias do sinal através de dois percursos diferentes. RC3 está fora do alcance de PU Tx sofrendo o problema de incerteza do receptor. Em um cenário de sensoriamento não cooperativo o rádio RC3 causaria interferência no sinal recebido por PU Rx. Já RC2 pode causar interferência em PU Rx dependendo da degradação do sinal recebido devido a múltiplos percursos.

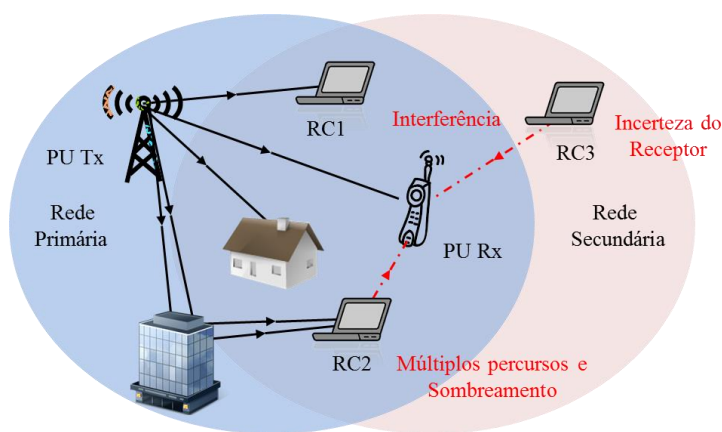


Figura 2.1: Incerteza do receptor, sombreamento e múltiplo percurso [2]

O sensoriamento cooperativo pode ser realizado através da troca de informação entre usuários secundários para se chegar a uma decisão final acerca do estado de ocupação do canal, caracterizando um cenário de cooperação distribuída. Alternativamente, as informações coletadas pelos RCs podem ser transmitidas

através de um canal de controle dedicado para um CF, caracterizando um cenário de cooperação centralizado. No caso de o canal entre um RC e o CF apresentar um forte desvanecimento, o RC pode transmitir suas informações ao CF por meio de outro rádio que apresente melhores condições de comunicação com o CF, que caracteriza a cooperação assistida por retransmissão (*relay-assisted*). A Figura 2.2 mostra como pode ser realizada a cooperação entre os rádios cognitivos dentro destes três cenários.

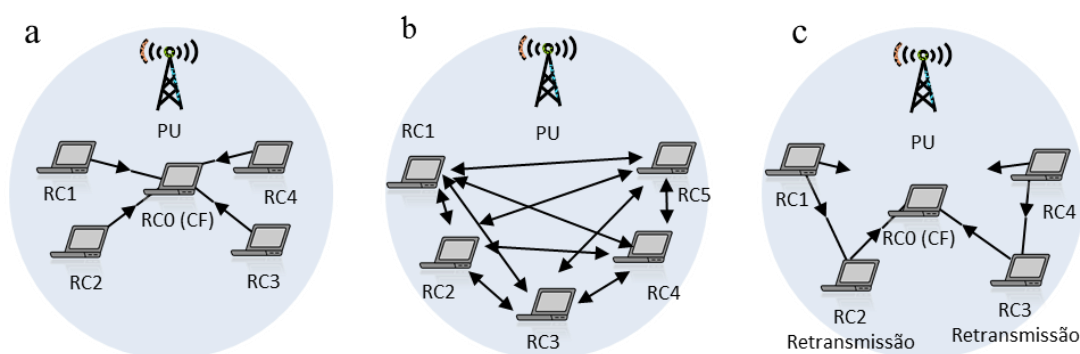


Figura 2.2: Métodos de cooperação entre rádios cognitivos, a) Cooperação centralizada; b) distribuída; c) Assistida por retransmissão (*relay-assisted*) [2]

2.4 Técnicas de combinação de dados

Seja qual for o método de cooperação escolhido, ainda é preciso decidir como realizar a combinação dos dados e quais dados devem ser transmitidos pelo canal de controle. Uma das técnicas de fusão de dados propõe a transmissão direta das amostras colhidas pelos rádios cognitivos. A esta técnica dá-se o nome de fusão de amostras (*sample-fusion*). Outra técnica de fusão de dados sugere a transmissão das decisões individuais de cada RC, método chamado de fusão de decisões (*decision-fusion*) [30]. Neste trabalho é proposto um novo método de fusão no qual os dados transmitidos pelos RCs são os autovalores da matriz de covariância computados localmente. A tal método foi dado o nome de fusão de autovalores (*eigenvalue-fusion*). Diversas propostas de combinação das informações foram propostas. Para o caso da fusão de dados pode-se utilizar um vetor peso para combinar as amostras recebidas [21], ou pode-se formar uma matriz com as amostras recebidas e estimar a matriz de covariância a fim de se utilizar uma das técnicas baseadas em autovalores [23][24], entre outras. A combinação de decisão é realizada através de regras de

combinação binárias. A regra mais genérica utilizada é o método chamado de z -em- M (z -out-of- M) onde o CF definirá o canal como ocupado quando z rádios cognitivos decidirem que o canal sensoriado está sendo utilizado por algum usuário primário. Desta regra geral de fusão de decisão, três regras particulares são definidas: regra E (*AND*), regra OU (*OR*) e o voto majoritário (*majority voting*) [2][30]. A regra E define que o canal está ocupado somente se todos os rádios em cooperação decidirem que o canal está ocupado. A regra OU diz que se deve decidir por canal ocupado quando pelo menos um rádio chegar à conclusão de que o canal está ocupado. Já a regra de voto majoritário com $z = M/2$ define um canal ocupado quando mais que $M/2$ RCs decidirem por canal ocupado; já a decisão por canal vago será alcançada quando menos que $M/2$ RCs decidirem por canal vago; uma decisão arbitrária é realizada quando exatamente $M/2$ RCs decidirem por canal ocupado.

2.5 Análise de desempenho

O desempenho de uma técnica de sensoriamento é geralmente analisado em termos das probabilidades de falso alarme e de detecção. Um falso alarme acontece quando um RC decide que um canal vago está ocupado; já uma detecção acontece quando se decide que um canal está ocupado quando ele de fato ocupado está sendo utilizado por algum usuário primário. O problema de se decidir pelo estado de ocupação do canal pode ser reduzido a um teste de hipótese binário onde \mathcal{H}_0 representa a hipótese de um canal livre e \mathcal{H}_1 representa a hipótese um canal ocupado. O teste pode ser escrito como segue:

$$\begin{aligned}\mathcal{H}_0 : y(t) &= v(t) \\ \mathcal{H}_1 : y(t) &= hs(t) + v(t)\end{aligned}\tag{2.1}$$

onde $y(t)$ é o sinal recebido, $v(t)$ denota o ruído aditivo gaussiano branco, $s(t)$ é o sinal da rede primária e h é o ganho do canal entre um usuário primário e o RC. Dessa forma, as probabilidades de falso alarme e detecção são definidas, respectivamente, como:

$$P_{fa} = \Pr(T > \gamma | \mathcal{H}_0)\tag{2.2}$$

$$P_d = \Pr(T > \gamma | \mathcal{H}_1) \quad (2.3)$$

onde T é o teste estatístico gerado a partir de $y(t)$ por alguma técnica de sensoriamento e γ é o limiar de decisão. O objetivo de uma técnica de sensoriamento é tentar maximizar a probabilidade de detecção (P_d) e minimizar a probabilidade de falso alarme (P_{fa}). Contudo, estes são objetivos conflitantes: aumentar o limiar de decisão reduzirá a probabilidade de falso alarme, mas também reduzirá a probabilidade de detecção. Assim, uma solução de compromisso deve ser adotada. Com o auxílio das curvas de característica de operação do receptor (ROC – *receiver operating characteristic*), que são gráficos de P_{fa} versus P_d construídos a partir da variação do limiar de decisão, obtém-se o limiar ideal que cumpra os requisitos de desempenho (P_{fa} e P_d) requeridos pelo sistema.

2.6 Técnicas de sensoriamento

Nesta seção serão descritas as principais técnicas de sensoriamento espectral em faixa estreita presentes na literatura de forma mais detalhada que aquela realizada no Capítulo 1

2.6.1. Detecção por filtro casado

A detecção por filtro casado é considerada ótima para detecção de sinais conhecidos [27][28] uma vez que maximiza a SNR. O filtro casado projeta o sinal recebido na direção do sinal transmitido através da correlação entre as amostras do sinal recebido e as amostras referentes ao formato de pulso de transmissão durante o intervalo de análise [5]

$$T_{FC} = \sum_{i=1}^n y[i]x[i], \quad (2.4)$$

onde $y[i]$ é a i -ésima amostra do sinal recebido pelo RC e $x[i]$ é a correspondente amostra do sinal transmitido pelo usuário primário. A Figura 2.3 ilustra a construção de um detector por filtro casado.

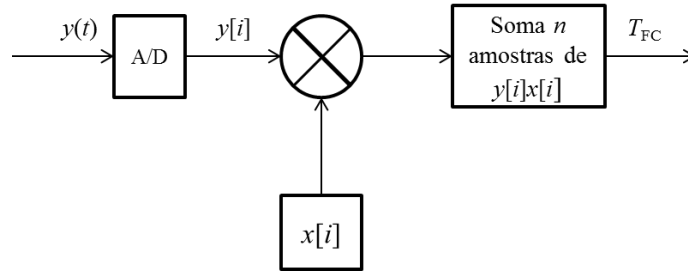


Figura 2.3: *Detector via filtro casado* [5]

A grande vantagem da detecção por filtro casado é o curto tempo necessário para se alcançar certa probabilidade de falso alarme e de detecção [4] quando comparada a outros métodos de detecção. O número de amostras necessárias para se ter uma determinada probabilidade de falso alarme e detecção, assumindo um ruído gaussiano, é [32]:

$$n = \frac{[Q^{-1}(P_d) - Q^{-1}(P_{fa})]^2}{\text{SNR}} \quad (2.5)$$

onde $Q^{-1}(\cdot)$ representa a inversa da função distribuição cumulativa complementar associada a uma distribuição normal.

O filtro casado requer que o RC demodule o sinal recebido, sendo necessário conhecimento das propriedades do sinal primário tais como largura de banda, frequência de operação, tipo e ordem de modulação, formato de pulso [3]. Além disso, a complexidade de implementação é muito grande, uma vez que são necessários receptores para todos os tipos de sinal presentes na rede primária.

2.6.2. Detecção por propriedades ciclo-estacionárias

O filtro casado é ótimo quando há perfeito conhecimento do sinal transmitido pela rede primária. Contudo, dificilmente tem-se tal conhecimento. Já algumas propriedades são intrínsecas à banda de frequência analisada. Por exemplo, os sinais de radiodifusão de TV possuem certas características, como tipo de modulação e frequência de portadora, padronizadas pelo órgão regulador do espectro de

frequência. Neste cenário onde algumas propriedades do sinal primário são conhecidas pode-se fazer uso da detecção por propriedades ciclo-estacionárias.

Os dados transmitidos são tipicamente considerados como processos estacionários. Porém, através do uso de portadora senoidal, sequência de espalhamento, sequência de salto, trem de pulsos, prefixo cíclico, o sinal se torna ciclo-estacionário, ou seja, suas estatísticas apresentam periodicidade [8]. Um processo estocástico $y(t)$ é dito ser ciclo-estacionário de segunda ordem se sua função de correlação dependente do tempo $R_y(t, \tau) = E[y(t + \tau)y(t)]$, onde $E[\cdot]$ representa a esperança, for periódica em t . Assim podemos escrever $R_y(t, \tau)$ como uma série de Fourier [9]:

$$R_y(t, \tau) = \sum_{\alpha} R_y^{\alpha}(\tau) e^{j2\pi\alpha t}. \quad (2.6)$$

As frequências $\{i/T_0\}$, $i \in \mathbb{Z}$, denotadas por α são chamadas frequência cíclicas, a função $R_y^{\alpha}(\tau)$ é conhecida como função de autocorrelação cíclica e representa a correlação ao longo do tempo entre as componentes de frequências do sinal espaçadas por α e calculada entre as amostras de $y(t)$ distanciadas por τ no eixo do tempo, i.e.:

$$R_y^{\alpha}(\tau) = E[y(t)y(t + \tau)e^{-j2\pi\alpha t}]. \quad (2.7)$$

Na ausência do sinal primário $R_y^{\alpha}(\tau)$ é igual a zero e a na presença de um sinal cicloestacionário existira α tal que $R_y^{\alpha}(\tau) > 0$. A partir do conhecimento dessas características cíclicas, podem-se construir detectores que explorem a cicloestacionariedade do sinal [6][10]-[13].

A principal vantagem da detecção por propriedades ciclo-estacionárias é sua capacidade de diferenciar sinal modulado de ruído em regimes de baixa SNR, já que o ruído não exibe correlação espectral [7]. A sua principal desvantagem reside na alta complexidade computacional exigida [3]. Este método também exige um longo

tempo de observação do sinal para produzir bons resultados, o que decorre do tempo necessário para se computar a função de autocorrelação.

2.6.3. Detecção de energia

As técnicas discutidas Subseções 2.6.1 e 2.6.2 necessitam de algum nível de conhecimento do sinal primário, além de informações acerca do canal de comunicação entre os usuários primários e os rádios cognitivos. Em um cenário onde tal conhecimento é impossibilitado, as técnicas coerentes são impraticáveis.

A detecção de energia surge como uma alternativa simples para estes casos. Esta técnica consiste em medir a energia presente em uma determinada faixa de frequência e compará-la com um limiar a fim de se decidir pela ocupação do canal. Caso o valor do teste esteja abaixo do limiar de decisão considera-se o canal desocupado, o que representa uma oportunidade de transmissão. Caso contrário, o canal é considerado ocupado.

Dois esquemas de detecção são propostos em [5]. O primeiro processa o sinal diretamente no domínio do tempo. Nesta situação, o sinal deve inicialmente passar por um filtro passa faixa para diminuir a influência do ruído e de outros sinais adjacentes. A largura de faixa do filtro deve ser a mesma do sinal de interesse, o que torna este esquema pouco flexível. A segunda proposta é processar o sinal no domínio da frequência através da FFT com k pontos. A Figura 2.4 apresenta os dois modelos de detecção sugeridos em [5].

Sendo $y(t)$ o sinal recebido pelo RC, a energia média do sinal é obtida através da expressão:

$$T_{ED} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y[i]|^2. \quad (2.8)$$

O valor do limiar de decisão depende do conhecimento da variância do ruído e é escolhido de acordo com o desempenho desejado. Um método comum de escolha do limiar de decisão é defini-lo de tal maneira que a probabilidade de falso alarme permaneça constante.

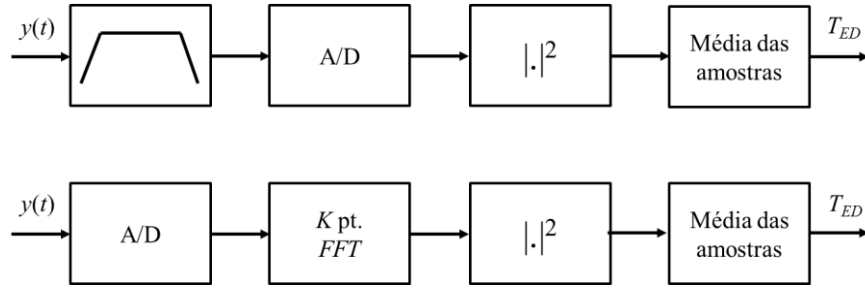


Figura 2.4: Diagrama de blocos do detector de energia: a) implementação com um pré-filtro analógico; b) implementação utilizando a FFT [33]

A principal vantagem da detecção de energia é sua baixa complexidade, o que a torna o método de detecção mais comum [3]. Porém, o detector de energia é muito sensível à incerteza da potência do ruído dentro de um canal de comunicação. É proposto em [20] que a potência do ruído seja previamente estimada monitorando um canal que é conhecido estar desocupado.

2.6.4. Detecção baseada em autovalores

Dentre as mais variadas técnicas de sensoriamento já propostas, as técnicas baseadas nos autovalores da matriz de covariância [23][24] têm recebido grande atenção, principalmente devido ao fato de que na formação do teste estatístico não é necessário qualquer conhecimento *a priori* do sinal transmitido pela rede primária.

Considere um RC equipado com m antenas (ou m RCs em cooperação), cada uma coletando n amostras dos sinais recebidos de P transmissores primários durante um período de sensoriamento. Estas amostras podem ser arranjadas em uma matriz $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{m \times n}$. As amostras referentes ao sinal transmitido pelos P transmissores são arranjadas em uma matriz $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{P \times n}$. Seja $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{m \times P}$ a matriz do canal com elementos $\{h_{ij}\}$, $i = 1, 2, \dots, m$ e $j = 1, 2, \dots, P$, representando o ganho do canal entre o j -ésimo transmissor primário e o i -ésimo sensor (antena ou RC). A matriz \mathbf{Y} de amostras recebidas pode ser escrita da seguinte forma:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{V} \quad (2.9)$$

onde $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ é uma matriz com as componentes do ruído térmico que contaminam o sinal recebido pelas m antenas (ou RCs).

No sensoriamento espectral cooperativo baseado em autovalores, um buraco espectral é detectado através de um teste de hipótese binário onde o teste estatístico é construído a partir dos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido $\mathbf{R}_e = E[\mathbf{Y}\mathbf{Y}^\dagger]$. Como geralmente não se tem o valor exato da matriz de covariância, usa-se a estimativa de máxima verossimilhança da matriz de covariância dada por:

$$\mathbf{R} = \frac{1}{n} \mathbf{Y}\mathbf{Y}^\dagger \quad (2.10)$$

onde \dagger representa a operação de conjugado transposto.

A partir dos autovalores $\{\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m\}$ da matriz de covariância são formadas as estatísticas de teste de hipóteses. O melhor teste de hipótese é dado pela relação de verossimilhança (LRT – *likelihood ratio test*) de Neyman-Pearson (NP) [34]

$$\text{LRT} = \frac{p(\lambda_1, \dots, \lambda_m | \mathcal{H}_1)}{p(\lambda_1, \dots, \lambda_m | \mathcal{H}_0)}, \quad (2.11)$$

onde $p(\lambda_1, \dots, \lambda_m | \mathcal{H}_1)$ é a densidade de probabilidade conjunta dos autovalores condicionada à hipótese \mathcal{H}_1 e $p(\lambda_1, \dots, \lambda_m | \mathcal{H}_0)$ é a densidade de probabilidade conjunta dos autovalores condicionada à hipótese \mathcal{H}_0 .

Em regime assintótico ($m, n \rightarrow \infty$ e n/m fixo), o teste de máxima verossimilhança depende apenas do máximo autovalor [35][36]. Assim, o teste de maior poder estatístico se reduz ao teste de Roy de máxima razão (teste MED) [37], que é a razão entre o máximo autovalor da matriz de covariância pela variância do ruído:

$$T_{\text{MED}} = \frac{\lambda_1}{\sigma_v^2}. \quad (2.12)$$

O teste (2.12) é o que apresenta maior poder estatístico, mas ele exige o conhecimento da variância do ruído. O teste ED é um teste subótimo que também faz

uso da variância do ruído. A estatística de decisão baseada na energia do sinal pode ser obtida por [24]:

$$T_{\text{ED}} = \frac{\|\mathbf{Y}\|_F^2}{mn\sigma_v^2} = \frac{\text{tr}(\mathbf{Y}\mathbf{Y}^\dagger)}{mn\sigma_v^2} = \frac{\sum_{i=1}^m \lambda_i}{m\sigma_v^2} \quad (2.13)$$

onde $\|\cdot\|_F$ e $\text{tr}(\cdot)$ representam respectivamente a norma de Frobenius e o traço da matriz. Os testes MED e ED podem ser considerados como semi-cegos, já que necessitam conhecer a variância do ruído.

O valor de σ_v^2 pode ser estimado medindo-se a potência do ruído térmico em um canal que é conhecido estar vago [20]. Porém, nem sempre é possível obtermos o valor preciso da potência do ruído. Quando não há em mãos a potência do ruído, testes cegos devem ser utilizados. Os testes GLRT e o teste MMED são alternativas que não exigem qualquer conhecimento do sinal primário ou do ruído na formação do teste de decisão. As estatísticas MMED e GLRT são obtidas respectivamente pelas seguintes expressões [24]:

$$T_{\text{MMED}} = \frac{\lambda_1}{\lambda_m}, \quad (2.14)$$

$$T_{\text{GLRT}} = \frac{\lambda_1}{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_i}. \quad (2.15)$$

O teste GLRT é considerado ótimo quando a potência do ruído é desconhecida e é equivalente ao teste [24]:

$$T_{\text{GLRT}} = \frac{\lambda_1}{\frac{1}{m-1} \sum_{i=2}^m \lambda_i}. \quad (2.16)$$

O denominador da equação (2.16) é a estimativa de máxima verossimilhança da variância do ruído σ_v^2 [24]. Dessa maneira, o teste GLRT pode ser considerado

como sendo um teste MED que utiliza uma estimativa para a variância do ruído ao invés da variância real.

Capítulo 3

Sensoriamento Espectral em Banda Larga

3.1 Introdução

No sensoriamento cooperativo em faixa estreita convencional é possível monitorar múltiplas faixas de forma sequencial. A cada período de sensoriamento o RC altera seus parâmetros de configuração a fim de acessar a faixa de frequência seguinte. Em um cenário cooperativo, além das reconfigurações dos parâmetros de acesso ao espectro, também é necessário um processo de sincronização entre os RCs em cooperação. Estes processos causam atrasos prejudiciais à rede secundária, diminuindo a vazão e a eficiência espectral [2]. Para solucionar o problema dos atrasos gerados nas mudanças de faixa e pelo sincronismo, técnicas de sensoriamento em banda larga foram desenvolvidas.

As técnicas mais comuns de sensoriamento espectral em banda larga são: i) detecção pela transformada de *wavelet* [17], ii) *compressed sensing* [18][19] iii) detecção de energia [20][21]. Neste capítulo serão discutidos os principais aspectos dessas três técnicas.

3.2 Detecção pela transformada de *wavelet*

Considere um sinal de banda larga cuja banda de interesse é B Hz dentro da faixa $[f_0, f_K]$. O sinal primário pode ter componentes fora desta faixa, mas por hipótese, apenas esta região do espectro é de interesse ao RC. Esta banda é dividida em K subfaixas entre os diversos usuários primários e o RC não sabe como foi

realizada tal divisão. O objetivo do sensoriamento espectral através da transformada de *wavelet* é determinar as frequências limitantes de cada uma dessas K subfaixas, bem como o nível de potência presente em cada uma delas.

Suponha que o sinal de banda larga transmitido pela rede primária apresente DEP praticamente plana dentro da k -ésima banda e que apresente descontinuidade para com as bandas vizinhas. A Figura 3.1 mostra um exemplo de sinal primário que apresenta esta condição. E seja o sinal contaminante aditivo gaussiano branco com DEP $S_v(f) = N_0/2$. Considere também que o número de faixas K do sinal seja desconhecido, mas se mantenha constante durante um período de sensoriamento podendo variar de um período a outro na presença de desvanecimento lento.

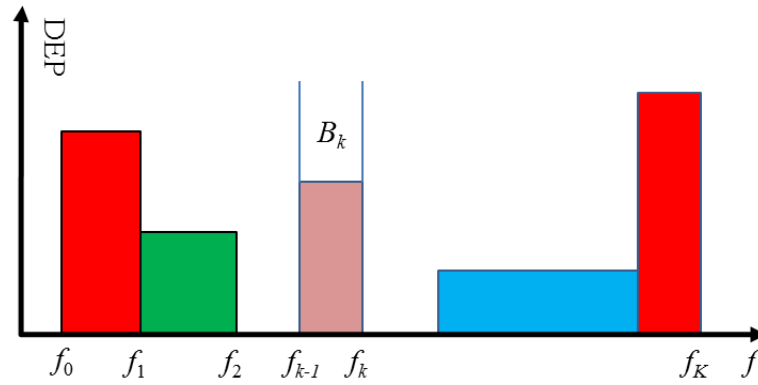


Figura 3.1: Densidade espectral de potência de um sinal banda larga dividido em K sub-bandas [17]

Na ausência de ruído, a DEP normalizada é unitária dentro de cada banda B_k e zero para qualquer frequência fora da respectiva banda, ou seja:

$$S_k(f) = \begin{cases} 1, & \forall f \in B_k \\ 0, & \forall f \notin B_k \end{cases} \quad (3.1)$$

A DEP resultante do sinal primário pode ser escrita como o somatório da DEP de cada uma das K subfaixas:

$$S_r(f) = \sum_{k=1}^K \alpha_k^2 S_k(f) + S_v(f) \quad (3.2)$$

onde α_k^2 é a densidade de potência presente na k -ésima banda.

A transformada de *wavelet* é usada para determinar as fronteiras de frequência que separam cada uma das K subfaixas. Seja $\phi(f)$ uma função *wavelet* de alisamento, a dilatação de $\phi(f)$ pelo fator escalar q é dada por:

$$\phi_s(f) = \frac{1}{q} \phi\left(\frac{f}{q}\right). \quad (3.3)$$

A transformada contínua de *wavelet* da DEP do sinal recebido é calculada através da convolução entre a DEP e a função de *wavelet* dilatada:

$$W_s S_r(f) = S_r * \phi_s(f), \quad (3.4)$$

onde o símbolo $*$ denota a operação de convolução. As irregularidades presentes no sinal S_r e, por consequência, as fronteiras do sinal de banda larga estão localizadas nos pontos de máximo da primeira derivada da transformada de *wavelet* [17], i.e.:

$$\hat{f}_k = \max_f \{W_s' S_r(f)\}, \quad (3.5)$$

ou nos zeros da segunda derivada da transformada de *wavelet*:

$$\hat{f}_k = \text{zeros}_f \{W_s'' S_r(f)\}. \quad (3.6)$$

Tendo estimado as fronteiras de frequência $\{f_k\}$, conclui-se o processo de sensoriamento estimando o nível de potência dentro de cada faixa $[f_{k-1}, f_k]$. Esta estimativa pode ser realizada através da média da DEP dentro das respectivas faixas:

$$\beta_k = \frac{1}{f_k - f_{k-1}} \int_{f_{k-1}}^{f_k} S_r(f) df. \quad (3.7)$$

O valor de β_k está relacionado a α_k^2 pela relação $\beta_k \approx \alpha_k^2 + N_0/2$. Na ausência do sinal primário o valor de β_k será mínimo e próximo de $N_0/2$. Dessa forma, uma

boa estimativa para α_k^2 é $\hat{\alpha}_k^2 = \beta_k - \min\{\beta_{k'}\}$. A banda B_k é classificada de acordo com o valor de $\hat{\alpha}_k^2$: admite-se a presença (ausência) do sinal primário na banda k se $\hat{\alpha}_k^2$ for maior (menor) que o limiar de decisão.

3.3 Compressed sensing

A técnica de detecção *compressed sensing* [18][19] utiliza procedimento de amostragem com taxas abaixo da taxa mínima de Nyquist (*sub-Nyquist sampling*). Um receptor digital converte o sinal contínuo $y(t)$ em uma sequência discreta $x \in \mathbb{R}^d$ de tamanho d . Se a janela de tempo de amostragem for $[0, nT_0]$, onde T_0 é o intervalo de amostragem de Nyquist, o número mínimo de amostras necessárias para recuperar o sinal recebido sem *aliasing* será n . Qualquer processo de amostragem pode ser descrito como:

$$\mathbf{x} = \mathbf{S}^T \mathbf{y}, \quad (3.8)$$

onde \mathbf{y} representa um vetor $n \times 1$ com elementos $y[i] = y(t)|_{t=iT_0}$, $i=1, \dots, n$, \mathbf{x} representa um vetor $d \times 1$ cujos elementos vêm do conversor analógico digital e \mathbf{S} é uma matriz projeção $n \times d$. As colunas de \mathbf{S} podem ser vistas como um conjunto de sinais base, enquanto os elementos de \mathbf{x} são projeções de $y(t)$ nessas bases. A equação (3.8) representa o processo de amostragem de qualquer sinal. Por exemplo, se $\mathbf{S} = \mathbf{I}_n$ onde \mathbf{I}_n é uma matriz identidade de ordem n , tem-se a amostragem à taxa de Nyquist. Se $\mathbf{S} = \mathbf{F}_n$ a amostragem é realizada no domínio da frequência, onde \mathbf{F}_n é a matriz transformada de Fourier unitária de n pontos. A amostragem será sub-Nyquist quando $d < n$. O propósito da técnica *compressed sensing* é estimar o conteúdo de frequências do sinal $y(t)$ a partir das amostras do vetor x .

A construção do espectro do sinal $y(t)$ é feita através da solução de um problema de otimização convexa. Deseja-se estimar a DEP do sinal primário. Como explicado acima, a DEP do sinal primário pode ser escrita pela equação (3.8) substituindo a matriz \mathbf{S} pela matriz \mathbf{F}_n , ou seja,

$$y_f = \mathbf{F}_n y, \quad (3.9)$$

onde y_f é a DEP a ser estimada pelo detector. Seja o vetor x com $d < n$ amostras do sinal. Multiplicando ambos os lados da equação (3.9) pela inversa de \mathbf{F}_n , resulta em:

$$y = \mathbf{F}_n^{-1} y_f. \quad (3.10)$$

Substituindo (3.10) em (3.8), chega-se a uma relação entre a resposta em frequência que se deseja estimar e o sinal amostrado pelo receptor digital dado por:

$$x = (\mathbf{S}^T \mathbf{F}_n^{-1}) y_f. \quad (3.11)$$

Busca-se uma função de reconstrução de y_f a partir da relação de igualdade estabelecida em (3.11). Vários métodos eficientes de reconstrução podem ser utilizados. O método *Basis Pursuit* (BP) [42] visa minimizar a norma l_1 do vetor y_f sujeita à restrição dada pela equação (3.11), ou seja

$$\begin{aligned} & \text{minimise}_{y_f} \|y_f\|_1 \\ & \text{sujeito a } (\mathbf{S}^T \mathbf{F}_n^{-1}) y_f = x, \end{aligned} \quad (3.12)$$

onde $\|\cdot\|_1$ representa a norma l_1 .

Uma vez estimado o conteúdo de frequências do sinal $y(t)$, um procedimento análogo à detecção pela transformada de *wavelet* é aplicado para se determinar a divisão do espectro de frequência e o nível de potência em cada uma das faixas, ou seja, aplica-se a transformada de *wavelet* ao vetor y_f estimado por (3.12), em seguida estima-se as fronteiras de frequência da densidade espectral de potência utilizando (3.5) ou (3.6), finalmente, através de (3.7), computa-se o nível de densidade de potência em cada um das bandas do sinal primário e o compara ao limiar de decisão para decidir o estado de ocupação de cada banda de frequência presente no sinal.

3.4 Detecção de energia

O método de detecção de energia pode ser usado tanto para detecção de sinal em faixa estreita quanto para sinais em banda larga. Em [21] é proposto um modelo de sensoriamento a qual a transformada discreta de Fourier é aplicada ao sinal amostrado de forma a revelar a intensidade das componentes de frequência em cada faixa. Um detector de energia é aplicado em cada uma dessas faixas.

Considere um canal de comunicação de banda larga dividido em K sub-bandas estreitas não sobrepostas. O problema de detecção da sub-banda k , $k= 1,2, \dots, K$, é modelado como um teste de hipótese binário onde $\mathcal{H}_{0,k}$ representa a ausência do sinal primário e $\mathcal{H}_{1,k}$ a presença do sinal na k -ésima sub-banda.

Considere agora um canal com desvanecimento por múltiplos percursos, cuja resposta discreta ao impulso entre o usuário primário e o RC é representada por $h(l)$, $l = 0, 1, \dots, L-1$, e L é o número de percursos discrimináveis. O sinal recebido pelo RC pode ser escrito como

$$y[t] = \sum_{l=0}^{L-1} h[l]s[t-l] + v[t], \quad t = 1, 2, \dots, 2L-1 \quad (3.13)$$

onde $v[t]$ são as amostras referentes ao ruído gaussiano com média zero e variância σ_v^2 e $s[t]$ é o sinal transmitido pela rede primária no instante t . Em um ambiente com desvanecimento por múltiplos percursos, o canal de banda larga apresenta seletividade em frequência [43] e sua resposta em frequência pode ser obtida através da FFT com K pontos ($K > L$):

$$H_k = \frac{1}{\sqrt{K}} \sum_{l=0}^{L-1} h[l]e^{-j2\pi lk/K}, \quad k = 1, 2, \dots, K. \quad (3.14)$$

O sinal recebido pode ser representado no domínio da frequência pela transformada discreta de Fourier (DFT):

$$\begin{aligned}
R_k &= \frac{1}{\sqrt{K}} \sum_{i=0}^{K-1} y[i] e^{-j2\pi ik/K}, \\
&= H_k X_k + V_k, \quad k = 1, 2, \dots, K,
\end{aligned} \tag{3.15}$$

onde X_k representa a intensidade do sinal transmitido na k -ésima banda e V_k são as componentes do ruído no domínio da frequência. Como a DFT é uma operação linear, V_k continua sendo gaussiano com média zero e variância σ_v^2 . O teste binário de hipóteses para o problema de detecção da k -ésima banda pode ser escrito como:

$$\begin{aligned}
\mathcal{H}_{0,k} : R_k &= V_k \\
\mathcal{H}_{1,k} : R_k &= H_k S_k + V_k.
\end{aligned} \tag{3.16}$$

O teste estatístico é calculado para cada uma das K bandas como a soma da energia recebida sobre um intervalo de N amostras em frequência, dado por

$$Y_k = \sum_{i=1}^N |R_k(i)|^2, \quad k = 1, 2, \dots, K. \tag{3.17}$$

A regra de decisão determina o canal como ocupado quando o valor de Y_k for superior ao valor do limiar de decisão. Em [21] é proposto um problema de otimização para se escolher o limiar ótimo de decisão. Em [20], o problema proposto em [21] é estendido a fim de se determinar o tempo ótimo de sensoriamento.

Capítulo 4

Sensoriamento Espectral Cooperativo com Combinação de Autovalores para Sinais OFDMA e outros Sinais de Banda Larga

4.1 Introdução

Uma nova técnica de sensoriamento espectral baseada nos autovalores da matriz de covariância para sinais em banda larga será apresentada neste capítulo. O sinal recebido por um RC é representado em múltiplas faixas paralelas no domínio da frequência. Um detector baseado nos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido é aplicado a cada uma dessas faixas para determinar o estado de ocupação das subportadoras presentes no sinal primário. A técnica é em seguida modificada para determinar o estado de ocupação de um subcanal em um sistema OFDMA. Também será mostrada uma nova proposta de fusão de dados, através da combinação dos autovalores calculados individualmente por cada RC em cooperação. Resultados de simulação serão apresentados mostrando melhor desempenho da fusão de autovalores em relação aos outros métodos de fusão. Uma análise do volume de dados enviados ao CF por cada técnica de fusão também será apresentada.

4.2 Fusão de autovalores e outros métodos de fusão para sinais de banda larga generalizados

A técnica de detecção baseada nos autovalores da matriz de covariância para sinais em faixa estreita também pode ser usada para detectar sinais em banda larga.

Nesta Seção será mostrado como a técnica de sensoriamento centralizado baseado em autovalores pode ser realizada a partir de amostras recebidas no domínio da frequência. Primeiramente, será descrito o processo de fusão de amostras. O esquema de fusão de autovalores é apresentado em sequência. Por fim, uma descrição do processo de fusão de decisão é apresentada no contexto de sensoriamento de sinais de banda larga.

4.2.1 Fusão de amostras para sinais de banda larga

A fusão de amostras no sensoriamento espectral cooperativo combina as amostras coletadas por cada RC no CF. Para formar uma matriz com as amostras recebidas no domínio da frequência, considere que cada RC coleta N amostras da k -ésima sub-banda. N pode ser visto como o número de realizações de K amostras do sinal recebido no domínio da frequência, conforme a equação (3.15).

A k -ésima matriz das amostras recebidas no domínio da frequência é construída agrupando as N amostras tomadas da k -ésima sub-banda por cada um dos m sensores. Neste caso a ordem da matriz resultante será $m \times N$. As matrizes com as amostras recebidas neste cenário de fusão de amostras para sinais de banda larga generalizado são

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} Y_k^{(1)}(1) & \cdots & Y_k^{(1)}(N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_k^{(m)}(1) & \cdots & Y_k^{(m)}(N) \end{bmatrix}, \quad (4.1)$$

onde $Y_k^{(i)}(j)$ é a j -ésima amostra tomada pelo i -ésimo RC na k -ésima sub-banda. O número total de amostras recebidas pelo CF é mKN . Neste caso, a matriz de covariância é computada no centro de fusão e é dada por:

$$\mathbf{R}_k = \frac{1}{N} \mathbf{A}_k \mathbf{A}_k^\dagger. \quad (4.2)$$

Os autovalores de \mathbf{R}_k são computados em seguida e o teste estatístico para a k -ésima sub-banda de um sinal banda larga generalizado com fusão de amostras é calculado via (2.12) a (2.15).

4.2.2 Fusão de autovalores para sinais de banda larga

Neste cenário cada RC é responsável por calcular sua própria matriz de covariância, estimando seus autovalores e transmitindo estes autovalores ao CF. O objetivo é detectar a presença de sinal primário no nível de subportadoras em sistemas OFDM ou no nível de canais predefinidos ou sub-bandas em sinais de banda larga generalizados.

Seja N o número de amostras do sinal recebido por cada RC no domínio da frequência em cada uma das K sub-bandas e J o número de autovalores por sub-banda de frequência ou subportadoras de sinal de banda larga generalizado; por conseguinte a ordem da matriz de covariância também será J . Admitindo que N/J é um número inteiro, a matriz $\mathbf{A}_k^{(i)}$ com amostras da k -ésima sub-banda ou subportadoras pode ser criada arranjando as N amostras tomadas pelo i -ésimo RC com J linhas e N/J colunas, preferencialmente $N/J \gg J$ (o que implica $N \gg J$) para maior precisão no cálculo da matriz de covariância. A matriz $\mathbf{A}_k^{(i)}$ é então:

$$\mathbf{A}_k^{(i)} = \begin{bmatrix} Y_k^{(i)}(1) & \dots & Y_k^{(i)}(N/J) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_k^{(i)}(n+1-N/J) & \dots & Y_k^{(i)}(N) \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

A matriz de covariância computada em cada rádio cognitivo é dada por

$$\mathbf{R}_k^{(i)} = \frac{J}{N} \mathbf{A}_k^{(i)} \mathbf{A}_k^{(i)\dagger}. \quad (4.4)$$

Os autovalores destas matrizes de covariância são computados e enviados ao CF. A próxima etapa do processo de sensoriamento é combinar os autovalores recebidos pelo CF para formar o teste estatístico. Considerando que haja m RCs em cooperação, o número total de autovalores recebido pelo CF é mKJ . Através de modificações das equações para geração do teste estatístico no cenário de

sensoriamento espectral cooperativo por autovalores em faixa estreita (equações (2.12) a (2.15)) propomos os seguintes testes para a k -ésima sub-banda no esquema de fusão de autovalores para sinais de banda larga:

$$T_{\text{GLRT},k} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,k,i}}{\frac{1}{JKm} \sum_{j=1}^J \sum_{z=1}^K \sum_{i=1}^m \lambda_{j,z,i}}, \quad (4.5)$$

$$T_{\text{MMED},k} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,k,i}}{\frac{1}{Km} \sum_{z=1}^K \sum_{i=1}^m \lambda_{j,z,i}}, \quad (4.6)$$

$$T_{\text{MED},k} = \frac{1}{m\sigma^2} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,k,i}, \quad (4.7)$$

$$T_{\text{ED},k} = \frac{1}{Jm\sigma^2} \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^m \lambda_{j,k,i}, \quad (4.8)$$

onde $\{\lambda_{1,k,i} \geq \lambda_{2,k,i} \geq \dots \geq \lambda_{J,k,i}\}$ são os J autovalores ordenados associados à k -ésima sub-banda e ao i -ésimo RC. A regra de combinação proposta para o GLRT é a média aritmética dos máximos autovalores obtidos para a k -ésima sub-banda dividida pela média aritmética de todos os autovalores recebidos pelo CF. Para o MMED modificado, o teste estatístico é determinado a partir da média aritmética dos máximos autovalores associados à k -ésima sub-banda dividida pela média aritmética dos menores autovalores de cada banda e RC. O teste MED modificado é computado calculando a média aritmética dos máximos autovalores obtidos da k -ésima sub-banda dividida pela variância do ruído. Finalmente, o teste ED modificado é computado a partir da média aritmética de todos os autovalores obtidos da k -ésima sub-banda dividida pela variância do ruído.

Vale mencionar que os testes (4.5)-(4.8), como também outros definidos ao longo deste capítulo, foram determinados empiricamente. Isto significa que não há garantia que sejam versões ótimas dos testes de hipóteses correspondentes derivados a partir de um teste de razão de verossimilhança (*Neyman-Pearson*).

4.2.3 Fusão de decisão para sinais de banda larga

Na Seção 2.4, foi mencionado que o sensoriamento espectral cooperativo centralizado pode ser realizado através da fusão de decisão, na qual as decisões dos RCs são combinadas no CF. As regras de decisão mais comumente usadas são: E, OU e o voto majoritário [2][30], as quais são classificadas sob o termo genérico z -em- m (z -out-of- m). Se z for um, tem-se a regra OU e se z for m , tem-se a regra E. Se $z \geq M/2$, tem-se a regra de voto majoritário.

Chega-se à decisão final acerca do estado de ocupação de uma determinada banda da seguinte maneira: seja u_i a decisão realizada pelo i -ésimo RC sobre uma dada sub-banda e u a decisão final tomada pelo CF para aquela sub-banda, com $u_i, u \in \{0,1\}$, onde “0” (“1”) indica a ausência (presença) de um sinal primário na sub-banda sob análise. Para a regra E, o CF determina $u = 1$ se $u_i = 1$ para $i = 1, 2, \dots, m$. Para a regra OU, $u = 1$ se $u_i = 1$ para qualquer i . Para regra de voto majoritário, o CF declara $u = 1$ se $S u_i > m/2$ e $u = 0$ se $S u_i < m/2$; uma decisão arbitrária é feita quando $S u_i = m/2$ [2][30].

O teste estatístico para o i -ésimo RC acerca da k -ésima sub-banda de um sinal de banda larga generalizado pode ser determinado através de pequenas modificações em (4.5)-(4.8):

$$T_{\text{GLRT},k,i} = \frac{\lambda_{1,k,i}}{\frac{1}{JK} \sum_{j=1}^J \sum_{z=1}^K \lambda_{j,z,i}}, \quad (4.9)$$

$$T_{\text{MMED},k,i} = \frac{\lambda_{1,k,i}}{\frac{1}{K} \sum_{z=1}^K \lambda_{J,z,i}}, \quad (4.10)$$

$$T_{\text{MED},k,i} = \frac{\lambda_{1,k,i}}{\sigma^2}, \quad (4.11)$$

$$T_{\text{ED},k,i} = \frac{1}{J\sigma^2} \sum_{j=1}^J \lambda_{j,k,i}, \quad (4.12)$$

onde, novamente, $\{\lambda_{1,k,i} \geq \lambda_{2,k,i} \geq \dots \geq \lambda_{J,k,i}\}$ são os J autovalores ordenados associados a k -ésima sub-banda e ao i -ésimo RC.

4.2.4 Resultados de simulação para detecção de sinais de banda larga

Nesta seção é comparado o esquema de fusão de autovalores com os esquemas de fusão de amostra e de decisões. As curvas ROC foram construídas a partir da média de P_{fa} e P_d em todas as frequências do sinal de banda larga. As curvas foram obtidas via simulações de Monte Carlo, contando um mínimo de 100 falsos alarmes ou detecções (o que ocorrer por último) ou um máximo de 5000 repetições. O código foi implementado em Matlab de acordo com os modelos e testes descrito nesta dissertação. A atividade do sinal primário em cada sub-banda foi modelada como uma variável aleatória com distribuição de Bernoulli com 50% do tempo ativo (para cálculo de P_d) e 50% inativo (para cálculo da P_{fa}).

Para simular a detecção de um sinal de banda larga generalizado foi considerado um único transmissor primário cuja largura de banda total foi dividida em $K = 8$ sub-bandas. Também foi considerado: $m = 6$ RCs em cooperação, relação sinal-ruído $\text{SNR} = -10$ dB, e sinal primário com distribuição gaussiana com potência de transmissão unitária. O canal entre o transmissor primário e cada RC é um canal com desvanecimento por múltiplos percursos com $L = 8$ caminhos de propagação decorrelacionados cujas magnitudes possuem distribuição Rayleigh, segundo momento unitário e fase distribuída uniformemente em $(0, 2\pi]$. O canal foi considerado estático durante um período de sensoriamento, mudando de forma independente e identicamente distribuída de um período a outro.

No esquema de fusão de autovalores, o número total de amostras coletadas por cada RC foi $n = KN = 8 \times 300 = 2.400$ ($N = 300$ amostras em cada faixa de frequência). Para simular o esquema de fusão de amostras, $n = KN = 8 \times 50 = 400$ amostras ($N = 50$ em cada faixa de frequência) foram utilizadas para formar a matriz de covariância no CF. A ordem da matriz de covariância para fusão de amostras é $m \times m = 6 \times 6$ e $J \times J = 6 \times 6$ para fusão de autovalores.

As Figura 4.1 à Figura 4.4 mostram curvas ROC para o esquema de fusão de autovalores e as curvas referentes às fusões de decisão e amostra. Os testes estatísticos (2.12) a (2.15) foram usados para a fusão de amostras e os testes (4.9)-(4.12) foram usados nas decisões individuais de cada RC. Os testes (4.5)-(4.8) foram considerados no esquema de fusão de autovalores. Os desempenhos com a fusão de amostras estão muito próximos daqueles apresentados em [24], os quais foram obtidos sob os mesmos parâmetros sistêmicos adotados aqui. Como esperado, isto indica que processar as amostras no domínio da frequência leva ao mesmo resultado caso o processamento seja realizado no domínio do tempo.

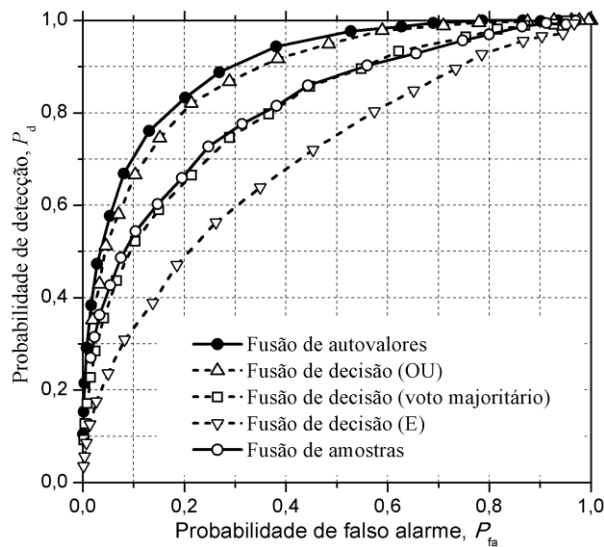


Figura 4.1: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando GLRT no sensoriamento de um sinal de banda larga generalizado.

Nas Figura 4.1 à Figura 4.4 é possível notar que o esquema de fusão de autovalores proposto supera todos os outros métodos de combinação para todos os testes estatísticos considerados neste trabalho, seguido de perto pela fusão de decisão utilizando a regra de combinação OU, excetuando o teste MED, para o qual a distância entre os desempenhos é maior. Para MMED e ED, a fusão de amostras apresenta desempenho inferior à fusão de decisão com as regras OU e voto majoritário, superando apenas a regra de combinação E. Para GLRT e MED, a fusão de amostras supera a regra de combinação E de maneira significativa, mostrando um desempenho ligeiramente superior à regra de voto majoritário. A regra E apresentou o pior desempenho entre todas as regras de fusão e testes estatísticos em análise.

Estes resultados não pretendem afirmar que o desempenho relativo das regras de combinação de decisão se manterá o mesmo. Como mencionado em [2], as regras E, OU e voto majoritário podem alternar suas classificações de desempenho sob diferentes parâmetros de sistemas ou cenários.

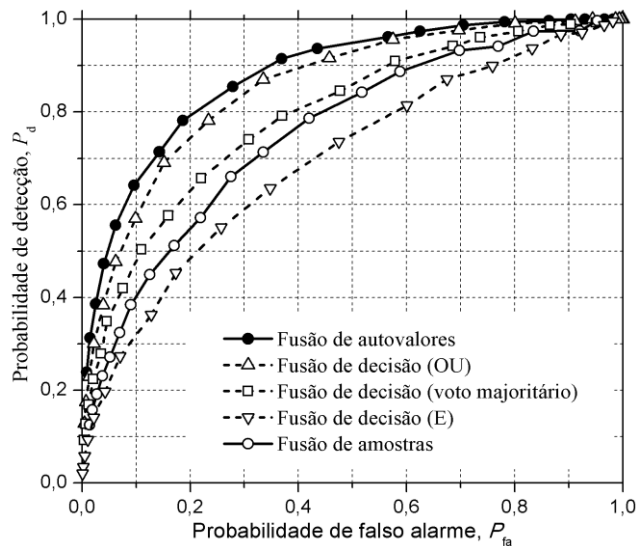


Figura 4.2: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando MMED no cenário de sensoriamento de um sinal de banda larga generalizado.

Ainda com referência aos resultados nas Figura 4.1 a Figura 4.4, os testes ED surpreendentemente superaram os testes MED na combinação de autovalores e para os esquemas de fusão de decisão com E, OU e voto majoritário, invertendo o comportamento obtido na fusão de amostras. Em outras palavras, os testes propostos em (4.8) e (4.12) revelaram possuir mais poder estatístico que os testes (4.7) e (4.11), respectivamente, indicando que os últimos possuem margem para futuras melhorias em suas expressões.

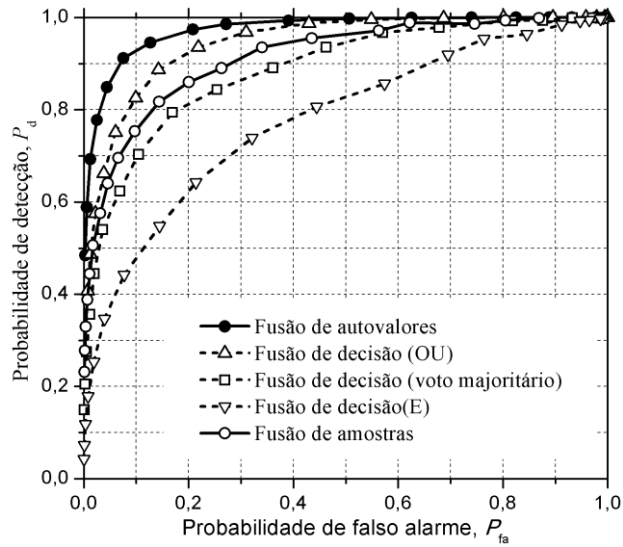


Figura 4.3: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando MED no cenário de sensoriamento de um sinal de banda larga generalizado.

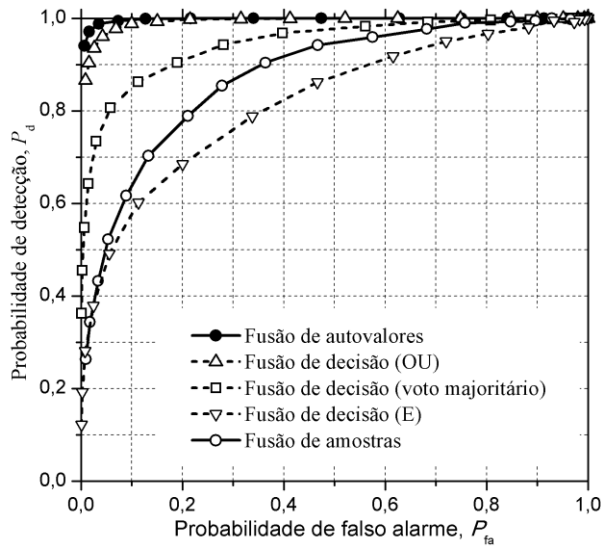


Figura 4.4: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando ED no cenário de sensoriamento de um sinal de banda larga generalizado.

4.3 Fusão de autovalores e outros métodos de fusão para detecção de sinais OFDMA

O esquema de fusão de autovalores proposto pode ser aplicado a qualquer sinal de banda larga. Nas seções anteriores foi visto que pode ser diretamente aplicado às subportadoras de um sinal OFDM, por exemplo, ou às sub-bandas predefinidas em um sinal de banda larga generalizado. Além disso, ela pode ser adaptada para

detectar um sinal OFDMA ao nível de subcanal. Esta adaptação é descrita nesta seção. Também será descrita a fusão de amostras e a fusão de decisões no contexto de sinais OFDMA.

4.3.1 Fusão de autovalores para sinais OFDMA

Enquanto a multiplexação OFDM atribui um bloco de frequências integralmente a um único usuário, OFDMA é uma técnica de múltiplo acesso que aloca a um dado usuário um conjunto ou múltiplos conjuntos de subportadoras, permitindo acesso simultâneo de toda a banda por diversos usuários. A um conjunto de frequência é dado o nome de subcanal. A formação do subcanal pode ser classificada de duas maneiras: método de subportadoras adjacente (ASM – *adjacent subcarrier method*), o qual agrupa um conjunto contíguo de subportadoras para formar um subcanal, e método de diversidade de subportadoras (DSM – *diversity subcarrier method*), no qual subportadoras não contíguas são escolhidas para formar o subcanal [31]. Como consequência, quando o esquema de fusão de autovalores é aplicado na detecção de um sinal primário OFDMA, ela visa detectar o sinal ao nível de subcanal, i.e., o objetivo é determinar se um dado subcanal está ou não vago.

Suponha que um canal OFDMA com K subportadoras disponíveis seja compartilhado entre P usuários primários. Desse modo, $K' = K/P$ subportadoras formarão um subcanal indexados por s , onde $s = 1, 2, \dots, P$. Assume-se que cada RC conheça o mapa de alocação de subportadoras de cada subcanal, uma informação que pode ser facilmente obtida a partir do padrão de rede primária. A matriz de ordem $K' \times N$ com valores de amostras no i -ésimo RC e s -ésimo subcanal será formada de acordo com

$$\mathbf{A}_s^{(i)} = \begin{bmatrix} Y_{s,1}^{(i)}(1) & \cdots & Y_{s,1}^{(i)}(N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{s,K'}^{(i)}(1) & \cdots & Y_{s,K'}^{(i)}(N) \end{bmatrix}, \quad (4.13)$$

onde $Y_{s,k'}^{(i)}(j)$ é a j -ésima amostra coletada pelo i -ésimo RC para a k' -ésima subportadora pertencente ao s -ésimo subcanal. A partir de (4.13), o próximo passo é computar as correspondentes matrizes de covariância, de acordo com

$$\mathbf{R}_s^{(i)} = \frac{1}{N} \mathbf{A}_s^{(i)} \mathbf{A}_s^{(i)\dagger}, \quad (4.14)$$

das quais $mK'P$ autovalores são estimados e enviados ao CF. O teste estatístico para o s -ésimo subcanal OFDMA é computado seguindo versões ligeiramente modificadas de (4.5)-(4.8):

$$T_{\text{GLRT},s} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,s,i}}{\frac{1}{mPK'} \sum_{j=1}^{K'} \sum_{z=1}^P \sum_{i=1}^m \lambda_{j,z,i}}, \quad (4.15)$$

$$T_{\text{MMED},s} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,s,i}}{\frac{1}{mP} \sum_{z=1}^P \sum_{i=1}^m \lambda_{K',z,i}}, \quad (4.16)$$

$$T_{\text{MED},s} = \frac{1}{m\sigma^2} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,s,i}, \quad (4.17)$$

$$T_{\text{ED},s} = \frac{1}{K'm\sigma^2} \sum_{j=1}^{K'} \sum_{i=1}^m \lambda_{j,s,i}, \quad (4.18)$$

onde $\{\lambda_{1,s,i} \geq \lambda_{2,s,i} \geq \dots \geq \lambda_{K',s,i}\}$ são os K' autovalores ordenados associados ao s -ésimo subcanal e ao i -ésimo RC.

4.3.2 Fusão de amostras para sinais OFDMA

Aqui é descrito como a estratégia de fusão de amostras pode ser adaptada para detectar a ocupação de um subcanal OFDMA. Diversas regras de combinação de amostras podem ser implementadas neste caso; abaixo serão descritas duas alternativas que produzem matrizes de covariância no CF com a mesma ordem que no caso da combinação de autovalores. Estas alternativas são designadas como concatenação e combinação de máxima razão (MRC – *maximum ratio combining*).

$K'N$ amostras são coletadas por cada RC para cada um dos P subcanais. Estas amostras são enviadas ao centro de fusão, onde serão processadas como segue: Primeiramente, mP matrizes amostras de ordem $K' \times N$, como em (4.13), são formadas. Em uma situação, as correspondentes matrizes do subcanal s provenientes de todos os RCs são concatenadas, levando a P matrizes amostras de ordem $K' \times mN$ dadas por

$$\mathbf{A}_s = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_s^{(1)} & \mathbf{A}_s^{(2)} & \dots & \mathbf{A}_s^{(m)} \end{bmatrix}. \quad (4.19)$$

Em outra situação, as linhas das matrizes $\mathbf{A}_s^{(i)}$ são combinadas segundo a regra MRC, resultando em P matrizes de amostras de ordem $K' \times N$ dadas por

$$\mathbf{A}_s = \sum_{i=1}^m \mathbf{H}_s^{(i)} \mathbf{A}_s^{(i)}, \quad (4.20)$$

onde $\mathbf{H}_s^{(i)} = \text{diag}[H_{s,1}^{(i)}, H_{s,2}^{(i)}, \dots, H_{s,K'}^{(i)}]$ é a matriz diagonal de ganho cujos elementos na diagonal $\{H_{s,k'}^{(i)}\}$ são os ganhos do canal, no domínio da frequência, entre o transmissor primário e o i -ésimo RC na k' -ésima subportadora do s -ésimo subcanal OFDMA, $i = 1, 2, \dots, m$; $s = 1, 2, \dots, P$; $k' = 1, 2, \dots, K'$. Das matrizes em (4.19) ou (4.20), calcula-se as correspondentes matrizes de covariância

$$\mathbf{R}_s = \frac{1}{N} \mathbf{A}_s \mathbf{A}_s^\dagger \quad (4.21)$$

de ordem $K' \times K'$ são computadas e seus autovalores $\{\lambda_{1,s} \geq \lambda_{2,s} \geq \dots \geq \lambda_{K',s}\}$ são estimados. Os testes estatísticos (2.12) a (2.15) são agora modificados para detecção do s -ésimo subcanal OFDMA, levando a:

$$T_{\text{GLRT},s} = \frac{\lambda_{1,s}}{\frac{1}{PK'} \sum_{j=1}^{K'} \sum_{z=1}^P \lambda_{j,z}}, \quad (4.22)$$

$$T_{\text{MMED},s} = \frac{\lambda_{1,s}}{\frac{1}{P} \sum_{z=1}^P \lambda_{K',z}}, \quad (4.23)$$

$$T_{\text{MED},s} = \frac{\lambda_{1,s}}{\sigma^2}, \quad (4.24)$$

$$T_{\text{ED},s} = \frac{1}{K'\sigma^2} \sum_{j=1}^{K'} \lambda_{j,s}. \quad (4.25)$$

A decisão acerca da ocupação do s -ésimo subcanal OFDMA é alcançada no CF após comparar o teste estatístico adotado com o limiar de decisão.

4.3.3 Fusão de decisões para sinais OFDMA

Aqui será descrito como a estratégia de fusão de decisões foi adaptada para detectar a ocupação de um subcanal OFDMA. Uma matriz com valores de amostras em cada RC e para cada subcanal é formada de acordo com (4.13), das quais as correspondentes matrizes de covariância são computadas por (4.14). De cada uma das P matrizes de covariância resultantes, K' autovalores são estimados em cada RC e ordenados como $\{\lambda_{1,s} \geq \lambda_{2,s} \geq \dots \geq \lambda_{K',s}\}$. A ocupação de cada subcanal é determinada comparando-se qualquer um dos testes estatísticos (4.22)-(4.25) com o limiar de decisão. As decisões resultantes são então enviadas ao CF para combinação via aritmética binária e decisões finais acerca de cada um dos subcanais.

4.3.4 Resultados de simulação para detecção de sinais OFDMA

Para simular a aplicação da técnica de fusão de autovalores na detecção de subcanais de um sinal OFDMA, foi considerada uma rede primária com $P = 4$ usuários. O número de RCs em cooperação foi $m = 6$. Um canal OFDMA com $K = 20$ subportadoras foi adotado. Os subcanais foram criados formando $P = 4$ conjuntos com $K' = K/P = 5$ subportadoras selecionadas aleatoriamente. Também foi considerada uma potência de transmissão unitária para o sinal primário e $\text{SNR} = -10$ dB. O canal de comunicação sem fio foi modelado como um canal multipercurso com 20 caminhos de propagação, com desvanecimento lento e seletivo em frequência, e cuja resposta em frequência foi mantida constante durante um período de sensoriamento, variando de um período a outro. Assim como no caso de um sinal de banda larga generalizado, o segundo momento dos ganhos do canal foi normalizado para manter a potência média do sinal recebido igual à potência média

do sinal transmitido. O número de amostras coletadas em cada frequência de subportadora foi $N = 60$.

Os testes estatísticos (4.22)-(4.25) foram utilizados para fusão de amostras (usando concatenação e MRC), bem como também para decisões individuais dos RCs. Os testes estatísticos (4.15)-(4.18) foram considerados para a fusão de autovalores.

As Figura 4.5 a Figura 4.8 mostram as ROCs para os esquemas de fusão de autovalores, fusão de amostras e fusão de decisões para detecção do sinal OFDMA previamente definido, para todos os testes estatísticos considerados neste trabalho. É importante lembrar que o objetivo do sensoriamento espectral neste caso é determinar o estado de ocupação de um subcanal inteiro, diferentemente da ocupação de sub-bandas no caso de um sinal de banda larga generalizado.

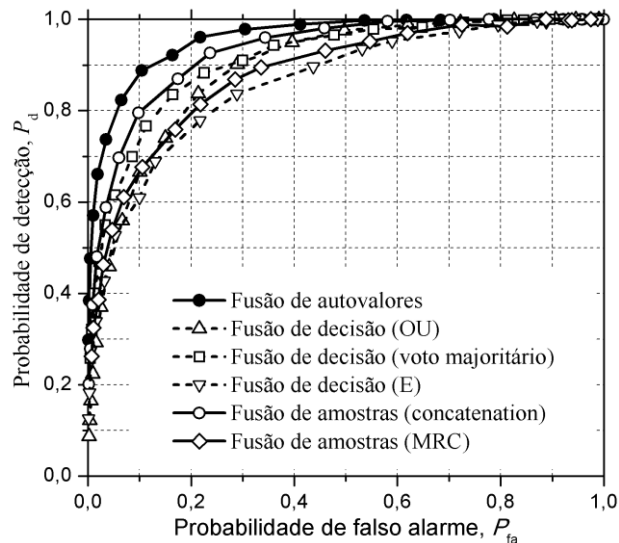


Figura 4.5: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando o teste GLRT no sensoriamento de subcanais OFDMA.

Assim como no caso de um sinal de banda larga generalizado, o esquema de fusão de autovalores revelou o melhor desempenho entre todos os métodos de fusão em análise, para todos os testes estatísticos, seguido de perto pela fusão de amostras usando a abordagem de concatenação para a matriz de amostras. O desempenho da fusão de amostras utilizando a abordagem MRC produziu um desempenho inferior

àquela da abordagem por concatenação, tendo ainda a desvantagem de necessitar conhecer os ganhos do canal. O melhor desempenho da abordagem de concatenação pode ser creditado ao maior número de colunas nas matrizes usadas para computar a matriz de covariância, como mostrado em (4.19).

A classificação dos desempenhos dos diferentes testes estatísticos mantém ainda o teste ED na primeira posição, seguido por MED, GLRT e MMED. Mais uma vez é observada a inversão de comportamentos entre ED e MED quando comparados com a detecção por autovalores tradicional de sinais faixa estreita através de (2.12) a (2.15). Isto indica que os testes estatísticos empíricos (4.18) e (4.25) possuem mais poder estatístico que (4.17) e (4.24), o que significa que (4.17) e (4.24) possuem margem para melhorias em suas definições.

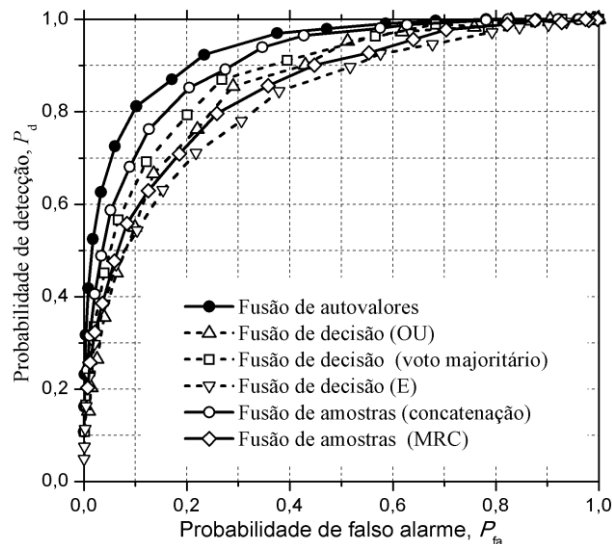


Figura 4.6: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando o teste MMED no sensoriamento de subcanais OFDMA.

A principal diferença entre as estratégias de fusão de amostras e fusão de autovalores é a quantidade de dados enviados ao CF. Para os parâmetros usados nos resultados numéricos para sinais OFDMA, tem-se a seguinte situação: o sinal primário foi construído com $n = KN = 20 \times 60 = 1.200$ amostras no domínio do tempo. Portanto, o número de amostras enviadas ao CF no esquema de fusão de amostras é $mKN = 6 \times 1.200 = 7.200$. Com $K' = 5$ subportadoras em cada subcanal, a ordem da matriz de covariância é $K' \times K' = 5 \times 5$. Assim, o número total de autovalores enviados

ao CF foi $mK'P = 6 \times 5 \times 4 = 120$. Considerando que os valores de amostras e autovalores são digitalizados com o mesmo número de bits, a quantidade requerida de dados no caso da fusão de autovalores é $mKN/mK'P = mKN/m(K/P)P = N = 60$ vezes menor que no caso de fusão de amostras. Obviamente, esta redução no volume de dados enviados ao CF vem com o aumento da complexidade dos RCs devido à necessidade da estimação local dos autovalores.

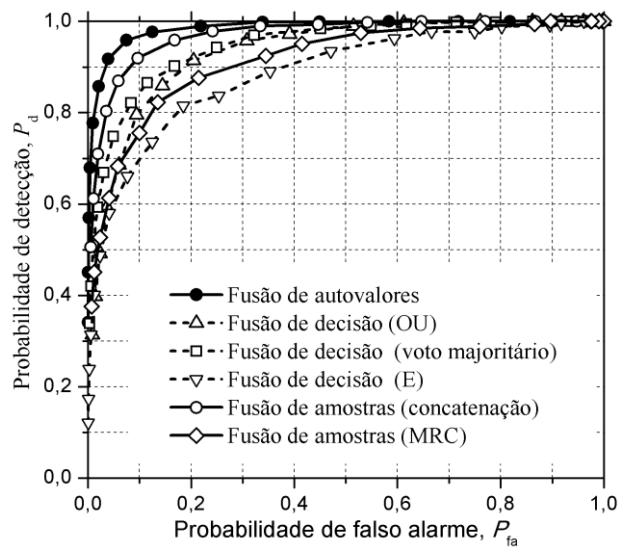


Figura 4.7: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando o teste MED no sensoriamento de subcanais OFDMA.

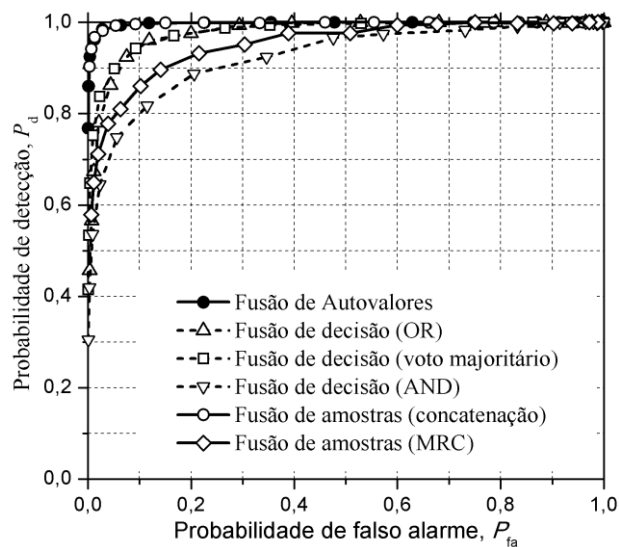


Figura 4.8: ROCs para fusão de amostras, fusão de decisões e fusão de autovalores usando o teste ED no sensoriamento de subcanais OFDMA.

Uma análise geral do volume de dados enviados ao CF e da complexidade computacional demandada em cada cenário de fusão é realizada na próxima seção, considerando também o sensoriamento de um sinal de banda larga generalizado.

4.4 Complexidade e volume de dados enviados ao CF

A análise exemplificada ao final da Seção 4.3.4 é generalizada nesta seção, no que se refere à solução de compromisso entre o volume de dados enviados ao CF e a complexidade relacionada ao número de amostras processadas e as computações dos autovalores para todos os métodos de fusão sob análise. Considera-se aqui um sistema WiMAX como um estudo de caso, de tal sorte que também possa produzir resultados numéricos.

Assuma que um canal WiMAX tenha 2.048 subportadoras. Por razões de decaimento espectral, somente 1.680 subportadoras são utilizadas, deixando as subportadoras próximas aos limites do canal desocupadas [31]. Os subcanais OFDMA são criados particionando as $K = 1.680$ subportadoras úteis em grupos de $K' = 24$ subportadoras, resultando em $P = 70$ subcanais.

Seja o objetivo do sensoriamento espectral detectar as subportadoras não utilizadas do sinal OFDM. Para o esquema de fusão de amostras, o número de amostras deve ser muito maior (10 vezes ou mais) que o número de RCs em cooperação, para que seja realizada uma boa estimativa da matriz de covariância. Considerando uma rede secundária com $m = 10$ RCs em cooperação e admitindo que cada RC colete $N = 100$ amostras por subportadora, um total de $n = KN = 1.680 \times 100 = 168.000$ amostras são coletadas por RC. Portanto, $mKN = 10 \times 1.680 \times 100 = 1.680.000$ amostras são enviadas ao CF. Assumindo que cada amostra sofre uma quantização de 3-bits [38], então a quantidade total de dados enviados ao CF é de 5.040.000 bits.

Considere agora um esquema de fusão de autovalores. Para uma comparação justa, considere que a ordem das matrizes de amostras criadas por cada rádio cognitivo seja a mesma ordem da matriz de amostras gerada no CF no cenário de fusão de amostras ($m \times N = J \times N / J = 10 \times 100$), levando também a matrizes de

covariância de ordem $J \times J = 10 \times 10$. O número total de amostras tomadas por cada RC é então $n = KJ(N/J) = KN = 1.680 \times 1.000 = 1.680.000$, dez vezes mais que no caso da fusão de amostras (note que o maior número de amostras pode ser obtido durante o mesmo período de sensoriamento aumentando-se a taxa de amostragem J vezes em relação ao caso de fusão de amostras). Cada RC computa $J = 10$ autovalores por subportadora, os quais são transmitidos ao CF. Admitindo também que cada autovalor sofre uma quantização de 3-bits, o número total de dados enviados ao CF é $3mKJ = 3 \times 10 \times 1.680 \times 10 = 504.000$ bits.

A análise anterior mostra que o volume de dados enviados ao CF no caso da fusão de amostras ($\propto mKN$ bits) é muito maior que no caso da fusão de autovalores ($\propto mKJ$ bits), já que $N \gg J$. Em um cenário de fusão de decisões, somente as decisões individuais dos RCs são enviados ao CF. Portanto, o CF recebe mK decisões binárias, o que representa um volume de dados muito inferior aos outros esquemas de fusão.

Em termos de complexidade, no caso da fusão de autovalores e decisões, cada RC deve ser capaz de processar $n = KJ(N/J) = KN$ amostras e estimar KJ autovalores. No caso da fusão de amostras a complexidade do RC é reduzida, uma vez que os autovalores são computados no CF. No entanto, o CF deve ser capaz de processar m vezes mais amostras, i.e. $mn = mKN$ amostras e estimar mK autovalores (note que $m = J$ no cenário de comparação justo, anteriormente considerado).

Agora, seja a detecção dos subcanais não utilizados de um sinal OFDMA o principal objetivo. Considere primeiro o esquema de fusão de autovalores. O número de linhas da matriz de amostras recebida (4.13) é igual ao número de subportadoras em um subcanal, que é $K' = 24$ no exemplo de WiMAX sob análise. Novamente, para uma boa estimação da matriz de covariância, o número de amostras deve ser muito maior (10 vezes ou mais) que o número de subportadoras em um subcanal, que é a ordem das matrizes de covariância. Então, seja $N = 240$ o número de amostras por subportadora. Assim, o número total de amostras coletadas por cada RC é $n = KN = 1.680 \times 240 = 403.200$. Cada RC gera $P = 70$ matrizes amostra (uma por subcanal) de ordem $K' \times N = 24 \times 240$, resultando em 70 matrizes de covariância de ordem $K' \times K' =$

24×24 e $K' = 24$ autovalores por subcanal. Admitindo também que cada autovalor sofre uma quantização de 3-bits, então a quantidade total de dados enviados ao CF é $3mK'P = 3mK = 3 \times 10 \times 1.680 = 50.400$ bits no caso da fusão de autovalores. O cenário de fusão de decisões é similar, mas somente as decisões individuais de cada RC acerca da ocupação de um subcanal são enviadas ao CF. Desta forma, somente $mP = 10 \times 70 = 700$ decisões binárias são enviadas ao CF, o que representa um volume de dados bem menor que nos casos dos outros esquemas de fusão.

Considere agora o processo de fusão de amostras, utilizando a abordagem de concatenação para formar a matriz de amostras como determinado em (4.19). A escolha pela abordagem de concatenação é baseada no fato de produzir melhor desempenho que a regra MRC, evitando ainda a necessidade de conhecer os ganhos do canal usados no MRC. Um número de $K'N = 24 \times 240 = 5.760$ amostras são coletadas por cada RC para cada um dos $P = 70$ subcanais. Estas amostras são enviadas ao CF, onde um número de $mP = 10 \times 70 = 700$ matrizes de amostras de ordem $K' \times N = 24 \times 240$, como em (4.13), são criadas. As correspondentes matrizes do subcanal s de todos os RCs são concatenadas de acordo com (4.19), levando a $P = 70$ matrizes de amostras de ordem $K' \times mN = 24 \times 2.400$. Um número de $PK' = 70 \times 24 = 1.680$ autovalores são subsequentemente estimados para formar o teste estatístico para os $P = 70$ subcanais.

A análise considerada na detecção de subcanais OFDMA vagos mostra que o volume de dados enviados ao CF no caso da fusão de decisões é mP bits. Para a fusão de autovalores este volume é $bmK = bK'mP$ bits, onde b é o número de bits por autovalor. Para fusão de amostras, este volume cresce para $bmKN$ bits. Então, o volume de dados enviados ao CF no caso da fusão de autovalores é bK' vezes o volume de dados no caso da fusão de decisões, e N vezes menor que no caso da fusão de amostras.

Em termos de complexidade, no caso das fusões de autovalores e de decisões, cada RC deve ser capaz de processar $n = KN$ amostras e estimar $K'P = (K/P)P = K$ autovalores. No caso da fusão de amostras, a complexidade do RC é reduzida, já que os autovalores são computados no CF. Entretanto, o CF deve estar apto a processar

mKN amostras, que é m vezes maior que o número de amostras processadas por cada RC. Não obstante, o CF deve estimar PK' autovalores, o mesmo número de autovalores estimados por cada RC nos casos da fusão de decisões e da fusão de autovalores.

Para uma última comparação entre a fusão de amostras e a fusão de autovalores, seja agora o número de amostras em ambas as situações fixado. Assumindo que cada RC tome N amostras por subportadoras, cada RC coletará $n = NK$ amostras no domínio do tempo. Se o propósito é monitorar cada subportadora ou sub-banda de um sinal de banda larga generalizado, em um cenário de fusão de amostras a quantidade de amostras enviadas ao CF será $mNK = m^2KN/m$. No esquema de fusão de autovalores, se cada RC forma matrizes de covariância de ordem $J = m$ (como anteriormente) e computa $J = m$ autovalores, a quantidade total de amostras enviadas ao CF é m^2K . Note que o esquema de fusão de amostras envia N/m vezes mais dados que o esquema de fusão de autovalores proposto. Uma vez que o número esperado de RCs em cooperação é muito menor que o número de amostras coletadas em um sistema real, pode-se concluir que a fusão de autovalores é capaz de reduzir consideravelmente a quantidade de dados no canal de controle quando comparada à fusão de amostras.

Capítulo 5

Conclusões e Oportunidades para Pesquisas Futuras

Neste trabalho foi proposto um novo esquema de fusão de dados baseado nos autovalores da matriz de covariância no sensoriamento de subportadoras ou subbandas de sinais de banda larga generalizados e também para sensoriamento de subcanais de sinais OFDMA, no contexto de sistemas de rádios cognitivos.

Simulações foram realizadas, comparando este esquema de fusão com a fusão de amostras coletadas pelos RCs em cooperação com a combinação de decisões individuais dos RCs, considerando os testes estatísticos GLRT, MMED, MED, ED e suas modificações empíricas propostas aqui.

A estratégia de fusão de autovalores apresentou melhor desempenho que todos os esquemas de fusão, para todos os testes estatísticos, como também para todos os sinais de banda larga analisados. Além disso, a fusão de autovalores pode reduzir drasticamente a quantidade de dados enviados ao centro de fusão quando comparada ao método de fusão de amostras, reduzindo o volume de dados no correspondente canal de controle. Se decisões locais nos RCs são realizadas a partir dos autovalores computados, uma estratégia de fusão de decisões pode ser adotada, o que pode reduzir ainda mais a quantidade de dados enviados ao centro de fusão. O preço que se paga pela redução do volume de dados enviados ao CF pela fusão de autovalores e fusão de decisões é o aumento da complexidade dos rádios cognitivos, já que eles devem ser capazes de computar os autovalores das matrizes de covariância do sinal

recebido antes de enviá-los ao centro de fusão. Uma análise desta situação também foi apresentada.

Nota-se que, se o sensoriamento de subcanais em sistemas OFDMA puder ser coordenado sob a informação de subcanais não utilizados em uma dada área, o tráfego de dados no canal de controle pode ser reduzido ainda mais, uma vez que alguns subcanais não precisariam ser sensoriados.

No sensoriamento de subportadoras ou sub-bandas de um sinal de banda larga generalizado, a fusão de decisões com a lógica OU apresentou desempenho próximo ao apresentado pela fusão de autovalores. Já no sensoriamento de subcanais em sinais OFDMA, a combinação das decisões pelo voto majoritário foi a regra de fusão de decisões com desempenho mais próximo ao obtido pela fusão de autovalores. Uma vez que o volume de dados enviados ao CF é inferior àquele em outras estratégias de fusão, pode-se concluir que as estratégias de fusão de decisões podem ser preferidas em relação à fusão de autovalores. No entanto, conjectura-se que erros de bit no canal de controle podem ser mais desastrosos aos dados representando decisões dos rádios cognitivos que aos dados representando autovalores. Isto, por sua vez, demandaria maior proteção aos dados de decisão, reduzindo a diferença no volume de dados nos casos das fusões de autovalores e de decisões. Esta conjectura representa uma boa oportunidade para futuras contribuições. Contudo, esta investigação poderia ser complementada com uma análise da influência de diferentes parâmetros de sistema no desempenho do sensoriamento espectral, a qual poderia ajudar na construção de conclusões relativas à influência destas diferenças na classificação das regras de combinação da fusão de decisões.

Foi verificado que a abordagem de sensoriamento espectral em banda larga proposta pode ser aplicada a qualquer sinal de banda larga. Combinadas com a flexibilidade de anulamento de subportadoras de sinais OFDM, rádios cognitivos baseados em OFDM [39] podem oportunisticamente reutilizar faixas pouco utilizadas do espectro. Isto é particularmente favorável à recém proposta multiplexação por divisão de frequências generalizada (GFDM – *generalized frequency division multiplexing*), que surge como uma candidata a ser usada na próxima geração de

sistemas de comunicação sem fio [40][41]. Sinais GFDM são mais flexíveis em termos de capacidade de formatação espectral e são aptos a produzir muito menos potência fora da banda de interesse quando comparados com sinais OFDM. Assim, para futuras pesquisas, seria interessante investigar o desempenho do esquema de fusão de autovalores na detecção de sinais GFDM, bem como, analisar uma estratégia de acesso oportunista baseada em GFDM neste cenário.

Em [24] os autores mostraram que o GLRT pode ser visto com uma versão modificada do MED, onde a variância real do ruído é substituída por sua estimativa de máxima verossimilhança. Seria interessante analisar a influência ao substituir a variância real por sua estimativa nos teste ED e MED modificados propostos empiricamente neste trabalho. Um objetivo seria verificar se a troca produziria resultados de desempenho atrativos, dando a estes testes um apelo mais prático, já que não demandariam o uso da variância real do ruído, uma informação que não é conhecida com precisão em sistemas reais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] MITOLA, J. *Cognitive radio: An integrated agent architecture for software defined radio*. Doctor of Technology, KTH, Sweden, 2000.
- [2] AKYILDIZ, I.F., LO, B. F. and BALAKRISHNAN, R.; “*Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks: A Survey*”. Elsevier Physical Comm. 4, pp. 40-62, 2010
- [3] YUCEK, T., and ARSLAN, H.; “*A Survey of Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications*”. Communications Surveys Tutorials, IEEE 11, no. 1 (quarter 2009): 116-130.
- [4] TANDRA, R; “*Fundamental limits on detection in low SNR*”. Dissertação de mestrado. University of California. Berkeley. Califórnia. Estados Unidos da América
- [5] CABRIC, D., TKACHENKO, A. and BRODERSEN, R. W.; “*Spectrum Sensing Measurements of Pilot, Energy, and Collaborative Detection*”. Military Communication Conference (MILCOM), October 2006.
- [6] GARDNER, W.A. “*Signal Interception: a Unifying Theoretical Framework for Feature Detection*”. Communications, IEEE Transactions On 36, no. 8 (August 1988): 897 –906.
- [7] HAYKIN, S., THOMAS, D.J. and REED, J.H.; “*Spectrum Sensing for Cognitive Radio*”. Proceedings of the IEEE 97, no. 5 (May 2009): 849 – 877.
- [8] CABRIC, D., MISHRA, S.M. and BRODERSEN, R.W.; “*Implementation Issues in Spectrum Sensing for Cognitive Radios*”. In Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2004, 1:772 – 776 Vol.1, 2004.
- [9] AXELL, E., LEUS, G. and LARSSON, E. G.; “*Overview of Spectrum Sensing for Cognitive Radio*”. In: Proc. of the 2nd Int. Workshop on Cognitive Information Processing, 2010.

- [10] GARDNER, W. A., *Exploitation of spectral redundancy in cyclostationary signals*. IEEE Signal Processing Magazine, vol. 8, no. 2, pp. 14–36, April 1991.
- [11] DANDAWATE, A. V. and GIANNAKIS, G. B.; “*Statistical tests for presence of cyclostationarity*”. IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 42, no. 9, pp. 2355–2369, September 1994.
- [12] GARDNER, W. A. and SPOONER, C.M.; “*Signal interception: performance advantages of cyclic-feature detectors*”. IEEE Transactions on Communications, vol. 40, no. 1, pp. 149–159, January 1992.
- [13] ENSERINK, S. and COCHRAN, D.; “*A cyclostationary feature detector*”. in Proc. of Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, vol. 2, pp. 806–810, 31 October-2 November 1994.
- [14] HAN, N. et al.; “*Spectral Correlation Based Signal Detection Method for Spectrum Sensing in IEEE 802.22 WRAN Systems*”. In Advanced Communication Technology, 2006. ICACT 2006. The 8th International Conference, 3:6 p., 2006.
- [15] URKOWITZ, H. “*Energy Detection of Unknown Deterministic Signals*”. Proceedings of the IEEE 55, no. 4 (April 1967): 523 – 531.
- [16] DIGHAM, F. F., ALOUINI, M.-S. and SIMON, M. K.; “*On the Energy Detection of Unknown Signals Over Fading Channels*”. Communications, IEEE Transactions On 55, no. 1 (January 2007): 21 –24.
- [17] TIAN, Z. and GIANNAKIS, G. B.; “*A wavelet approach to wideband spectrum sensing for cognitive radios*”. in Proc. IEEE Int. Conf. Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Commun. (Crowncom), Mykonos Island, Greece, June 2006
- [18] TIAN, Z. and GIANNAKIS, G.; “*Compressed Sensing for Wideband Cognitive Radios*”. Proc. of IEEE Intl. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Vol. IV, pp. IV.1357-1360, Honolulu, April 2007
- [19] TIAN, Z., “*Compressed wideband sensing in cooperative cognitive radio networks*”. in: Proc. of IEEE GLOBECOM 2008, 2008, pp. 1–5.
- [20] HOSEINI, P. P. and BEAULIEU, N. C.; “*Optimal Wideband Spectrum Sensing Framework for Cognitive Radio Systems*”. IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 59, no. 3, March 2011.
- [21] QUAN, Z. et al.; “*Optimal Multiband Joint Detection for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks*”. Signal Processing, IEEE

Transactions On 57, no. 3 (March 2009): 1128-1140.

[22] LIN, M., VINOD, A.P. and SEE, C.M.S.; “*A new flexible filter bank for low complexity spectrum sensing in cognitive radios*”. Journal of Signal Processing Systems, vol. 62, no. 2, pp. 205-215, 2011.

[23] KORTUN, A., et al.; “*On the Performance of Eigenvalue-Based Cooperative Spectrum Sensing for Cognitive Radio*”. IEEE J. of Selected Topics In Signal Processing, vol. 5, no. 1, February 2011.

[24] NADLER, B., PENNA, F. and GARELLO, R.; “*Performance of Eigenvalue-based Signal Detectors with Known and Unknown Noise Level*”. In: Proc. of the IEEE ICC, Kyoto, Japan, June 2011.

[25] SILVA, C.R.N., GUIMARÃES, D.A. e SOUZA, R.A.A. “*Sensoriamento Espectral Baseado em Autovalores para Sinais em Banda Larga*”. XXX Simpósio brasileiro de telecomunicações, SBrT'12, Brasília, DF, Brasil, Setembro 2012.

[26] YANG, S.C. *OFDMA System Analysis and Design*. Artech House, 2010.

[27] GUIMARAES, D.A. *Digital Transmission: A Simulation-Aided Introduction with VisSim/Comm*. Springer, 2009.

[28] PROAKIS, J.G., *Digital Communications*. 4th ed. McGraw-Hill, 2001, 1024 p.

[29] HAYKIN, S. *Cognitive Dynamic Systems: Perception-action Cycle, Radar and Radio*. Cambridge University Press, 2012.

[30] VARSHNEY, P.K., and BURRUS, C. S.; *Distributed Detection and Data Fusion*. 1st ed. Springer, 1997, 292 p.

[31] SRIKANTH S. et al.; “*Orthogonal Frequency Division Multiple Access: Is it the Multiple Access System of the Future?*” whitepaper downloadable at http://www.au-kbc.org/comm/comm_resource.htm.

[32] KAY, S. M. *Fundamentals of statistical signal processing: Detection theory*. Prentice Hall PTR, 1998, vol. 2

[33] NETO, J.S. “*Contribuições ao estudo sobre sensoriamento espectral baseado em autovalores para aplicações em sistemas de rádio cognitivo*”. Dissertação de Mestrado. Instituto Nacional de Telecomunicações. Santa Rita do Sapucaí. Minas Gerais. Brasil.

[34] NEYMAN, J. and PEARSON, E.; “*On the Problem of the Most Efficient Tests of Statistical Hypotheses*”. Philosophical Transactions of the

Royal Society of London, Series A, 231: 289-337, 1933

[35] MUIRHEAD, R. J. *Latent roots and matrix variates: A review of some asymptotic results*. Ann. Stat., vol. 6, no. 1, pp. 5-33, 1978.

[36] KRITCHMAN, S. and NADLER, B.; “*Non-Parametric Detections of the Number of Signals: Hypothesis Testing and Random Matrix Theory*”. IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 57, no. 10, pp. 3930–3941, 2009.

[37] ROY, S. N. *On a heuristic method of test construction and its use in multivariate analysis*. Ann. Math. Stat., vol. 24, no. 2, pp. 220-238, 1953.

[38] GUIMARÃES, D. A. and SOUZA, R. A. A.; “*Implementation-Oriented Model for Centralized Data-Fusion Cooperative Spectrum Sensing*”. IEEE Comm. Letters, vol. 16, no. 11, pp. 1804 -1807, November 2012.

[39] IEEE Standard for Information Technology--Telecommunications and information exchange between systems Wireless Regional Area Networks (WRAN)-Specific requirements Part 22: Cognitive Wireless RAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications: Policies and Procedures for Operation in the TV Bands. 2011.

[40] MICHAILOW, N. et al.; “*Generalized Frequency Division Multiplexing: A Flexible Multi-Carrier Modulation Scheme for 5th Generation Cellular Networks*”. in Proceedings of the German Microwave Conference (GeMiC'12), Ilmenau, Germany, 2012.

[41] DATTA, R. et al.; “*Generalized Frequency Division Multiplexing in Cognitive Radio*”. in Proceedings of the 20th European Signal Processing Conference (EUSIPCO'12), Bucharest, Romania, 2012

[42] CHEN, S. S., DONOHO, D. L. and SAUNDERS, M. A.; “*Atomic decomposition by basis pursuit*”. SIAM J. Sci. Comput., vol. 20,no. 1, pp. 33-61, 1999.

[43] GOLDSMITH, A. *Wireless Communications*. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2006.