

Inatel

Instituto Nacional de Telecomunicações

TÉCNICAS DE
SENSORIAMENTO ESPECTRAL
PARALELO À TRANSMISSÃO
BASEADAS EM AUTOVALORES
SOB COOPERAÇÃO
ESPAÇO-TEMPORAL EM REDES
DE RÁDIOS COGNITIVOS

MÁRIO HENRIQUE PEREIRA ALVES

DEZEMBRO/2014

**Técnicas de Sensoriamento Espectral
Paralelo à Transmissão Baseadas
em Autovalores sob Cooperação
Espaço-Temporal em Redes de Rádios
Cognitivos**

MÁRIO HENRIQUE PEREIRA ALVES

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

ORIENTADOR: Prof. Dr. Rausley Adriano Amaral de Souza.

CO-ORIENTADOR: Prof. Dr. Adoniran Judson de Barros Braga (ENE/UnB).

Alves, Mário Henrique Pereira

A474t

Técnicas de sensoriamento espectral paralelo à transmissão baseadas em autovalores sob cooperação espaço-temporal em redes de rádios cognitivos. / Mário Henrique Pereira Alves. – Santa Rita do Sapucaí, 2015. 84p.

Orientador: Prof. Dr. Rausley Adriano Amaral de Souza; Prof. Dr. Adoniran Judson de Barros Braga.

Dissertação de Mestrado – Engenharia de Telecomunicações – Instituto Nacional de Telecomunicações – INATEL.

Inclui bibliografia.

1. Sensoriamento espectral 2. Detecção por autovalores 3. Rádio cognitivo 4. Sensoriamento contínuo 5. Engenharia de Telecomunicações. I. Souza, Rausley Adriano Amaral de. II. Braga, Adoniran Judson de Barros. III. Instituto Nacional de Telecomunicações – INATEL. IV. Título.

CDU 621.39

FOLHA DE APROVAÇÃO

Dissertação defendida e aprovada em 18/12/2014,
pela comissão julgadora:

Prof. Dr. Rausley Adriano Amaral de Souza
INATEL

Prof. Dr. Carlos Nazareth Motta Marins
INATEL

Prof. Dr. José Cândido Silveira Santos Filho
Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP

Coordenador do Curso de Mestrado
Prof. Dr. José Marcos Câmara Brito

*“Faça coisas boas e coisas boas
acontecem.”*

Earl Hickey

À minha irmã, Isabela.

Agradecimentos

Agradeço à minha família pelo apoio incondicional.

Ao meu orientador, prof. Dr. Rausley Adriano Amaral de Souza, pelo incentivo para entrar nessa jornada. Também por toda a ajuda, paciência, pelos ensinamentos e por me motivar a fazer e a buscar sempre o melhor. Ao prof. Dr. Adoniran Judson de Barros Braga, da Universidade de Brasília, pela co-orientação deste trabalho.

Ao INATEL pela oportunidade, pelo espaço e recursos disponibilizados para o estudo. A todos os colaboradores que dedicam-se a manter a qualidade do ensino e do excelente ambiente da instituição, em especial à secretária do mestrado, Gisele Moreira dos Santos, por toda a atenção e paciência que dedica aos alunos do mestrado.

A todos os mestres que me transferiram parte de seus conhecimentos e experiências. Em especial, aos professores (alguns dos quais me refiro pelo nome carinhoso desenvolvido graças ao convívio sempre amistoso) Carlinhos, Dayan, GG, Ynoguti, Justino, Luciano, e Rausley que fizeram parte da minha caminhada pelo mestrado. Ao professor Nazareth pelo apoio e pela carta de recomendação.

À CAPES pela ajuda financeira que permitiu que me dedicasse integralmente aos estudos durante este período.

Ao amigo Lucas (Lucão) pela parceria nos estudos e pelo aprendizado mútuo. Também pelos momentos de confraternização.

À amiga Maíra pela parceria nos estudos e ajuda nas atividades do mestrado. Pelo grande incentivo na etapa final do trabalho e por ler cada capítulo deste texto.

À amiga Monique pelo incentivo, pelos conselhos e pelo exemplo de simplicidade.

Ao amigo Lucas (Soldado) e à amiga Patricia Maria, companheiros de laboratório que dividiram comigo suas experiências desde quando iniciei esta jornada.

Ao amigo Ricardo (Zan) pelo exemplo, ajuda, incentivos e por me aturar.

A todos os colegas e amigos que fiz no mestrado com os quais tive o prazer de estudar e aprender um pouco mais sobre engenharia e sobre a vida. Em especial aos colegas e ex-colegas do laboratório λ.

Mário Henrique Pereira Alves

Índice

Lista de Figuras	xii
Lista de Tabelas	xiii
Lista de Siglas	xv
Lista de Símbolos	xvii
Resumo	xix
Abstract	xxi
1 Introdução	1
1.1 Contextualização	1
1.2 Rádio cognitivo	2
1.2.1 Periodicidade do sensoriamento	4
1.3 Contribuições e estrutura da dissertação	5
1.3.1 Publicações	6
2 Sensoriamento Espectral em Rádios Cognitivos	7
2.1 Um teste de hipóteses binário	8
2.1.1 Análise do desempenho do sensoriamento	8
2.1.2 Medidas do desempenho do sensoriamento	12
2.2 Modos de cooperação	13
2.3 Técnicas de detecção baseadas em autovalores	15
2.3.1 Detecção de energia	16
2.3.2 Detecção por máximo autovalor	17
2.3.3 Testes de razão entre autovalores	18
2.4 Fusão de dados	18
2.4.1 Fusão de autovalores	19
2.4.2 Fusão de decisões	20

3	Sensoriamento Paralelo à Transmissão	23
3.1	Esquemas de sensoriamento paralelo	23
3.1.1	Sensoriamento fora da banda de transmissão	24
3.1.2	Sensoriamento no receptor	26
3.2	Modelo do sistema	26
3.3	Adaptações das técnicas de sensoriamento	28
3.3.1	Fusão de amostras	28
3.3.2	Fusão de autovalores	29
3.3.3	Fusão de decisões	30
3.4	Cooperação espacial e temporal	31
4	Resultados Numéricos e Análises	35
4.1	Configuração das simulações	35
4.2	Influência da cooperação temporal	37
4.3	Análise comparativa do desempenho das técnicas	39
4.3.1	Técnicas semi-cegas	39
4.3.2	Técnicas cegas	42
4.4	Análise do número de amostras	45
4.5	Cooperação temporal aplicada à fusão de amostras	47
5	Considerações Finais	51
5.1	Conclusões	51
5.2	Propostas para estudos futuros	52

Lista de Figuras

1.1	<i>Períodos do sensoriamento.</i>	5
2.1	<i>Exemplo de funções densidade de probabilidade condicionais de T.</i>	9
2.2	<i>Exemplo de probabilidades de detecção correta e de falso alarme em função do limiar γ.</i>	11
2.3	<i>Exemplo de curvas ROC</i>	12
2.4	<i>Exemplo de coexistência entre as redes primária e secundária.</i>	13
2.5	<i>Sensoriamento espectral cooperativo (a) centralizado, (b) distribuído e (c) assistido por retransmissão.</i>	14
3.1	<i>Exemplo de operação de um RC em modo de sensoriamento paralelo fora da faixa de transmissão. (Adaptação de [26])</i>	25
3.2	<i>Histogramas das médias dos autovalores recebidos pelo CF.</i>	33
3.3	<i>Histogramas da variável de decisão resultante da razão entre o numerador e denominador do teste dado por (3.17) para (a) $\tau = 1$, (b) $\tau = 2$ e (c) $\tau = 20$.</i>	34
4.1	<i>Desempenho da técnica AMMED no esquema de fusão de autovalores com $\tau = 1$.</i>	38
4.2	<i>ROCs estimadas utilizando fusão de autovalores para diferentes valores de τ com $RSR_s = RSR_x = -10$ dB.</i>	38
4.3	<i>Curvas ROC para os testes AED e AMED utilizando fusão de amostras para diferentes valores de RSR do sinal secundário.</i>	40
4.4	<i>Curvas ROC para os testes AED e AMED utilizando fusão de autovalores para diferentes valores de RSR do sinal secundário.</i>	40
4.5	<i>Curvas ROC para os testes AED e AMED utilizando fusão de decisões com a regra E para diferentes valores de RSR do sinal secundário.</i>	41
4.6	<i>Curvas ROC para os testes AED e AMED utilizando fusão de decisões com a regra MAJ para diferentes valores de RSR do sinal secundário.</i>	41
4.7	<i>Curvas ROC para os testes AED e AMED utilizando fusão de decisões com a regra OU para diferentes valores de RSR do sinal secundário.</i>	42

4.8	<i>ROCs dos testes AMMED e AGLRT utilizando fusão de amostras para diferentes valores de RSR do sinal secundário.</i>	43
4.9	<i>ROCs dos testes AMMED e AGLRT utilizando fusão de autovalores para diferentes valores de RSR do sinal secundário.</i>	43
4.10	<i>ROCs dos testes AMMED e AGLRT utilizando fusão de decisões com a regra E para diferentes valores de RSR do sinal secundário.</i>	44
4.11	<i>ROCs dos testes AMMED e AGLRT utilizando fusão de decisões com a regra MAJ para diferentes valores de RSR do sinal secundário.</i>	44
4.12	<i>ROCs dos testes AMMED e AGLRT utilizando fusão de decisões com a regra OU para diferentes valores de RSR do sinal secundário.</i>	45
4.13	<i>P_d em função do número de amostras para $P_{fa} = 10\%$ e $RSR_S = 0$ dB. . . .</i>	46
4.14	<i>P_d em função do número de amostras para $P_{fa} = 10\%$ e $RSR_S = -\infty$ dB (sem transmissor secundário).</i>	46
4.15	<i>ROCs da técnica AMMED para fusão de amostras com cooperação temporal.</i>	49
4.16	<i>ROCs da técnica AGLRT para fusão de amostras com cooperação temporal.</i>	49

Lista de Tabelas

4.1	<i>Parâmetros de referência do sistema simulado</i>	36
4.2	<i>Número de amostras necessárias para $P_{fa} = 10\%$ e $P_d = 90\%$ para as técnicas semi-cegas.</i>	47
4.3	<i>Número de amostras para $P_{fa} = 10\%$ e $P_d = 90\%$ para as técnicas cegas.</i>	47

Lista de Siglas

ANATEL	- Agência Nacional de Telecomunicações
AWGN	- <i>Additive White Gaussian Noise</i>
AED	- <i>Altered Energy Detection</i>
AMED	- <i>Altered Maximum Eigenvalue Detection</i>
AMMED	- <i>Altered Maximum-Minimum Eigenvalue Detection</i>
AGLRT	- <i>Altered Generalized Likelihood Ration Test</i>
CFAR	- <i>Constant False Alarm Rate</i>
CF	- Centro de Fusão
CFD	- <i>Cyclostationary Feature Detection</i>
CDT	- <i>Channel Detection Time</i>
DF	- <i>Decision-Fusion</i>
DFH	- <i>Dynamic Frequency Hopping</i>
DSA	- <i>Dynamic Spectrum Access</i>
ED	- <i>Energy Detection</i>
EF	- <i>Eigenvalue-Fusion</i>
ERD	- <i>Eigenvalue Ratio Detection</i>
FDP	- Função Densidade de Probabilidade
FSA	- <i>Fixed Spectrum Allocation</i>
GLRT	- <i>Generalized Likelihood Ratio Test</i>
IEEE	- <i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
ITU	- <i>International Telecommunications Union</i>
LRT	- <i>Likelihood Ratio Test</i>
MED	- <i>Maximum Eigenvalue Detection</i>
MMED	- <i>Maximum-Minimum Eigenvalue Detection</i>
MFD	- <i>Matched Filter Detection</i>
ONU	- Organização das Nações Unidas
PDFF	- Plano de Destinação de Faixas de Frequências

RC	- Rádio Cognitivo
RG	- <i>Random Guess</i>
RLRT	- <i>Roy's Largest Root Test</i>
ROC	- <i>Receiver Operating Characteristic</i>
RSR	- Relação Sinal-Ruído
SDR	- <i>Software Defined Radio</i>
SF	- <i>Sample-Fusion</i>
UHF	- <i>Ultra High Frequency</i>
UP	- Usuário Primário
US	- Usuário Secundário
VHF	- <i>Very High Frequency</i>

Lista de Símbolos

- $\lceil x \rceil$ - Menor inteiro maior ou igual a x
- $(x)^\dagger$ - Conjugado transposto de (x)
- $\|x\|_F$ - Norma de Frobenius de x
- $\mathbb{E}[x]$ - Valor esperado de $[x]$
- h_{ij} - Ganho do canal entre o j -ésimo transmissor primário e a i -ésima antena receptora
- $h(t)$ - Ganho do canal entre o transmissor primário e a antena receptora
- $h_s(t)$ - Ganho do canal entre o transmissor secundário e a antena receptora
- \mathbf{H}_x - Matriz de ganhos do canal entre o usuário primário e o receptor
- \mathbf{H}_s - Matriz de ganhos do canal entre o usuário secundário e o receptor
- \mathcal{H}_0 - Hipótese de ausência de usuário primário
- \mathcal{H}_1 - Hipótese de presença de usuário primário
- J - Número de autovalores calculados por rádio
- m - Número de rádios cognitivos sob cooperação
- n - Número de amostras extraídas do sinal recebido
- p - Número de transmissores primários
- P_d - Probabilidade de detecção
- P_{fa} - Probabilidade de falso alarme
- P_{fn} - Probabilidade de falso negativo
- P_{le} - Probabilidade de se encontrar uma lacuna espectral
- $P_{\mathcal{H}_0}$ - Potência do sinal recebido na ausência do transmissor primário
- $\Pr[\cdot]$ - Probabilidade de ocorrência do evento $[\cdot]$
- q - Número de transmissores secundários
- \mathbf{R}_Y - Matriz de covariância do sinal recebido
- $\hat{\mathbf{R}}_Y$ - Estimativa da matriz de covariância do sinal recebido
- \mathbf{S} - Matriz de amostras do sinal transmitido pelos usuários secundários
- $s(t)$ - Sinal transmitido pelo usuário secundário
- T_{sens} - Período dedicado ao sensoriamento

T_{tot}	- Período entre o início de dois sensoriamentos consecutivos
T_{tx}	- Período dedicado à transmissão de dados
T	- Variável de decisão gerada pelo teste estatístico
T_{ED}	- Estatística de teste para a detecção de energia
T_{GLRT}	- Estatística de teste baseada na relação de máxima-verossimilhança
T_{MED}	- Estatística de teste para o detector baseado na relação entre o 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
\mathbf{V}	- Matriz de amostras de ruído térmico
$w(t)$	- Componente de ruído gaussiano
$x(t)$	- Sinal transmitido pelo usuário primário
\mathbf{X}	- Matriz de amostras do sinal transmitido pelos usuários primários
\mathbf{Y}	- Matriz resultante de amostras do sinal recebido
$y(t)$	- Sinal recebido pela rede secundária
γ	- Limiar de decisão
λ_i	- i -ésimo autovalor
σ_v^2	- Variância do ruído presente no sinal
τ	- Número de períodos consecutivos de sensoriamento analisados

Resumo

Maximizar a vazão de dados de uma rede secundária de rádios cognitivos sob a restrição de evitar interferências sobre a rede primária tem sido uma grande preocupação nos estudos recentes. Na abordagem convencional, determinados intervalos de tempo são reservados para a tarefa de sensoriar o espectro, o que penaliza a vazão de dados da rede secundária. Objetivando transmitir um volume de dados maior que no modelo convencional, pode ser adotado o modelo de sensoriamento contínuo. Neste modelo, os nós de recepção sensoriam o espectro enquanto outros usuários secundários transmitem na mesma faixa de frequência. Neste trabalho, são comparados os desempenhos de técnicas de sensoriamento espectral centralizado com cooperação espaço-temporal, sob a abordagem do sensoriamento contínuo. São consideradas versões alteradas das conhecidas técnicas de detecção por energia, detecção por máximo autovalor, detecção por máximo e mínimo autovalor e teste de razão de verossimilhança generalizado são consideradas. Quanto aos esquemas de fusão, são consideradas a fusão de amostras, a fusão de decisões e um esquema de fusão de autovalores proposto recentemente. É mostrado que, apesar da interferência intrínseca ao modelo de sensoriamento contínuo, esta abordagem é flexível em termos de tempo, eventualmente permitindo um melhor desempenho do sensoriamento.

Palavras-chave: Sensoriamento espectral baseado em autovalores; rádio cognitivo; sensoriamento contínuo, cooperação espaço-temporal.

Abstract

Maximizing the secondary cognitive radio network throughput under the restriction of avoiding interference to the primary network is a main concern in recent research. In the classic approach, a specific time interval is designed to the task of spectrum sensing, which penalizes the secondary network throughput. Aiming at a higher throughput than in the classic approach, the continuous sensing mode can be adopted. In this mode, secondary receiving nodes sense the spectrum while other secondary users simultaneously transmit in the same frequency band. In this work it is compared, under the continuous sensing approach, the performances of centralized spatiotemporally cooperative spectrum sensing techniques. Altered versions of the well-established energy detection, maximum eigenvalue detection, maximum-minimum eigenvalue detection and generalized likelihood ratio test techniques are considered. In what concerns the fusion rules, we consider the sample fusion, the decision fusion and a recently proposed eigenvalue fusion technique. It is shown that, in spite of the intrinsic interference present in the continuous mode, this approach is flexible in terms of the sensing time, eventually allowing for better sensing performance.

Keywords: Eigenvalue-based spectral sensing; cognitive radio; continuous sensing; spatiotemporal cooperation.

Capítulo 1

Introdução

Neste capítulo é apresentado ao leitor a motivação que levou ao desenvolvimento deste trabalho. Primeiramente, na Seção 1.1 é feita uma contextualização, apresentando-se o problema da escassez do espectro de frequências. Na Seção 1.2 é apresentada uma técnica que foi proposta com a intenção de solucionar este problema e que vem sendo alvo de muitas pesquisas. Na Seção 1.3 é introduzido o cenário alvo dos estudos deste trabalho e também são apresentadas a estrutura da dissertação e as publicações geradas.

1.1 Contextualização

Os sistemas de comunicações sem fio atuais estão presentes em todas as áreas da nossa vida. Seja por meio de serviços mais tradicionais, como rádio, televisão e aplicações militares, ou por meio de sistemas mais recentes, como Internet móvel. O que existe em comum entre esses sistemas, é a crescente demanda por capacidade de transmissão. Esses serviços, em especial os de banda larga, sofrem com a ausência de faixas de frequência do espectro eletromagnético disponíveis para operação.

O espectro eletromagnético, ou espectro radioelétrico, é um recurso público que apesar de ilimitado não pode ser aproveitado em toda sua extensão devido a limitações da tecnologia disponível atualmente, como a frequência máxima de operação dos componentes e equipamentos. A coordenação de tal recurso cabe aos órgãos governamentais de cada país. Esses órgãos seguem as diretrizes da União Internacional de Telecomunicações (ITU, *International Telecommunications Union*), uma agência da Organização das Nações Unidas (ONU), que é especializada em tecnologias de informação e comunicação. No Brasil, o órgão responsável pela regulamentação do uso

do espectro é a Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL). A ANATEL, por meio do seu plano de atribuição, destinação e distribuição de faixas de frequências (PDFF) [1], administra e fiscaliza o uso do espectro concedendo licenças às estações de radiocomunicações. Este modelo de regulamentação utilizado pelos órgãos como a ANATEL é conhecido como modelo de atribuição fixa de frequências (FSA, *Fixed Spectrum Allocation*). No FSA, uma faixa de frequências é designada exclusivamente a uma estação de radiocomunicação e apenas ela pode operar naquela banda em sua região geográfica. A esta estação detentora do direito de transmitir em uma faixa de frequências dá-se o nome de usuário licenciado, ou usuário primário (UP).

O modelo de alocação fixa mostrou-se satisfatório no passado, porém atualmente as faixas de frequências úteis estão quase todas alocadas e os serviços e aplicações que demandam comunicação sem fio continuam crescendo. Além disso, o avanço da tecnologia permite que dispositivos móveis fiquem mais acessíveis, aumentando cada vez mais o número de usuários de uma rede. Não bastasse a ineficiência da política de alocação fixa frente ao rápido avanço das telecomunicações, estudos na área de eficiência espectral [2] e outros realizados pela *Shared Spectrum Company* [3] mostram que as faixas de frequência alocadas estão subutilizadas. Isto é, os UPs não transmitem na faixa de frequência que lhes foi destinada durante todo o tempo. Portanto, além do problema de escassez do espectro, existe o problema da utilização ineficiente.

Visando mitigar o problema da ocupação ineficiente, foi proposto um modelo de alocação dinâmica de frequências (DSA, *Dynamic Spectrum Access*). Este modelo prevê que usuários não licenciados, ou usuários secundários (US), possam acessar o espectro de maneira dinâmica e oportunista. A restrição para que isso se realize é que o US não deve causar interferência que prejudique as transmissões do UP. Satisfeita essa condição, o acesso ao espectro deixa de ser exclusivo do usuário licenciado e passa a ser compartilhado com o US, porém com prioridade para o UP.

1.2 Rádio cognitivo

A fim de atender a esse esquema de acesso dinâmico, foi proposto por Joseph Mitola III, mesmo idealizador do rádio definido por software (SDR, *Software Defined Radio*) [4], o Rádio Cognitivo (RC) [5]. Como uma evolução do SDR, o RC é um transceptor completamente configurável que adapta automaticamente seus parâmetros de comunicação às necessidades da rede e dos usuários. A inteligência do rádio cognitivo é dada por meio de suas duas características principais:

- *Capacidade Cognitiva*: habilidade do rádio de captar ou sensoriar informações acerca do ambiente de propagação em que se encontra. Por meio de medições, o RC pode estimar algumas características dos canais de rádio, conhecer os recursos disponíveis e perceber variações temporais e espaciais do ambiente. Esta capacidade cognitiva permite que o rádio identifique porções do espectro não utilizadas em um determinado instante e local. Também permite que os melhores parâmetros de operação sejam especificados para o cenário em que se encontra, com o objetivo de atender a um requisito específico do sistema.
- *Capacidade de Reconfiguração*: habilidade do rádio de alterar seus parâmetros de operação de acordo com o levantamento feito pelas funcionalidades que compreendem a capacidade cognitiva. Esses parâmetros são: frequência de operação, tipo de modulação, tipo de codificação e potência de transmissão, entre outros.

Define-se ainda os conceitos de rede primária e rede secundária. A rede primária é aquela formada pelos usuários licenciados que possui o direito de uso exclusivo do espectro segundo o modelo FSA. A rede secundária é composta pelos US, ou usuários cognitivos, que não possuem licença e somente transmitem quando detectam faixas espectrais desocupadas. Assim, identificam-se as principais funcionalidades de um rádio cognitivo, ou de uma rede cognitiva:

- *Sensoriamento espectral*: detectar, por meio de medições, quais faixas do espectro de frequências estão sendo utilizadas pelos usuários da rede primária e quais estão desocupadas.
- *Gerenciamento espectral*: dentre as bandas classificadas como livres, determinar qual é a melhor. Isto é, selecionar a faixa de frequências que melhor atende aos requisitos para que seja efetuada a comunicação da rede secundária.
- *Mobilidade espectral*: migrar entre frequências de operação, mantendo os requisitos de comunicação contínua. Função também conhecida como *Handoff* espectral.
- *Compartilhamento espectral*: garantir que todos os usuários coexistentes possam acessar as faixas de frequências disponíveis.

Nota-se que antes mesmo de gerenciar o espectro ou realizar qualquer transmissão, é necessário que a rede cognitiva desempenhe de maneira satisfatória a função

de sensoriamento espectral. Assim, o sensoriamento assume um papel fundamental para que os RCs secundários possam operar sem entrar em conflito com os UPs e diversos estudos e pesquisas tem sido realizados a fim de melhorar o desempenho desta funcionalidade.

1.2.1 Periodicidade do sensoriamento

Se uma das premissas de um sistema de rádio cognitivo é realizar comunicações em porções do espectro não ocupadas pelo UP, é essencial que a rede secundária não cause interferência na rede primária. Sendo assim, antes de iniciar uma transmissão, um RC deve ter uma estimativa do estado do canal com elevado grau de precisão. Isto pode demandar um sensoriamento mais criterioso, o que leva os RCs a despenderem mais tempo até encontrar uma oportunidade de transmissão segura. Em contrapartida, se a ideia é maximizar a eficiência do uso do espectro, é desejável que a rede secundária possa transmitir no maior número de ocasiões possível. Esses objetivos conflitantes caracterizam um grande desafio desta tecnologia: *a existência de uma relação de compromisso entre minimizar a interferência na rede primária e maximizar a vazão de dados da rede secundária*. Sistemas de rádio cognitivo possuem dois parâmetros que visam garantir um patamar mínimo de desempenho: a duração e a frequência do sensoriamento.

A frequência depende, dentre outros fatores, do tipo de tecnologia ou serviço do usuário licenciado que opera naquela faixa de frequências e área geográfica. Um UP cujo estado de operação varia lentamente, como sistemas de TV, muda de estado com pouca frequência. Isto é, se o UP está ausente, é bem provável que ele permaneça ausente por um período de tempo da ordem de segundos, minutos ou horas. O mesmo vale para quando o usuário está presente. Neste caso, não é necessário que o sensoriamento seja realizado com uma frequência muito elevada. Já uma rede primária cujo acesso ao espectro seja bastante dinâmico, como em sistemas utilizados em aplicações *Push-to-talk*, por exemplo, demanda um sensoriamento bastante frequente por parte dos RCs que ali operam.

A duração do sensoriamento também influencia para que a rede secundária possa coexistir com a primária e realizar a transmissão da maior quantidade de informações possível. No modelo tradicional de sensoriamento, o RC divide seus recursos de *hardware* e, conseqüentemente, seu tempo de operação entre sensoriar o espectro e transmitir. Um período longo de sensoriamento permite que o RC obtenha mais amos-

tras do sinal e infira sobre a ocupação do espectro com maior certeza. Por outro lado, a vazão da rede secundária é prejudicada. Evidentemente, se apenas um curto intervalo de tempo for destinado à medição do espectro, é possível transmitir mais informações, porém o desempenho do sensoriamento fica comprometido. A Figura 1.1 mostra como é feito o revezamento do tempo entre sensoriamento e transmissão de dados. No caso ilustrado, T é o intervalo de tempo entre a realização de dois sensoriamentos consecutivos e seu inverso representa a frequência de sensoriamento. Perceba que quanto maior o tempo T_{sens} , menor é o intervalo T_{tx} e, conseqüentemente, a vazão de dados da rede secundária.

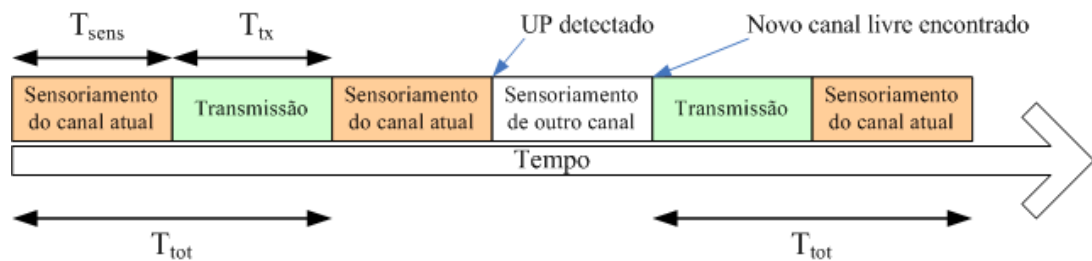


Figura 1.1: *Períodos do sensoriamento.*

1.3 Contribuições e estrutura da dissertação

Visando melhorar o aproveitamento do espectro pelos RCs, existe uma linha de pesquisa recente que estuda um modelo diferente de sensoriamento. Neste modelo, o sensoriamento é realizado pelos USs em paralelo à transmissão. Dessa maneira, não é necessário que a transmissão de dados seja interrompida periodicamente para que o sensoriamento seja realizado em um determinado canal. Com isso, conjectura-se que é possível obter um ganho na vazão de dados da rede secundária, sem deixar de realizar o sensoriamento. Este é o foco deste trabalho. Foram estudadas algumas técnicas de sensoriamento e propostas modificações para que o sensoriamento seja realizado simultaneamente à transmissão. Foram escolhidas técnicas baseadas em detecção por autovalores, que vêm sendo muito utilizadas e pesquisadas na literatura atual.

Os demais capítulos deste trabalho estão organizados como segue. No Capítulo 2 são apresentados o sensoriamento espectral, suas principais características, modelos de sensoriamento, esquemas de fusão de dados e as técnicas de sensoriamento utilizadas. No Capítulo 3 é apresentado com mais detalhes o modelo de sensoriamento paralelo

à transmissão e também são propostas alterações nas técnicas de sensoriamento para adequá-las a este novo cenário. No Capítulo 4 são apresentados os experimentos computacionais realizados e seus resultados, mostrando o desempenho das técnicas empregadas. Por fim, no Capítulo 5 são apresentadas as conclusões do trabalho e sugestões para a continuidade deste estudo.

1.3.1 Publicações

Ao longo da pesquisa e dos estudos realizados, foram geradas publicações que contribuem para reforçar as análises feitas e os resultados obtidos. São elas:

- M. H. P. Alves, R. A. A. de Souza, A. J. Braga, e D. A. Guimarães, "*Performance of Collaborative Techniques for Simultaneous Sensing and Transmission in Cognitive Radio Networks*" LATINCOM (*Latin-American Conference on Communications*), Cartagena de Indias, Colômbia, Novembro 2014. (Publicado)
- M. H. P. Alves, R. A. A. de Souza, and A. J. Braga, "*Simultaneous Sensing-Transmission in Cognitive Radio Networks under Spatiotemporally Collaborative Techniques*" EUCAP (*European Conference on Antennas and Propagation*), Lisboa, Portugal, Abril 2015. (Até a presente data desta defesa, está sendo aguardado o envio da versão final para publicação deste artigo)

Capítulo 2

Sensoriamento Espectral em Rádios Cognitivos

Em sua missão de utilizar faixas desocupadas do espectro de frequências, o RC tem como uma de suas principais funcionalidades o sensoriamento espectral. Essa tarefa é responsável por obter informações a respeito da ocupação ou não do espectro em uma determinada área geográfica em um dado intervalo de tempo. Como não é possível garantir com certeza absoluta qual o estado do canal, o processo de sensoriamento do espectro leva a uma decisão cujo grau de precisão depende diretamente do cenário em que os rádios se encontram e também das técnicas e estratégias utilizadas. Não existe uma técnica de detecção que supere todas as outras em qualquer cenário. Portanto, a escolha do tipo de sensoriamento depende das condições do ambiente e dos recursos disponíveis como, por exemplo, o número de RCs na rede. Neste capítulo são apresentados os fundamentos do sensoriamento espectral. Na Seção 2.1 é detalhado o processo de sensoriamento, visando-se uma decisão binária a respeito do estado de ocupação do canal. Na Seção 2.2 são apresentados os modos em que os rádios de uma rede podem cooperar entre si. Na Seção 2.3 são descritas as técnicas de sensoriamento baseadas em autovalores mais exploradas na literatura atual e, por fim, as estratégias de fusão dos dados coletados pelos rádios são explicadas na Seção 2.4.

2.1 Um teste de hipóteses binário

No que diz respeito à decisão sobre a presença ou ausência de um usuário primário no canal sob análise, esta pode ser formulada como um teste de hipóteses binário cujas possibilidades são as seguintes

$$\begin{aligned}\mathcal{H}_0 &: \text{Ausência do sinal primário,} \\ \mathcal{H}_1 &: \text{Presença do sinal primário.}\end{aligned}$$

Para tais hipóteses, o sinal captado por um sensor da rede pode ser modelado como

$$y(t) = \begin{cases} w(t) & : \mathcal{H}_0 \\ h(t)x(t) + w(t) & : \mathcal{H}_1 \end{cases}, \quad (2.1)$$

em que $h(t)$ denota o ganho ou atenuação do canal entre o transmissor primário e a antena receptora, $x(t)$ é o sinal transmitido pelo usuário primário e $w(t)$ representa o ruído gaussiano branco aditivo (AWGN, *Additive White Gaussian Noise*). Quando na ausência de um transmissor licenciado, o sinal recebido é composto apenas pelo ruído AWGN. Já na presença do UP o sinal recebido é composto, além do ruído, pelo sinal do transmissor primário ponderado pelo ganho do canal de comunicação. Por meio do processamento do sinal $y(t)$ recebido, cada técnica de sensoriamento calcula um valor denominado variável de decisão, ou estatística de teste T . A variável de decisão é então comparada a um limiar γ para se estimar se o canal está ocupado ou vazio.

2.1.1 Análise do desempenho do sensoriamento

Devido ao ruído presente no sinal $y(t)$ em ambas as hipóteses, este sinal não é determinístico, mesmo quando $x(t)$ o seja, motivo pelo qual T é uma variável aleatória. Como resultado deste teste de hipóteses, quatro eventos são possíveis e cada evento ocorre com uma determinada probabilidade. São os seguintes

- A:** Decidir por \mathcal{H}_0 quando \mathcal{H}_0 é a hipótese correta: $\Pr[\hat{\mathcal{H}}_0|\mathcal{H}_0]$
- B:** Decidir por \mathcal{H}_1 quando \mathcal{H}_0 é a hipótese correta: $\Pr[\hat{\mathcal{H}}_1|\mathcal{H}_0]$
- C:** Decidir por \mathcal{H}_1 quando \mathcal{H}_1 é a hipótese correta: $\Pr[\hat{\mathcal{H}}_1|\mathcal{H}_1]$
- D:** Decidir por \mathcal{H}_0 quando \mathcal{H}_1 é a hipótese correta: $\Pr[\hat{\mathcal{H}}_0|\mathcal{H}_1]$

em que $\Pr[\cdot]$ denota a probabilidade de ocorrência de um determinado evento. Exemplos de densidades de probabilidade (FDP, Função Densidade de Probabilidade) de T condicionadas às hipóteses \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 , $f(T|\mathcal{H}_0)$ e $f(T|\mathcal{H}_1)$, respectivamente, estão representadas na Figura 2.1.

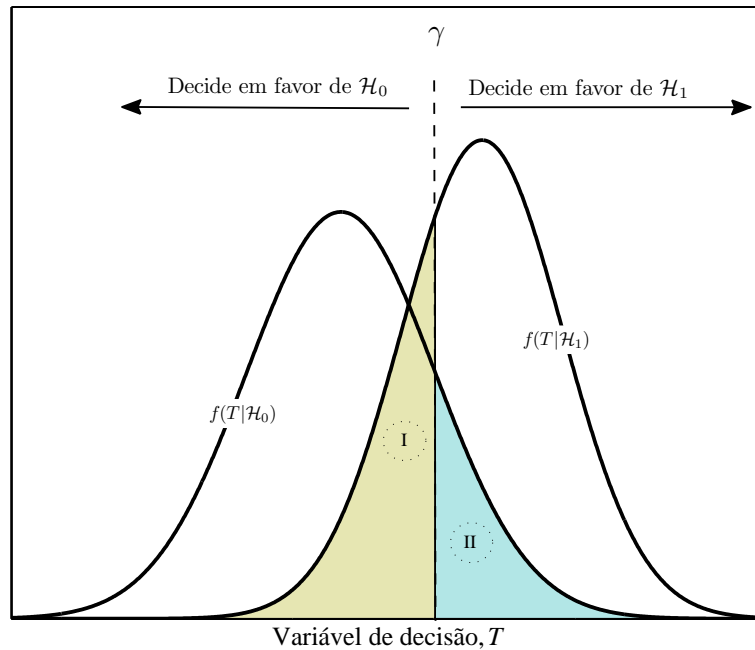


Figura 2.1: Exemplo de funções densidade de probabilidade condicionais de T .

No que diz respeito ao sensoriamento espectral, tais eventos e suas probabilidades, representadas pelas regiões sob as curvas de densidade, possuem significado físico e podem ser utilizadas para se mensurar o desempenho de uma determinada técnica de sensoriamento. Dessa maneira, tem-se o seguinte

A: *Probabilidade de se encontrar uma lacuna espectral.* É a probabilidade de se estimar que determinada faixa de frequências está livre quando de fato não há um usuário primário transmitindo naquele canal. É desejável que essa probabilidade seja a mais elevada possível, pois assim a rede secundária aproveita com maior eficiência as oportunidades de transmissão. Esta probabilidade é dada por

$$P_{le} = \Pr[\hat{\mathcal{H}}_0|\mathcal{H}_0] = \Pr[T < \gamma|\mathcal{H}_0] = \int_{-\infty}^{\gamma} f(T|\mathcal{H}_0) dt. \quad (2.2)$$

B: *Probabilidade de falso alarme.* É a probabilidade de se decidir em favor da

presença do usuário primário quando, na verdade, o canal está desocupado. É desejável que esta probabilidade seja a menor possível, pois a ocorrência de um evento de falso alarme significa que a rede secundária deixou de aproveitar uma oportunidade em que não havia UP ocupando o espectro. Assim, uma baixa probabilidade de falso alarme garante maior eficiência no aproveitamento de lacunas espectrais. Esta probabilidade compreende a área (II) na Figura 2.1 e é dada por

$$P_{\text{fa}} = 1 - P_{\text{ic}} = \Pr[\hat{\mathcal{H}}_1 | \mathcal{H}_0] = \Pr[T > \gamma | \mathcal{H}_0] = \int_{\gamma}^{\infty} f(T | \mathcal{H}_0) dt. \quad (2.3)$$

C: *Probabilidade de detecção, ou probabilidade de detecção correta.* É a probabilidade de se detectar a presença do UP quando de fato o canal estiver ocupado. Uma probabilidade de detecção correta elevada é necessária para que a rede secundária interfira o mínimo possível nas transmissões da rede primária. Esta probabilidade pode ser calculada por

$$P_{\text{d}} = \Pr[\hat{\mathcal{H}}_1 | \mathcal{H}_1] = \Pr[T > \gamma | \mathcal{H}_1] = \int_{\gamma}^{\infty} f(T | \mathcal{H}_1) dt. \quad (2.4)$$

D: *Probabilidade de falso negativo.* Este evento acontece quando o UP está transmitindo na banda sensoriada e o resultado da detecção aponta o espectro como livre. É desejável que seja a menor possível, pois caracteriza uma situação em que o US pode causar interferência na rede primária por ter detectado o espectro como livre quando na realidade não estava. Esta probabilidade compreende a área (I) na Figura 2.1 e é dada por

$$P_{\text{fn}} = 1 - P_{\text{d}} = \Pr[\hat{\mathcal{H}}_0 | \mathcal{H}_1] = \Pr[T < \gamma | \mathcal{H}_1] = \int_{-\infty}^{\gamma} f(T | \mathcal{H}_1) dt. \quad (2.5)$$

Do estudo da estatística [6], especificamente sobre os testes de hipóteses, é definido o poder estatístico de um teste como sendo a sua capacidade de rejeição da hipótese nula quando, na verdade, ela é falsa. Ou seja, a probabilidade de se rejeitar \mathcal{H}_0 quando \mathcal{H}_0 é falsa. Portanto, o poder estatístico de um teste é dado por $\Pr[\hat{\mathcal{H}}_1 | \mathcal{H}_1]$ que, no contexto de sensoriamento espectral, é a probabilidade de detecção correta.

Conforme apresentado nas equações (2.2) - (2.5), o limiar de decisão tem influência direta nas probabilidades apresentadas. Para um determinado cenário, o limiar ótimo seria aquele que, simultaneamente, minimizasse os valores de P_{fa} e P_{fn} e que maximizasse P_{ic} e P_{d} . A Figura 2.2 mostra um exemplo do comportamento das probabilidades P_{d} e P_{fa} para diferentes valores de γ . Como se pode ver, à medida que γ diminui, a P_{d}

aumenta. Este comportamento é esperado, pois um limiar baixo significa que o teste está menos seletivo quanto ao que será considerado como suficiente para indicar a presença de um sinal que não seja o ruído. Para valores maiores de γ , a probabilidade de detecção diminui, dado que o sensoriamento está utilizando um critério mais rigoroso para tomar a decisão. A mesma análise é válida para P_{fa} . O comportamento similar entre as probabilidades de detecção correta e de falso alarme implica na existência de uma relação de compromisso entre elas, bem como entre P_{le} e P_{fn} , ou seja, é impossível minimizar uma e ao mesmo tempo maximizar a outra. Na prática, é utilizado um valor de γ que atenda a um requisito chamado de probabilidade de falso alarme constante (CFAR, *Constant False Alarm Rate*) definido pela aplicação ou padrão em questão. Por exemplo, o padrão IEEE 802.22 [7] regulamenta o uso de canais desocupados de TV em VHF/UHF para o acesso à banda larga sem fio em áreas rurais e suburbanas. Nele é estabelecido uma CFAR de 10%.

Nas Seções 2.3 e 2.4 e no Capítulo 3 são apresentadas, analisadas e propostas algumas técnicas de detecção, bem como são calculadas suas estatísticas de teste. Com base nas informações apresentadas até aqui, é possível chegar à seguinte conclusão: *uma determinada técnica é tão boa quanto mais distantes as FDPs, condicionadas à \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 , da estatística de teste forem uma da outra.*

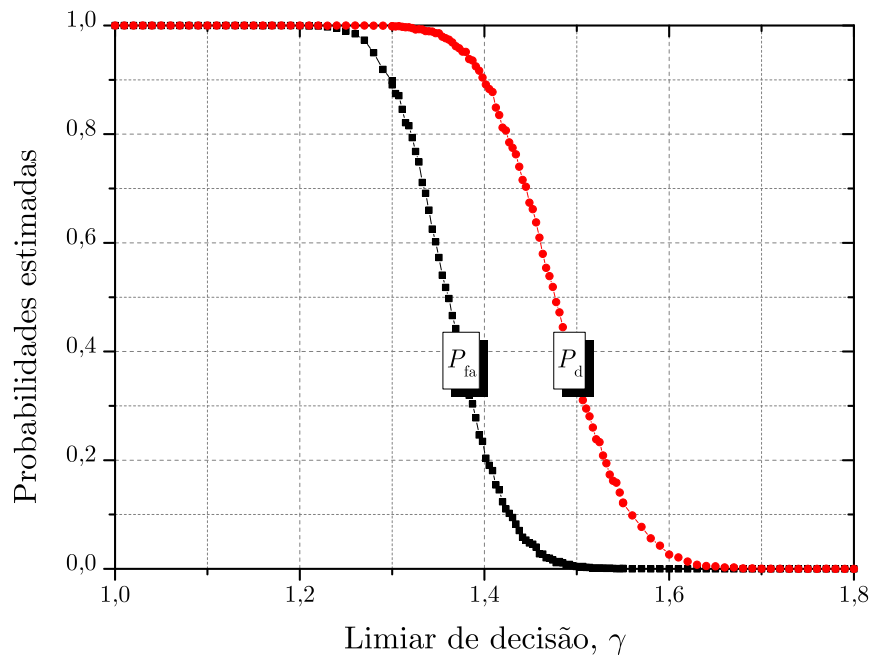


Figura 2.2: Exemplo de probabilidades de detecção correta e de falso alarme em função do limiar γ .

2.1.2 Medidas do desempenho do sensoriamento

Para apresentar as medidas de desempenho do sensoriamento espectral, é comumente utilizada uma curva que apresenta as características de operação do receptor (ROC, *Receiver Operating Characteristics*). Embora também seja utilizada em outras áreas [8] [9], a curva ROC, no contexto do sensoriamento espectral, mostra o desempenho dos testes à medida que o limiar é variado. Na curva ROC considerada neste trabalho são apresentadas as probabilidades de falso alarme no eixo das abscissas e de detecção correta no eixo das ordenadas. Conforme já mencionado anteriormente, é desejável que o sensoriamento apresente valores elevados de P_d e baixos de P_{fa} . A Figura 2.3 contém alguns exemplos de curvas ROC. A curva denominada RG (*Random Guess*) ilustra um caso particular em que $P_d = P_{fa}$. Nessa situação a confiabilidade do teste é a menor possível. Por exemplo, se o receptor estiver operando em $P_d = P_{fa} = 90\%$ significa que o receptor detecta sinais com probabilidade elevada, porém a chance de se gerar um falso alarme também é alta. No ponto inferior esquerdo (0;0) a P_{fa} é igual a zero, no entanto, a P_d também é nula. Revendo a Figura 2.1, percebe-se que quanto menor o limiar, maior as áreas das FDPs à direita de γ e conseqüentemente P_d e P_{fa} . Quanto mais acima da RG uma curva estiver, melhor o desempenho do sensoriamento. Por fim, tem-se que o ponto ótimo de operação para um receptor é o ponto (0;1), onde a probabilidade de detecção é máxima e a de falso alarme é nula.

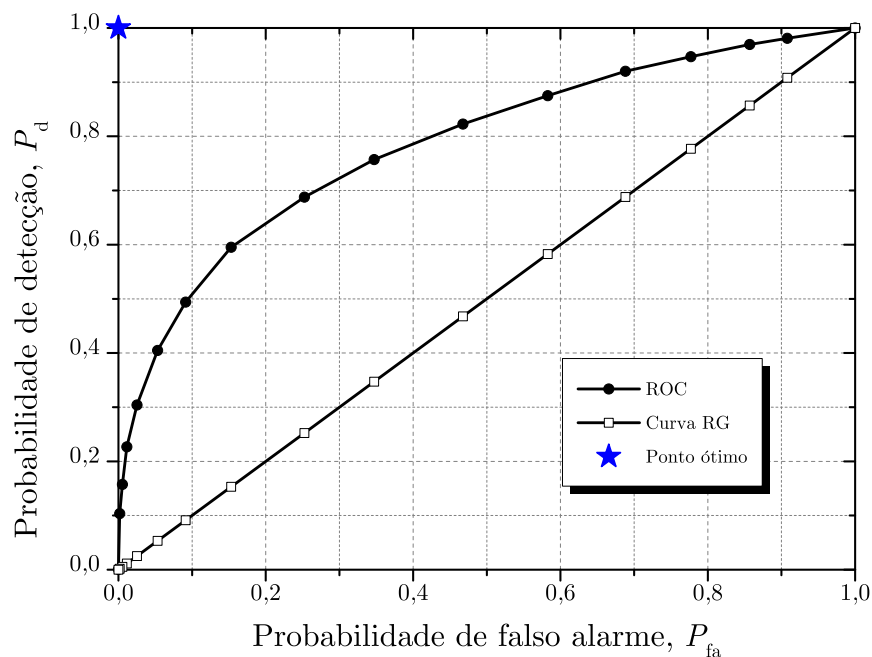


Figura 2.3: Exemplo de curvas ROC

2.2 Modos de cooperação

Em uma rede de RCs, cada rádio pode realizar o sensoriamento do espectro de maneira independente ou em conjunto com os demais rádios da rede. Estas abordagens são denominadas de sensoriamento não cooperativo e sensoriamento cooperativo, respectivamente. A implementação de um sistema não cooperativo é mais simples, porém, uma vez que uma lacuna é detectada, o RC passa a disputar o espectro com outros rádios cognitivos que porventura tomaram a mesma decisão. Além disso, o ambiente onde os RCs se encontram pode prejudicar o desempenho do sensoriamento por meio de efeitos como terminal escondido, sombreamento e múltiplos percursos [10]. A Figura 2.4 mostra um exemplo desses fenômenos. Neste exemplo, o RC2 recebe diversas réplicas atrasadas do sinal transmitido pelo transmissor primário (TP) devido aos múltiplos percursos provocados pelas construções próximas a ele. O RC3 sofre efeito de sombreamento e não recebe o sinal primário. Já o RC4 está fora da área de cobertura da rede primária, caracterizando uma situação de terminal escondido. Nestes três casos, o desempenho do sensoriamento fica comprometido e qualquer um dos RCs pode não identificar a presença do transmissor primário e iniciar uma transmissão, causando interferência no UP. Para minimizar tais problemas, o sensoriamento pode ser realizado de forma cooperativa, levando a uma decisão mais precisa quanto à ocupação do espectro, uma vez que esta será tomada com base nas informações coletadas por todos os RCs sob cooperação. Assim, é explorada uma diversidade espacial que não é aproveitada no modelo não cooperativo.

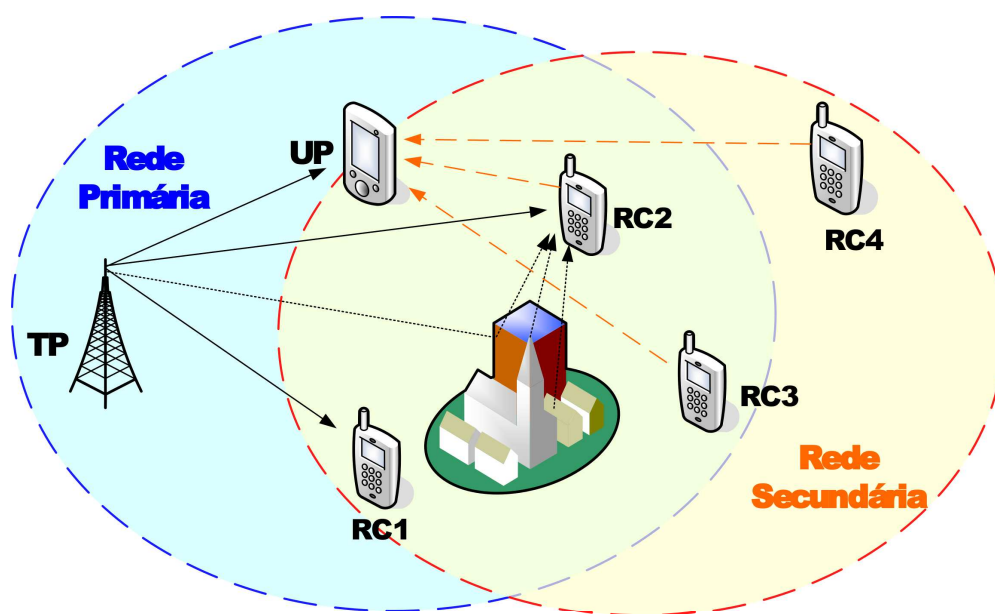


Figura 2.4: Exemplo de coexistência entre as redes primária e secundária.

O sensoriamento cooperativo pode ser classificado ainda como centralizado, distribuído ou assistido por retransmissão, conforme explicado a seguir:

Centralizado: No esquema de sensoriamento cooperativo centralizado, as decisões são tomadas em uma central denominada centro de fusão (CF) que pode ser uma estação base ou até mesmo um dos rádios da rede. O CF é responsável por distribuir aos demais RCs a tarefa de sensoriar determinada faixa de frequências e por receber as informações resultantes via um canal de controle. O CF toma a decisão sobre a ocupação do canal e a divulga para todos os elementos da rede secundária. A Figura 2.5(a) mostra um exemplo em que o RC1 faz o papel de CF.

Distribuído: Neste modelo não há um CF para controlar as atividades e tomar as decisões. Nesse caso, os US realizam o sensoriamento e trocam informações entre si até chegarem a um consenso sobre a ocupação de uma determinada faixa de frequências. Devido ao elevado número de troca de informações este modelo demanda mais tempo até que a decisão final seja tomada. A Figura 2.5(b) ilustra uma situação de cooperação distribuída.

Assistido por retransmissão: Caso um ou mais dos canais de controle não se encontrem em condições adequadas de comunicação, pode-se utilizar da cooperação para levar informações de um rádio a um terminal de interesse. Um exemplo é mostrado na Figura 2.5(c), onde RC2 e RC4 encontram-se incapazes de estabelecer comunicação com o CF, por qualquer motivo que seja. Neste caso, RC3 e RC5, que desfrutam de um canal de comunicação em melhores condições, auxiliam os elementos com problemas no canal de controle.

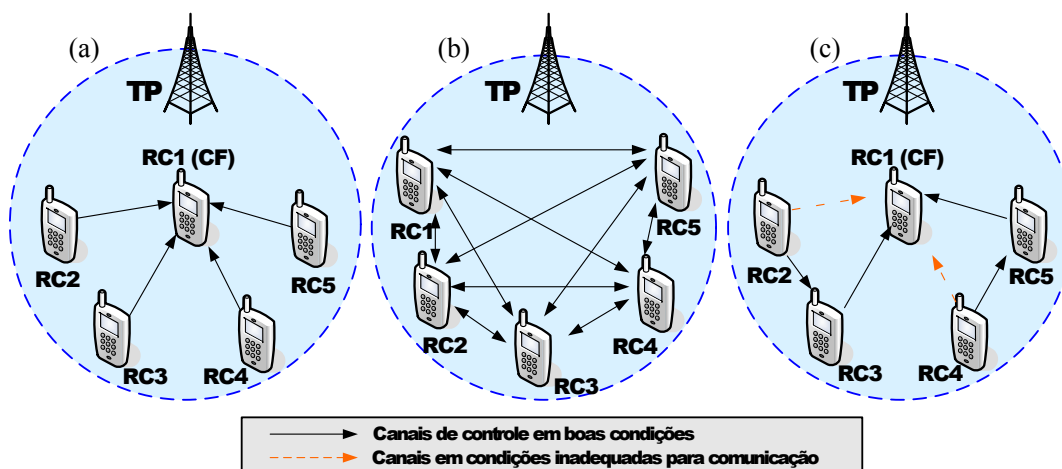


Figura 2.5: Sensoriamento espectral cooperativo (a) centralizado, (b) distribuído e (c) assistido por retransmissão.

2.3 Técnicas de detecção baseadas em autovalores

Na literatura atual existem várias técnicas de detecção que são utilizadas no sensoriamento espectral [11]. Algumas das mais conhecidas são a detecção por filtro casado (MFD, *Matched Filter Detection*) [12], detecção de energia (ED, *Energy Detection*) [13, 14] e a detecção pelas propriedades cicloestacionárias do sinal recebido (CFD, *Cyclostationary Feature Detection*) [15]. Estas técnicas são utilizadas para sensoriamento de sinais de banda estreita. Outras técnicas como a detecção por transformada *Wavelet* [16], *Compressed Sensing* [17, 18] e até mesmo a ED são mais adequadas para o sensoriamento de sinais de banda larga.

As técnicas MFD e CFD são classificadas como técnicas de detecção coerentes por necessitarem de conhecimento *a priori* de algumas características do sinal primário, como formato do pulso, tipo de modulação e propriedades cicloestacionárias. Para que um RC esteja apto a sensoriar os vários tipos de serviços que podem ser utilizados pelos UPs, é necessário conhecer tais características acerca de uma vasta gama de sinais, o que não é simples. Este problema é contornado com o uso de técnicas de detecção não coerentes, como as que foram citadas para o sensoriamento de sinais de faixa larga e também a detecção por autovalores [19]. Assim como a ED, a detecção por autovalores pode ser empregada no sensoriamento tanto de sinais de banda estreita quanto de banda larga e tem sido a estratégia mais explorada atualmente.

As técnicas de detecção por autovalores são geralmente cooperativas. Para tanto, considera-se uma rede com m sensores. Esta pode ser composta, por exemplo, de um único rádio com m antenas, por m rádios contendo uma antena cada ou por qualquer combinação destes. Cada sensor coleta n amostras do sinal presente no canal de comunicação que é composto pela soma do sinal transmitido por p transmissores primários durante um período de sensoriamento. As amostras referentes ao sinal recebido em cada sensor são armazenadas em uma matriz $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ enquanto que as amostras dos sinais transmitidos pelos p rádios primários são arranjadas em $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{p \times n}$, ressaltando que, sob a hipótese \mathcal{H}_0 , $\mathbf{X} = \mathbf{0}$. Os ganhos dos canais de comunicação entre os elementos da rede são armazenados em $\mathbf{H}_x \in \mathbb{C}^{m \times p}$, em que cada elemento $\{h_{ij}\}$, $i = 1, 2, \dots, m$ e $j = 1, 2, \dots, p$ denota o ganho entre o j -ésimo transmissor primário e a i -ésima antena receptora da rede secundária. Amostras do ruído AWGN que contamina o sinal em cada um dos m sensores ficam armazenadas em $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{m \times n}$. Desta maneira, a matriz resultante, que contém amostras do sinal $y(t)$ da equação (2.1), é dada por

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}_x \mathbf{X} + \mathbf{V} \quad (2.6)$$

e possui o seguinte formato:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} (x_{11}h_{11} + \dots + x_{p1}h_{1p}) + v_{11} & \dots & (x_{1n}h_{11} + \dots + x_{pn}h_{1p}) + v_{1n} \\ (x_{11}h_{21} + \dots + x_{p1}h_{2p}) + v_{21} & \dots & (x_{1n}h_{21} + \dots + x_{pn}h_{2p}) + v_{2n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (x_{11}h_{m1} + \dots + x_{p1}h_{mp}) + v_{m1} & \dots & (x_{1n}h_{m1} + \dots + x_{pn}h_{mp}) + v_{mn} \end{bmatrix}. \quad (2.7)$$

A partir da matriz \mathbf{Y} , é obtida a matriz de covariância [6] do sinal recebido, que pode ser calculada como

$$\mathbf{R}_Y = \mathbb{E}[\mathbf{Y}\mathbf{Y}^\dagger], \quad (2.8)$$

sendo que

$$\mathbb{E}[\mathbf{Y}\mathbf{Y}^\dagger] = \begin{cases} \sigma_v^2 \mathbf{I}_m & \mathcal{H}_0 \\ \mathbf{H}_x \Sigma_x \mathbf{H}_x^\dagger + \sigma_v^2 \mathbf{I}_m & \mathcal{H}_1 \end{cases}, \quad (2.9)$$

em que $\mathbb{E}[\cdot]$ representa o operador esperança matemática, \dagger representa o conjugado transposto, ou conjugado Hermitiano [20], σ_v^2 é a variância do ruído, $\Sigma_x = \mathbb{E}[\mathbf{X}\mathbf{X}^\dagger]$ e \mathbf{I}_m é uma matriz identidade de ordem m . A equação (2.9) foi obtida por meio do desenvolvimento feito em [21]. Na prática, a matriz de covariância é obtida por meio da estimação de máxima verossimilhança por média amostral (*sample covariance matrix*), dada por

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

Ao se extrair os m autovalores (λ) de $\hat{\mathbf{R}}_Y$, encontram-se $\lambda_1 \cong \lambda_2 \cong \dots \cong \lambda_m \cong \sigma_v^2$ dado \mathcal{H}_0 e $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m > \sigma_v^2$ dado \mathcal{H}_1 . Ou seja, sob a hipótese \mathcal{H}_0 , os autovalores de $\hat{\mathbf{R}}_Y$ estão relacionados apenas à potência do ruído enquanto que, sob a hipótese \mathcal{H}_1 , a magnitude dos autovalores é maior, pois contém informação sobre a potência do sinal primário. Assim, pode-se utilizar os autovalores da matriz de covariância do sinal recebido para se determinar se há a presença do UP ou não. Nas subseções a seguir, são apresentados os testes estatísticos realizados com os autovalores nas quatro técnicas de sensoriamento estudadas neste trabalho.

2.3.1 Detecção de energia

A detecção de energia, como já mencionado, é uma técnica não coerente. Todavia, apesar de não necessitar de conhecimento *a priori* do sinal transmitido, é necessário conhecer a potência do ruído que contamina o sinal. Este teste estatístico consiste em comparar a energia média presente na banda sensoriada com o limiar γ e decidir por

\mathcal{H}_0 quando o resultado for menor que γ e por \mathcal{H}_1 quando o resultado for maior que γ . Ou seja,

$$T_{\text{ED}} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} |y[i]|^2 \begin{matrix} \mathcal{H}_1 \\ \geq \gamma \\ \mathcal{H}_0 \end{matrix} \quad (2.11)$$

Neste caso, o teste é realizado com amostras coletadas por um único sensor. O teste de detecção de energia também pode ser realizado utilizando os autovalores da matriz de covariância do sinal recebido dos m sensores da rede. Assim, a variável de decisão é obtida por

$$T_{\text{ED}} = \frac{\|\mathbf{Y}\|_F^2}{mn\sigma_v^2} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_i}{\sigma_v^2}, \quad (2.12)$$

em que $\|\cdot\|_F$ é a norma de Frobenius [22]. Uma desvantagem desta técnica é que uma imprecisão na estimação da variância do ruído prejudica o desempenho do teste, o que exige um pouco mais de complexidade do sistema para se ter um conhecimento preciso de tal parâmetro. Em [19] os autores discutem sobre o desempenho de detectores com e sem conhecimento da potência do ruído.

2.3.2 Detecção por máximo autovalor

Detecção por máximo autovalor (MED, *Maximum Eigenvalue Detection*) é um nome alternativo para o teste de Roy de máxima raiz (RLRT, *Roy's Largest Root Test*) [23]. Tal teste baseia-se no lema de Neyman-Pearson [6][24]. O lema de Neyman-Pearson diz que, em um teste de hipóteses, o teste com maior poder estatístico é aquele dado pela razão de verossimilhança (LRT, *Likelihood Ratio Test*). No contexto de interesse deste trabalho, tal relação pode ser expressa por

$$\text{LRT} = \frac{f(\lambda_1, \dots, \lambda_m | \mathcal{H}_1)}{f(\lambda_1, \dots, \lambda_m | \mathcal{H}_0)}, \quad (2.13)$$

em que o numerador é a FDP conjunta dos autovalores condicionada à hipótese \mathcal{H}_1 e o denominador é a FDP conjunta dos autovalores condicionada a \mathcal{H}_0 . Quando em regime assintótico ($m, n \rightarrow \infty$) e considerando a presença de um único sinal primário, o teste fica em função somente do máximo autovalor (λ_1) e da variância σ_v^2 do ruído, resultando na estatística do teste de Roy, dado por

$$T_{\text{MED}} = \frac{\lambda_1}{\sigma_v^2}. \quad (2.14)$$

Note que a expressão para o cálculo da variável de teste T_{MED} também implica na necessidade do conhecimento da potência (variância) do ruído. Por isso, assim como o ED, o MED é considerado um teste semi-cego.

2.3.3 Testes de razão entre autovalores

Em casos em que não se tem conhecimento acerca da variância do ruído, utilizam-se de técnicas definidas como cegas. Duas delas são utilizadas neste estudo, a detecção por razão de autovalores (ERD, *Eigenvalue Ratio Detection*) [19] também conhecida como detecção por máximo e mínimo autovalor (MMED, *Maximum-Minimum Eigenvalue Detection*) e o teste de razão de verossimilhança generalizado (GLRT, *Generalized Likelihood Ratio Test*). O teste MMED é determinado pela razão entre o maior e o menor autovalor encontrado, já o GLRT é calculado como sendo a razão entre o maior valor e a média aritmética de todos os autovalores encontrados. Assim, as expressões de cálculo das variáveis de decisão destas técnicas são

$$T_{\text{MMED}} = \frac{\lambda_1}{\lambda_m} \quad (2.15)$$

e

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

Ambos os testes se baseiam, também, no critério de Neyman-Pearson. Estes se aproximam do teste MED com a diferença que o MMED e o GLRT utilizam estimativas da potência do ruído, por meio dos autovalores. Portanto, seu uso se torna bastante interessantes em casos em que não se tem o conhecimento exato da variância do ruído. Para um único UP transmitindo na faixa de frequências sensoriada, o teste GLRT apresentado é o teste ótimo de razão de verossimilhança.

2.4 Fusão de dados

Em uma rede operando no modo de sensoriamento cooperativo, é preciso definir como serão combinadas no CF as informações dos rádios sob cooperação. Neste trabalho, três regras de combinação foram estudadas. Na primeira delas, cada rádio envia ao CF suas amostras coletadas durante um período de sensoriamento. A partir dessas amostras, são computadas as matrizes de covariância e seus autovalores conforme des-

crita na Seção 2.3. Este esquema de fusão é denominado de Fusão de Amostras (SF, *Sample-Fusion*). Com o objetivo de reduzir a quantidade de informação trocada com o CF, aumentando a eficiência do uso do espectro pela rede secundária, foram propostas as estratégias de Fusão de Autovalores (EF, *Eigenvalue-Fusion*) e a Fusão de Decisões (DF, *Decision-Fusion*), detalhadas a seguir.

2.4.1 Fusão de autovalores

Na fusão de autovalores cada RC calcula sua própria matriz de covariância a partir das amostras coletadas, determina seus autovalores e os envia ao CF. No CF, são combinados os autovalores recebidos dos m RCs sob cooperação por meio de adaptações nas expressões de cômputo das variáveis de decisão das técnicas de detecção.

Primeiramente, define-se um número J de autovalores a serem calculados por cada rádio. Para o cálculo dos autovalores, no i -ésimo RC as amostras coletadas são arranjadas em uma matriz $\mathbf{Y}^{(i)}$ com J linhas e n/J colunas da seguinte maneira:

$$\mathbf{Y}^{(i)} = \begin{bmatrix} Y^{(i)}(1) & \dots & Y^{(i)}(n/J) \\ Y^{(i)}(n/J + 1) & \dots & Y^{(i)}(2n/J) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Y^{(i)}(n + 1 - n/J) & \dots & Y^{(i)}(n) \end{bmatrix}. \quad (2.17)$$

A correspondente matriz de covariância estimada é dada por

$$\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{Y}}^{(i)} \cong \frac{J}{n} \mathbf{Y}^{(i)} \mathbf{Y}^{(i)\dagger}. \quad (2.18)$$

Adaptando as expressões de teste das técnicas apresentadas nas subseções 2.3.1 a 2.3.3, obtém-se

$$T_{\text{ED}\lambda} = \frac{1}{Jm} \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^m \lambda_{j,i}, \quad (2.19)$$

$$T_{\text{MED}\lambda} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,i}, \quad (2.20)$$

$$T_{\text{MMED}\lambda} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,i}}{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{J,i}}, \quad (2.21)$$

$$T_{\text{GLRT}\lambda} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,i}}{\frac{1}{Jm} \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^m \lambda_{j,i}}, \quad (2.22)$$

em que $\{\lambda_{1,i} \geq \lambda_{2,i} \geq \dots \lambda_{j,i}\}$ são os J autovalores calculados pelo i -ésimo RC. Neste caso, o teste ED é dado pela média de todos os autovalores recebidos de todos os RCs, totalizando Jm autovalores, dividida pela variância do ruído presente no sinal. O teste MED é a média dos m máximos autovalores dividida pela variância do ruído. O MMED é computado pela média dos m máximos autovalores dividida pela média dos m mínimos autovalores. Por fim, a estatística do teste GLRT é formada pela média dos m máximos autovalores dividida pela média de todos os Jm autovalores recebidos pelo CF.

2.4.2 Fusão de decisões

Na fusão de decisões, além de calcular os autovalores, cada RC toma uma decisão local sobre a ocupação do espectro e envia ao CF somente um valor binário indicando a presença ou não do sinal primário. Assim como é feito na fusão de autovalores, cada RC arranja suas amostras em uma matriz $\mathbf{Y}^{(i)}$ conforme a equação (2.17), calcula sua matriz de covariância conforme a equação (2.18) e extrai seus autovalores. As variáveis de decisão são computadas de maneira similar aos testes na fusão de amostras, exceto por existirem J e não m autovalores, ficando

$$T_{\text{ED}}^{(i)} = \frac{\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \lambda_j}{\sigma_v^2}, \quad (2.23)$$

$$T_{\text{MED}}^{(i)} = \frac{\lambda_1}{\sigma_v^2}, \quad (2.24)$$

$$T_{\text{MMED}}^{(i)} = \frac{\lambda_1}{\lambda_J}, \quad (2.25)$$

$$T_{\text{GLRT}}^{(i)} = \frac{\lambda_1}{\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \lambda_j}. \quad (2.26)$$

Uma vez tomadas as decisões, estas são enviadas ao centro de fusão para serem combinadas. O desempenho do sensoriamento cooperativo com fusão de decisões foi analisado neste trabalho segundo três regras de combinações: E, OU e voto majoritário (MAJ). Essas regras podem ser classificadas sob o termo geral *z-de-m* em que o CF decide por \mathcal{H}_1 se pelo menos z dos m RCs decidirem em favor de \mathcal{H}_1 . A regra OU utiliza $z = 1$, ou seja, basta um único RC identificar a presença do UP para que o CF considere o canal como ocupado. A regra E utiliza $z = m$, ou seja, é preciso que todos os rádios identifiquem o UP para que o canal seja dado como ocupado. Por fim, fazendo $z = \lceil m/2 \rceil$ obtém-se a regra MAJ, em que a decisão final será por \mathcal{H}_1 quando mais da metade dos rádios sob cooperação identificarem o sinal primário. Neste último caso, uma decisão arbitrária é tomada quando exatamente $m/2$ rádios decidirem por \mathcal{H}_1 .

Capítulo 3

Sensoriamento Paralelo à Transmissão

Conforme mencionado no Capítulo 1, um dos desafios do rádio cognitivo é maximizar a vazão de dados da rede secundária sem prejudicar o desempenho do sensoriamento. Isto ocorre porque no modo convencional, ou modo de sensoriamento *serial à transmissão*, é preciso conciliar o tempo dedicado à transmissão de dados com o tempo dedicado ao sensoriamento do espectro. Essa dificuldade é ainda mais evidente quando um RC opera em modo não cooperativo. Neste capítulo são estudadas propostas de sensoriamento *paralelo à transmissão*, ou sensoriamento contínuo. Isto é, um modo de operação em que os RCs não precisam interromper a transmissão periodicamente para realizar a medição do espectro, pois as duas funções são realizadas paralelamente. Na Seção 3.1 são apresentados alguns modelos de sensoriamento paralelo à transmissão que vem sendo estudados. Na Seção 3.2 é apresentado o modelo utilizado neste trabalho para sensoriamento espectral considerando a transmissão de dados, pela rede secundária, em paralelo. Na Seção 3.3 são colocadas as alterações feitas nas técnicas de sensoriamento para contemplar o cenário descrito. Por fim, na Seção 3.4 é apresentado um novo método de cooperação: a cooperação temporal.

3.1 Esquemas de sensoriamento paralelo

Conforme levantado em [12], existe uma ampla gama de linhas de pesquisas acerca de sensoriamento espectral. Em tal trabalho, os autores explicam que o sensoriamento pode ser classificado quanto à sua abordagem, entre outras classificações. Algumas das abordagens possíveis são sensoriamento interno, externo e por geolocalização. O sensoriamento via geo-localização não faz parte do escopo deste trabalho, mas o leitor

pode encontrar mais detalhes em [25]. O sensoriamento classificado como interno é aquele em que a medição do espectro é feita internamente ao RC. O sensoriamento externo utiliza de agentes externos para realizar tal tarefa. Tais agentes podem ser equipamentos dedicados ao sensoriamento e podem estar dispostos de modo a cobrir uma grande região. O resultado do sensoriamento é então divulgado para todos os RCs da rede. Essa abordagem apresenta vantagens, em relação ao sensoriamento interno, nos seguintes contextos:

- *Energia*: como a medida é feita por um agente externo, e este pode ser fixo, ele pode estar conectado à rede de energia. Não há a necessidade de se economizar bateria e o equipamento a realizar a medida pode dispor de *hardwares* e *softwares* exclusivos para essa tarefa.
- *Desempenho*: o desempenho pode ser melhorado pois elementos externos espalhados em posições geográficas distintas ajudam a resolver problemas de terminal escondido e incerteza causados por efeitos de sombreamento e desvanecimento.
- *Vazão de dados*: como o RC não precisa dedicar parte de seus recursos de *hardware* e de seu tempo para o sensoriamento, estes podem ser dedicados exclusivamente à transmissão de dados, aumentando a eficiência do uso do espectro da rede secundária.

O sensoriamento também pode ser classificado quanto à sua arquitetura, podendo ser composta de rádio único ou rádio duplo. O modelo tradicional é baseado na arquitetura de rádio único, daí a necessidade de se interromper a transmissão periodicamente para se realizar o sensoriamento. Para resolver esse problema, foi proposta a arquitetura de rádio duplo, em que um deles é exclusivo para realizar o sensoriamento e o outro pode se dedicar apenas à transmissão e recepção de dados. Esta arquitetura requer um *hardware* mais complexo, mais caro e não apresenta a primeira vantagem do sensoriamento externo listada anteriormente, porém apresenta a segunda e a terceira vantagem. A arquitetura de rádio duplo permite dois modelos de sensoriamento paralelo à transmissão, apresentados a seguir.

3.1.1 Sensoriamento fora da banda de transmissão

Nesse modelo o sensoriamento é feito no nó de transmissão de uma comunicação ou rede. Enquanto um dos rádios transmite informações, o outro realiza o sensoria-

mento em outras faixas de frequências que não sejam a que está sendo utilizada para a transmissão.

A Figura 3.1, adaptada de [26], ilustra a operação de um RC com arquitetura de rádio duplo e capaz de operar em 5 canais distintos. Neste exemplo, o RC começa a operar em T_0 e durante todo o primeiro período de sensoriamento, isto é, até T_1 , faz a medição do espectro em todos os 5 canais em busca de uma lacuna onde possa transmitir. Após o período de sensoriamento, o algoritmo responsável pelo gerenciamento espectral do RC aponta para o canal 1 como sendo a melhor faixa de frequências para ser utilizada e a transmissão é iniciada neste canal. A partir desse instante, o sensoriamento é feito de forma paralela à transmissão. Entre os instantes T_1 e T_2 o rádio transmite no canal 1 enquanto sensoria os canais 2, 3, 4 e 5. Em T_3 , o RC decide que os canais 2 e 3 estão livres e transmite nessas frequências enquanto sensoria os canais 1, 4 e 5. Como o rádio não é capaz de sensoriar na mesma faixa de frequências em que está transmitindo, não é possível determinar se os canais 2 e 3 continuaram livres ou passaram a ser ocupados. O RC é, então, obrigado a abandonar estas frequências e passa a transmitir no canal 5 a partir de T_3 . Até este ponto já é possível perceber um maior aproveitamento do espectro para transmissão de dados frente ao modo de sensoriamento serial. Isto porque não é necessário ficar sem transmitir entre os instantes T_1 e T_5 para que o sensoriamento seja realizado. Entretanto, perceba que, uma vez que o sensoriamento não é realizado nos canais utilizados para a transmissão, o RC não consegue determinar se há usuário primário nos canais 2 e 3 entre os instantes T_4 e T_5 . O RC é obrigado a interromper a transmissão entre T_5 e T_6 pois não havia encontrado nenhum canal livre e só volta a transmitir em T_6 .

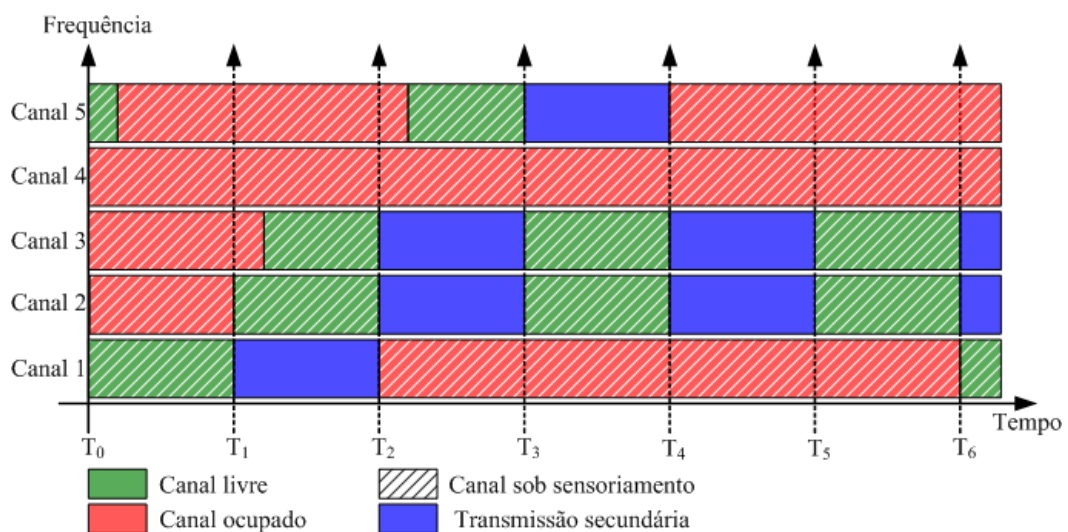


Figura 3.1: Exemplo de operação de um RC em modo de sensoriamento paralelo fora da faixa de transmissão. (Adaptação de [26])

Percebe-se que, para que não haja interrupção na transmissão neste modo de operação, é necessário que dois ou mais canais distintos estejam livres. A técnica DFH (*Dynamic Frequency Hopping*) [27] emprega o sensoriamento paralelo à transmissão previamente descrito e foi adotada pelo padrão IEEE 802.22. No DFH, enquanto houver canais disponíveis, o RC realiza uma comunicação sem interrupções saltando entre as frequências no final de cada intervalo de detecção do canal (CDT, *Channel Detection Time*).

3.1.2 Sensoriamento no receptor

Mesmo com o aumento na eficiência no uso do espectro apresentado pelo sensoriamento paralelo em relação ao sensoriamento serial, em algumas situações o RC precisa interromper a transmissão. Foi o que aconteceu entre os instantes T_5 e T_6 já citados da Figura 3.1. Além de necessitar de no mínimo dois canais distintos para se ter transmissão contínua, o RC pode ser obrigado a trocar de um canal em melhores condições de comunicação para um não tão bom. Foi o que aconteceu em T_3 , quando o RC precisou passar a transmitir em uma banda menor que a anterior. Assim, persiste o problema inicial de que a eficiência do uso do espectro pela rede secundária é prejudicada pelo fato de um canal não poder ser sensoriado enquanto é utilizado para a transmissão e vice-versa.

Por isso, foi proposto em [28] um modelo diferente para o sensoriamento do espectro e uma adaptação na técnica de detecção de energia tradicional. O modelo proposto, permite que a rede cognitiva possa decidir a respeito da presença do UP em uma faixa de frequências mesmo quando há um US transmitindo naquela banda. As tarefas de transmissão e de sensoriamento podem ser feitas simultaneamente uma vez que o sensoriamento é feito no nó de recepção da rede secundária.

3.2 Modelo do sistema

A fim de adaptar o teste de hipóteses apresentado no Capítulo 2 para o cenário de sensoriamento paralelo no receptor, é necessário primeiramente reformular o sinal recebido. Essa reformulação leva a

$$y(t) = \begin{cases} h_s(t)s(t) + w(t) & : \mathcal{H}_0 \\ h(t)x(t) + h_s(t)s(t) + w(t) & : \mathcal{H}_1 \end{cases}, \quad (3.1)$$

em que $h_s(t)$ denota o ganho ou atenuação do canal entre o transmissor secundário e a antena receptora do rádio que realiza o sensoriamento e $s(t)$ é o sinal transmitido pelo US. Para se decidir entre as hipóteses \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 , amostras do sinal recebido são coletadas para se computar as estatísticas de testes. Assim como foi feito na Seção 2.3, as amostras coletadas são organizadas em uma matriz $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{m \times n}$. Para isso, considere uma rede com m sensores, cada sensor coletando n amostras do sinal composto pela soma dos sinais transmitidos por p transmissores primários e q transmissores secundários. As amostras referentes aos sinais primários são arranjadas em $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{p \times n}$. Os ganhos dos canais de comunicação são armazenados em $\mathbf{H}_x \in \mathbb{C}^{m \times p}$ em que cada elemento $\{h_{ij}^x\}$, $i = 1, 2, \dots, m$ e $j = 1, 2, \dots, p$ denota o ganho entre o j -ésimo transmissor primário e a i -ésima antena receptora. As amostras referentes aos sinais transmitidos pelos USs são armazenadas na matriz $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{q \times n}$. Os ganhos dos canais de comunicação são arranjados em $\mathbf{H}_s \in \mathbb{C}^{m \times q}$ em que cada elemento $\{h_{ij}^s\}$, $i = 1, 2, \dots, m$ e $j = 1, 2, \dots, q$ representa o ganho entre o j -ésimo transmissor secundário e a i -ésima antena receptora. Por fim, amostras do ruído AWGN que contamina cada um dos m sensores da rede ficam armazenadas em $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{m \times n}$. Assim, a matriz do sinal recebido fica:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}_x \mathbf{X} + \mathbf{H}_s \mathbf{S} + \mathbf{V}. \quad (3.2)$$

A partir da matriz \mathbf{Y} , é calculada a matriz de covariância do sinal recebido

$$\mathbf{R}_Y = \mathbb{E}[\mathbf{Y}\mathbf{Y}^\dagger] = \begin{cases} \mathbf{H}_s \Sigma_s \mathbf{H}_s^\dagger + \sigma_v^2 \mathbf{I}_m & \mathcal{H}_0 \\ \mathbf{H}_x \Sigma_x \mathbf{H}_x^\dagger + \mathbf{H}_s \Sigma_s \mathbf{H}_s^\dagger + \sigma_v^2 \mathbf{I}_m & \mathcal{H}_1 \end{cases}, \quad (3.3)$$

em que $\Sigma_x = \mathbb{E}[\mathbf{X}\mathbf{X}^\dagger]$ e $\Sigma_s = \mathbb{E}[\mathbf{S}\mathbf{S}^\dagger]$. Percebe-se que mesmo em \mathcal{H}_0 a matriz de covariância não é uma matriz diagonal apenas, como é na ausência do transmissor secundário. No sensoriamento contínuo, dado \mathcal{H}_0 , os autovalores calculados estão relacionados à potência do sinal transmitido pelo US e à potência do ruído. Isto é, em regime assintótico, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m > \sigma_v^2$ sendo que existem q autovalores de magnitude elevada e $m - q$ autovalores menores. Já em \mathcal{H}_1 há a presença de $p + q$ autovalores maiores, que contém informação sobre a potência dos sinais primários e secundários e $m - (p + q)$ autovalores menores referentes à potência do ruído apenas. Estes conceitos são utilizados em técnicas de estimação do número de fontes que compõem um determinado sinal [29][30]. No contexto de sensoriamento espectral

contínuo a ideia é explorar a relação entre os autovalores maiores e os menores e tentar determinar se há q ou $p + q$ autovalores maiores, ou seja, determinar se o sinal recebido pertence a \mathcal{H}_0 ou a \mathcal{H}_1 .

3.3 Adaptações das técnicas de sensoriamento

No modelo convencional de sensoriamento, as técnicas de detecção por autovalores baseiam-se no fato de que, em regime assintótico de $m, n \rightarrow \infty$, m/n constante, a matriz de covariância, sob a hipótese \mathcal{H}_0 , é uma matriz diagonal com seus elementos não nulos iguais a σ_v^2 , resultando em um conjunto de autovalores de valor σ_v^2 e multiplicidade m . Quando na presença do usuário primário, o conjunto dos autovalores possui p autovalores maiores e os testes estatísticos tentam inferir sobre o estado de ocupação do canal por meio da discrepância entre estes p autovalores maiores e os $m - p$ restantes, iguais a σ_v^2 . Aplicando a mesma análise assintótica no modelo de sensoriamento contínuo, os autovalores não são iguais a σ_v^2 com multiplicidade m nem mesmo na hipótese \mathcal{H}_0 . Isso porque, neste caso, os USs estão transmitindo e o conjunto possui q autovalores maiores. Quando em \mathcal{H}_1 , o conjunto possui $p + q$ autovalores maiores. Consequentemente, é mais difícil atribuir a variável de teste computada a uma das hipóteses do teste binário, o que degrada o desempenho do sensoriamento. Apesar desta queda no desempenho, há uma razão motivadora para se realizar o sensoriamento contínuo. Tal razão é que, como não é necessário interromper o sensoriamento para se transmitir, o RC pode coletar mais amostras durante um período maior, o que eventualmente leva a um melhor desempenho no sensoriamento.

Para melhor inferir sobre a presença ou não do UP, as técnicas apresentadas no Capítulo 2 foram modificadas. As adaptações feitas nas expressões de cômputo das estatísticas de teste passam a levar em conta que, quando na presença do US, pelo menos q autovalores possuem valores maiores do que os demais. A seguir são mostradas as alterações feitas nas expressões para as regras de fusão de amostra, de autovalores e de decisões assumindo a presença de apenas um usuário primário e um usuário secundário ($p = q = 1$).

3.3.1 Fusão de amostras

Na fusão de amostras, conforme exposto anteriormente, as variáveis de decisão são calculadas no CF a partir das amostras recebidas de cada um dos rádios em coopera-

ção. Assim, os autovalores calculados são referentes ao sinal recebido por todos os elementos da rede. As expressões de cálculo das variáveis de teste utilizadas neste trabalho para fusão de amostras foram propostas em [31]. Os testes propostos foram denominados *Altered Energy Detection* (AED), *Altered Maximum Eigenvalue Detection* (AMED), *Altered Maximum-Minimum Eigenvalue Detection* (AMMED) e *Altered Generalized Likelihood Ratio Test* (AGLRT). Em [31] o teste AGLRT proposto considera a média de $m - 2$ autovalores em seu denominador. Neste trabalho, foi modificada esta expressão para que o teste correspondesse corretamente ao GLRT, considerando todos os m autovalores na média. Portanto, exceto por esta pequena modificação, as expressões utilizadas aqui neste trabalho são estas

$$T_{\text{AED}}^{\text{SF}} = \frac{\|\mathbf{Y}\|_F^2}{mnP_{\mathcal{H}_0}} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_i}{P_{\mathcal{H}_0}}, \quad (3.4)$$

$$T_{\text{AMED}}^{\text{SF}} = \frac{\lambda_1 + \lambda_2}{2P_{\mathcal{H}_0}}, \quad (3.5)$$

$$T_{\text{AMMED}}^{\text{SF}} = \frac{\lambda_1 + \lambda_2}{2\lambda_m}, \quad (3.6)$$

$$T_{\text{AGLRT}}^{\text{SF}} = \frac{\lambda_1 + \lambda_2}{\frac{2}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_i}, \quad (3.7)$$

em que $P_{\mathcal{H}_0}$ é a potência do sinal recebido sob a hipótese \mathcal{H}_0 , isto é, a potência do sinal transmitido pelo US mais a potência do ruído AWGN que contamina o sinal recebido. O teste de detecção de energia é feito comparando a média de todos os autovalores com $P_{\mathcal{H}_0}$. O teste de detecção por máximo autovalor compara a média entre os 2 maiores autovalores com $P_{\mathcal{H}_0}$. Os testes de relação entre autovalores AMMED e AGLRT calculam a relação entre a média dos 2 maiores autovalores com o mínimo autovalor e com a média de todos os autovalores, respectivamente.

3.3.2 Fusão de autovalores

Na fusão de autovalores, seguindo o mesmo procedimento descrito na Seção 2.4.1, cada RC calcula sua matriz de covariância e seus J autovalores. As variáveis de decisão são computadas em cada um dos rádios sob cooperação. Isto quer dizer que os autovalores calculados são referentes ao sinal recebido apenas por aquele rádio. As expressões a seguir constituem uma contribuição original desta dissertação. Estas são

propostas neste trabalho para adaptar as expressões (2.19), (2.20), (2.21) e (2.22) ao cenário de sensoriamento paralelo à transmissão contínuo. São elas:

$$T_{\text{AED}}^{\text{EF}} = \frac{1}{JmP_{\mathcal{H}_0}} \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^m \lambda_{j,i}, \quad (3.8)$$

$$T_{\text{AMED}}^{\text{EF}} = \frac{1}{2mP_{\mathcal{H}_0}} \sum_{i=1}^m (\lambda_{1,i} + \lambda_{2,i}), \quad (3.9)$$

$$T_{\text{AMMED}}^{\text{EF}} = \frac{\frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (\lambda_{1,i} + \lambda_{2,i})}{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{J,i}}, \quad (3.10)$$

$$T_{\text{AGLRT}}^{\text{EF}} = \frac{\frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (\lambda_{1,i} + \lambda_{2,i})}{\frac{1}{Jm} \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^m \lambda_{j,i}}. \quad (3.11)$$

O teste AED compara a média de todos os Jm autovalores recebidos pelo CF com $P_{\mathcal{H}_0}$. No teste AMED o CF compara a média dos dois maiores autovalores recebidos de cada rádio, totalizando $2m$ autovalores, com $P_{\mathcal{H}_0}$. A ideia do teste AMMED é calcular a relação entre a média dos $2m$ maiores autovalores com a média dos m menores autovalores, sendo um autovalor de cada RC, recebidos pelo CF. A ideia do teste AGLRT é calcular a relação entre a média dos $2m$ maiores autovalores e todos os Jm autovalores recebidos.

3.3.3 Fusão de decisões

Também são propostas neste trabalho expressões para o cômputo das variáveis de decisão das técnicas no modo de sensoriamento paralelo à transmissão e contínuo utilizando fusão de decisões. Neste caso, cada RC calcula seus autovalores, a variável de decisão, compara a variável com o limiar e envia ao CF sua decisão. As expressões calculadas pelo i -ésimo RC sob cooperação são estas

$$T_{\text{AED},i}^{\text{DF}} = \frac{1}{JP_{\mathcal{H}_0}} \sum_{j=1}^J \lambda_{j,i}, \quad (3.12)$$

$$T_{\text{AMED},i}^{\text{DF}} = \frac{\lambda_{1,i} + \lambda_{2,i}}{2P_{\mathcal{H}_0}}, \quad (3.13)$$

$$T_{\text{AMMED},i}^{\text{DF}} = \frac{\lambda_{1,i} + \lambda_{2,i}}{2\lambda_{J,i}}, \quad (3.14)$$

$$T_{\text{AGLRT},i}^{\text{DF}} = \frac{\lambda_{1,i} + \lambda_{2,i}}{\frac{2}{J} \sum_{j=1}^J \lambda_{j,i}}. \quad (3.15)$$

O teste AED compara a média de todos os J autovalores calculados pelo i -ésimo RC com $P_{\mathcal{H}_0}$. No teste AMED a média entre os dois maiores autovalores calculados pelo i -ésimo RC é comparada com $P_{\mathcal{H}_0}$. A ideia do teste AMMED é calcular a relação entre a média dos dois maiores autovalores com o menor autovalor em cada RC. Por fim, a ideia do teste AGLRT é calcular a relação entre a média dos dois maiores autovalores com a média de todos os J autovalores em cada RC. Independente do teste utilizado, cada RC decide por \mathcal{H}_0 se a variável calculada for menor que o limiar e por \mathcal{H}_1 se for maior. Isso significa que o i -ésimo rádio estima se o canal sensoriado está livre ou ocupado.

3.4 Cooperação espacial e temporal

As expressões modificadas apresentadas nesta seção apresentaram desempenho satisfatório conforme será apresentado no Capítulo 4 por meio dos resultados numéricos. Contudo, também será mostrado que os testes AMMED e AGLRT não funcionaram como se esperava que funcionassem. Um problema similar havia sido enfrentado pelo autor em [32]. Naquele trabalho, ao adaptar as expressões de um caso com múltiplas portadoras para um caso com portadora única, perdeu-se a diversidade de informações no domínio da frequência, o que prejudicou o desempenho do sensoriamento. Para contornar tal situação o autor utilizou informações de dois intervalos de sensoriamento consecutivos no cômputo das variáveis de teste. A solução foi eficaz e, por isso, foi testada também aqui neste trabalho. Além de comprovar a eficácia da solução, foi explorado aqui a influência que o número de períodos, τ , utilizados pode ter no desempenho do sensoriamento.

Primeiramente, redefinindo as expressões de cálculo das estatísticas de teste, obtém-se:

$$T_{\text{AMMED}}^{\text{EF}} = \frac{\frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (\lambda_{1,i}^{(\tau)} + \lambda_{2,i}^{(\tau)})}{\frac{1}{m\tau} \sum_{k=1}^{\tau} \sum_{i=1}^m \lambda_{J,i}^{(k)}}, \quad (3.16)$$

$$T_{\text{AGLRT}}^{\text{EF}} = \frac{\frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (\lambda_{1,i}^{(\tau)} + \lambda_{2,i}^{(\tau)})}{\frac{1}{Jm\tau} \sum_{k=1}^{\tau} \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^m \lambda_{j,i}^{(k)}} \quad (3.17)$$

para a fusão de autovalores e

$$T_{\text{AMMED},i}^{\text{DF}} = \frac{\lambda_{1,i}^{(\tau)} + \lambda_{2,i}^{(\tau)}}{\frac{2}{\tau} \sum_{k=1}^{\tau} \lambda_{J,i}^{(k)}}, \quad (3.18)$$

$$T_{\text{AGLRT},i}^{\text{DF}} = \frac{\lambda_{1,i}^{(\tau)} + \lambda_{2,i}^{(\tau)}}{\frac{2}{J\tau} \sum_{k=1}^{\tau} \sum_{j=1}^J \lambda_{j,i}^{(k)}} \quad (3.19)$$

para a fusão de decisões. A diferença entre as variáveis de decisão $T_{\text{AMMED}}^{\text{EF}}$ e $T_{\text{AMMED},i}^{\text{DF}}$ e também entre $T_{\text{AGLRT}}^{\text{EF}}$ e $T_{\text{AGLRT},i}^{\text{DF}}$ é o elemento da rede onde os cálculos são feitos, sendo que as de índice EF são computadas no centro de fusão e as de índice DF em cada rádio cognitivo da rede. Nas expressões apresentadas, $\lambda^{(k)}$ com $k = 1, 2, \dots, \tau$ são os autovalores calculados no k -ésimo período de sensoriamento e $k = \tau$ denota o intervalo atual.

Esta redefinição dos testes pode ser justificada com o auxílio da Figura 3.2. A figura mostra alguns histogramas dos termos da equação (3.17) para um conjunto de parâmetros do sistema arbitrariamente escolhidos, sem perda de generalidade, gerados com um total de 10^5 amostras. Na Figura 3.2(a) tem-se o histograma do numerador do teste. A Figura 3.2(b) mostra o histograma da média dos autovalores utilizada no denominador do mesmo teste quando utilizado apenas um período de sensoriamento, isto é, com $\tau = 1$. Perceba que sob a hipótese \mathcal{H}_0 o numerador possui valores menores que sob a hipótese \mathcal{H}_1 , comportamento que já era esperado. Porém, perceba também que o mesmo ocorre com o denominador. Esse comportamento similar do numerador e do denominador reduz o poder estatístico do teste de hipóteses, pois a relação entre estes termos varia muito pouco da hipótese \mathcal{H}_0 para a hipótese \mathcal{H}_1 . O desejável era que apenas o numerador se elevasse ou que o denominador reduzisse, de \mathcal{H}_0 para \mathcal{H}_1 .

As Figuras 3.2(c) e (d) mostram os histogramas do denominador do teste quando utilizado a média dos autovalores de dois e vinte períodos de sensoriamento consecutivos, respectivamente, ou seja, $\tau = 2$ e $\tau = 20$.

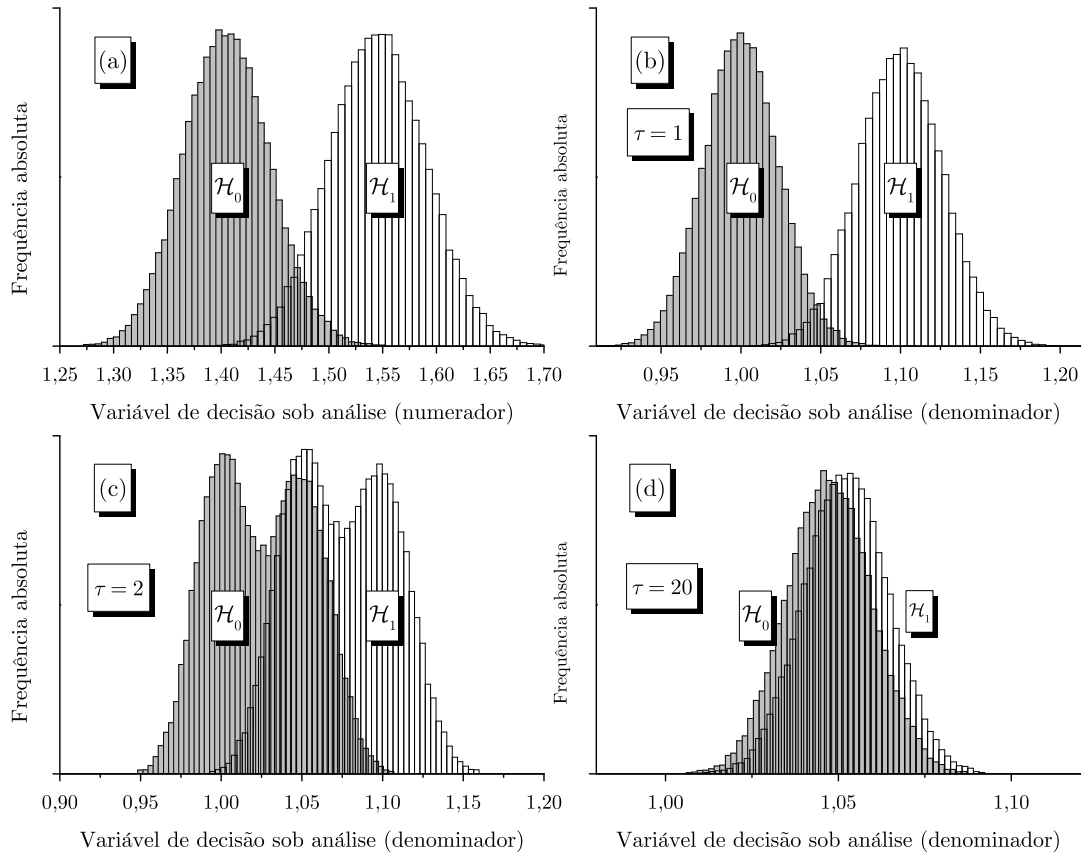


Figura 3.2: Histogramas das médias dos autovalores recebidos pelo CF.

Para $\tau = 2$ ainda é bem visível a variação do denominador da hipótese \mathcal{H}_0 para \mathcal{H}_1 , porém é possível perceber a presença de uma moda central. Isto significa que houve um aumento no número de ocorrências de valores intermediários do denominador. Este aumento na ocorrência de valores comuns a \mathcal{H}_0 e a \mathcal{H}_1 leva a uma maior variação das relações entre numerador e denominador de uma hipótese para a outra, melhorando o desempenho do sensoriamento. À medida em que o número de instantes utilizados cresce os histogramas condicionados a cada uma das hipóteses se sobrepõem cada vez mais. Para $\tau = 20$, por exemplo, a sobreposição é quase total. Isso faz com que a razão calculada entre o numerador e o denominador seja mais discrepante, uma vez que o numerador não é afetado por τ . Para completar esta análise, a Figura 3.3 mostra os histogramas do resultado da razão entre numerador e denominador para $\tau = 1$, $\tau = 2$ e $\tau = 20$. Por meio destes histogramas fica evidente o afastamento dos histogramas condicionais da variável de decisão ao se utilizar os autovalores calculados em períodos passados de sensoriamento. Por exemplo, 3.3(a), com $\tau = 1$, histogramas estão com-

pletamente sobrepostas, o que não permite atribuir uma determinada amostra a um dos histogramas condicionais com confiabilidade elevada. Passando por $\tau = 2$ até chegar em $\tau = 20$, percebe-se que os histogramas se afastam gradativamente, aumentando a probabilidade de se tomar uma decisão correta quanto ao grupo a qual uma determinada amostra pertence. Na prática, isso significa que o CF precisaria possuir uma memória capaz de armazenar um total de $mJ\tau$ autovalores, um custo relativamente baixo frente à melhora no desempenho propiciada pela estratégia. A mesma análise vale para a técnica AGLRT e sustenta a redefinição das expressões para o cômputo das estatísticas de teste.

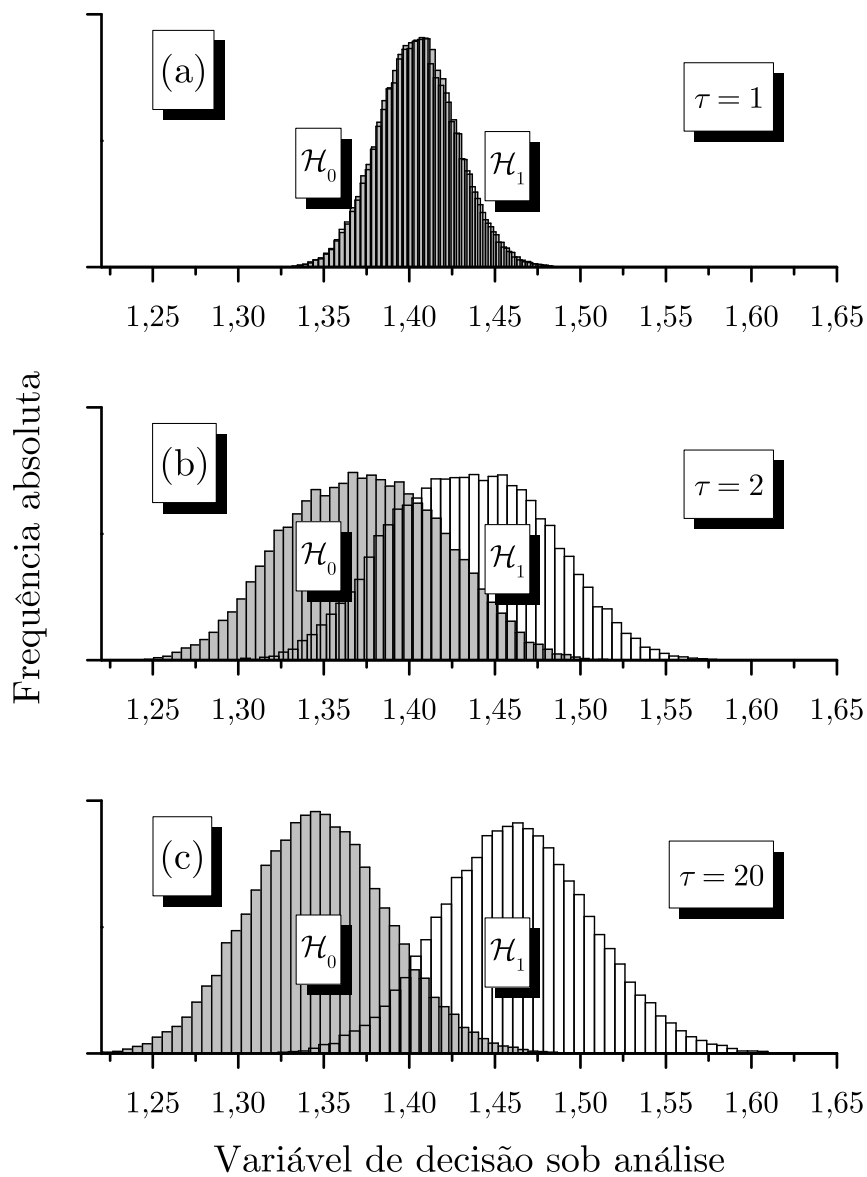


Figura 3.3: Histogramas da variável de decisão resultante da razão entre o numerador e denominador do teste dado por (3.17) para (a) $\tau = 1$, (b) $\tau = 2$ e (c) $\tau = 20$.

Capítulo 4

Resultados Numéricos e Análises

Os conceitos e técnicas apresentados e propostos neste trabalho tiveram seus desempenhos estimados por meio de simulações computacionais. Neste capítulo são apresentados os resultados numéricos obtidos e também são feitas as devidas interpretações e considerações acerca de tais resultados. Na Seção 4.1 é descrito como foram implementadas as simulações realizadas, bem como os parâmetros dos cenários simulados. Na Seção 4.2 é apresentada a justificativa com resultados numéricos para o uso da cooperação temporal descrita no Capítulo 3. Na Seção 4.3 são apresentados, por meio de curvas ROC, os resultados de sensoriamento obtidos para as técnicas e esquemas de fusão utilizados neste trabalho. Na Seção 4.4 é feita uma análise complementar do desempenho das técnicas ao se estudar o número de amostras necessárias para se atingir um determinado desempenho desejado. Na Seção 4.5 é investigada a influência da cooperação temporal no esquema de fusão de amostras.

4.1 Configuração das simulações

Para se avaliar o desempenho das técnicas estudadas e dos testes estatísticos propostos, utilizou-se de simulações realizadas no *software* MATLAB[®] [33]. As simulações foram implementadas de modo a representar o modelo apresentado na equação (3.2) do sinal recebido, considerando o sinal em banda base e de tempo discreto. Para tanto, é preciso que a matriz \mathbf{Y} esteja disponível para o CF, no esquema de fusão de amostras, e que $\mathbf{Y}^{(i)}$ esteja disponível para o i -ésimo RC, nos esquemas de fusão de autovalores e de decisões.

As matrizes \mathbf{X} , \mathbf{S} , \mathbf{H}_x , \mathbf{H}_s e \mathbf{V} são geradas conforme descrito a seguir. Para simular os sinais transmitidos com distribuição Gaussiana [6], \mathbf{X} e \mathbf{S} são formadas por amostras Gaussianas complexas de média zero independentes e identicamente distribuídas (i.i.d). Foi adotada a distribuição Gaussiana por ela modelar precisamente uma grande variedade de sinais modulados, como sinais OFDM (*Orthogonal Frequency-Division Multiplexing*) [34] com um grande número de subportadoras, que é a técnica de modulação utilizada pela maioria das tecnologias de comunicação sem fio modernas, incluindo vários padrões de TV digital. Os elementos nas matrizes \mathbf{H}_x e \mathbf{H}_s são variáveis aleatórias Gaussianas complexas i.i.d. de média zero que simulam um canal com desvanecimento plano Rayleigh entre cada transmissor primário-sensor e transmissor secundário-sensor, respectivamente. O canal é considerado constante durante um período de sensoriamento e independente entre os períodos. Portanto, as probabilidades P_d e P_{fa} estimadas são valores médios obtidos em um canal com desvanecimento Rayleigh. As amostras em \mathbf{V} são variáveis Gaussianas complexas i.i.d de média zero e variância (potência) unitária que representam o ruído térmico aditivo que corrompe as amostras do sinal recebido. Os valores de potência dos sinais primários e secundários são determinados por meio das respectivas relações sinal-ruído RSR_x e RSR_s .

As estatísticas de teste das técnicas AED, AMED, AMMED e AGLRT são computadas, respectivamente, pelas expressões (3.4), (3.5), (3.6) e (3.7) no esquema de fusão de amostras, pelas expressões (3.8), (3.9), (3.16) e (3.17) na fusão de autovalores e pelas expressões (3.12), (3.13), (3.18) e (3.19) na fusão de decisões. As estatísticas são comparadas com o limiar, γ , obtido a partir da probabilidade de falso alarme desejada. As curvas ROC apresentadas no restante do trabalho foram geradas com as probabilidades obtidas em um total de 30.000 eventos de Monte Carlo. Os parâmetros do sistema que descrevem o cenário simulado, a menos que seja especificado o contrário em algum caso específico, são os apresentados na Tabela 4.1.

Tabela 4.1: Parâmetros de referência do sistema simulado

Parâmetro	Valor(es) padrão
Relação Sinal-Ruído do UP	$RSR_x = -10\text{dB}$
Relação Sinal-Ruído do US	$RSR_s = -\infty, -5, 0\text{dB}$
Número de transmissores primários	$p = 1$
Número de transmissores secundários	$q = 1$
Número de sensores	$m = 6$
Número de amostras coletadas por sensor (SF)	$n = 50$
Número de amostras coletadas por sensor (EF e DF)	$n = 300$
Número de autovalores calculados por RC (EF e DF)	$J = 6$
Número de intervalos de sensoriamento	$\tau = 2, 20$

Veja que o número de amostras coletadas por cada RC, na fusão de autovalores e de decisões, foi $n = 300$ e o número de autovalores calculado pelos rádios foi $J = 6$. Tais valores foram escolhidos para se ter um cenário justo de comparação com a fusão de amostras. Tal cenário exige que as matrizes de amostras usadas para computar a matriz de covariância, em cada caso, devem ter a mesma ordem, levando assim à mesma precisão na estimativa por média amostral. Assim, a matriz de amostras $\mathbf{Y}^{(i)}$ do i -ésimo RC tem ordem 6×50 , que é a mesma ordem da matriz formada pelo CF na fusão de amostras, já que $m = 6$ e $n = 50$. Este foi o único critério adotado para a escolha de J , portanto, o valor escolhido pode não ser o melhor para todas as técnicas.

A escolha por um valor baixo de RSR do sinal primário (-10 dB) foi feita para representar uma situação mais severa, porém realística, do cenário de sensoriamento. Por exemplo, o padrão IEEE 802.22 especifica que a presença de sinais de TV digital devem ser sensoriados com probabilidade de detecção de 90% com sensibilidade de -114 dBm, o que pode ser traduzido em valores muito baixos de RSR [35].

4.2 Influência da cooperação temporal

Conforme mencionado no Capítulo 3, as técnicas AMMED e AGLRT não apresentaram desempenho satisfatório nos esquemas de fusão de autovalores e de decisões ao se utilizar informações de um único período de sensoriamento, ou seja, $\tau = 1$. Nesta situação, o desempenho do sensoriamento resulta na condição $P_d \cong P_{fa}$ que, como já foi mencionado, é o pior resultado possível no sensoriamento. A Figura 4.1 mostra o desempenho estimado computacionalmente por meio da simulação para a técnica AMMED. Perceba que, mesmo na ausência do usuário secundário ($\text{RSR}_S = -\infty$ dB), o teste apresentou resultado ruim. O mesmo resultado foi obtido utilizando a técnica AGLRT e também com ambas as técnicas na fusão de decisões.

A Figura 4.2 mostra a variação do desempenho das técnicas AMMED e AGLRT em função do parâmetro τ e com os demais parâmetros do sistemas fixos. Observe que para $\tau = 1$ o desempenho da técnica AGLRT é igual àquele mostrado na Figura 4.1. À medida que τ aumenta, as ROCs se aproximam da curva ideal. Contudo, como é sabido a respeito de técnicas que exploram a diversidade de informações, o comportamento do desempenho das técnicas obedece a lei da diminuição do retorno. Isto é, aumentar o número de períodos de sensoriamento utilizados leva a uma melhora progressivamente menor da probabilidade de detecção. O mesmo comportamento é observado quando o esquema de fusão de decisões é utilizado.

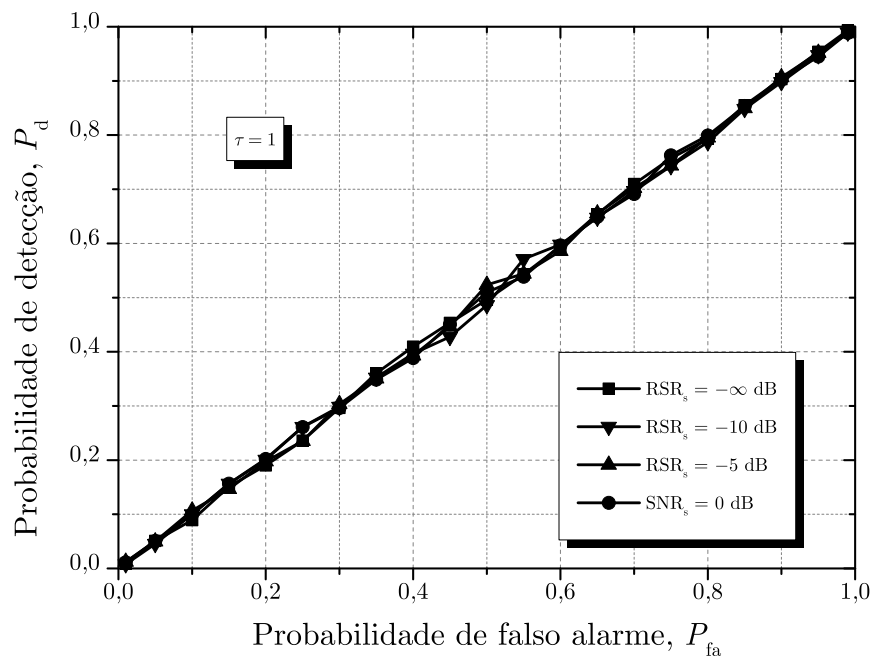


Figura 4.1: Desempenho da técnica AMMED no esquema de fusão de autovalores com $\tau = 1$.

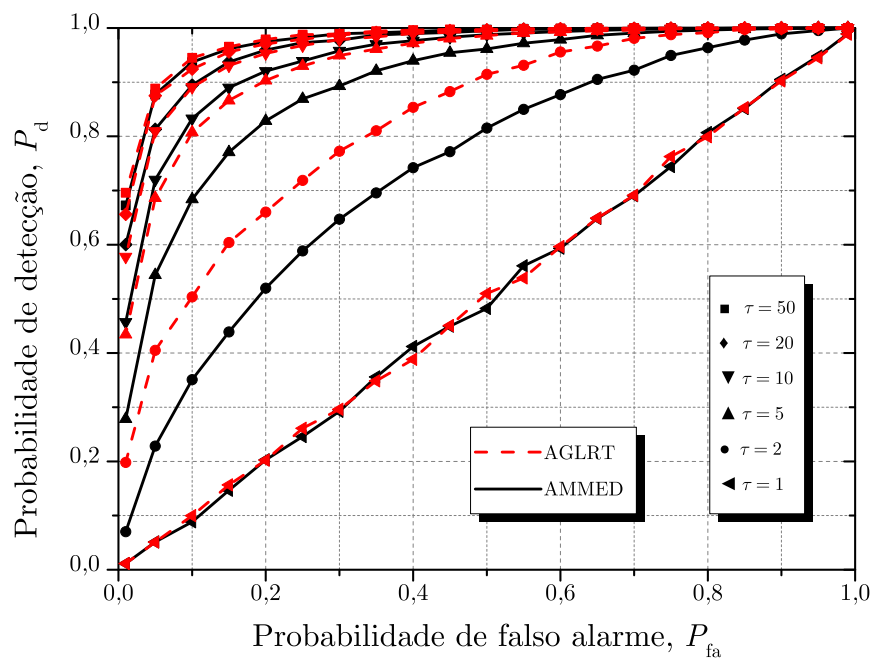


Figura 4.2: ROCs estimadas utilizando fusão de autovalores para diferentes valores de τ com $RSR_s = RSR_x = -10$ dB.

4.3 Análise comparativa do desempenho das técnicas

Nesta seção são mostradas as curvas ROC obtidas como medida do desempenho das técnicas. Estes resultados estão presentes também nas publicações geradas ao longo deste trabalho que foram indicadas na Seção 1.3.1. Inicialmente foram estudadas as técnicas semi-cegas e, posteriormente, as técnicas cegas. Como mencionado no Capítulo 2, técnicas cegas são aquelas que não necessitam de informação além do sinal recebido, como a MMED e a GLRT. As cegas necessitam e utilizam informação extra. No caso, as técnicas ED e MED demandam conhecimento prévio apenas da potência do ruído AWGN, e por isso são classificadas como semi-cegas.

4.3.1 Técnicas semi-cegas

As Figuras 4.3–4.7 mostram os resultados obtidos para as técnicas AED e AMED nos esquemas de fusão de amostras, fusão de autovalores e fusão de decisões utilizando as regras E, OU e MAJ. Nas figuras, fica evidente que o desempenho do sensoriamento convencional, em que não há a presença do US, é superior ao desempenho do sensoriamento contínuo para todas as técnicas. Contudo, é válido lembrar que no sensoriamento contínuo os RCs dispõem de mais tempo e, conseqüentemente, podem colher um número muito maior de amostras, melhorando significativamente seu desempenho.

Comparando os resultados, o teste AMED mostra-se superior ao AED no esquema de fusão de amostras. Porém, o AED supera o AMED nos esquemas de fusão de autovalores e de decisões. Ou seja, quando comparados, os testes estatísticos propostos em (3.8) e (3.12) revelaram maior poder estatístico do que os testes propostos em (3.9) e (3.13). Isto significa que estes últimos possuem margem para aprimoramentos em suas expressões, uma vez que tais testes foram obtidos empiricamente. Isso leva ao seguinte questionamento: existe alguma outra combinação de autovalores que resulta em um melhor desempenho do teste AMED? Algumas outras combinações foram testadas. Por exemplo, foram utilizadas médias geométrica e harmônica dos maiores autovalores de cada RC, ao invés da média aritmética; também foi testado somente o maior autovalor de todos os enviados ao CF. No entanto, as expressões que mostraram melhor desempenho foram aquelas propostas neste trabalho.

Para ambos os testes estatísticos, a fusão de autovalores supera os outros esquemas de fusão no sensoriamento contínuo. Na presença do US, o desempenho da fusão de autovalores é seguido pela fusão de amostras e pela fusão de decisões com as regras de

combinação MAJ, E e OU, respectivamente. As ROCs mostram também uma queda no desempenho dos testes conforme a potência do sinal secundário aumenta, o que era esperado.

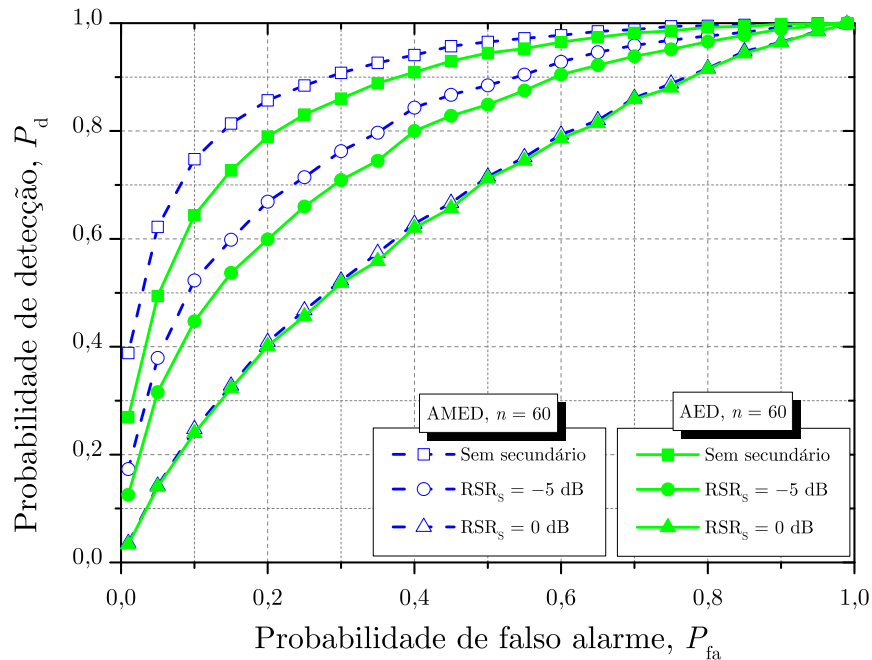


Figura 4.3: Curvas ROC para os testes AED e AMED utilizando fusão de amostras para diferentes valores de RSR do sinal secundário.

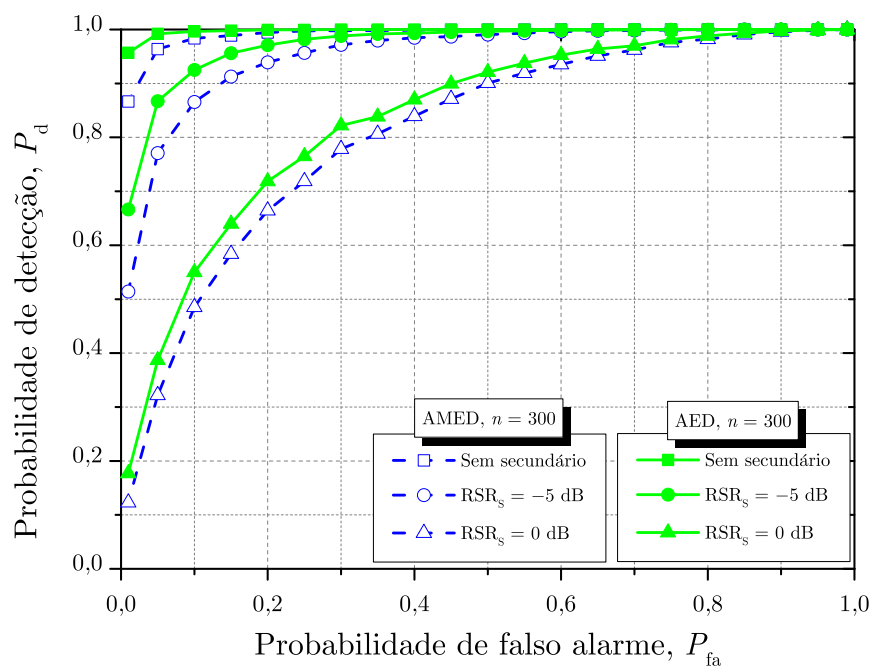


Figura 4.4: Curvas ROC para os testes AED e AMED utilizando fusão de autovalores para diferentes valores de RSR do sinal secundário.

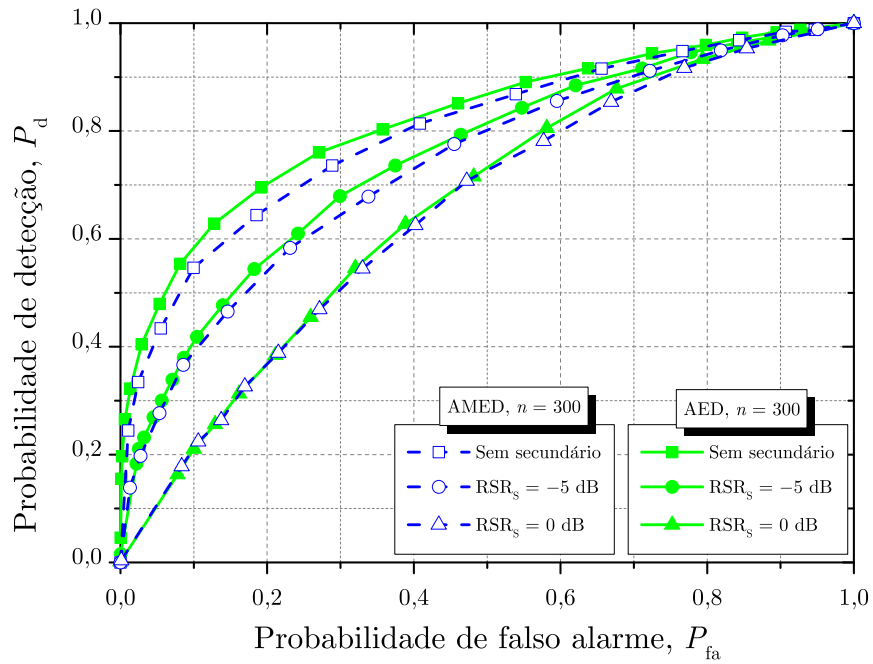


Figura 4.5: Curvas ROC para os testes AED e AMED utilizando fusão de decisões com a regra E para diferentes valores de RSR do sinal secundário.

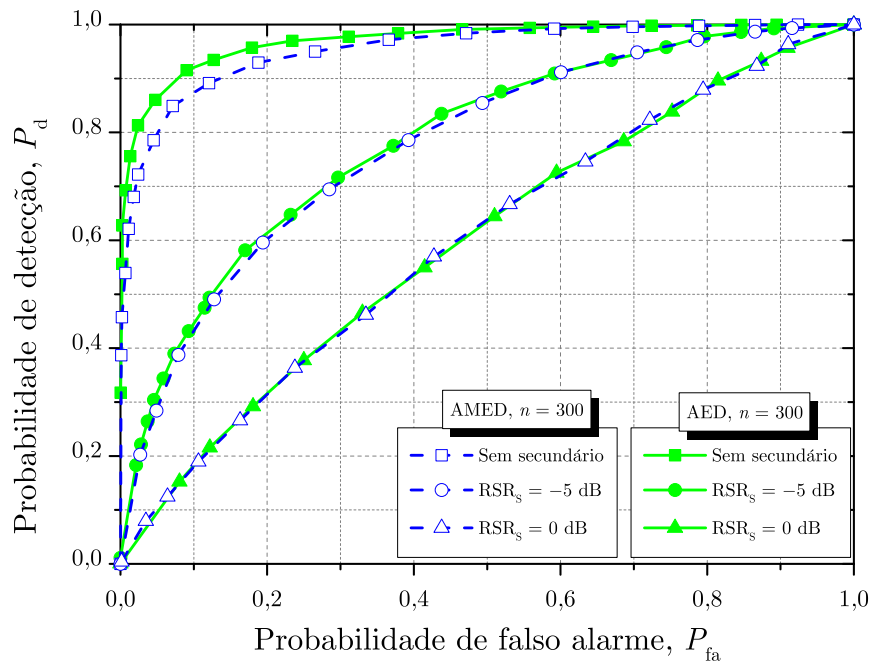


Figura 4.6: Curvas ROC para os testes AED e AMED utilizando fusão de decisões com a regra MAJ para diferentes valores de RSR do sinal secundário.

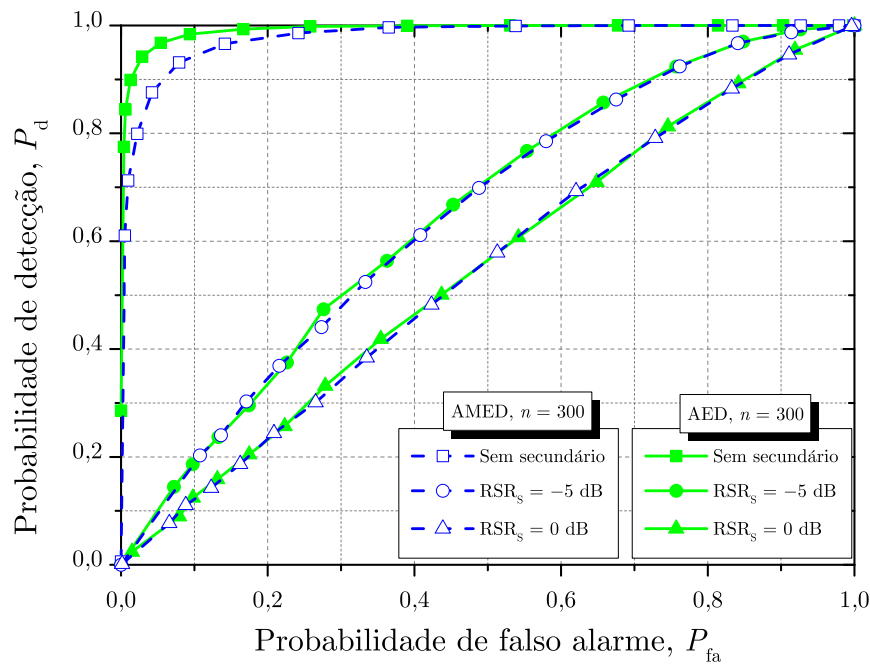


Figura 4.7: Curvas ROC para os testes AED e AMED utilizando fusão de decisões com a regra OU para diferentes valores de RSR do sinal secundário.

4.3.2 Técnicas cegas

As Figuras 4.8–4.12 mostram as ROCs obtidas para as técnicas AMMED e AGLRT. Assim como para as técnicas semi-cegas, o desempenho das técnicas cegas é prejudicado quando operando em modo de sensoriamento contínuo e decresce com o aumento da potência do sinal transmitido pelo US. O esquema que revelou melhor desempenho foi a fusão de autovalores, seguido pela fusão de decisões com a regra MAJ, fusão de amostras, fusão de decisões com a regra E e, por último, a regra OU. O desempenho destes últimos dois ficou bem abaixo dos demais esquemas no modelo de sensoriamento contínuo.

O desempenho do teste AGLRT é melhor que o do AMMED independente do esquema de fusão adotado. Este comportamento era esperado, baseado no que se conhece sobre estas técnicas no ambiente de sensoriamento convencional, ou seja, serial à transmissão.

Também é possível observar pelas ROCs a influência do número de períodos consecutivos de sensoriamento utilizados no cômputo das estatísticas de teste. Na Figura 4.9, por exemplo, observa-se que o desempenho da técnica AMMED com $\tau = 20$ e $RSR_s = 0$ dB, ou seja, para uma potência do US 10 dB acima da potência do UP, é

superior ao desempenho da mesma técnica com $\tau = 2$ até mesmo na ausência do US.

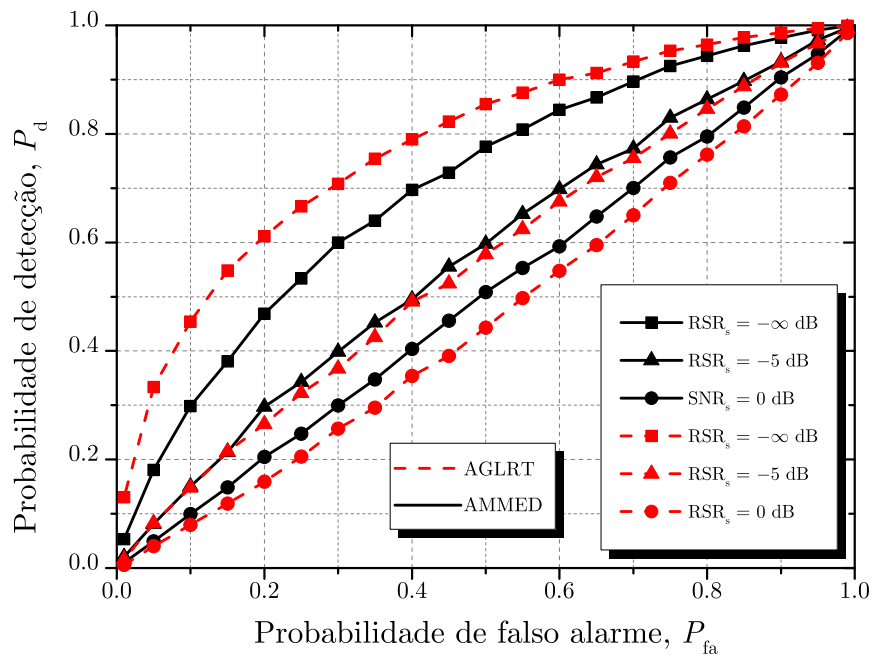


Figura 4.8: ROCs dos testes AMMED e AGLRT utilizando fusão de amostras para diferentes valores de RSR do sinal secundário.

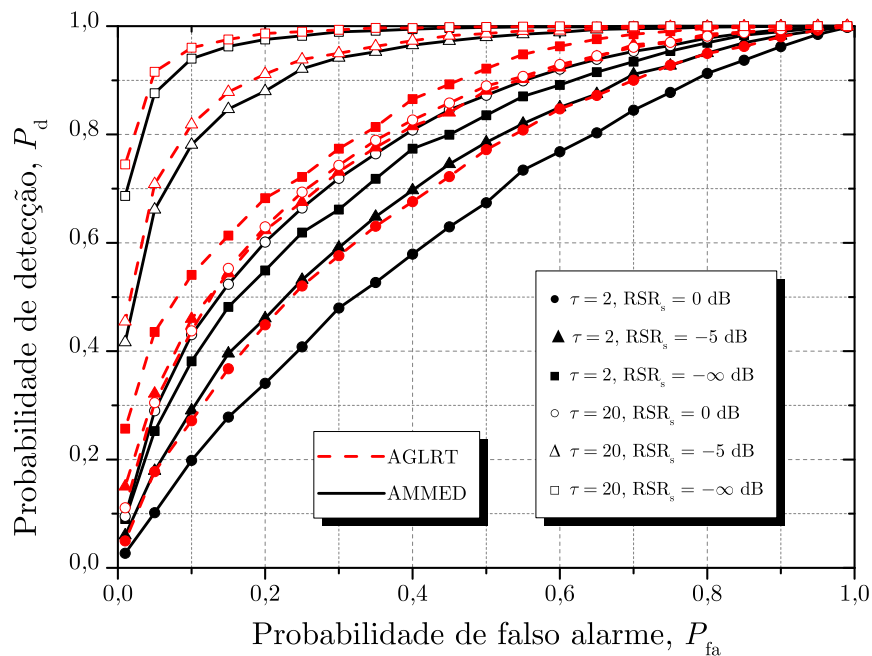


Figura 4.9: ROCs dos testes AMMED e AGLRT utilizando fusão de autovalores para diferentes valores de RSR do sinal secundário.

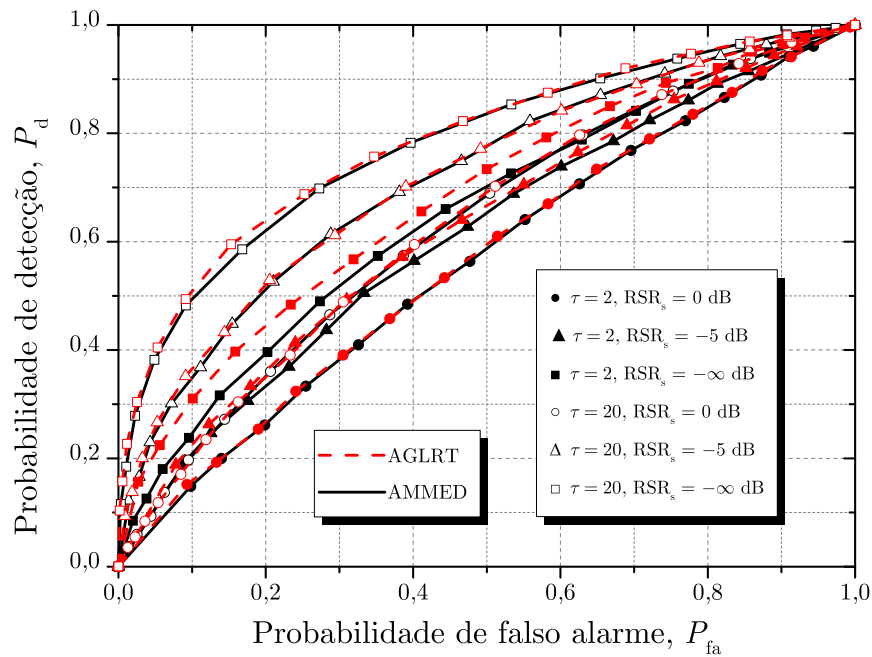


Figura 4.10: ROCs dos testes AMMED e AGLRT utilizando fusão de decisões com a regra E para diferentes valores de RSR do sinal secundário.

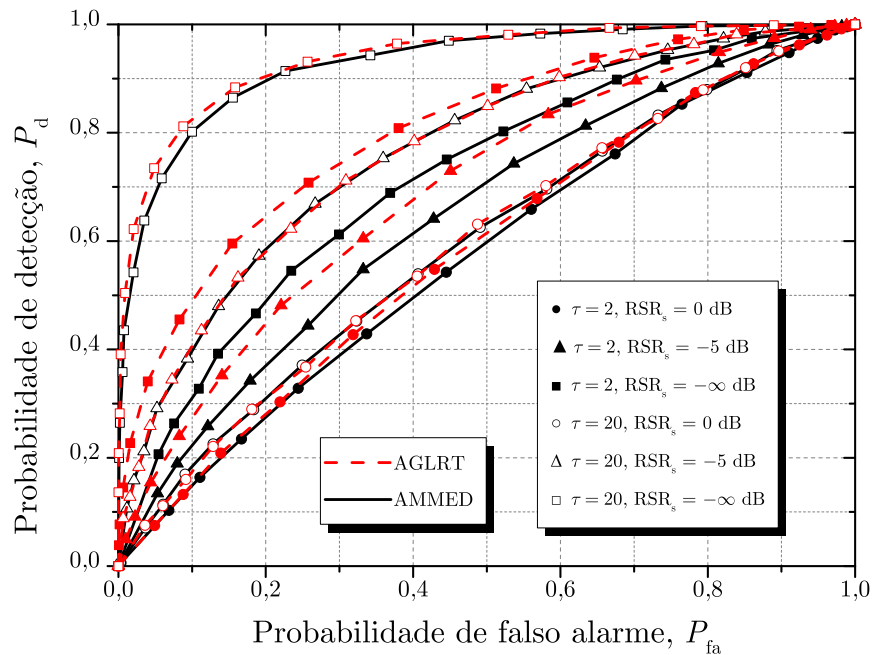


Figura 4.11: ROCs dos testes AMMED e AGLRT utilizando fusão de decisões com a regra MAJ para diferentes valores de RSR do sinal secundário.

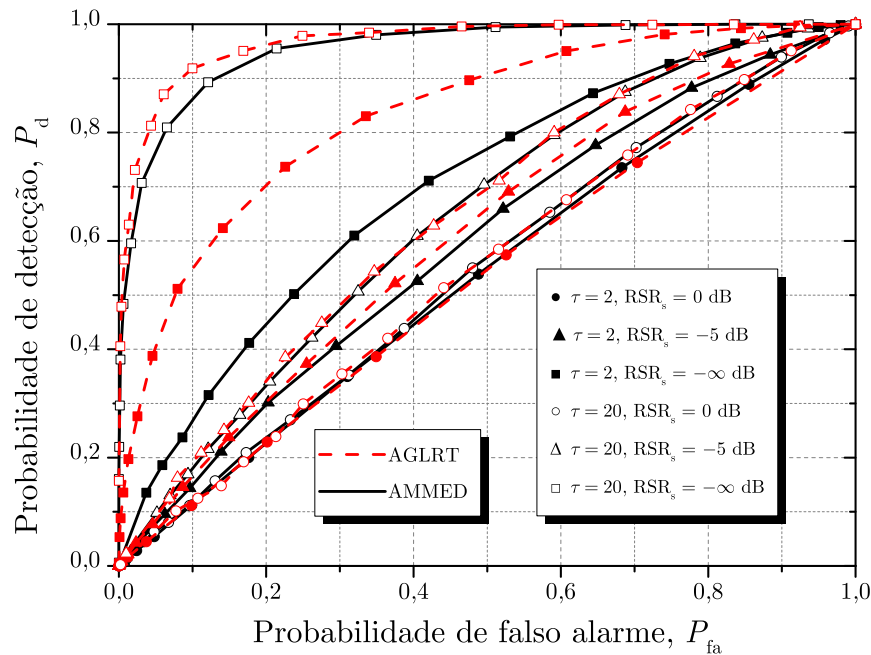


Figura 4.12: ROCs dos testes AMMED e AGLRT utilizando fusão de decisões com a regra OU para diferentes valores de RSR do sinal secundário.

4.4 Análise do número de amostras

Uma outra maneira de comparar os métodos de detecção é medir e comparar o número de amostras, n , necessárias para se alcançar um desempenho alvo, ou seja, para atingir determinados valores de probabilidades. Com esta finalidade, foi variado o número de amostras e estimado os valores de P_d para uma P_{fa} fixa de 10% considerando o sinal secundário com potência elevada ($RSR_s = 0$ dB). Os demais parâmetros continuaram os mesmos. Para fins comparativos, também foi estimado o número de amostras na ausência do US. A Figura 4.13 mostra a probabilidade de detecção alcançada em função do número de amostras utilizadas na ausência do US. Perceba que em todos os esquemas de fusão, a P_d alvo é eventualmente atingida. Já na Figura 4.13, estão as curvas encontradas na presença do US. Como era esperado, o número de amostras necessárias é sempre maior no modelo de sensoriamento contínuo, independente da técnica ou esquema de fusão adotado. Na presença do US, o desempenho das técnicas na fusão de decisões é severamente degradado. As ROCs assumem a condição $P_d = P_{fa}$ para qualquer valor de n e a curva $P_d \times n$ fica constante, como pode ser visto na Figura 4.14. Assim, não foi possível determinar o valor de n necessário para se atingir $P_d = 90\%$. Para as técnicas cegas, o número de amostras foi estimado para

dois valores distintos de τ , sendo $\tau = 4$ o mínimo para se atingir $P_d = 90\%$ na fusão de autovalores.

Resumindo todos os resultados encontrados, as Tabelas 4.2 e 4.3 mostram o número de amostras necessárias para se atingir as probabilidades alvo para as técnicas semi-cegas e cegas, respectivamente.

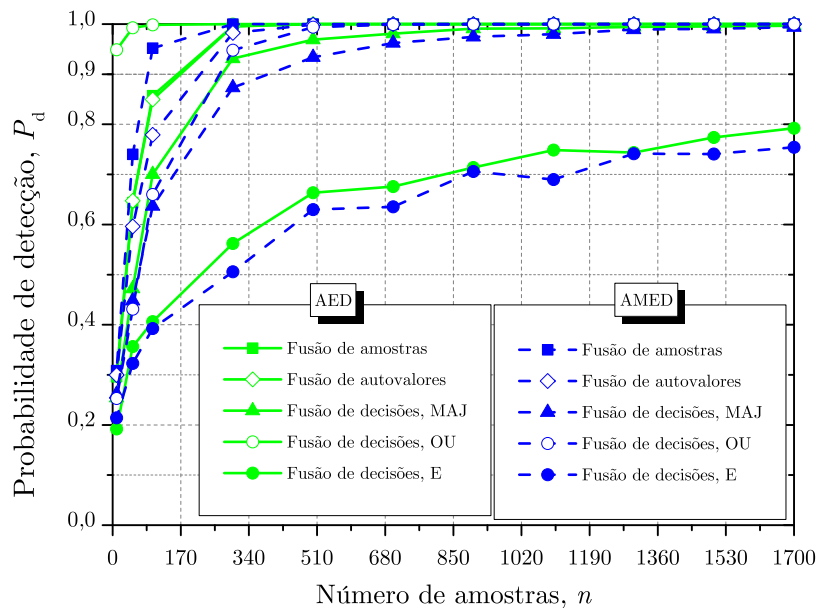


Figura 4.13: P_d em função do número de amostras para $P_{fa} = 10\%$ e $RSR_S = 0$ dB.

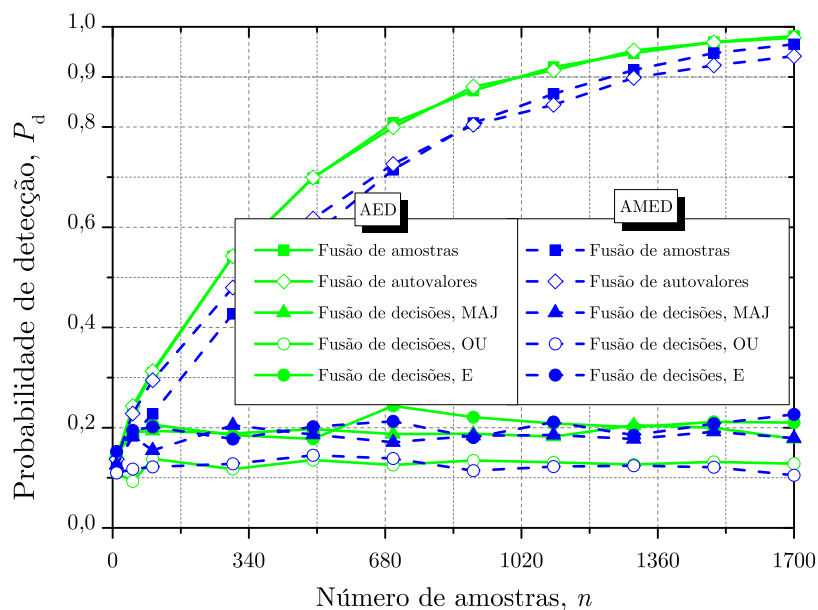


Figura 4.14: P_d em função do número de amostras para $P_{fa} = 10\%$ e $RSR_S = -\infty$ dB (sem transmissor secundário).

Tabela 4.2: *Número de amostras necessárias para $P_{fa} = 10\%$ e $P_d = 90\%$ para as técnicas semi-cegas.*

	AMED (AED)	
	RSR _S = $-\infty$ dB	RSR _S = 0 dB
Fusão de amostras	$n = 84$ (125)	$n = 1280$ (1000)
Fusão de autovalores	$n = 219$ (170)	$n = 1315$ (1020)
Fusão de decisões (OU)	$n = 266$ (10)	$n \rightarrow \infty$
Fusão de decisões (MAJ)	$n = 388$ (273)	$n \rightarrow \infty$
Fusão de decisões (E)	$n = 1200$ (7500)	$n \rightarrow \infty$

 Tabela 4.3: *Número de amostras para $P_{fa} = 10\%$ e $P_d = 90\%$ para as técnicas cegas.*

	AGLRT(AMMED)			
	RSR _S = $-\infty$ dB		RSR _S = 0 dB	
	$\tau = 4$	$\tau = 20$	$\tau = 4$	$\tau = 20$
Fusão de amostras	140 (160)		2480 (1550)	
Fusão de autovalores	600 (1200)	204 (240)	4800 (6450)	1620 (1860)
Fusão de decisões	3000 (4650)	516 (630)	$n \rightarrow \infty$	

4.5 Cooperação temporal aplicada à fusão de amostras

Pelos resultados mostrados nas seções anteriores ficou evidente a grande influência da cooperação temporal no desempenho do sensoriamento. Porém, os experimentos realizados utilizaram esta estratégia apenas nos esquemas de fusão de autovalores e de decisões como forma de contornar uma deficiência apresentada por algumas técnicas nesses esquemas. A grande influência do parâmetro τ levou ao seguinte questionamento: e a fusão de amostras? É possível utilizar esta estratégia neste esquema de fusão? Se sim, há alguma variação no desempenho das técnicas?

Para averiguar tal proposta, primeiramente, foram redefinidos os testes estatísticos, obtendo-se:

$$T_{\text{AMMED}}^{\text{SF}} = \frac{\lambda_1^{(\tau)} + \lambda_2^{(\tau)}}{\tau \sum_{k=1}^2 \lambda_m^{(k)}}, \quad (4.1)$$

$$T_{\text{AGLRT}}^{\text{SF}} = \frac{\lambda_1^{(\tau)} + \lambda_2^{(\tau)}}{\tau m \sum_{k=1}^2 \sum_{j=1}^m \lambda_{j,i}^{(k)}}. \quad (4.2)$$

Estas expressões foram obtidas empiricamente e são adaptações de (3.18) e (3.19). Neste caso tem-se o número de autovalores calculados em cada período de sensoriamento $J = m$. O teste $T_{\text{AMMED}}^{\text{SF}}$ compara a média dos dois maiores autovalores do

período atual com a média dos τ menores autovalores, o menor de cada período de sensoriamento. O teste $T_{\text{AGLRT}}^{\text{SF}}$ compara a média dos dois maiores autovalores do instante atual com a média de todos os $m\tau$ autovalores recebidos e armazenados pelo CF em todos os períodos de sensoriamento considerados.

Foram implementadas as devidas alterações nas simulações de modo a armazenar os autovalores computados pelo CF no esquema de fusão de amostras e novos testes foram realizados. As Figuras 4.15 e 4.16 mostram as ROCs simuladas para as técnicas AMMED e AGLRT, respectivamente, para diferentes valores de τ e $\text{RSR}_S = -10$ dB. Percebe-se um comportamento semelhante ao observado nos esquemas de fusão de autovalores e de decisões. Por exemplo, para uma probabilidade de falso alarme de 10% a técnica AMMED apresenta uma probabilidade de detecção estimada de 23,08% para $\tau = 1$ e de 55,48% para $\tau = 20$, uma melhora de cerca de 2,4 vezes no desempenho do sensoriamento. Também para $P_{\text{fa}} = 10\%$, a técnica AGLRT apresentou $P_d = 29,24\%$ para $\tau = 1$ e $P_d = 56,76\%$ para $\tau = 20$, uma melhora de cerca de 1,94 vezes.

É válido ressaltar que, inicialmente, ou seja, com $\tau = 1$, o desempenho da técnica AGLRT é razoavelmente superior ao da técnica AMMED, pouco mais de 6%, para $P_{\text{fa}} = 10\%$. Porém, a diferença diminui com o aumento de τ até que, para $\tau = 20$ ela é apenas pouco mais que 1%. Isto ocorre porque as FDPs condicionadas à \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 dos denominadores dos testes estão inicialmente mais afastadas e se sobrepõem à medida que τ aumenta. Portanto, conjectura-se que, para $\tau \rightarrow \infty$ o desempenho das técnicas será igual em todos os pontos da curva.

Assim como para os esquemas de fusão de autovalores e de decisões, o parâmetro τ pode assumir qualquer valor inteiro positivo. Porém, vale lembrar que ao utilizar mais instantes de sensoriamento, as FDPs condicionadas a \mathcal{H}_0 e a \mathcal{H}_1 do denominador dos testes estão se sobrepondo e a partir de um determinado valor de τ a sobreposição já é quase total. Assim, aumentar o parâmetro τ indefinidamente além de um determinado valor não leva a resultados significativamente melhores. Portanto é recomendável que se opte por encontrar um valor de τ que resulte em um bom ganho no desempenho e que não demande um consumo desnecessário de memória no CF.

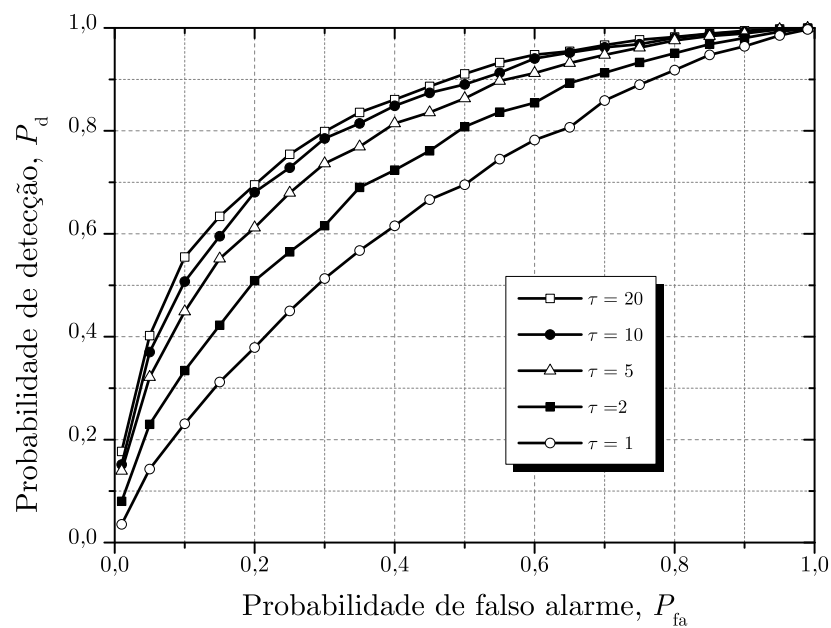


Figura 4.15: ROCs da técnica AMMED para fusão de amostras com cooperação temporal.

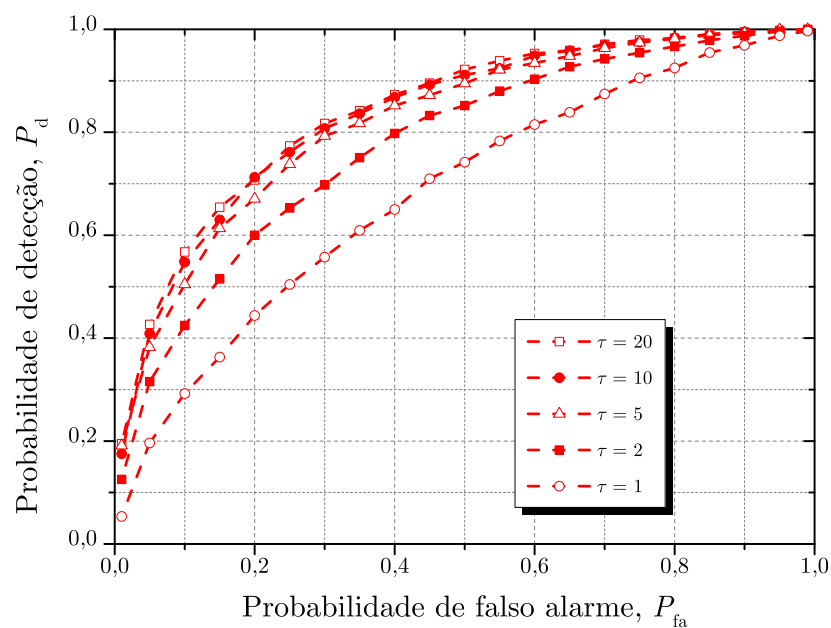


Figura 4.16: ROCs da técnica AGLRT para fusão de amostras com cooperação temporal.

Capítulo 5

Considerações Finais

5.1 Conclusões

Neste trabalho foi realizado um estudo sobre o sensoriamento espectral para rádios cognitivos. Dentre as técnicas existentes na literatura atual, foram utilizadas algumas técnicas baseadas em autovalores. O cenário analisado contempla RCs em modo cooperativo e operando sobre um canal com desvanecimento. Foram considerados esquemas de fusão de amostras, de autovalores e de decisões. A fim de maximizar a eficiência no uso do espectro, estuda-se o sensoriamento paralelo à transmissão secundária.

Foram realizadas simulações para se avaliar o comportamento das técnicas de detecção. Conforme esperado, verificou-se que na presença do US o desempenho do sensoriamento é comprometido. No sensoriamento contínuo, as estatísticas de teste possuem uma média elevada mesmo na hipótese \mathcal{H}_0 . Quanto maior o nível do sinal secundário, mais difícil é de se realizar a detecção do sinal primário. Isso acontece pois, para elevados valores de RSR_S , o sinal primário exerce pouca influência na energia do sinal recebido e, conseqüentemente, na matriz de covariância e nos autovalores computados. Para valores de RSR_S pouco maiores do que RSR_X é possível se alcançar um bom desempenho no sensoriamento e, portanto, os RCs podem transmitir sem interrupção.

O teste empírico proposto para a técnica AMED revelou maior poder estatístico que aquele proposto para a técnica AED, no esquema de fusão de amostras, comportamento esperado de acordo com o que se conhece sobre as técnicas. Nos esquemas de fusão de autovalores e de decisões, o teste AED revelou-se superior ao AMED, de-

monstrando que o teste AMED pode ser melhorado. O desempenho do teste AGLRT foi superior ao do teste AMMED em todos os esquemas de fusão de dados, também em conformidade com o que se conhece sobre as técnicas de detecção sem conhecimento exato da variância do ruído. Verificou-se que o esquema de fusão de decisões não possui bom desempenho no modelo de sensoriamento contínuo. A fusão de autovalores foi o esquema que apresentou melhores resultados. Além da superioridade na detecção, este esquema apresenta uma vantagem em relação à fusão de amostras que é a quantidade expressivamente menor de informações enviadas ao CF, gerando menor tráfego no canal de controle.

Por fim, a cooperação temporal mostrou-se uma estratégia interessante para o sensoriamento. Para todas as técnicas e esquemas de fusão, a informação contida em períodos consecutivos de detecção é um recurso que pode ser utilizado. Tal recurso é capaz de, em alguns casos, dobrar a capacidade de detecção dos testes. Além do elevado benefício proporcionado seu custo é relativamente baixo em termos de memória no CF.

5.2 Propostas para estudos futuros

Para a continuidade deste trabalho, várias vertentes podem ser estudadas. A principal delas certamente é um estudo sobre a vazão de dados da rede secundária, um dos principais motivadores para se realizar o sensoriamento paralelo à transmissão. Como foi mencionado ao longo do trabalho, com o sensoriamento contínuo, não é necessário que os RCs interrompam sua transmissão para realizar a medição do espectro. Com isso, durante o tempo em que o canal estiver disponível os RCs podem transmitir um volume maior de dados do que no modelo de sensoriamento convencional ou serial à transmissão. Porém, o desempenho do sensoriamento contínuo é prejudicado pelo próprio sinal da rede secundária, o que pode fazer com que haja um aumento na probabilidade de falso alarme e assim os RCs deixem de detectar corretamente canais livres, desperdiçando oportunidades de transmissão. Também pode haver um aumento na probabilidade de falso negativo, o que pode levar a um número maior de ocorrências de interferências, colisões, perdas de pacotes, entre outros. Portanto, fica a seguinte questão: até que ponto é vantajoso se realizar o sensoriamento e a transmissão simultaneamente? Apenas uma análise detalhada sobre a vazão de dados da rede secundária poderá confirmar as expectativas que motivaram este trabalho.

Outra proposta é realizar este estudo para um número qualquer de UPs e USs trans-

mitindo simultaneamente. Neste trabalho foram considerados apenas 1 UP e 1 US. Portanto, as expressões dos testes estatísticos propostas consideram que apenas os dois maiores autovalores possuem magnitude elevada sob a hipótese \mathcal{H}_1 . Assim como foi feito para $p = q = 1$, é possível obter empiricamente expressões generalizadas para quaisquer valores de p e q . Também neste segmento, uma possível continuação deste trabalho seria a obtenção das expressões ótimas para cada caso. Também foi mencionado no Capítulo 4 que o valor de J escolhido tinha o único propósito de garantir a equivalência da ordem das matrizes de covariância. Uma análise detalhada sobre a influência de tal parâmetro pode ser feita estudando o comportamento das FDPs condicionadas à \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 para cada uma das técnicas.

A cooperação temporal também pode ser estudada mais detalhadamente. Neste trabalho, cada evento de Monte Carlo realizado nas simulações possui probabilidades $\Pr[\mathcal{H}_0] = \Pr[\mathcal{H}_1] = 50\%$. Isto caracteriza um cenário onde o sinal primário é extremamente dinâmico, pois pode mudar de estado de um período de sensoriamento para o outro com elevada probabilidade. Porém, na prática, alguns sinais são mais estáticos e mudam de estado com baixa probabilidade. O dinamismo do sinal não influencia o desempenho do sensoriamento quando cada período de detecção é analisado individualmente, porém, com a cooperação temporal isso pode afetar o desempenho das técnicas. Uma sugestão é utilizar diferentes valores de probabilidades para $\Pr[\mathcal{H}_0]$ e $\Pr[\mathcal{H}_1]$ ou estabelecer que cada estado persiste por um número W de períodos de sensoriamento. Alguns testes preliminares realizados neste trabalho sugerem que a capacidade de detecção dos RCs é um pouco maior sob tais condições, porém o assunto não foi profundamente estudado. Pode-se estudar a relação entre W e τ e como estes fatores influenciam no resultado do sensoriamento, buscando assim encontrar o melhor valor de τ dadas as características do sinal sensoriado em cada faixa de frequências e tipo de serviço provido pelo UP.

Referências Bibliográficas

- [1] ANATEL, *Plano de Destinação de Faixas de Frequências*. <http://sistemas.anatel.gov.br/pdf/>, acessado em 12 de Novembro de 2014.
- [2] R. Engelman, “Report of the spectrum efficiency working group,” Federal Communication Commission, Tech. Rep., Nov. 2002.
- [3] SHARED SPECTRUM COMPANY, *Spectrum Occupancy Measurements*. <http://www.sharedspectrum.com/papers/spectrum-reports>, acessado em 09 de Novembro de 2014.
- [4] J. Mitola III, “Software radios-survey, critical evaluation and future directions,” in *Telesystems Conference, 1992. NTC-92., National*, May 1992, pp. 13/15–13/23.
- [5] J. Mitola III and G. Q. Maguire Jr., “Cognitive radio: making software radios more personal,” *IEEE Personal Commun. Mag.*, vol. 6, no. 4, pp. 13–18, Aug. 1999.
- [6] A. Leon-Garcia, *Probability, statistics, and random processes for electrical engineering*. Upper Saddle River, NJ: Pearson/Prentice Hall, 2008.
- [7] C. Cordeiro, K. Challapali, D. Birru, and N. Sai Shankar, “IEEE 802.22: the first worldwide wireless standard based on cognitive radios,” in *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2005. DySPAN 2005. 2005 First IEEE International Symposium on*. IEEE, 2005, pp. 328–337.
- [8] D. M. Green, J. A. Swets *et al.*, *Signal detection theory and psychophysics*. Wiley New York, 1966, vol. 1.
- [9] T. Fawcett, “An introduction to ROC analysis,” *Pattern recognition letters*, vol. 27, no. 8, pp. 861–874, 2006.
- [10] B. Wang and K. R. Liu, “Advances in cognitive radio networks: A survey,” *Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal of*, vol. 5, no. 1, pp. 5–23, 2011.

- [11] D. Ariananda, M. Lakshmanan, and H. Nikookar, "A survey on spectrum sensing techniques for cognitive radio," in *Cognitive Radio and Advanced Spectrum Management, 2009. CogART 2009. Second International Workshop on*. IEEE, 2009, pp. 74–79.
 - [12] T. Yucek and H. Arslan, "A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 11, no. 1, pp. 116–130, First 2009.
 - [13] H. Urkowitz, "Energy detection of unknown deterministic signals," *Proc. IEEE*, vol. 55, no. 4, pp. 523–531, Apr. 1967.
 - [14] F. F. Digham, M. S. Alouini, and M. K. Simon, "On the energy detection of unknown signals over fading channels," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 55, no. 1, pp. 21–24, Jan. 2007.
 - [15] W. A. Gardner, "Signal interception: a unifying theoretical framework for feature detection," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 36, no. 8, pp. 897–906, Aug. 1988.
 - [16] Z. Tian and G. B. Giannakis, "A wavelet approach to wideband spectrum sensing for cognitive radios," in *Int. Conf. Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications*, Jun. 2006, pp. 1–5.
 - [17] R. Qiu, N. Guo, H. Li, Z. Wu, V. Chakravarthy, Y. Song, Z. Hu, P. Zhang, and Z. Chen, "A unified multi-functional dynamic spectrum access framework: Tutorial, theory and multi-GHz wideband testbed," *Sensors*, vol. 9, no. 8, pp. 6530–6603, 2009.
 - [18] Z. Tian and G. B. Giannakis, "Compressed sensing for wideband cognitive radios," in *Acoustics, Speech and Signal Processing, 2007. ICASSP 2007. IEEE Int. Conf. on*, vol. 4, Apr. 2007, pp. IV–1357–IV–1360.
 - [19] B. Nadler, F. Penna, and R. Garello, "Performance of eigenvalue-based signal detectors with known and unknown noise level," in *IEEE Int. Conf. Communications*, Jun. 2011, pp. 1–5.
 - [20] G. Strang, "Introduction to linear algebra," *Cambridge Publication*, 2003.
 - [21] J. S. Neto, "Contribuições ao estudo sobre sensoriamento espectral baseado em autovalor para aplicações em sistemas de rádio cognitivo," Master's thesis, Instituto Nacional de Telecomunicações (INATEL), Outubro 2011.
 - [22] G. H. Golub and C. F. Van Loan, *Matrix computations*. JHU Press, 2012, vol. 3.
-

-
- [23] S. N. Roy, “On a heuristic method of test construction and its use in multivariate analysis,” *The Annals of Mathematical Statistics*, pp. 220–238, 1953.
- [24] H. V. Poor, *An introduction to signal detection and estimation*. Springer, 1994.
- [25] Y. Zhao, L. Morales, J. Gaeddert, K. Bae, J.-S. Um, and J. Reed, “Applying radio environment maps to cognitive wireless regional area networks,” in *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2007. DySPAN 2007. 2nd IEEE International Symposium on*, April 2007, pp. 115–118.
- [26] R. S. Bizerra, “Sensoriamento espectral paralelo à transmissão em redes de rádio cognitivo,” Master’s thesis, Universidade de Brasília (UnB), Outubro 2012.
- [27] W. Hu, D. Willkomm, M. Abusubaih, J. Gross, G. Vlantis, M. Gerla, and A. Wolisz, “Cognitive radios for dynamic spectrum access - dynamic frequency hopping communities for efficient IEEE 802.22 operation,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 45, no. 5, pp. 80–87, May 2007.
- [28] R. Bizerra, A. Braga, and G. de Carvalho, “A spectrum sensing model for continuous transmission in cognitive radio network,” in *Wireless Telecommunications Symposium (WTS), 2012*, Apr. 2012, pp. 1–7.
- [29] D. A. Guimarães and R. A. A. de Souza, “Simple and efficient algorithm for improving the MDL estimator of the number of sources,” *Sensors*, vol. 14, no. 10, pp. 19 477–19 492, 2014. [Online]. Available: <http://www.mdpi.com/1424-8220/14/10/19477>
- [30] S. Kritchman and B. Nadler, “Non-parametric detection of the number of signals: Hypothesis testing and random matrix theory,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 57, no. 10, pp. 3930–3941, Oct. 2009.
- [31] A. J. Braga, R. A. A. de Souza, and D. A. Guimarães, “Eigenvalue-based techniques for continuous sensing model in MIMO CR networks,” in *Communications (LATINCOM), 2013 IEEE Latin-America Conference on*, Nov. 2013, pp. 1–6.
- [32] C. R. N. Silva, D. A. Guimarães, and R. A. A. de Souza, “Sensoriamento espectral com fusão de autovalores para sinais sob desvanecimento rápido,” in *XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, SBrT’13*, Sep. 2012.
- [33] MATLAB, R2009a. ©1984-2009 The MathWorks, Inc, www.mathworks.com.
- [34] D. A. Guimaraes, *Digital Transmission: A Simulation-Aided Introduction with VisSim/Comm*, ser. Signals and Communication Technology. Springer, 2010.
-

- [35] “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,” *IEEE Std 802.22-2011*, pp. 1–680, July 2011.
-