

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

SENSORIAMENTO DE ESPECTRO CONTÍNUO  
BASEADO EM CANCELAMENTO DE FONTES

VICTOR HUGO LÁZARO LOPES

ORIENTADOR: ADONIRAN JUDSON DE BARROS BRAGA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM  
ENGENHARIA ELÉTRICA

PUBLICAÇÃO: PPGEE.DM - 597/15

BRASÍLIA/DF: AGOSTO - 2015.



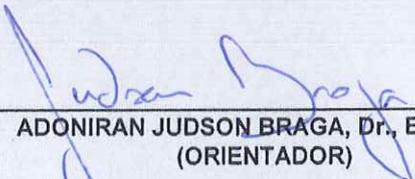
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

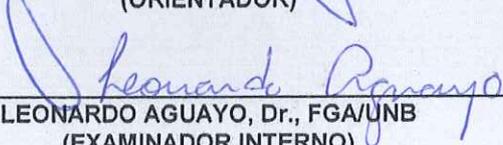
SENSORIAMENTO DE ESPECTRO CONTÍNUO BASEADO EM  
CACELAMENTO DE FONTES

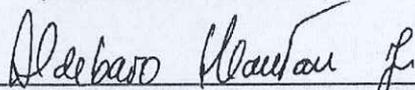
VICTOR HUGO LÁZARO LOPES

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA  
ELÉTRICA DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, COMO  
PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE.

APROVADA POR:

  
\_\_\_\_\_  
ADONIRAN JUDSON BRAGA, Dr., ENE/UNB  
(ORIENTADOR)

  
\_\_\_\_\_  
LEONARDO AGUAYO, Dr., FGA/UNB  
(EXAMINADOR INTERNO)

  
\_\_\_\_\_  
ALDEBARO B. DA ROCHA KLAUTAU, Dr. UFPA  
(EXAMINADOR EXTERNO)

Brasília, 07 de agosto de 2015.

## **FICHA CATALOGRÁFICA**

LOPES, VICTOR HUGO LÁZARO

Sensoriamento de Espectro Contínuo Baseado em Cancelamento de Fontes. [Distrito Federal] 2015.

xiv, 75p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB, Mestre, Engenharia Elétrica).

Dissertação de Mestrado - Universidade de Brasília.

Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Elétrica.

- |   |                           |
|---|---------------------------|
| 1. Rádios Cognitivos                          | 2. Sensoriamento contínuo |
| 3. Cancelamento de Fontes                     | 4. Mínimos Quadrados (LS) |
| 5. Análise de Componentes Independentes (ICA) |                           |
| I. ENE/FT/UnB                                 |                           |

## **REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA**

LOPES, V. H. L. (2015). Sensoriamento de Espectro Baseado em Separação de Fontes. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Publicação PPGEE.DM - 08/15, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 75p.

## **CESSÃO DE DIREITOS**

NOME DO AUTOR: Victor Hugo Lázaro Lopes.

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO: SENSORIAMENTO DE ESPECTRO CONTÍNUO BASEADO EM CANCELAMENTO DE FONTES.

GRAU / ANO: Mestre / 2015

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta dissertação de mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desta dissertação de mestrado pode ser reproduzida sem a autorização por escrito do autor.

---

Victor Hugo Lázaro Lopes  
Universidade de Brasília  
Faculdade de Tecnologia  
Departamento de Engenharia Elétrica  
70910-900, Brasília/DF - BRASIL.

# DEDICATÓRIA

A minha esposa Heliatrice e minha filha Gabriela.

*Victor Hugo L. Lopes*

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus, por guiar todos os meus passos. A minha esposa, pela compreensão e incentivo, e por suprir minhas ausências na educação de nossa filha. Ao IFG, por flexibilizar meus horários de trabalho, tão importante para conclusão dos créditos. Aos amigos, pelas dicas e conversas nos momentos difíceis. A todos os professores da UnB, que me instruíram e engrandeceram meu trabalho. Ao meu orientador, professor Judson, pela competência e seriedade na execução de suas atividades.

Victor Hugo L. Lopes

## RESUMO

### SENSORIAMENTO DE ESPECTRO CONTÍNUO BASEADO EM CANCELAMENTO DE FONTES

**Autor:** Victor Hugo Lázaro Lopes

**Orientador:** Adoniran Judson de Barros Braga

**Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica**

**Brasília, agosto de 2015**

Embora as faixas do espectro eletromagnético destinadas às aplicações do grande público estejam quase todas licenciadas, estudos realizados revelam que o espectro é subutilizado. Tendo em vista que o sensoriamento de espectro é a principal funcionalidade que habilita as redes de rádios cognitivos (RC) a usarem as melhores oportunidades no espectro, diversos esforços têm sido empregados buscando-se melhorar o compromisso entre sensoriamento da rede primária e capacidade de transmissão da rede secundária, de forma a superar as limitações das abordagens clássicas, tal como o sensoriamento serial, que requer a interrupção da transmissão para a realização do sensoriamento.

Neste sentido, este trabalho apresenta um método de sensoriamento de espectro contínuo e paralelo à transmissão para redes de rádios cognitivos MIMO, em que havendo múltiplos usuários primários (UPs) e usuários secundários (USs) transmitindo no mesmo canal de interesse, os sinais recebidos dos USs possam ser cancelados da matriz de sinais recebidos, com o emprego das técnicas dos mínimos quadrados (*Least Squares* - LS) e análise de componentes independentes (*Independent Component Analysis* - ICA), que realizam a completa estimação dos sinais dos múltiplos usuários secundários transmissores, possibilitando o cancelamento destes sinais antes deles chegarem ao detector de energia.

Este trabalho demonstra que em ambientes de redes de RCs, nos quais o sensoriamento ocorre de forma paralela à transmissão, a existência de outros usuários secundários transmitindo no canal de interesse gera complicações na detecção dos usuários primários, e que este problema pode ser contornado com o uso das técnicas de cancelamento aqui descritas.

Para validar o sistema proposto, simulações foram realizadas utilizando-se o método de Monte Carlo, de forma a verificar o desempenho do sensoriamento após o cancelamento dos sinais dos secundários, em diversos cenários, para cada uma das técnicas empregadas.

# **ABSTRACT**

## **CONTINUOUS SPECTRUM SENSING BASED ON CANCELATION OF SOURCES**

**Author: Victor Hugo Lázaro Lopes**

**Supervisor: Adoniran Judson de Barros Braga**

**Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica**

**Brasília, August of 2015**

Although the electromagnetic spectrum bands intended for applications from the general public have been almost all licensed, studies show that spectrum is under-utilized. Considering that spectrum sensing is the main feature that enables the cognitive radio networks (CR) to use the best opportunities in the spectrum, various efforts have been employed seeking to improve the compromise between the primary network sensing and transmission capacity of the secondary network, in order to overcome the limitations of traditional approaches, such as the serial sensing, which requires the interruption of the transmission to perform the sensing.

In this sense, this work presents a method of continuous spectrum sensing and parallel to the transmission for MIMO cognitive radio networks, in which having multiple primary users (PUs) and secondary users (SUs) transmitting on same channel of interest, the received signals of SUs they can be canceled from the matrix of received signals, by employing of the techniques of Least Squares (LS) and Independent Component Analysis (ICA), that perform a complete estimation of signals from multiple transmitters secondary users, enabling the cancellation of these signals before they reach the energy detector.

This work demonstrates that in RC network environments, in which sensing occurs parallel to the transmission, the existence of other secondary users transmitting on the channel of interest creates complications in the detection of the primary users, and that this problem can be solved with the use of cancellation techniques described here.

To validate the proposed system, simulations were performed using the Monte Carlo method, in order to check the performance of sensing after cancellation of signals of the secondary users, in various scenarios, by each of the employed techniques.

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>1</b>
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO . . . . .	2
1.2	COMPARTILHAMENTO DE ESPECTRO . . . . .	2
1.3	OS RÁDIOS COGNITIVOS . . . . .	3
1.3.1	Definições básicas . . . . .	4
1.3.2	Modos de operação de um RC . . . . .	5
1.4	DEFINIÇÃO DO PROBLEMA . . . . .	7
1.5	OBJETIVOS DA DISSERTAÇÃO . . . . .	7
1.6	ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO . . . . .	9
<b>2</b>	<b>SENSORIAMENTO ESPECTRAL</b>	<b>10</b>
2.1	INTRODUÇÃO . . . . .	10
2.2	MÉTODOS DE SENSORIAMENTO ESPECTRAL . . . . .	11
2.3	O SENSORIAMENTO SERIAL . . . . .	13
2.4	O SENSORIAMENTO COOPERATIVO . . . . .	14
2.5	O SENSORIAMENTO PARALELO À TRANSMISSÃO . . . . .	16
2.6	MITIGANDO A INTERFERÊNCIA DO US NO PROCESSO DE DETECÇÃO DO UP . . . . .	19
<b>3</b>	<b>CANCELAMENTO DOS SINAIS DOS SECUNDÁRIOS</b>	<b>22</b>
3.1	INTRODUÇÃO . . . . .	22
3.2	O SISTEMA PROPOSTO . . . . .	24
3.3	O MÉTODO DOS MÍNIMOS QUADRADOS . . . . .	28
3.4	O MÉTODO DE ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES	31
3.4.1	Condições requeridas pelo ICA . . . . .	32
3.4.2	O método ICA proposto . . . . .	34
<b>4</b>	<b>DESEMPENHO DO SISTEMA PROPOSTO</b>	<b>37</b>
4.1	INTRODUÇÃO . . . . .	37
4.2	OS RESULTADOS DE SIMULAÇÃO EM MÚLTIPLOS CENÁRIOS .	38
4.3	A INFLUÊNCIA DA SNR . . . . .	39

4.4	A INFLUÊNCIA DO NÚMERO DE AMOSTRAS COLETADAS . . .	42
4.5	COMPARANDO O CANCELAMENTO VIA ICA COM A TÉCNICA DE MINIMIZAÇÃO DA CURTOSE . . . . .	46
4.6	CONCLUSÕES DAS SIMULAÇÕES . . . . .	50
<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS</b>	<b>52</b>
	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>	<b>55</b>

## LISTA DE TABELAS

4.1	Probabilidade de detecção para o cenário ilustrado na Figura 4.6 . . . .	45
-----	--	----

## LISTA DE FIGURAS

1.1	Ciclo cognitivo de um RC [1]. . . . .	5
1.2	Visão geral de uma rede de RC. . . . .	6
2.1	Aspectos do sensoriamento espectral para RC. . . . .	11
2.2	Diagrama de um detector de energia. . . . .	12
2.3	Sensoriamento em que o RC sempre encontra a presença do UP no canal de interesse. . . . .	13
2.4	Sensoriamento sequencial. . . . .	13
2.5	O problema do nó escondido. . . . .	15
2.6	Sensoriamento cooperativo centralizado(sinais azuis) e distribuído(sinais verdes). . . . .	16
2.7	Sensoriamento paralelo e contínuo à transmissão com sensoriamento na mesma banda de comunicação. . . . .	18
2.8	Sensoriamento cooperativo e centralizado, com cancelamento da interferência do US transmissor. . . . .	20
2.9	Técnica TranSensing, no qual o próprio SU transmissor realiza o sensoriamento de forma paralela à comunicação. . . . .	21
3.1	Captura de sinais misturados em ambiente com múltiplas fontes de áudio. . . . .	23
3.2	Sistema proposto para RC MIMO com cancelamento dos sinais USs . . . . .	25
3.3	Diagrama de blocos de um algoritmo que implementa o método proposto. . . . .	27
3.4	Diagrama do algoritmo de cancelamento LS . . . . .	28
3.5	Separação de dois sinais distintos a partir de sinais misturados. . . . .	31
3.6	Diagrama do algoritmo de cancelamento ICA. . . . .	35
4.1	ROC com SNR total dos UPs igual a $-3\text{dB}$ e dos USs em $3\text{dB}$ , com 300 amostras coletadas, e 15 pilotos dos USs. . . . .	39
4.2	Variando o Cenário, com $SNR_p = -9\text{dB}$ , $SNR_s = 6\text{dB}$ , 10000 rodadas coletando 315 amostras. . . . .	40
4.3	ROC com SNR total dos UPs igual a $-3\text{dB}$ e dos USs em $0\text{dB}$ , com 300 amostras coletadas, e 15 pilotos dos USs. . . . .	41

4.4	Variação de $P_d$ em função da SNR dos USs, $P_{fa}$ fixa em 10%, com 300 amostras coletadas, e 15 pilotos dos USs. . . . .	41
4.5	ROC com SNR total dos UPs igual a $-3\text{dB}$ e variando a SNR dos USs, com 85 amostras coletadas. . . . .	42
4.6	ROC com SNR total dos UPs fixa, variando-se a SNR total dos USs. . . . .	43
4.7	$P_d$ versus número de amostras, com 4 antenas, $P=1$ e $Q=2$ , SNR total do UP = $-9\text{ dB}$ . . . . .	44
4.8	$P_d$ em função da variação do número de amostras, $P_{fa}$ fixa em 10%. . . . .	46
4.9	Exemplo de um sinal misturado recebido por uma única antena no instante T, com pequeno número de amostras coletadas, sendo 1 UP e 1 US. . . . .	47
4.10	Exemplo de um sinal misturado recebido por uma única antena no instante T, com grande número de amostras coletadas, sendo 2 UPs e 4 USs. . . . .	48
4.11	Variando-se a SNR total do UP, com 3 USs transmitindo com SNR total de $12\text{ dB}$ . . . . .	48
4.12	Variando-se a SNR total dos 3 USs, com 1 UP transmitindo com SNR total de $-9\text{ dB}$ . . . . .	49
4.13	Variando-se a SNR total de 3 USs e 1 UP, sendo a $SNR_p = SNR_s$ . . . . .	50

# LISTA DE SÍMBOLOS, NOMENCLATURAS E ABREVIACÕES

ANATEL: Agência Nacional de Telecomunicações

AWGN: *Additive White Gaussian Noise*

ADC: *Analog to Digital Converter*

BPF: *Band-Pass Filter*

BSS: *Blind Source Separation*

CDT: *Channel Detection Time*

CRN: *Cognitive Radio Network*

CSCG: *Circularly Symmetric Complex Gaussian*

DAC: *Digital to Analog Converter*

DSA: *Dynamic Spectrum Access*

DSS: *Dynamic Spectrum Sharing*

DFH: *Dynamic Frequency Hopping*

ED: *Energy Detector*

ERB: Estação Rádio Base

FCC: *Federal Communications Commission*

FSA: *Fixed Spectrum Allocation*

ICA: *Independent Component Analysis*

IEEE: *Institute of Electrical and Electronics Engineers*

LMS: *Least Mean-Square*

LS: *Least Square*

MIMO: *Multiple Input, Multiple Output*

MMSE: *Minimum Mean-Square Error*

NSMS: *National Spectrum Management System*

OFDM: *Orthogonal Frequency-Division Multiplexing*

OFDMA: *Orthogonal Frequency-Division Multiplexing Access*

$P_d$ : Probabilidade de detecção

PDF: *Probability Density Function*

$P_{fa}$ : Probabilidade de falso alarme

QoS: *Quality of Service*

QPSK: *Quadrature Phase Shift Keying*

RC: Rádio cognitivo, ou RC, do inglês *Cognitive Radio*

ROC: *Receiver Operating Characteristic*

RPSP: Razão de Potência Secundário-Primário.

SDR: *Software Defined Radio*

SNR: *Signal-to-Noise Ratio*

UP: Usuário Primário.

US: Usuário Secundário.

# 1 INTRODUÇÃO

Embora o espectro eletromagnético seja um recurso natural com grande amplitude, uma faixa específica deste espectro é utilizada para radiocomunicação, tornando o espectro de radiofrequências um recurso limitado, constituindo-se bem público de uma nação. Radiocomunicações podem ocorrer com uso de frequências muito baixas, entre 3 a 30 KHz, até frequências muito altas, entre 30 GHz a 300 GHz, por exemplo. Entretanto, diversos desafios físicos, técnicos e econômicos acabam por restringir esta amplitude a uma faixa limitada do espectro eletromagnético.

Diante da visível possibilidade de disputas pelo uso de determinadas frequências por diversos serviços distintos, cabe aos órgãos reguladores instituídos pelas nações alocarem e controlarem o uso do espectro na sua região de domínio geográfico, fazendo o chamado gerenciamento do espectro. Um dos serviços destes órgãos é associar determinadas faixas de radiofrequências a determinados serviços, editando regras para o seu uso por serviços e sistemas específicos de maneira geral, ou uso em uma região geográfica definida, consignando seu uso a condições específicas, respeitando definições realizadas em tratados internacionais, aprovados pela União Internacional de Telecomunicações (UIT, ou ITU, do inglês *International Telecommunication Union*) [2]. Esta regulação de atribuição fixa de radiofrequências garante que sistemas que detêm permissões de uso operem continuamente sem sofrerem interferências que degradem suas comunicações.

A alocação fixa de espectro oferecida por estes órgãos reguladores, como a Anatel (*Agência Nacional de Telecomunicações*) no Brasil, chamada de FSA (do inglês *Fixed Spectrum Allocation*) acaba por gerar uma escassez espectral, pois uma vez que determinada faixa de radiofrequências é associada a um sistema ou serviço, ela não mais poderá ser usada por outros sistemas ou serviços não licenciados.

Impulsionada pelo crescente interesse dos consumidores em serviços sem fio, a procura de faixas de frequências neste espectro de radiofrequências aumentou consideravelmente nos últimos anos. Além disso, com o surgimento de novos dispositivos e aplicações sem fio, e a necessidade crescente de acesso à banda larga sem fio, essa tendência deve continuar nos próximos anos. Portanto, o cenário apresenta um caminho de estrangulamento

lamento da capacidade espectral, nesta faixa do espectro requerida pela indústria, e novas formas de se trabalhar com o espectro de radiofrequências devem ser instituídas.

## 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

O gerenciamento de espectro, promovido pelo NSMS (do inglês *National Spectrum Management System*) é todo processo regulatório e administrativo de uso do espectro de radiofrequências [2]. Tem como objetivos principais a maximização da eficiência espectral, a minimização de interferências e eliminação do uso não autorizado ou impróprio do espectro.

Após garantida a atribuição consignada da banda ao usuário licenciado, o processo de gerenciamento do espectro começa a requerer o monitoramento, de forma a garantir o uso correto dos recursos espectrais, contribuindo para a mitigação de interferências prejudiciais por mau uso em comunicações. Sobretudo, ele permite a observação de taxa de ocupação das bandas do espectro em determinadas regiões geográficas.

Mesmo tendo o espectro de radiofrequências quase todo atribuído às aplicações do grande público, monitoramentos realizados revelam um cenário de subutilização deste espectro alocado [3, 4, 5, 6, 7].

A relativamente baixa utilização do espectro licenciado sugere que a escassez de espectro, como percebido hoje, é em grande parte devido à ineficiência da atribuição fixa de frequências, e não necessariamente relativo a qualquer escassez física de espectro. A questão da falta de bandas disponíveis para novos usuários gera, também, impedimentos no acréscimo de taxas de transmissão aos atuais sistemas já licenciados, como requerido pelos sistemas modernos, sendo que este incremento da taxa de transmissão poderia ser conseguido com uso de uma largura espectral maior, o que também esbarra nos problemas gerados pela atual política de gestão espectral.

## 1.2 COMPARTILHAMENTO DE ESPECTRO

Na busca de se otimizar o uso do espectro de radiofrequências, surge a ideia do compartilhamento espectral, formalizando o conceito dos usuários operando em caráter primário (UP- Usuário Primário) e dos usuários operando em caráter secundário (US-

Usuário Secundário), sendo os UPs os usuários licenciados para uso de uma determinada faixa de frequências em uma determinada região geográfica, como serviços móveis celulares e estações de radiodifusão sonora em FM, por exemplo, no qual pode operar com garantias contra interferências prejudiciais provenientes de qualquer outra estação de rádio, e sendo os USs aqueles usuários cujas estações de rádio ou equipamentos de radiocomunicação não precisam ser cadastradas nos órgãos reguladores, e não precisam obter outorga para uso de uma banda específica, onde não há direito à proteção contra interferências de outros usuários, e devem operar sob regras que proibam a emissão de interferências aos sistemas operando em caráter primário.

Segundo [8], o compartilhamento de espectro é a utilização simultânea de uma banda de frequências em determinada região geográfica por um determinado número de entidades independentes, melhorando a vazão, mediante diversas técnicas e metodologias. Em outras palavras, é o fato do compartilhamento de uma determinada banda do espectro nos domínios do tempo, frequência e espaço.

Arquiteturas de compartilhamento, e a importância e validade da implementação de meios para compartilhamento espectral são investigados em [9, 10, 11, 12], e comprovam melhorias na eficiência espectral, além daqueles que exploram o compartilhamento do espectro de forma dinâmica, ou DSS (do inglês *Dynamic Spectrum Sharing*) [13, 14].

### 1.3 OS RÁDIOS COGNITIVOS

O acesso dinâmico ao espectro, ou DSA (do inglês *Dynamic Spectrum Access*) é uma proposta para permitir que os usuários secundários tenham acesso ao espectro licenciado a um usuário primário sem causar-lhe interferências [8, 15].

Encarado como uma das tecnologias promissoras para solução da já descrita escassez espectral, os rádios cognitivos (RC, ou CR, do inglês *Cognitive Radio*) devem ter a capacidade de resolver as limitações atuais causadas pelo licenciamento estático do espectro de radiofrequências, sendo uma das tecnologias a habilitar o acesso dinâmico ao espectro. Seu desenvolvimento tem sido conduzido por uma série de pesquisas nos últimos anos, incluindo a introdução do conceito dos rádios definidos por *software*, ou SDR (do inglês *Software Defined Radio*).

### 1.3.1 Definições básicas

Desde a sua introdução no início da década de 90, SDR tem sido definido como uma plataforma de rádio cuja operação pode ser, parcialmente ou totalmente, controlada ou implementada por *software*, o que traz aos rádios certa flexibilidade que, dentre outras vantagens, abre oportunidades para redução de custos e de desenvolvimento de novas soluções militares e civis [16], além de ter levado ao desenvolvimento de diversas pesquisas desde então.

De maneira geral, um SDR ideal possui conversores ADC (do inglês *Analog to Digital Converter*) e DAC (do inglês *Digital to Analog Converter*), que permitem que os sinais de banda passante possam ser processados com uso de software, de forma que as filtragens, modulações e demodulações sejam realizados sem que haja a necessidade de *hardwares* específicos para cada camada física, como é necessário em um rádio convencional, como ilustrado em [8, 16].

Dada a facilidade e rapidez das operações de programação em uma plataforma SDR, esta tecnologia é considerada uma das principais candidatas para numerosas aplicações e arquiteturas de redes, que eram irrealizáveis há alguns anos. Uma plataforma de SDR pode rapidamente reconfigurar parâmetros de funcionamento com base em mudanças nos requisitos e das condições do ambiente. Porém, a reconfigurabilidade só pode ocorrer sob demanda, visto que este rádio não tem a capacidade de auto reconfiguração de forma efetiva sem que seja requerido, e a implementação do rádio cognitivo garante esta capacidade.

A tecnologia dos rádios cognitivos é a intersecção entre comunicação sem fio e a inteligência computacional, podendo ser descrito como um rádio realmente inteligente que seria auto-ciente (radiofrequências, usuários e ambiente) e que poderia incluir tecnologia de linguagens computacionais e visão de máquina, junto com certa quantidade de conhecimento de alta fidelidade sobre o ambiente do rádio [8, 1, 17, 18]. Os processos de aprendizado, tomada de decisão e adaptação são processos principais para garantir as funcionalidades necessárias do ciclo cognitivo[1, 19].

Duas características básicas devem ser comuns aos RCs: a capacidade cognitiva e capacidade de reconfiguração. A capacidade cognitiva é o potencial de empregar inteligência na seleção da melhor oportunidade no espectro, e a reconfigurabilidade consiste na capacidade do RC alterar seus parâmetros para operar em uma variedade de frequências, utilizando diversas tecnologias de acesso ao meio. Baseado no ciclo cognitivo (Figura

1.1), observa-se que a tarefa de sensoriamento espectral, onde há a mensuração das características de operação do ambiente de rádio, avaliando-se o canal de rádio, a disponibilidade no espectro, a potência de transmissão, interferências e ruído, é extremamente importante para o correto desempenho das tarefas de análise (aprendizado, orientação e planejamento) e decisão espectral.

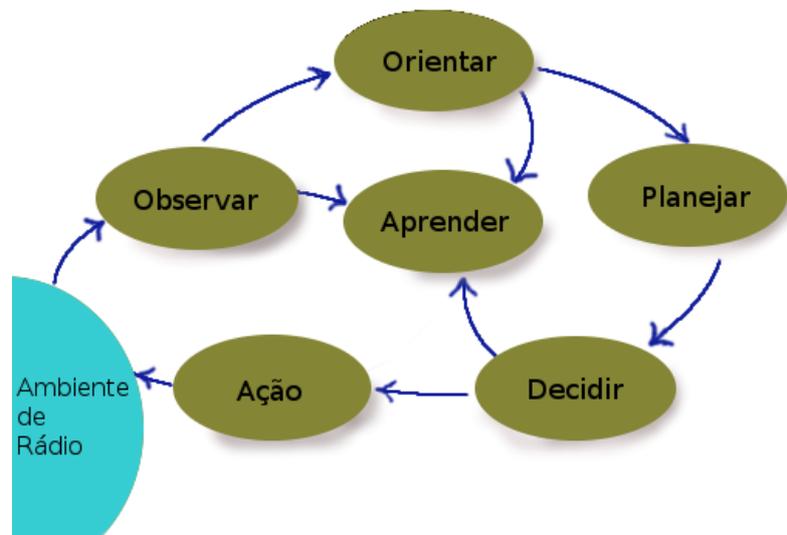


Figura 1.1: Ciclo cognitivo de um RC [1].

### 1.3.2 Modos de operação de um RC

Basicamente, a arquitetura de uma rede de rádios cognitivos pode ter dois grupos distintos: a rede primária, composta dos usuários que possuem o direito ao uso, isto é, aqueles que possuem a licença de uso outorgada pelo órgão regulador, permitindo o uso de certa banda em certo domínio espacial, e a rede cognitiva, ou simplesmente a rede secundária, composta pelos usuários que realizam o acesso dinâmico ao espectro (DSA). Não necessariamente estas redes distintas possuem estruturação iguais, sendo que qualquer uma delas pode assumir arquiteturas diferentes.

Independentemente da arquitetura adotada pela rede primária, espera-se que a rede de rádio cognitivo se adapte para possibilitar o uso do espectro compartilhado, de forma a prover sua comunicação evitando interferências à rede primária, considerando o ambiente de rádio dinâmico e heterogêneo a fim de prover certas considerações de QoS (do inglês *Quality Of Service*), e garantir comunicação segura e fluída, independente do reaparecimento do usuário primário.

Uma rede de rádios cognitivos pode ser ilustrada como na Figura 1.2, em que um transmissor secundário ( $US_{tx}$ ) pode comunicar-se com seus receptores ( $US_{rx}$ ), na mesma frequência de um usuário primário, mesmo estando no domínio geográfico deste UP, e não deve interferir na comunicação entre o transmissor primário ( $UP_{tx}$ ) e seus receptores ( $UP_{rx}$ ). Desta forma, um rádio cognitivo pode operar em modos diferentes, mas pode-se classificar estes modos (ou abordagens) como *underlay* e *overlay*:

- Modelo *Underlay*: modo onde o usuário secundário tem a liberação para acessar determinada banda, mas somente quando não existir nenhum usuário primário na banda, isto é, quando é identificado espaço em branco (*white spaces*) no espectro;
- Modelo *Overlay*: quando o sistema primário aceita determinados níveis de interferências abaixo de determinado limiar, permitindo ao usuário secundário utilizar a banda mesmo na presença dos primários, desde que não exceda determinados níveis de potência.

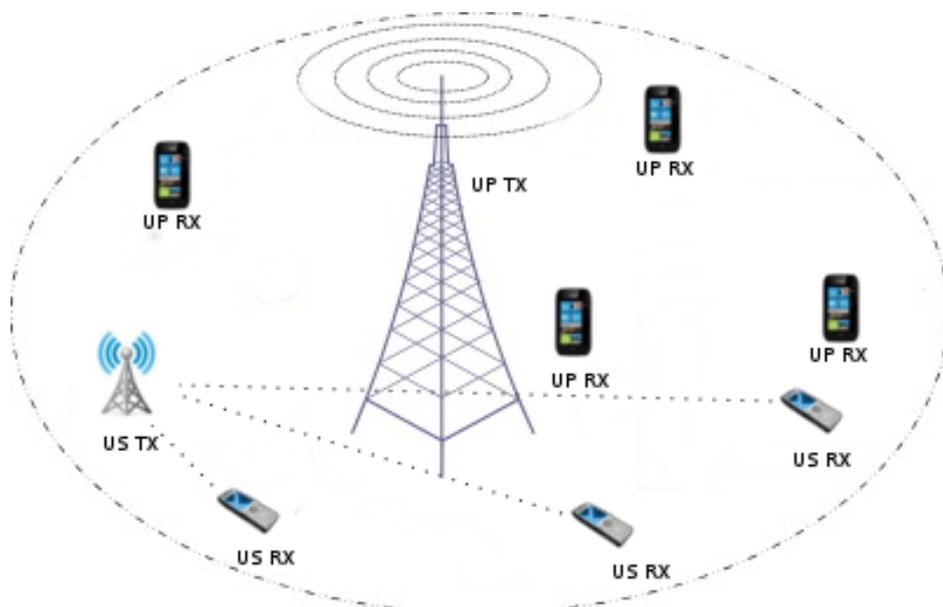


Figura 1.2: Visão geral de uma rede de RC.

Considerando que um dos principais recursos dos rádios cognitivos é exatamente sua capacidade de cognição, evita-se definir um único modo de operação, podendo este operar de forma híbrida [20, 21].

## 1.4 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

Visto que o Rádio Cognitivo poderá fornecer as capacidades necessárias para o compartilhamento espectral, de forma a melhorar a eficiência no uso do espectro que hoje está quase todo atribuído de forma fixa, e que o sensoriamento espectral é a sua principal funcionalidade, que permite encontrar as melhores oportunidades nos espaços em desuso na banda de interesse, esforços extras devem ser aplicados no intuito de se obter a melhor capacidade de sensoriamento para estes novos rádios. Por mais que a literatura já possua certa maturidade, diversas abordagens, técnicas ou arquiteturas de sensoriamento ainda não foram completamente exploradas, principalmente aquelas que aproximam os estudos teóricos da realidade prática onde estes RCs irão operar.

Diversas pesquisas têm sido realizadas a fim de se contornar as limitações do sensoriamento serial [22], que requer a interrupção da transmissão do US para realização do sensoriamento, prejudicando a eficiência de transmissão da rede secundária, tais como os trabalhos que visam o sensoriamento paralelo à transmissão, seja com o sensoriamento no transmissor [23], ou com sensoriamento no receptor [24, 25, 26], no qual o sensoriamento ocorre paralelo à transmissão, em que o sensoriamento baseado no detector de energia se dá na mesma banda da transmissão, de forma que a rede secundária pode transmitir constantemente até ser avisada da presença de um usuário primário ativo, o que gera bons ganhos de vazão, devido a baixa necessidade de parada na transmissão para o sensoriamento.

Em uma rede com múltiplos USs, no qual o sensoriamento ocorre de forma paralela à comunicação, e na mesma banda, considera-se que os possíveis sinais destes USs sejam sinais interferentes ao processo de sensoriamento dos UPs, atrapalhando consideravelmente a capacidade de identificação do status de presença ou ausência de rádios primários no espectro de interesse. Neste sentido, é necessário explorar técnicas de sensoriamento que consigam sensoriar corretamente um respectivo canal de interesse, mesmo se existirem múltiplos USs transmitindo neste canal.

## 1.5 OBJETIVOS DA DISSERTAÇÃO

Nesta dissertação é apresentado um sistema de sensoriamento contínuo e paralelo à transmissão para redes de rádios cognitivos MIMO (do inglês Multiple Input, Multiple Output), que emprega a técnica algébrica dos mínimos quadrados (LS, do inglês *Least Squares*), e a técnica estatística de análise de componentes independentes (ICA,

do inglês *Independent Component Analysis*), para a completa estimação dos sinais dos múltiplos usuários secundários transmissores no mesmo canal de interesse, possibilitando o cancelamento destes sinais antes deles chegarem ao detector de energia, permitindo melhorar a estimação e decisão sobre o status dos UPs, pela retirada dos sinais interferentes.

Para validar o sistema apresentado, simulações computacionais são realizadas, utilizando-se o método de Monte Carlo, de forma a verificar o desempenho do sensoriamento após o cancelamento dos sinais dos secundários, em diversos cenários, empregando cada uma das técnicas propostas. São explorados cenários que possibilitem observar a capacidade de descoberta de oportunidades, mediante análise do desempenho do detector de energia, avaliando métricas estatísticas e estudo da curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*), que expressa a Probabilidade de Detecção ( $P_d$ ) versus Probabilidade de Falso Alarme ( $P_{fa}$ ). Assim, os objetivos podem ser identificados sendo:

- Descrição de um sistema de sensoriamento contínuo à transmissão baseado em detecção de energia;
- Modelagem do sistema proposto para o sensoriamento espectral baseado em cancelamento de fontes;
- Análise da influência da SNR dos USs na capacidade de descoberta dos UPs;
- Análise do desempenho do sistema perante o incremento do número de USs;
- Descrição dos algoritmos de cancelamento dos sinais dos USs;
- Análise do desempenho do sistema em diversos cenários, com diferentes números de UPs, USs e antenas.

Esta dissertação pretende, com a apresentação deste sistema, contribuir com a literatura já existente, no sentido de favorecer o desenvolvimento das redes de rádios cognitivos, principalmente pelo fato de se entender que se não houver um mecanismo de sensoriamento ótimo, com capacidade de atuar em cenários reais, dificilmente teremos estes rádios em operação, pois pode não haver a capacidade de implementação do acesso compartilhado ao espectro, resultando em altas taxas de geração de interferências aos usuários operando em caráter primário, ou em redes secundárias com capacidades subutilizadas.

## 1.6 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação está organizada da seguinte forma: O Capítulo 2 apresenta os conceitos envolvidos no sensoriamento espectral para redes de rádios cognitivos, em que são descritas as técnicas de sensoriamento espectral, suas características e arquiteturas já descritas pela literatura, provendo comparações entre os principais métodos de sensoriamento. O Capítulo 3 trata da técnica proposta para o cancelamento dos sinais dos usuários secundários, antes que os sinais sejam enviados ao detector de energia, no qual são apresentados os métodos utilizados para este cancelamento, sendo o método que emprega a técnica algébrica dos mínimos quadrados, ou simplesmente LS (do inglês *Least Squares*) e o método que emprega a técnica estatística de análise de componentes independentes, ou simplesmente ICA (do inglês *Independent Component Analysis*). Além disso, são discutidas as características de gaussianidade e não gaussianidade dos sinais dos UPs e USs, e suas implicações na capacidade de separação de fontes pelo método ICA. O Capítulo 4 demonstra o desempenho do sistema proposto, sendo descrito todas as características dos cenários implementados para as simulações computacionais, de forma a apresentar as curvas ROC que permitam realizar as análises dos resultados de  $P_d$  versus  $P_{fa}$ , permitindo comparação entre o sensoriamento tradicional, onde não há cancelamento dos sinais dos USs, e os resultados dos sensoriamentos em cada uma das técnicas aqui empregadas. Além disso, o desempenho da técnica proposta no uso do método ICA também é comparado ao desempenho da técnica de minimização da Curtose do sinal estimado, que também se baseia em separação de fontes via ICA. Por fim, o Capítulo 5 apresenta as conclusões e os comentários sobre trabalhos futuros.

## 2 SENSORIAMENTO ESPECTRAL

### 2.1 INTRODUÇÃO

Conforme já descrito, dentre as funcionalidades do ciclo cognitivo, o sensoriamento do espectro é a principal funcionalidade que habilita as redes de rádios cognitivos a usarem as melhores oportunidades no espectro. Nos esforços empregados na melhoria da eficiência espectral, fica claro que o sensoriamento espectral deve receber atenção especial da comunidade de pesquisa, perante seu impacto em todas as demais habilidades de um rádio cognitivo.

O sensoriamento de espectro deve ser o primeiro passo do ciclo cognitivo (ver Figura 1.1), e fornece dados para as demais funcionalidades, de forma que um fator bastante importante em um rádio cognitivo seja a sua capacidade de exploração das porções espectrais não utilizadas localmente, de uma forma autônoma.

Desta forma, o sensoriamento espectral pode ser definido como o componente de um rádio cognitivo que provê habilidade de mensurar, sensoriar, aprender e ter ciência dos parâmetros relacionados às características do canal de rádio, bem como a disponibilidade espectral, a potência dos utilizadores operando no ambiente, a necessidade destes usuários e demais aplicações, as redes disponíveis e os nós, e as restrições de operação [22].

Além disso, usuários secundários não devem gerar interferências que impeçam as comunicações dos usuários primários, devendo o US verificar se o canal está sendo usado por um usuário primário, devendo realizar tarefas para a identificação desta presença e das características do canal, alterando seus parâmetros de rádio para reduzir sua geração de interferências, caso opere em modo *overlay*, ou abandonando o canal caso opere em modo *underlay*, logo que se identificar a presença de um UP no canal de interesse.

Apesar do sensoriamento espectral ser tradicionalmente entendido como a medição do conteúdo espectral, ou uma simples medição da energia sobre o espectro, quando ele é considerado no contexto dos rádios cognitivos, seu conceito é ampliado para a obtenção das características de utilização do espectro em várias dimensões, tais como

no tempo, espaço, frequência e código. Além disso, envolve determinar quais tipos de sinais estão ocupando o espectro, incluindo a modulação, a forma de onda, largura de banda, frequência da portadora, entre outras questões. Portanto, todos estes aspectos incrementam a complexidade do desenvolvimento do sensor ideal, como pode ser observado no trabalho de Yucek [22], que detalha estes diversos aspectos a serem enfrentados nas pesquisas envolvendo o sensoriamento de espectro, tais como os desafios envolvidos, como os problemas de segurança e limitações de *hardware*, os aspectos envolvidos nas técnicas de detecção, como os desafios para implementação de detecção baseado na forma de onda, por exemplo, e os desafios envolvidos às abordagens, ou arquiteturas de sensoriamento, entre outros aspectos (Figura 2.1).

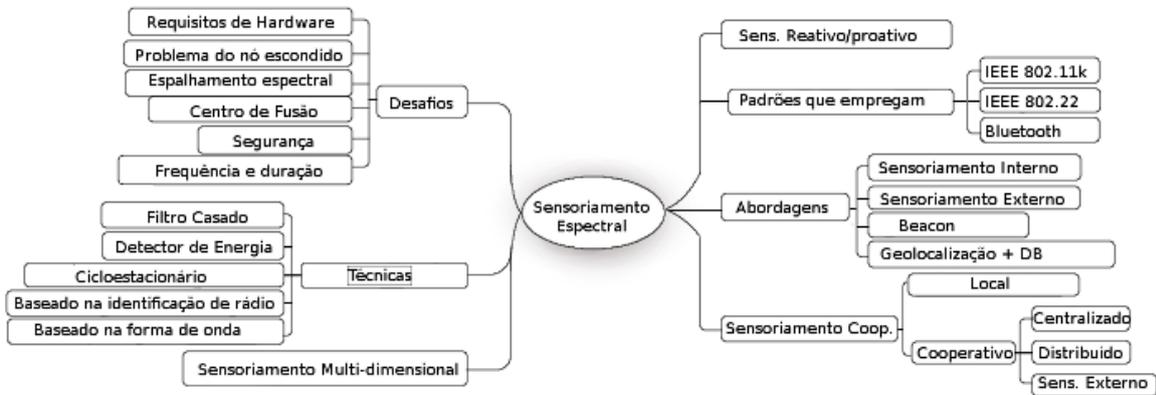


Figura 2.1: Aspectos do sensoriamento espectral para RC.

## 2.2 MÉTODOS DE SENSORIAMENTO ESPECTRAL

Um grande número de diferentes métodos de sensoriamento espectral são propostos na literatura e desenvolvidos pela indústria, onde visto que o sensoriamento espectral deverá ser capaz de distinguir entre um canal ocupado ou livre, utiliza-se a abordagem da detecção de um menor valor possível que permita identificar a presença de um UP, sendo instituídas duas hipóteses como resultado da avaliação de um processo de sensoriamento:

$$\begin{aligned} y[n] &= w[n] & H_0 \\ y[n] &= hs[n] + w[n] & H_1, \end{aligned} \quad (2.1)$$

no qual  $y[n]$  seja o  $n$ -ésimo sinal recebido pelo sensor,  $w[n]$  a  $n$ -ésima amostra do ruído,  $h$  o ganho do canal e  $s[n]$  o  $n$ -ésimo sinal transmitido pelo UP, sendo que a hipótese  $H_0$  representa a ausência do UP no canal, e a hipótese  $H_1$  representa a presença.

Dentro desta visão, diversos tipos de tecnologias de detectores podem ser empregados, tais como a detecção por filtro casado, detecção de ciclo-estacionariedade, detecção baseada na forma de onda e detecção baseada na identificação do transmissor, por exemplo [22, 27, 28]. Um dos tipos de detecção mais utilizados, devido sua simplicidade intrínseca, além de seu baixo custo de implementação, é a detecção por energia, ou ED (do inglês *Energy Detector*).

O detector de energia permite medir a energia de um dado sinal ao se integrar o quadrado do sinal que passa pelo filtro passa-faixa ideal (BPF, do inglês *Band-Pass Filter*), que seleciona a frequência central  $f_c$  e a banda do sinal em análise, em um intervalo temporal de observação  $T$  (Figura 2.2). Pode ser utilizado em sensoriamento onde não se conhece as características necessárias requeridas pelo filtro casado, ou outra forma de detecção que requer conhecimento prévio. A saída do detector de energia é então comparada com referido limiar  $\lambda$ , e sendo maior, define-se a hipótese  $H_1$ , ou  $H_0$  caso contrário.

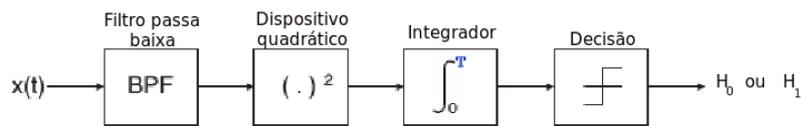


Figura 2.2: Diagrama de um detector de energia.

No contexto dos rádios cognitivos, deve-se considerar o seu potencial gerador de interferências aos usuários primários, o que acarreta em diversas abordagens visando contornar tais limitações. Uma primeira preocupação é em relação à acurácia do método de sensoriamento empregado, que pode ser apurada pela sua capacidade de descoberta da presença dos UPs. Em um sistema ideal, em que o US sempre consegue detectar a presença do UP, a geração de interferência é minimizada, ou nula Figura 2.3.

Como o processo de sensoriamento por detecção de energia baseia-se na análise de amostras dos sinais sensorizados, isto implica que um grande número de amostras coletadas em um determinado instante  $T$  favorece a capacidade de descoberta. Porém, um tempo muito grande dedicado a coleta destas amostras resulta em atrasos, perdas de oportunidades no espectro e redução da vazão. Tem-se, portanto, um paradoxo a ser resolvido, em que deve ser decidido o melhor ponto de equilíbrio entre o menor tempo necessário para a coleta das amostras, a máxima capacidade de descoberta e a máxima vazão.

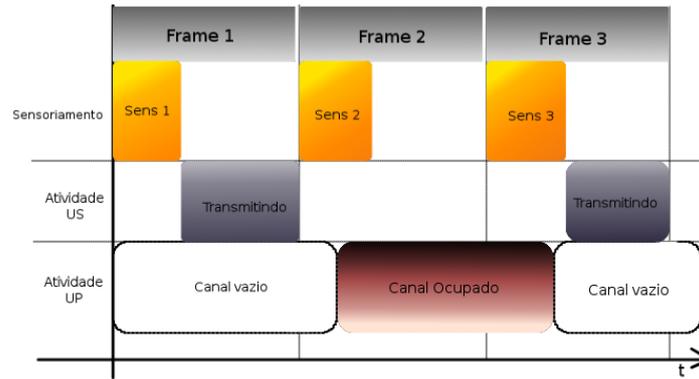


Figura 2.3: Sensoriamento em que o RC sempre encontra a presença do UP no canal de interesse.

### 2.3 O SENSORIAMENTO SERIAL

Um dos métodos mais básicos de sensoriamento espectral é o sensoriamento serial, ou o sensoriamento tradicional, onde o sensoriamento é realizado com a parada da transmissão do rádio cognitivo, como pode ser notado na Figura 2.4. Neste tipo de operação, o sensoriamento ocorre no domínio do tempo para várias faixas espectrais, onde o rádio cognitivo determina um tempo de transmissão e um tempo de sensoriamento, e um não ocorre ao mesmo tempo que o outro. Neste tipo de arquitetura, o rádio cognitivo executa um sensoriamento antes de iniciar sua transmissão, em um determinado canal, sendo que se for definida hipótese  $H_0$ , ele inicia sua transmissão até concluir seu instante  $T$  de transmissão, e ao término deste período, interrompe sua transmissão para realizar um novo sensoriamento. Caso o sensoriamento defina hipótese  $H_1$ , o rádio cognitivo aguarda sem transmitir até o próximo período de sensoriamento.

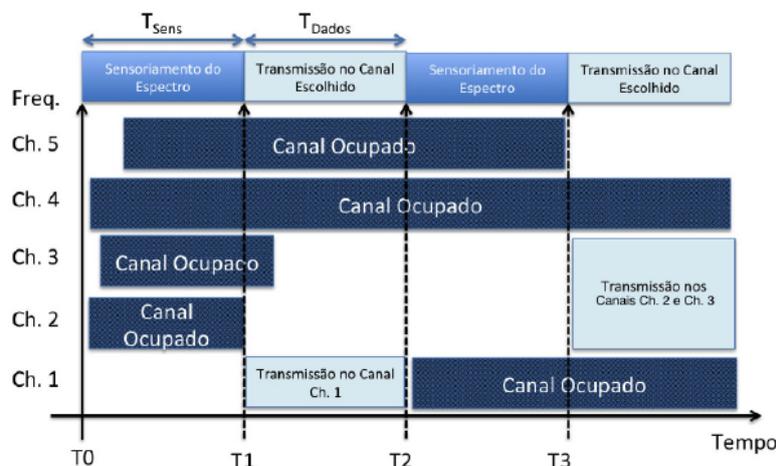


Figura 2.4: Sensoriamento sequencial.

Nesta consideração, fica evidente que este modo de sensoriamento pode acarretar em perdas de oportunidades, levando à ineficiência espectral para este rádio cognitivo. Um tempo muito longo de sensoriamento pode garantir maior apuração no sensoriamento, ao passo que reduz a vazão da rede, e o contrário pode acarretar maior potencial de geração de interferências. Diante desta limitação, alguns estudos visam otimizar o tempo de sensoriamento, de forma a garantir maiores taxas de transferências do rádio cognitivo, sem gerar maior interferência aos UPs [29, 30, 31], porém, esbarram nas próprias limitações do método serial, frente as paradas nas transmissões para sensoriamento.

O sensoriamento serial é realizado de forma local, isto é, é realizado pelo próprio RC, em uma arquitetura de rádio único, no qual existe somente um dispositivo responsável pelo sensoriamento do espectro e pela transmissão de dados no acesso oportunista. Esta é uma das causas das limitações deste tipo de sensoriamento. Sua principal vantagem é a simplicidade e menor custo de operação, pois requer somente um sistema de rádio.

## 2.4 O SENSORIAMENTO COOPERATIVO

Um outro problema relativo à tomada de decisão individualizada pelo RC é o nó escondido, já amplamente descrito na literatura, que consiste nos diversos problemas, como o sombreamento ou o desvanecimento por multipercursos, que impedem o RC que realiza o sensoriamento de identificar algum usuário primário, acarretando em interferência a este UP, como pode ser visto na Figura 2.5 [22], em que caso o usuário primário transmissor ( $UP_{tx}$ ) esteja transmitindo para seu usuário receptor ( $UP_{rx}$ ), e o rádio cognitivo não seja capaz de identificar corretamente a presença do UP transmissor, por estar fora do alcance do rádio, gerando interferências ao receptor secundário ao iniciar sua transmissão por decidir incorretamente estar em hipótese  $H_0$ .

Como forma de contornar alguns dos problemas inerentes ao sensoriamento individualizado, como o citado problema do nó escondido, além de problemas como incerteza do ruído, desvanecimento e sombreamento, o sensoriamento cooperativo é proposto e estudado por diversos grupos [32, 33, 34]. De maneira geral, o sensoriamento cooperativo é uma arquitetura que emprega o uso de múltiplos usuários, na visão de uma rede de rádios cognitivos, ou CRN (do inglês *Cognitive Radio Network*), onde cada nó da rede pode realizar o sensoriamento conjuntamente.

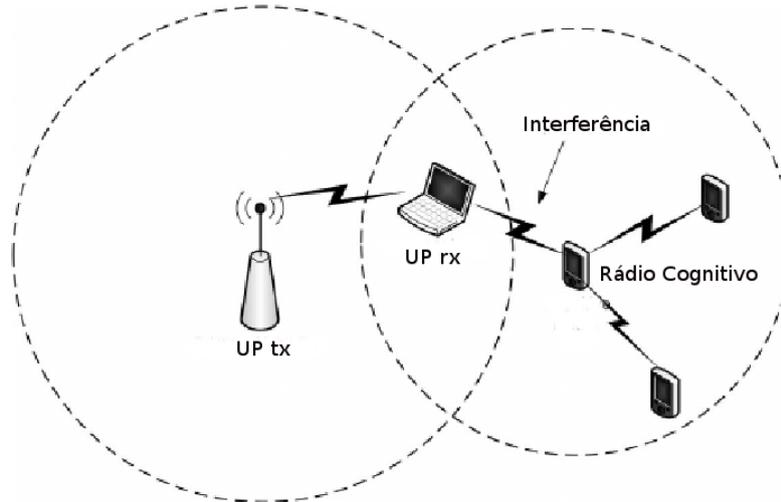


Figura 2.5: O problema do nó escondido.

A lógica por trás desta arquitetura é que, tendo diversos nós geograficamente dispersos no espaço, seja pouco provável que todos tenham as mesmas influências ou obstáculos já mencionados, e o sensoriamento torna-se mais sensível e apurado. Assim sendo, é necessário, pelo menos, de uma arquitetura com rádio duplo, que permita que o sensoriamento possa ser desempenhado por outro usuário, enquanto outro fica encarregado da transmissão [22]. Esta outra forma de estruturação de rádios cognitivos abre a possibilidade de uso do sensoriamento de forma *Centralizada* ou *Distribuída*.

Em CRN centralizadas, há o emprego de um centro de fusão, sendo uma unidade central que recolhe amostras locais e estatísticas locais observadas pelos demais nós da rede, no qual esta unidade central possa concluir pelo estado da rede e seus canais a partir da combinação linear dos dados destes nós [35, 36].

Já para as redes distribuídas, ou descentralizadas, cada US realiza o sensoriamento e compartilham entre si os resultados encontrados individualmente, e cada nó recebe tais informações e decide sozinho pela hipótese em que se encontra o canal de interesse.

Tanto na rede centralizada quanto na distribuída, existe a necessidade de um canal de controle para a comunicação entre os nós da rede e entre o centro de fusão, com óbvios custos de banda, principalmente quando a quantidade de nós é grande, no qual o consumo de banda no canal de controle pode crescer muito. Além disso, novos desafios são introduzidos no desenvolvimento de protocolos que garantam a correta combinação das amostras coletadas. Na Figura 2.6 são ilustradas duas redes de rádios cognitivos, em que o usuário primário ( $UP_{tx}$ ) realiza sua transmissão (sinais amarelos), e a CRN

centralizada coleta em seu centro de fusão os parâmetros necessários para a decisão dos usuários dispersos geograficamente (sinais azuis), permitindo que o CR que não consegue sensoriar os sinais do UP sozinho saiba da sua presença, assim como na CRN distribuída (sinais verdes), no qual o CR também incapaz de receber os sinais do UP recebe diretamente de outros USs condições para saber da presença do UP.

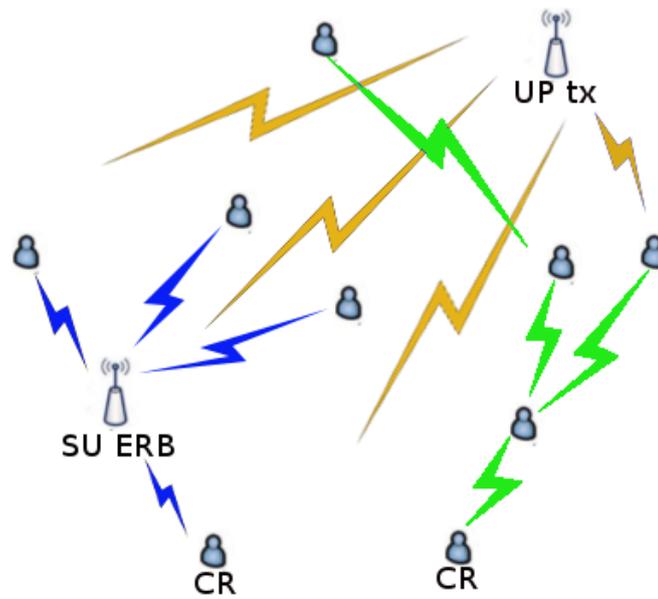


Figura 2.6: Sensoriamento cooperativo centralizado(sinais azuis) e distribuído(sinais verdes).

## 2.5 O SENSORIAMENTO PARALELO À TRANSMISSÃO

A proposta do sensoriamento serial, mesmo que cooperativo, apresenta significativas melhorias na capacidade de descoberta de oportunidades no espectro, porém, continua sendo visível que se a única forma adotada para o sensoriamento ainda for dependente da parada na transmissão para a realização do sensoriamento, esta arquitetura pode ainda ser deficiente em termos de eficiência espectral.

Neste sentido, é proposta a técnica de sensoriamento do espectro a ser realizado de forma paralela e contínua à comunicação [24, 37, 38, 39, 40], (ou sensoriamento externo [22]) a ser adotado em esquema de sensoriamento cooperativo, no qual um rádio que não esteja transmitindo realiza o sensoriamento enquanto outro rádio transmite simultaneamente, sem ter a necessidade de parada para o sensoriamento.

Nesta abordagem, há significativa melhora na eficiência espectral, justamente por resolver a limitação do sensoriamento serial. Porém, não é possível que os nós que realizam o

sensoriamento o façam na mesma banda de operação do rádio cognitivo, pois o próprio rádio cognitivo seria visto como interferente no processo de sensoriamento. Neste caso, este método é conhecido como sensoriamento fora da banda (OB, *Out-of-Band*)[41]. Desta forma, os nós da CRN realizam o sensoriamento do espectro em busca de canais livres, e avisam o centro de fusão ou o CR para que realize a troca do canal, como visto no DFH (do inglês *Dynamic Frequency Hopping*), adotado pelo padrão IEEE 802.22 [42].

Segundo este conceito instituído pelo DFH, a CRN será tão robusta e eficiente de acordo com a existência de canais livres, sendo necessária sua parada na transmissão somente quando se esgotarem estes canais. Sua limitação se dá pela exigência de, pelo menos, dois canais livres para que não haja interrupção na transmissão, o que pode não ocorrer em ambientes de escassez espectral. Outro ponto é que o rádio cognitivo pode ser obrigado a saltar para outra frequência somente pelo fato de se ter encontrado outra oportunidade, não se levando em consideração que a frequência anterior continue vaga, e possua melhores condições para a sua comunicação.

Importante notar que tanto na abordagem de sensoriamento serial com cooperação, quanto no sensoriamento paralelo com cooperação, ainda há uma dependência significativa no melhor compromisso entre o tempo gasto no sensoriamento e na transmissão. Além disso, há a implicação de maior consumo de energia e processamento dos nós inativos que realizam o sensoriamento. Desta forma, [43, 44] propõe minimizar o tempo de sensoriamento individual de cada nó inativo da CRN ao buscar um menor número ótimo de rádios que precisam cooperar para atingir certo nível de acurácia do sensoriamento, de forma que nem todos os rádios inativos precisem realizar o sensoriamento.

Em [26] é proposta uma técnica de monitoramento de espectro baseada em estatísticas de erro de recepção de pacotes, que antecede o sensoriamento espectral, no qual o aumento da taxa de erro de pacotes recebidos pelos USs pode ser causado pela presença do sinal do UP, disparando o sensoriamento para confirmação da presença. Tal técnica comprovou melhorar significativamente a vazão da rede secundária, pois reduz a frequência do sensoriamento. Porém, esta técnica é limitada ao cenário no qual a diferença entre a potência do US e UP não seja muito grande (RPSP, razão de potência secundário-primário), pois em cenários de alta RPSP a presença do sinal UP pode ser dificilmente detectada ou confundida com desvanecimento do sinal do US. Os autores desencorajam o uso da técnica em ambientes de sensoriamento tradicional com rádio único quando a SNR do UP é muito fraca, o que leva a uma dependência de múltiplos

USs geograficamente distribuídos, cooperando no sensoriamento, o que esbarra na já citada limitação ocorrida pelo incremento da disputa pelo canal de controle entre os nós secundários e o centro de fusão.

Visando contornar tais limitações, destacam-se alguns trabalhos que apresentam o sensoriamento paralelo, mas com o sensoriamento ocorrendo na mesma banda de operação do rádio cognitivo, como [24, 45]. De maneira geral, tal proposta visa resolver a redução da capacidade de uso de um canal imposta pela ideia de que um canal não possa ser utilizado para transmissão enquanto esteja sendo utilizado para comunicação. Desta forma, enquanto houver ao menos um único canal disponível, o rádio cognitivo será capaz de decidir a respeito da presença do UP mesmo que o canal sob sensoriamento esteja sendo utilizado para comunicação por outro usuário secundário.

Em [45] é apresentada a proposta de considerar o reuso oportunista das faixas de frequência, no qual o rádio inativo possa sensoriar na mesma banda em que o rádio cognitivo estiver transmitindo, como ilustrado na Figura 2.7. Nesta proposta, qualquer usuário da CRN pode transmitir, enquanto que os demais nós realizam o sensoriamento, e o rádio transmissor somente paralisa sua transmissão caso os nós identifiquem a presença do UP. O grande benefício da proposta foi possibilitar o sensoriamento da banda mesmo na presença do sinal de outro US, tido como interferente ao processo de sensoriamento.

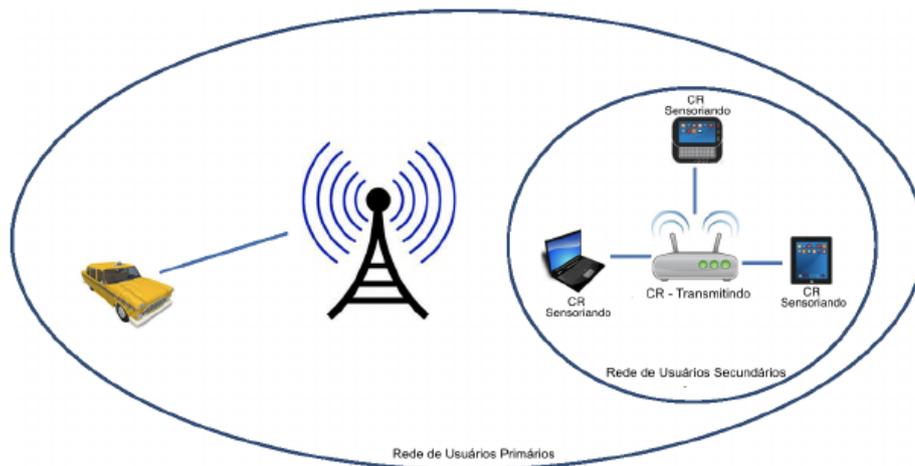


Figura 2.7: Sensoriamento paralelo e contínuo à transmissão com sensoriamento na mesma banda de comunicação.

Sobretudo, tal técnica permite que o sensoriamento seja realizado de forma que o rádio cognitivo possua apenas informação adicional a respeito da SNR do sinal dos

USs na faixa de frequência sob sensoriamento, não sendo necessária nenhuma alteração no *hardware* do detector de energia convencional [45]. O modelo proposto em [45] é facilmente adaptado para o sensoriamento sob a influência da transmissão de múltiplos USs no mesmo canal, mas limita-se em relação a RPSP, no qual sendo grande o valor da SNR dos USs, maior tempo de sensoriamento deve ser empregado, o que pode esbarrar nas limitações de período CDT (do inglês *Channel Detection Time*, ou Tempo de Detecção do Canal), que é usualmente utilizado para limitar o período máximo no qual o UP pode suportar interferências antes que o RC o detecte, ou deve-se assumir uma maior  $P_{fa}$  (perda de oportunidade), ferindo os valores máximos limitados pelo padrão IEEE 802.22 [42].

## 2.6 MITIGANDO A INTERFERÊNCIA DO US NO PROCESSO DE DETECÇÃO DO UP

Seguindo a visão de [24, 45], este trabalho apresenta uma proposta de sensoriamento para rádios cognitivos, onde o sensoriamento ocorre de forma paralela à transmissão, assim como nas considerações já apresentadas, mas que emprega o uso de múltiplas antenas e implementa técnicas para o cancelamento dos sinais dos USs, antes que estes sinais sejam enviados ao detector de energia, possibilitando melhorias na identificação da presença dos UPs, e garantindo que múltiplos usuários secundários transmitam sem a necessidade de paradas para sensoriamento.

Em [46] é proposto um método de sensoriamento cooperativo centralizado, que usa o sensoriamento realizado pelos  $Q$  USs inativos, na mesma banda de forma paralela à comunicação (Figura 2.8), em que os USs inativos fazem uso de técnica BSS (do inglês *Blind Source Separation*) para sensoriar a presença de um único UP, separando seu sinal daquele interferente oriundo do rádio secundário, permitindo que o centro de fusão faça a predição da atividade deste UP.

No decorrer do desenvolvimento deste trabalho, método semelhante ao método aqui proposto foi encontrado em [47], que apresenta a separação de fontes com a técnica ICA. Porém, o método proposto por este trabalho se difere em diversos pontos:

i) o autor não se baseia no detector de energia, após o cancelamento do sinal interferente, de forma que a detecção é baseada na variação do espectro da função custo do ICA, no caso a Curtose do vetor de sinais estimados;

ii) o artigo apresenta técnica verdadeiramente cega, o que não é o caso do método apresentado neste trabalho. Isso é possível pois o autor não está interessado em decodificar os sinais, e apenas detectar a presença do sinal do usuário primário, não necessitando de sinais pilotos;

iii) o trabalho em [47] é limitado a uma única fonte de UP;

iv) na técnica deste trabalho o usuário secundário possui um sinal não-gaussiano, como os modelados em QPSK (do inglês *Quadrature Phase Shift Keying*), enquanto que o primário é gaussiano, como sinais OFDM (do inglês *Orthogonal Frequency-Division Multiplexing*) ou de TV analógica (AM-DSB+C/FM), e isto permite distinguir no receptor os dois sinais via ICA. Para [47] ambos os sinais são não-Gaussianos, e como já destacado, a detecção é feita de forma comparativa no tempo, com entrada e saída do usuário primário.

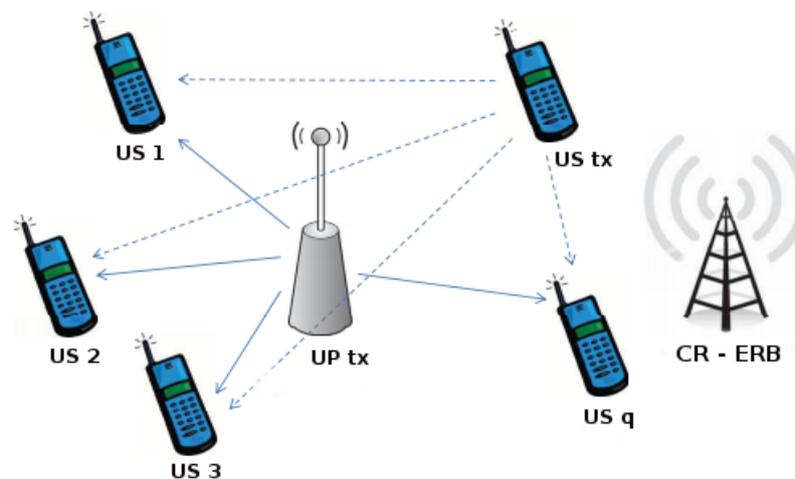


Figura 2.8: Sensoriamento cooperativo e centralizado, com cancelamento da interferência do US transmissor.

Em [23] é apresentado o *TranSensing*, sendo uma abordagem que conta com rádios equipados com isolamento das múltiplas antenas e implementa cancelamento de auto-interferência, utilizando recursos espaciais do ambiente de rádio. Nesta abordagem (Figura 2.9) o sensoriamento ocorre na mesma banda de comunicação, e é realizado no próprio transmissor, onde se emprega múltiplas antenas, sendo parte das antenas definidas para o sensoriamento ( $N_s$ ) e as demais definidas para a transmissão ( $N_d$ ). Esta técnica se mostra eficaz, porém, é dependente do isolamento via hardware, de forma que a interferência gerada pela sua própria comunicação deva ser devidamente cancelada

para que a técnica funcione, o que ainda aparenta ser extremamente desafiador, visto a grande diferença entre a potência transmitida pelo  $SU_{Tx}$  e a recebida no mesmo rádio oriunda do  $PU_{Tx}$ .

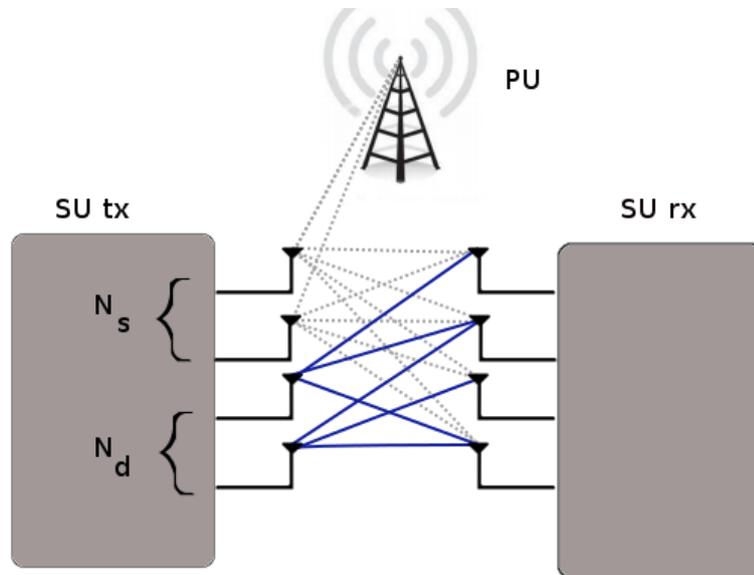


Figura 2.9: Técnica TranSensing, no qual o próprio SU transmissor realiza o sensoriamento de forma paralela à comunicação.

### 3 CANCELAMENTO DOS SINAIS DOS SECUNDÁRIOS

Este capítulo caracteriza o problema da interferência gerada pelo sensoriamento ocorrendo na mesma banda em que esteja ocorrendo a transmissão, e apresenta os métodos que são empregados para possibilitar o correto sensoriamento nestas condições. O foco do trabalho está na separação das fontes da matriz de sinais misturados recebidos no sensoriamento.

#### 3.1 INTRODUÇÃO

O problema de sinais misturados pode ser exemplificado como a coleta de diversos sons por microfones em ambiente no qual estes sons estão misturados, como ilustrado na Figura 3.1, em que os microfones situados em direções diferentes recebem amostras misturadas dos sons emitidos por cada fonte. Seria muito útil se for possível estimar os sons emitidos por cada fonte de forma individual, separando-os da mistura de todos os sons recebidos, como no problema “festa do coquetel”, ou *Cocktail Party Problem* [48], como quando um ouvinte consegue ouvir seu nome sendo chamado em meio a um ambiente com extrema poluição sonora. Neste tipo de consideração, uma boa forma de se isolar determinada fonte, como quando se deseja concentrar na fala de uma pessoa específica em um ambiente ruidoso, é anulando-se as demais fontes sonoras.

Neste caso, o som misturado capturado por um microfone, em um determinado instante  $t$ , considerando-se somente duas fontes, pode ser descrito como

$$x_1(t) = a_{11}s_1(t) + a_{12}s_2(t), \quad (3.1)$$

em que  $a_{11}$  e  $a_{12}$  são parâmetros que descrevem características como a distância entre as fontes e o microfone, por exemplo,  $s_1(t)$  e  $s_2(t)$  os sinais emitidos por cada uma das fontes no instante  $t$ . Desta forma, têm-se em  $x_1(t)$  a soma dos sons misturados recebidos pelo microfone. Se o parâmetro  $a_{ij}$  for conhecido, pode-se facilmente estimar o valor de  $s_i(t)$  associado à este parâmetro, pela resolução da Equação (3.1), gerando condições para o cancelamento da fonte interferente. O problema se dá à medida que se busca estimar algum dos sinais da mistura sem o conhecimento do parâmetro  $a_{ij}$ .

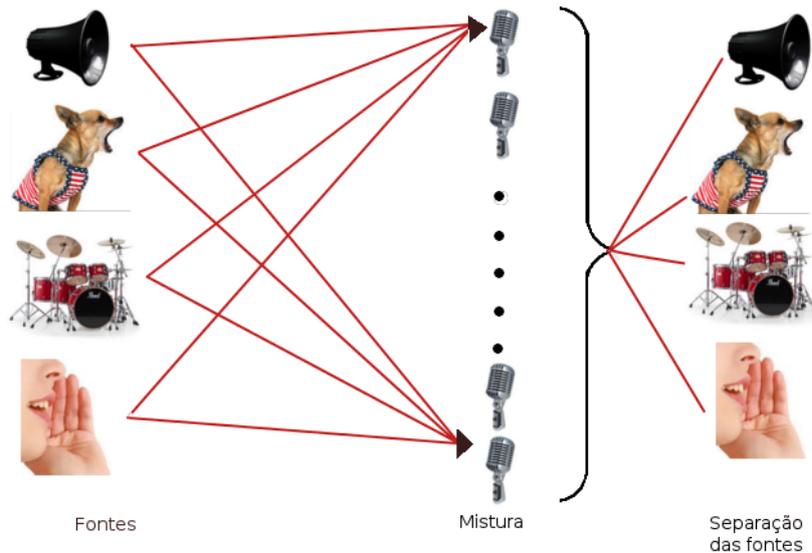


Figura 3.1: Captura de sinais misturados em ambiente com múltiplas fontes de áudio.

Neste sentido, observando-se o caso de uma pessoa buscando se concentrar na fala de um determinado locutor falando em meio a um ambiente ruidoso, o som de uma segunda fonte de áudio neste ambiente gera complicações ao ouvinte no processo de identificação da comunicação do locutor, sendo que a medida que a potência do som emitido por esta segunda fonte se incrementa, esta capacidade de identificação se degrada.

No contexto dos rádios cognitivos, para os cenários onde o compartilhamento do espectro ocorre em modo *underlay*, no qual uma rede de rádios cognitivos onde usuários primários e, possivelmente, diversos usuários secundários possam estar utilizando o mesmo recurso espectral, o sensoriamento espectral irá considerar uma matriz contendo os sinais dos primários, dos secundários e o ruído. Em uma análise inicial, observa-se que, assim como no caso do locutor, a presença de USs pode gerar complicações ao processo de identificação da presença dos UPs, principalmente se a razão de potência Secundário-Primário (*RPSP*) for grande, como foi devidamente constatado no trabalho [45]. Por outro lado, no processo de cancelamento dos sinais secundários, o sinal do(s) primário(s) é que gera interferência.

Da mesma forma como no problema da separação de áudio ilustrado, seria muito útil se for possível estimar os sinais emitidos por cada fonte de rádio neste sistema, favorecendo a retirada dos sinais dos usuários secundários que, no detector de energia, são interferentes na matriz misturada obtida. Assim, este trabalho apresenta os esforços empregados na definição de um método para cancelamento dos sinais destes USs, que

garanta bons resultados de melhoria nas taxas de descobertas de oportunidades, representando acréscimo de vazão (máxima exploração dos espaços em branco) e redução das interferências aos UPs (máxima identificação correta dos UPs em transmissão), com uso de sensoriamento paralelo à transmissão, assim como em [25, 49, 33], empregando uso de múltiplas antenas.

Sistemas MIMO são utilizados a fim de aproveitar a diversidade espacial e a aleatoriedade, possibilitando separar determinados sinais que ocupam os mesmos recursos, nos domínios do tempo, espaço e frequência, permitindo a separação de todas as fontes e sucessiva eliminação destas visando ao sensoriamento dos UPs. Esta capacidade de separação das fontes é essencial para o sistema aqui proposto, em que é considerado que as antenas estejam suficientemente espaçadas para garantir a independência entre os sinais que chegam a cada uma delas.

### **3.2 O SISTEMA PROPOSTO**

Em resumo, o sistema aqui proposto fornece uma maneira para atacar a limitação vistas nas técnicas de sensoriamento descritas, a respeito da impossibilidade de operação do CR no momento de sensoriamento na mesma banda de interesse, devido ao fato destas técnicas não conseguirem diferenciar corretamente os sinais de UPs e USs.

Visto a necessidade do cancelamento dos sinais dos USs, promovendo melhoria na descoberta dos UPs, o sistema ilustrado na Figura 3.2 implementa os métodos descritos neste trabalho, no qual os sinais dos USs continuam a ser decodificados pelo rádio, pois não são descartados, sendo que a estimação do canal e dos sinais USs serve somente para a extração destes sinais da matriz dos sinais recebidos, de forma que são geradas duas matrizes, uma contendo os sinais dos UPs e o ruído, e outra contendo os sinais dos USs. Sendo o sistema bem sucedido, a descoberta de oportunidades deverá ser satisfatória.

As análises feitas neste trabalho consideram o uso de detector de energia como ferramenta de sensoriamento de espectro devido sua baixa complexidade de implementação, além do seu baixo custo [50]. No entanto, a proposta desta dissertação pode ser estendida a outras técnicas de sensoriamento. Para o caso de sensoriamento tradicional, em que apenas um usuário primário emite sinal no canal de interesse, o sinal de banda

básica  $y[n]$  oriundo de um sensor é dado por

$$y[n] = \begin{cases} w[n], & H_0 \\ w[n] + h_p s[n], & H_1 \end{cases} \quad (3.2)$$

sendo  $w[n]$  a  $n$ -ésima amostra do ruído,  $s[n]$  a  $n$ -ésima amostra do sinal do primário e  $h_p$  o ganho instantâneo do canal entre o primário e o RC que realiza o sensoriamento [50, 45], e as hipóteses 0 ( $H_0$ ) e 1 ( $H_1$ ) se referem aos casos de ausência e presença de sinal do usuário primário no momento do sensoriamento do canal, respectivamente.

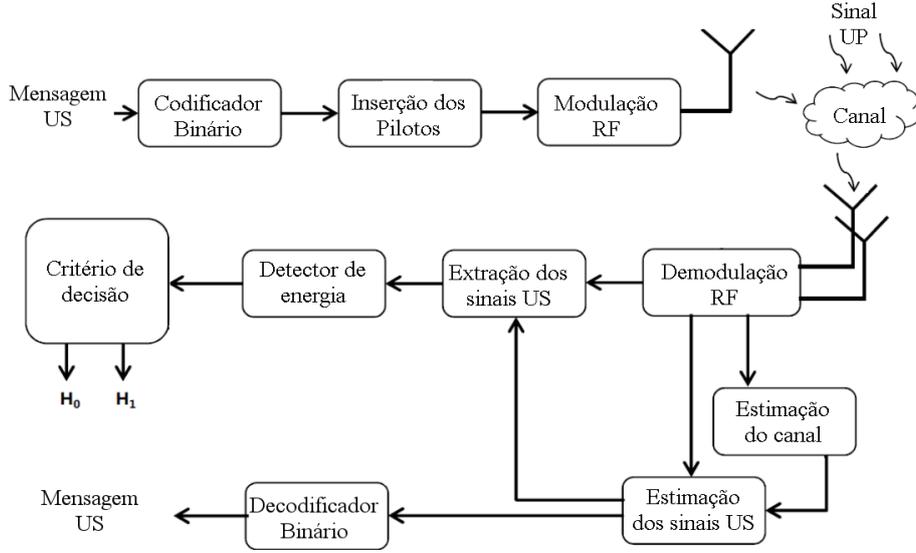


Figura 3.2: Sistema proposto para RC MIMO com cancelamento dos sinais USs

O desempenho do detector de energia pode ser avaliado por métricas estatísticas e estudo da curva ROC (do inglês *Receiver Operating Characteristic*), que expressa a Probabilidade de Detecção ( $P_d$ ) versus Probabilidade de Falso Alarme ( $P_{fa}$ ), sendo  $P_d$  a probabilidade de que o sinal recebido pelo detector de energia seja maior que o limiar de decisão  $\lambda$ , dado que foi definido  $H_1$  (UP presente), e  $P_{fa}$  a probabilidade de que o sinal recebido pelo detector de energia seja maior que o limiar de decisão  $\lambda$ , estando o canal em hipótese  $H_0$  (UP ausente), definido como:

$$\begin{aligned} P_d &= Pr\{decisão = H_1 | H_1\} = Pr\{Y > \lambda | H_1\}, \\ P_{fa} &= Pr\{decisão = H_1 | H_0\} = Pr\{Y > \lambda | H_0\}, \end{aligned} \quad (3.3)$$

sendo  $Pr\{\cdot\}$  a probabilidade de um dado evento,  $\lambda$  o limiar de decisão e  $Y$  a energia total recebida no sensoriamento. Em outras palavras,  $P_d$  é a probabilidade de detecção da presença do UP, quando de fato ele esteja presente, e  $P_{fa}$  a probabilidade de definição de presença do UP, quando na verdade a banda sensoriada esteja livre.

Admite-se que o sistema MIMO seja um arranjo de antenas na estação rádio base (*ERB*) composto de  $M$  sensores, que recebem  $N$  amostras dos sinais recebidos de  $P$  transmissores primários (UP) e  $Q$  transmissores secundários (US) durante o tempo  $T$  de sensoriamento, em que o sinal recebido no  $m$ -ésimo sensor, segundo [25], pode ser descrito como:

$$y_m[n] = \begin{cases} w_m[n] + \sum_{q=1}^Q h_{mq}s_q[n], & H_0 \\ w_m[n] + \sum_{p=1}^P h_{mp}s_p[n] + \sum_{q=1}^Q h_{mq}s_q[n], & H_1 \end{cases} \quad (3.4)$$

sendo  $h_{mp}$  o ganho entre o  $p$ -ésimo transmissor primário (UP) e o  $m$ -ésimo sensor, e  $h_{mq}$  o ganho entre o  $q$ -ésimo transmissor secundário (US) e o  $m$ -ésimo sensor,  $s_p[n]$  e  $s_q[n]$  as  $n$ -ésimas amostras dos sinais dos primários e secundários, respectivamente, sendo os canais considerados estacionários no sentido amplo durante o sensoriamento.

Importante ressaltar que o usuário secundário também pode ser avaliado sob as hipóteses  $H_0$  e  $H_1$ , em que buscando uma simplificação conceitual deve-se considerar que no caso de se considerar o US em hipótese  $H_0$ , o sinal recebido deve ser descrito como (3.2), e caso contrário, isto é, em se considerando US em hipótese  $H_1$ , o sinal recebido deve ser descrito como (3.4).

No sistema proposto, é considerado que os sinais dos UPs possuam distribuição Gaussiana complexa circular e simétrica, (*Circularly Symmetric Complex Gaussian - CSCG*), como é comum em comunicações *OFDMA* (do inglês *Orthogonal Frequency-Division Multiple Access*), e que os USs possuam sinais não-Gaussianos, como modulados em QPSK (do inglês *Quadrature Phase Shift Keying*), que o ruído seja do tipo aditivo Gaussiano branco (*Additive White Gaussian Noise - AWGN*), e os canais de propagação possuam distribuição *Rayleigh* não correlacionados.

Importante lembrar que neste sistema proposto, o sinal dos USs são vistos como interferentes aos sinais dos UPs que se deseja sensoriar, enquanto que os sinais dos UPs podem ser vistos como interferentes no processo de decodificação dos sinais dos USs.

O sinal que chega ao detector de energia, após o cancelamento, é composto pelos sinais dos UPs, o ruído e o sinal residual dos USs, devido à margem de erro de estimação dos canais  $h_{mq}$ .

Esta técnica não é limitada ao esquema ilustrado na Figura 3.2, podendo ser estendida a um esquema cooperativo com múltiplas ERBs (Estações Rádio Base), ou RCs

espalhados espacialmente, a fim de se mitigar efeitos de sombreamento [44, 47]. O inconveniente deste último é a necessidade de um canal de retorno de amostras entre os RCs e um centro de fusão, com óbvios custos de banda.

O método aqui proposto pode ter seu algoritmo descrito pelo diagrama de blocos apresentado na Figura 3.3, em que as técnicas aqui descritas devem operar exclusivamente no processo “Cancelamento de fontes - USs”. Conforme apresentado, é requerido que seja realizado um sensoriamento no primeiro *frame*, antes de se iniciar qualquer transmissão, pois inicialmente não há nenhuma informação acerca do canal. Baseado neste resultado, o US inicia sua transmissão neste canal, caso esteja disponível. Após iniciada a transmissão, o método somente irá interromper sua transmissão caso complete sua tarefa ou decida que o canal começou a ser ocupado pelo UP. Como o sensoriamento paralelo à transmissão gera certa flexibilidade quanto ao tempo gasto no sensoriamento, este método não limita o tamanho do *frame*, cabendo esta preocupação ao algoritmo que venha a implementar o método.

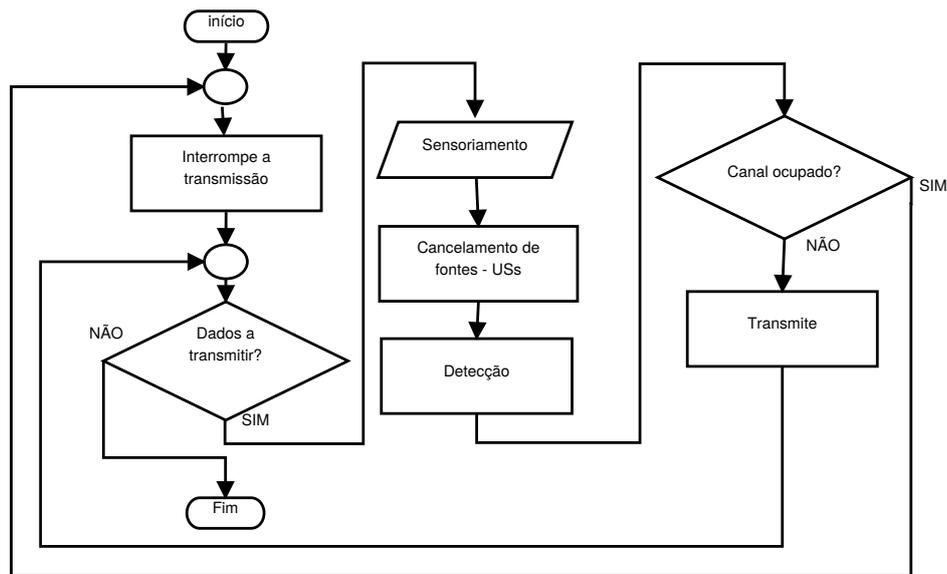


Figura 3.3: Diagrama de blocos de um algoritmo que implementa o método proposto.

De maneira geral, este método proposto visa primeiramente estimar  $h_{mq}$  (3.4), que é o ganho entre o  $q$ -ésimo transmissor secundário e o  $m$ -ésimo sensor, o que possibilitará a completa estimação dos sinais secundários e sua extração da matriz misturada, em que este ganho pode ser estimado com uso das técnicas descritas a seguir.

### 3.3 O MÉTODO DOS MÍNIMOS QUADRADOS

Uma das opções empregadas neste sistema proposto é o uso do método dos mínimos quadrados (LS, do inglês *Least Squares*), sendo um artifício de otimização algébrica que busca estimar a melhor combinação para um conjunto de dados, tentando minimizar a soma dos quadrados das diferenças (resíduos) entre o valor estimado e o valor dos dados observados. Este método, dentro do contexto do cancelamento dos sinais USs, pode ser ilustrado na Figura 3.4.



Figura 3.4: Diagrama do algoritmo de cancelamento LS

Segundo [49], em comunicações MIMO, quando há conhecimento dos pilotos dos USs, e com canais descorrelacionados, LS é uma solução viável para se estimar o canal de interesse. Em [51] observa-se que, em cenários com múltiplos USs, a estimação do canal com LS apresenta melhores resultados que os observados com uso de *Least Mean-Square* (LMS) e *Minimum Mean-Square Error* (MMSE). Uso de LS para estimar canais em desvanecimento rápido com uso de pilotos de subportadoras, em comunicações OFDM, é empregado em [52].

O método LS é bem descrito no arcabouço de ferramentas da econometria (OLS, do inglês *Ordinary Least Squares*), como sendo o mais básico procedimento de estimação em problemas aplicados à economia [53], onde a soma dos quadrados dos resíduos de uma regressão deve ser minimizada, maximizando o grau de ajuste do modelo frente aos dados observados. Nesta consideração, LS busca encontrar os valores de uma variável  $y$  a partir de outra variável  $x$  (variável explicativa) que possa ter influência sobre  $y$ , segundo a regressão simples:

$$y_i = x_i\beta + \varepsilon_i, \quad (3.5)$$

sendo  $\beta$  o coeficiente da  $i$ -ésima variável dependente  $x$  e  $\varepsilon$  o  $i$ -ésimo erro, ou resíduo esperado da estimação pelo modelo, que pode ser projetado como

$$\varepsilon_i = y - x_i\beta \quad (3.6)$$

O método dos mínimos quadrados busca minimizar  $\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2$ , possibilitando se encontrar  $\beta$  que apresenta a menor diferença entre  $y_i$  estimado e  $y_i$  realmente observado.

Para os casos em que diversas variáveis explicativas  $x$  influenciam  $y$  ao mesmo tempo, como na aplicação no método aqui proposto, o modelo deve ser reescrito na forma matricial, unindo as equações:

$$\begin{aligned} y_1 &= x_1\beta + \varepsilon_1 \\ y_2 &= x_2\beta + \varepsilon_2 \\ &\cdot \\ &\cdot \\ &\cdot \\ y_n &= x_n\beta + \varepsilon_n \end{aligned}$$

Então (3.5) pode ser agora definida como

$$y = X\beta + \varepsilon, \tag{3.7}$$

em que  $X$  seja a matriz de observação das múltiplas variáveis  $x$ . Reescrevendo os resíduos  $\varepsilon$  da equação como  $\varepsilon^H \varepsilon$ , no qual  $(\cdot)^H$  é o operador Hermitiano, e substituindo  $\varepsilon$  por  $y - X\beta$  (3.6), temos:

$$\begin{aligned} S(\beta) &= (y - X\beta)^H (y - X\beta) \\ &= y^H y - y^H X\beta - \beta^H X^H y + \beta X^H X \beta \end{aligned} \tag{3.8}$$

A minimização dos resíduos se dá ao se derivar  $S(\beta)$  em relação a  $\beta$ , igualando-se a zero, onde se obtém a equação de regressão múltipla

$$\begin{aligned} \frac{\partial S}{\partial \beta} &= -2X^H y + 2X^H X \beta = 0 \\ X^H X \beta &= X^H y \\ \beta &= (X^H X)^{-1} (X^H y) \end{aligned} \tag{3.9}$$

O processo de subtração dos sinais dos USs da matriz de sinais recebidos, conforme aplicado pelo método aqui descrito, passa pela estimação dos ganhos dos canais secundários  $H_{LS} \in \mathbb{C}^{m \times q}$ , em que LS é empregado nesta tarefa, utilizando-se a equação (3.9):

$$H_{LS} = (S_{pil}^H S_{pil})^{-1} (S_{pil}^H X_{pil}), \quad (3.10)$$

sendo  $X_{pil} \in \mathbb{C}^{m \times n_p}$  a matriz complexa dos sinais recebidos que carregam as informações referentes aos  $n_p$  pilotos,  $S_{pil} \in \mathbb{C}^{q \times n_p}$  a matriz complexa dos  $n_p$  pilotos dos USs,  $(\cdot)^{-1}$  a operação de matriz inversa e  $(\cdot)^H$  o operador Hermitiano.

Retornando à equação (3.7), sendo o coeficiente  $\beta$  a matriz dos ganhos dos canais secundários, observa-se que a equação (3.7) se difere da representação de um sinal banda base oriundo de um sensor, representado por  $Y = HS$ . Desta forma, ao adotar a equação (3.10) para estimar  $H_{LS}$ , assume-se que seus parâmetros, caso descritos como a equação (3.7), sejam matrizes hermitianas.

De posse deste ganho calculado pelo LS, estima-se o sinal transmitido pelos USs com o produto

$$S_{LS} = (H_{LS})^+ Y, \quad (3.11)$$

sendo  $(H_{LS})^+$  a matriz pseudo-inversa (Moore-Penrose) do canal com respeito aos sinais secundários, e  $Y$  a própria matriz de sinais recebidos dada em (3.4).

Multiplicando-se o canal  $H_{LS}$  pelo sinal estimado  $S_{LS}$ , obtém-se a matriz dos sinais não-Gaussianos dos USs recebidos  $Y_{NG-LS}$ . Então subtraindo-se esta matriz da matriz complexa recebida  $Y$  dada em (3.4), obtém-se a matriz de sinais sensoriados sem a presença dos USs.

Mesmo que para a técnica LS não faça diferença a definição do sinal como gaussiano ou não-gaussiano, mantêm-se a mesma definição de sinais gaussianos para os usuários primários e não-gaussianos para os usuários secundários, visto que esta é uma condição para o uso da técnica ICA apresentada a seguir, e objetiva-se comparar os desempenhos das duas técnicas.

### 3.4 O MÉTODO DE ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES

Retornando ao exemplo citado da mistura de fontes de áudio, o problema se encontra na estimação de  $s_i(t)$  sem o conhecimento de  $a_{ij}$  (Equação 3.1), sendo o método de análise de componentes independentes (ICA, do inglês *Independent Component Analysis*) uma das abordagens possíveis para esta tarefa, em que alguma informação estatística de  $s_i(t)$  é utilizada para se estimar  $a_{ij}$ , considerando-se que  $s_1(t)$  e  $s_2(t)$  são estatisticamente independentes. Então,  $a_{ij}$  pode ser estimado pelo método ICA baseando-se na informação de independência entre os sinais. Esta separação pode ser ilustrada na Figura 3.5, onde dois sinais são separados ao fim do processo.

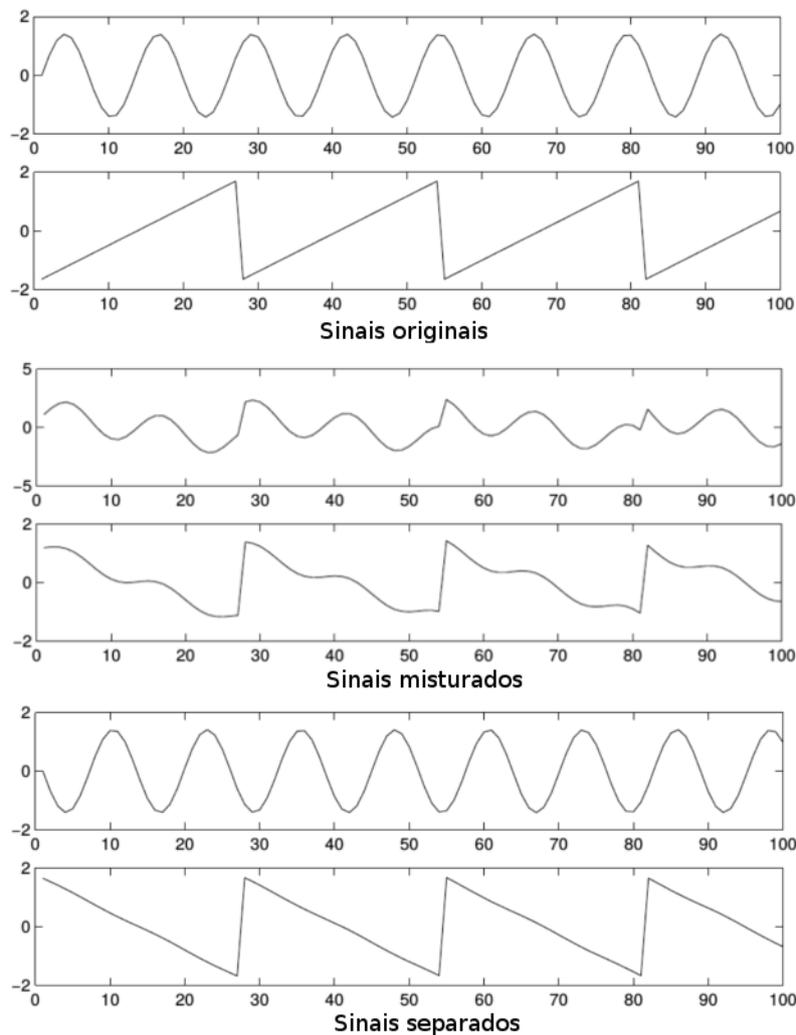


Figura 3.5: Separação de dois sinais distintos a partir de sinais misturados.

O método de Análise de Componentes Independentes é um método estatístico e computacional para a segregação das várias variáveis independentes que compõem um sinal em subcomponentes, resultando na possibilidade de observação e análise simultânea

das variáveis que se combinam para a formação do sinal. Ele visa decompor o sinal multivariado em sinais independentes e não-Gaussianos. Em termos matemáticos, ICA busca encontrar uma transformação linear que minimize a dependência estatística de um determinado conjunto de dados.

Estudos realizados em [48] e [54] demonstram detalhadamente o método, além da aplicação deste no processamento de sinais. Em [55] demonstra-se a utilização de ICA na separação de UPs em redes de RCs, e em [56] aplica-se ICA na caracterização de múltiplos UPs em sensoriamento cooperativo. Em [57] é possível notar a diversidade de possibilidades no emprego de ICA na separação de sinais misturados, tornando-os componentes independentes.

Devido à generalidade do método ICA, encontra-se aplicações em diversas áreas, como em: tratamento de imagens do cérebro, no qual as diferentes fontes dos sinais emitidos pelas atividades cerebrais se misturam nos sensores fora da cabeça, sendo que é requerido a interpretação de cada sinal de forma independente; em econometria, muitas vezes têm-se séries temporais paralelas, e ICA poderia decompô-las em componentes independentes, fornecendo uma visão da estrutura do conjunto de dados; na extração de características de imagens digitais, possibilitando a construção de filtros para características específicas nestas imagens, etc.

### **3.4.1 Condições requeridas pelo ICA**

O método ICA requer que os sinais em análise possuam distribuições não-gaussianas, e que estes sinais devam possuir independência estatística entre suas componentes. A separação de fontes em que os sinais sejam gaussianos causa uma impossibilidade de discernimento entre as componentes que compõem o sinal, onde as fontes sob análise continuam sendo uma simples combinação linear qualquer das gaussianas originais.

Assume-se que tanto as variáveis de mistura quanto as componentes independentes possuam média nula. Se isso não for verdade no sistema sob análise, as variáveis observadas devem ser centralizadas com a retirada da média.

Outros aspectos relevantes para o correto funcionamento do método ICA são destacados a seguir:

### 3.4.1.1 Independência Estatística

Diz-se que as componentes são independentes se o conhecimento de uma não levar ao conhecimento de outra. Tecnicamente, tal independência pode ser avaliada pela função de densidade de probabilidade (*pdf*) conjunta entre as componentes. Dadas duas componentes  $x_1$  e  $x_2$ , a independência ocorre quando a pdf conjunta destas variáveis aleatórias  $X_1$  e  $X_2$  for fatorada por:

$$p(x_1, x_2) = p_1(x_1)p_2(x_2), \quad (3.12)$$

de forma que se houver  $n$  componentes, a pdf conjunta seja o produto dos  $n$  termos.

Variáveis aleatórias independentes satisfazem a propriedade básica

$$E\{g(x_1)h(x_2)\} = E\{g(x_1)\}E\{h(x_2)\}, \quad (3.13)$$

em que  $g(x_1)$  e  $h(x_2)$  sejam funções absolutamente integráveis, das componentes  $x_1$  e  $x_2$ , respectivamente. A independência estatística é mais importante nesta avaliação do que a análise da decorrelação [48].

### 3.4.1.2 Curtose

O caráter de gaussianidade do sinal pode ser medida pelo seu método mais clássico, a função custo Curtose, que é classicamente definida como [58]

$$kurt(x_1) = E[x_1^4] - 3(E[x_1^2])^2, \quad (3.14)$$

em que  $x_1$  é o sinal sob análise, assumindo que a média do sinal é zero. Sendo o sinal sob análise gaussiano, a Curtose será igual a zero, pois

$$E[x_1^4] = 3(E[x_1^2])^2, \quad (3.15)$$

e para o caso do sinal ser gaussiano complexo, Curtose será definido como

$$kurt(x_1) = E[|x_1|^4] - 2(E[|x_1|^2])^2, \quad (3.16)$$

em que a Curtose será zero em caso do sinal ser gaussiano, pois

$$E[|x_1|^4] = 2(E[|x_1|^2])^2 \quad (3.17)$$

Curtose pode ser positiva ou negativa, no qual as variáveis aleatórias que possuam Curtose negativa são ditas sub-gaussianas, e super-gaussianas para aquelas que possuem Curtose positiva. Para um sinal  $x_1$  gaussiano, a Curtose converge a zero, e será diferente de zero para o caso dele ser não-gaussiano. Quanto maior a distância em módulo da Curtose em relação a zero, maior será a não gaussianidade do sinal em análise. Esta função é a função custo do método ICA, e mede o caráter gaussiano do sinal. Uma variação desta função é utilizada em [46, 47] para definir a presença ou ausência de sinal do usuário primário.

Por fim, assume-se que a matriz de mistura dos sinais possua forma quadrada, isto é, que o número de componentes independentes que se espera estimar seja o próprio número de dados observados. Contudo, se o número de fontes for maior que o número de misturas, a estimação das componentes independentes se torna mais complexa.

### 3.4.2 O método ICA proposto

O método ICA foi inicialmente escolhido para este projeto pois o mesmo é considerado como uma das melhores ferramentas de separação cega de fontes, ou seja, sem a necessidade de apoio de sinais piloto. No entanto, durante o desenvolvimento do trabalho, percebeu-se que algumas limitações da técnica impossibilitava seu uso de forma cega, como a ambiguidade de amplitude e fase.

Para que o método funcione corretamente, é necessário que os sinais em análise possuam distribuições não-gaussianas, o que é plausível para esta análise, pois os sinais dos usuários secundários assim foram considerados. Outro fator que habilita o uso de ICA neste estudo é o da independência e decorrelação entre os sinais dos USs. O método

ICA, neste trabalho, utiliza todas as amostras do sinal observado para a estimação do canal dos US, e não apenas aquelas associadas aos pilotos, como acontece no LS, e pode ser ilustrado conforme a Figura 3.6.



Figura 3.6: Diagrama do algoritmo de cancelamento ICA.

O problema limitador da técnica é a perda de *offsets* de fase e as permutações dos índices dos sinais e de suas amplitudes, como já indicado em [48]. Em [47] é proposto a separação cega de fontes, o que não é possível para sinais que possuem informações em fase e quadratura, pois um *offset* de fase é perdido na estimação ICA. Além disso, como o objetivo deste trabalho é o cancelamento do sinal, é importante saber de qual usuário se trata cada sinal estimado e sua amplitude. Apenas com a ajuda dos pilotos esses problemas são resolvidos.

Antes de se iniciar o método ICA, a matriz de sinais recebidos precisa ser pré-processada, obtendo-se a centralização com um procedimento simples de retirada da média da matriz de sinais, o que simplifica o algoritmo utilizado. O próximo passo neste pré-processamento é a realização de uma transformação linear chamada de branqueamento [48], decorrelacionando suas componentes e normalizando sua variância, gerando uma matriz ortogonal, segundo a equação

$$Y_B = VD^{-1/2}V^HY, \quad (3.18)$$

em que  $Y_B$  é a matriz branqueada de  $Y$  (3.4),  $V$  a matriz dos auto-vetores da matriz de covariância dos sinais observados e  $D$  é a matriz diagonal de autovalores.

A técnica ICA utilizada aqui maximiza a não-Gaussianidade dos componentes independentes do sinal recebido aplicando o método da descida descendente (*method of steepest descent*), em que um conjunto de vetores ótimos  $w_q$  são buscados dentro de uma função custo. Neste processo de otimização utilizam-se os símbolos pilotos para estimar os valores iniciais dos vetores ótimos da função custo. Com isso os problemas

relacionados às permutações dos índices dos sinais e *offsets* de fase intrínsecos ao canal de propagação são sanados. Os vetores ótimos  $w_q$  compõem a matriz  $W$  usada na estimação das matrizes normalizadas do canal  $H_{ICA} = W^{-1}$  e dos sinais transmitidos não-Gaussianos enviados pelos USs,  $S_{ICA} = WY_B$ . Esses vetores são estimados usando

$$w_q^{l+1} = w_q^l + \text{sign}(\text{kurt}(y_q)) \frac{\partial \text{kurt}(y_q)}{\partial w_q^l}, \quad (3.19)$$

em que  $l$  é o índice de iteração,  $q$  o índice da fonte não-Gaussiana,  $y_q$  é o  $q$ -ésimo vetor da matriz  $Y_B$  associada ao sinal do  $q$ -ésimo US e, para sinais complexos

$$\text{kurt}(y_q) = \mathbb{E}[|w_q Y_B|^4] - 2\mathbb{E}[|w_q Y_B|^2]^2, \quad (3.20)$$

em que  $\mathbb{E}[\cdot]$  representa o valor esperado. Com o conhecimento das estimativas dos sinais transmitidos  $S_{ICA}$  e dos ganhos dos canais  $H_{ICA}$ , a matriz de sinais não-Gaussianos recebidos  $Y_{NG-ICA}$  é facilmente estimada usando

$$Y_{NG-ICA} = \alpha H_{ICA} S_{ICA}, \quad (3.21)$$

em que  $\alpha$  carrega a informação do valor RMS dos sinais dos USs recebidos. Ela é importante para compensar as normalizações feitas no processo de estimação ICA, chamada de ambiguidade de amplitude, e é calculada a partir de uma estimativa da matriz de covariância dos sinais transmitidos mais os respectivos ganhos do canal, estimada a partir da matriz  $Y$ , da matriz normalizada e estimada do canal  $H_{ICA}$  e do nível estimado de ruído. De posse de  $Y_{NG-ICA}$ , o resto de sua subtração pelo sinal recebido  $Y$  é usado para estimar a energia dos sinais dos usuários primários.

## 4 DESEMPENHO DO SISTEMA PROPOSTO

### 4.1 INTRODUÇÃO

Em vistas de validação do método proposto, fornecendo meios para a comparação entre cenários com sensoriamento sem o cancelamento e com cancelamento com as técnicas aqui empregadas, simulações foram realizadas com uso do método de Monte Carlo, de forma a gerar sinais simulados para  $P$  usuários primários e  $Q$  usuários secundários em diversos cenários, em que os resultados plotados representam o desempenho do detector de energia para os casos onde não há nenhum cancelamento e após o cancelamento usando as técnicas aqui empregadas.

O desempenho do sistema proposto é avaliado por métricas estatísticas plotadas em gráficos de curva ROC (do inglês *Receiver Operating Characteristics*), nos quais expressam a Probabilidade de Detecção ( $P_d$ ) *versus* a Probabilidade de Falso Alarme ( $P_{fa}$ ).

O sensoriamento é realizado com emprego de múltiplas antenas, admitindo-se este sistema MIMO como um arranjo de  $M$  antenas ou sensores na estação rádio base (ERB), que recebem  $N$  amostras dos sinais recebidos de  $P$  transmissores operando em caráter primário (UPs) e  $Q$  transmissores operando como secundários (USs), no qual o sinal recebido pelo  $m$ -ésimo sensor pode ser descrito pela Equação (3.4).

O foco é, portanto, em cada rodada do Monte Carlo simular um sensoriamento ocorrendo em um ambiente de rádio completamente aleatório, em que existindo a comunicação ativa dos  $P$  UPs e  $Q$  USs no instante  $T$  do sensoriamento, os sinais recebidos em (3.4) sejam cancelados, provendo condições para comparações entre as técnicas de cancelamento propostas e o sensoriamento sem emprego de cancelamento. Também são realizadas comparações com a técnica descrita em [47], que também emprega ICA no sensoriamento contínuo e paralelo à transmissão.

No sistema proposto (Figura 3.2), é considerado que os sinais dos UPs possuam distribuição gaussiana complexa circular e simétrica, (*Circularly Symmetric Complex Gaussian* - CSCG), como é comum em comunicações *OFDMA*, e que os USs possuam sinais

não-gaussianos, como modulados em *QPSK*. O ruído é do tipo aditivo gaussiano branco (*Additive White Gaussian Noise - AWGN*), e os canais de propagação possuem distribuição *Rayleigh* não correlacionados.

Em todos os resultados foi empregada a cor azul para os casos sem cancelamento, vermelho para cancelamento LS, preto para cancelamento ICA e verde para o cancelamento com a técnica de *Curtose* de [47]. Quando considerada a relação sinal-ruído (aqui chamada de SNR, do inglês *Signal-to-Noise Ratio*), trata-se da SNR somada de todos os usuários primários ou secundários, sendo que as potências de cada usuário são distintas. Quanto à técnica de Curtose em [47], ela depende da variação da Curtose do vetor de sinais estimados pelo ICA. Se o módulo do valor mínimo desta função for inferior a certo limiar, isto deve indicar a ausência do sinal do usuário primário. Nesta técnica, todos os sinais, oriundos de primários ou secundários, são do tipo não-gaussiano, o que não é o caso na técnica ICA empregada neste trabalho.

## 4.2 OS RESULTADOS DE SIMULAÇÃO EM MÚLTIPLOS CENÁRIOS

A Figura 4.1 demonstra resultados das curvas ROC sendo a SNR dos UPs igual a  $-3\text{dB}$  e dos USs igual a  $3\text{dB}$ , com 315 amostras coletadas juntamente com os pilotos. Nota-se que as técnicas de cancelamento são válidas nos dois cenários empregados, pois apresentam resultados superiores aos sensoriamentos sem uso de cancelamento, mesmo com o incremento do número de USs, estando dentro das restrições requeridas pelo padrão IEEE 802.22 [42]. Conforme já exposto, o processo de cancelamento resulta em uma energia residual do US, em que aumenta-se a margem de erro quando o número de fontes a serem estimadas for maior, para um número fixo de sensores e de potência total, como pode ser visto para o cenário em que o número de USs é maior.

Comparando-se os resultados perante o incremento do número de USs, a Figura 4.2 apresenta as curvas considerando presença de 2 UPs, empregando-se 8 antenas coletando 315 amostras juntamente com os pilotos, variando-se o número de USs, considerando SNR total fixa em  $-9\text{ dB}$  e  $6\text{ dB}$  para UPs e USs, respectivamente. Quando não é empregado cancelamento algum, observa-se que em qualquer cenário os resultados são muito ruins, e que mesmo com uso de MIMO a capacidade de descoberta do sistema

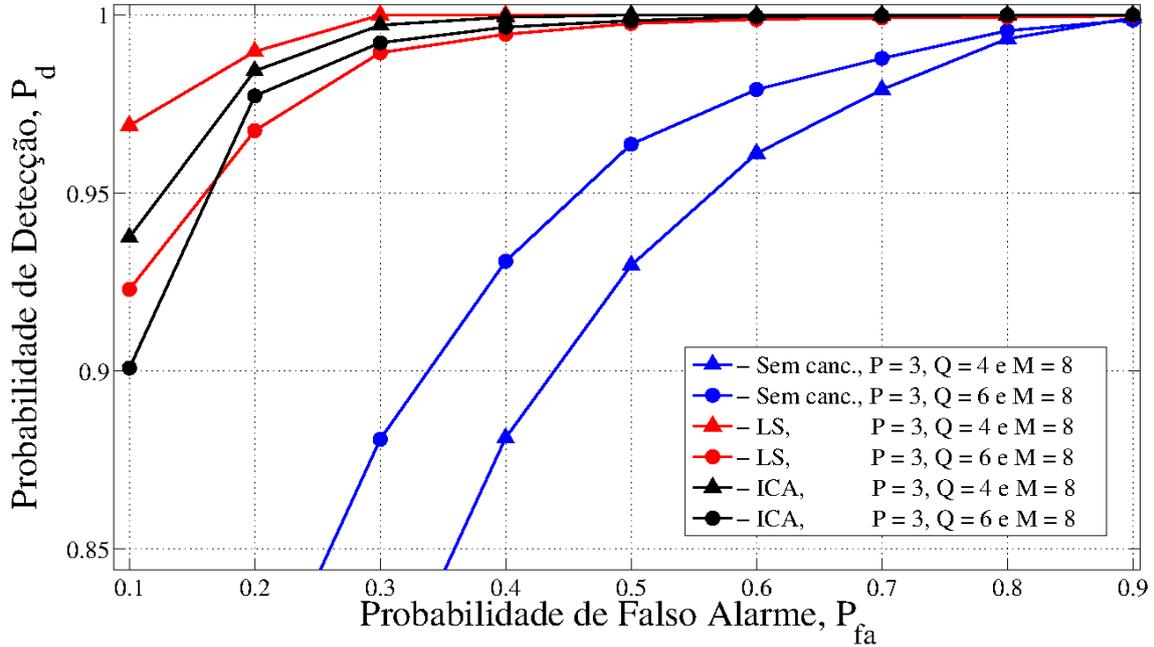


Figura 4.1: ROC com SNR total dos UPs igual a  $-3\text{dB}$  e dos USs em  $3\text{dB}$ , com 300 amostras coletadas, e 15 pilotos dos USs.

não gera bons resultados. Quando empregado cancelamento com LS e ICA, observa-se que o incremento do número de USs piora a capacidade de descoberta, o que pode ser atribuído a aproximação do número de USs do número de antenas, o que representa redução dos benefícios do emprego de múltiplas antenas na segregação de fontes.

### 4.3 A INFLUÊNCIA DA SNR

Considerando-se o mesmo cenário empregado na primeira simulação apresentada neste capítulo, mas agora com uma menor diferença entre a SNR dos UPs e dos USs, em que agora a SNR total dos UPs é  $-3\text{dB}$  e dos USs é  $0\text{dB}$ , observa-se que o resultado apresentado na Figura 4.3 demonstra que a RPSP gera impactos na capacidade de cancelamento dos sinais USs. Nestas condições vê-se um incremento de  $P_d$  em todos os casos, e como ocorreu significativa melhora das curvas sem cancelamento, fica evidente que nestas situações as boas taxas de descoberta podem ser atribuídas mais às condições de potência entre os usuários do que às técnicas em questão.

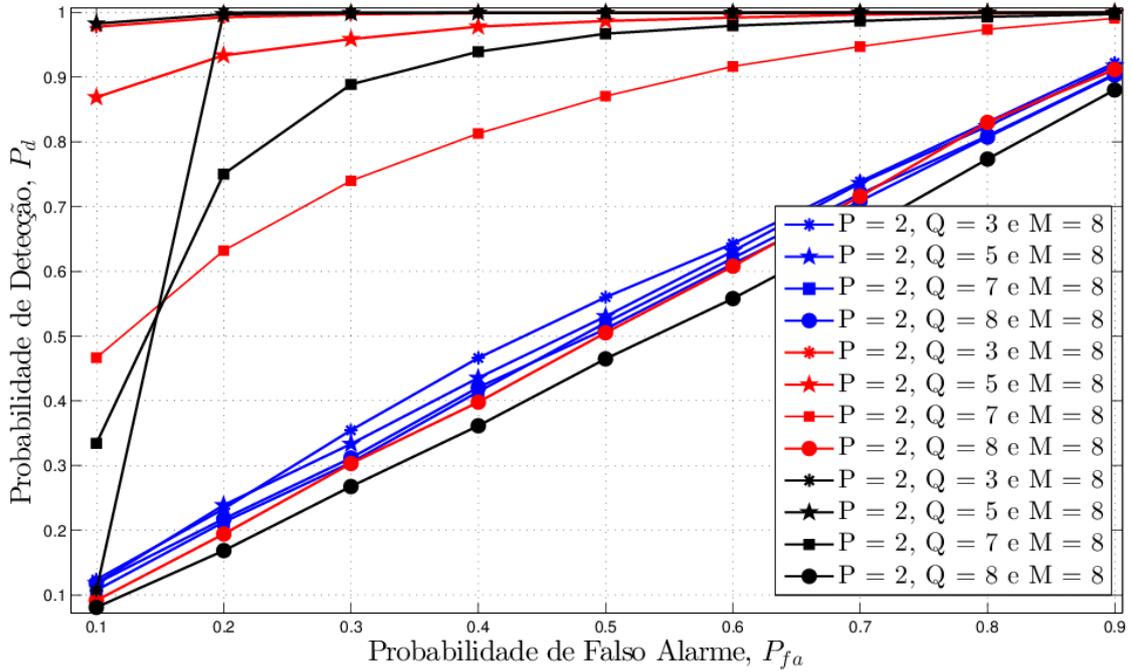


Figura 4.2: Variando o Cenário, com  $SNR_p = -9\text{dB}$ ,  $SNR_s = 6\text{dB}$ , 10000 rodadas coletando 315 amostras.

Explorando esta questão, a Figura 4.4 demonstra o resultado das simulações em que a SNR total dos UPs é fixa em  $-3\text{dB}$ , com 4 ou 8 sensores coletando 300 amostras de sinal e 15 pilotos,  $P_{fa}$  fixa em 10%, variando-se a potência total dos USs, de forma a se avaliar o devido impacto da RPSP. Para cada técnica de cancelamento, bem como quando não há cancelamento, foram realizadas simulações para dois cenários, sendo  $P$  o número de primários,  $Q$  o número de secundários e  $M$  o número de sensores. Até o valor de SNR dos USs ser igual a  $-3\text{dB}$ , os comportamentos são idênticos, ou pelo menos muito próximos, sugerindo que apesar de não estimar corretamente os sinais, a interferência sobre os primários não é forte o suficiente para atrapalhar sua detecção, como ocorreu na simulação anterior. Para valores maiores de SNR dos USs, a detecção do sistema sem cancelamento não funciona e melhores resultados são observados com a técnica ICA. No entanto, vemos uma maior robustez do LS à variação da SNR dos USs devido à sua simplicidade intrínseca. Vemos, sobretudo para o ICA, uma zona de baixo desempenho para ambos os cenários, em que o sinal do secundário não é suficientemente fraco para deixar de interferir sobre o primário, e não é suficientemente forte para ser estimado pelo ICA. Outro ponto observável é que o aumento do número de sensores melhora o desempenho do sensoriamento, assim como constatado em [25].

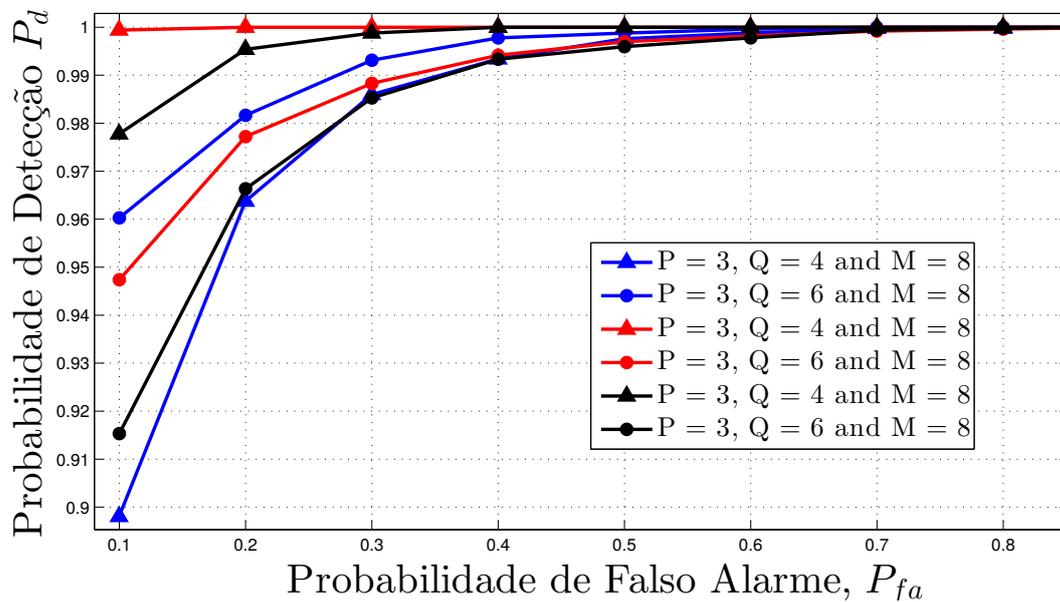


Figura 4.3: ROC com SNR total dos UPs igual a  $-3\text{dB}$  e dos USs em  $0\text{dB}$ , com 300 amostras coletadas, e 15 pilotos dos USs.

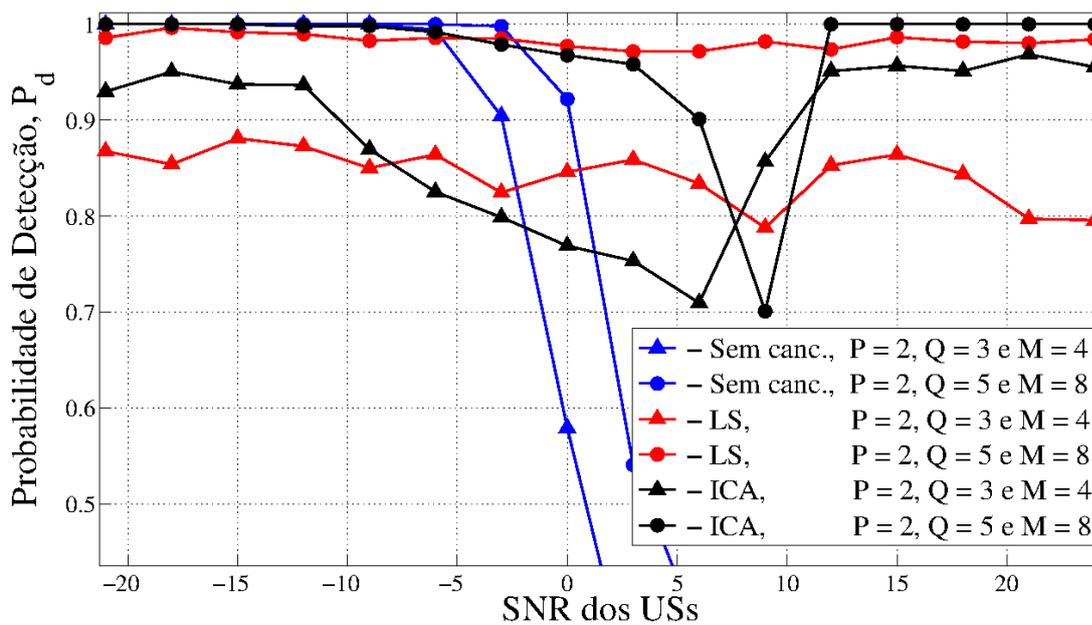


Figura 4.4: Variação de  $P_d$  em função da SNR dos USs,  $P_{fa}$  fixa em  $10\%$ , com 300 amostras coletadas, e 15 pilotos dos USs.

#### 4.4 A INFLUÊNCIA DO NÚMERO DE AMOSTRAS COLETADAS

A Figura 4.5 apresenta o resultados de simulação em que o cenário supõe a coleta de um número pequeno de amostras, apenas 85, incluindo 15 pilotos, com a SNR dos UPs fixa em  $-3\text{dB}$ , variando-se a potência total dos USs. Observa-se que ICA apresenta resultados inferiores ao LS, inclusive apresentando um comportamento inverso ao do LS, isto é, quando a potência dos USs aumenta, LS melhora sua detecção, mas com ICA o desempenho piora. Como enfatizado anteriormente, a estimação do canal LS depende apenas dos pilotos, enquanto que o ICA é uma técnica estatística que aproveita das informações de todas as amostras e, conseqüentemente, se vê prejudicada com a redução do número de amostras.

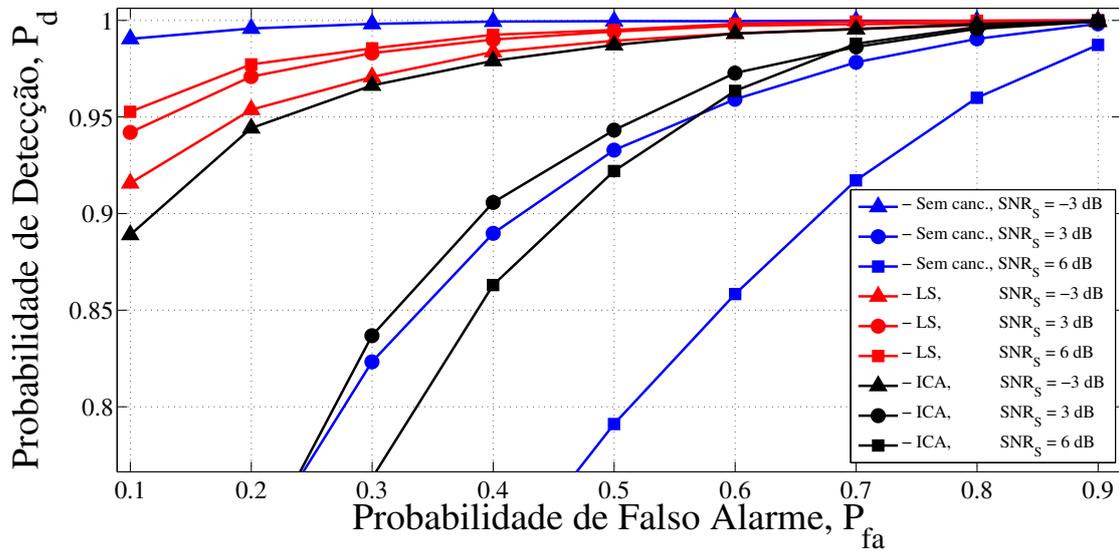


Figura 4.5: ROC com SNR total dos UPs igual a  $-3\text{dB}$  e variando a SNR dos USs, com 85 amostras coletadas.

Em uma segunda avaliação, em cenário com poucas amostras (85 incluindo 15 pilotos), com a SNR total dos 2 UPs fixa em  $-6\text{dB}$ , variando-se a SNR total dos 5 USs entre  $-24\text{ dB}$  a  $24\text{ dB}$ , em que as potências de cada US são distintas, a Figura 4.6 continua demonstrando que a baixa quantidade de amostras coletadas implica em uma menor

capacidade de detecção pelo método ICA, dada a restrição da  $P_{fa}$  ser 10 %, de forma que sua taxa de descoberta só supera o LS quando a SNR dos USs é bem menor que a SNR dos UPs. Para o método ICA, quando a SNR dos USs for bem superior à dos UPs, é visto uma significativa melhora na descoberta quando considerada uma  $P_{fa}$  maior, demonstrando que se houver limitação no número de amostras, deve ser aceito uma maior  $P_{fa}$ .

Esta análise permite observar que existe uma limitação na melhoria da  $P_d$  no método LS frente o acréscimo da diferença da SNR entre os UPs e USs, de forma que os resultados plotados demonstram que acima de certa SNR para os USs, não há incrementos significativos na capacidade de descoberta, como pode ser visto na Figura 4.6 e na Tabela 4.1, a partir de 6 dB, até 24 dB de SNR total dos USs, os valores de  $P_d$  calculados não geram diferenças superiores a 1%. Por outro lado, assim como observado na Figura 4.4, o método LS confirma sua robustez frente a diferença entre a SNR dos UPs e USs.

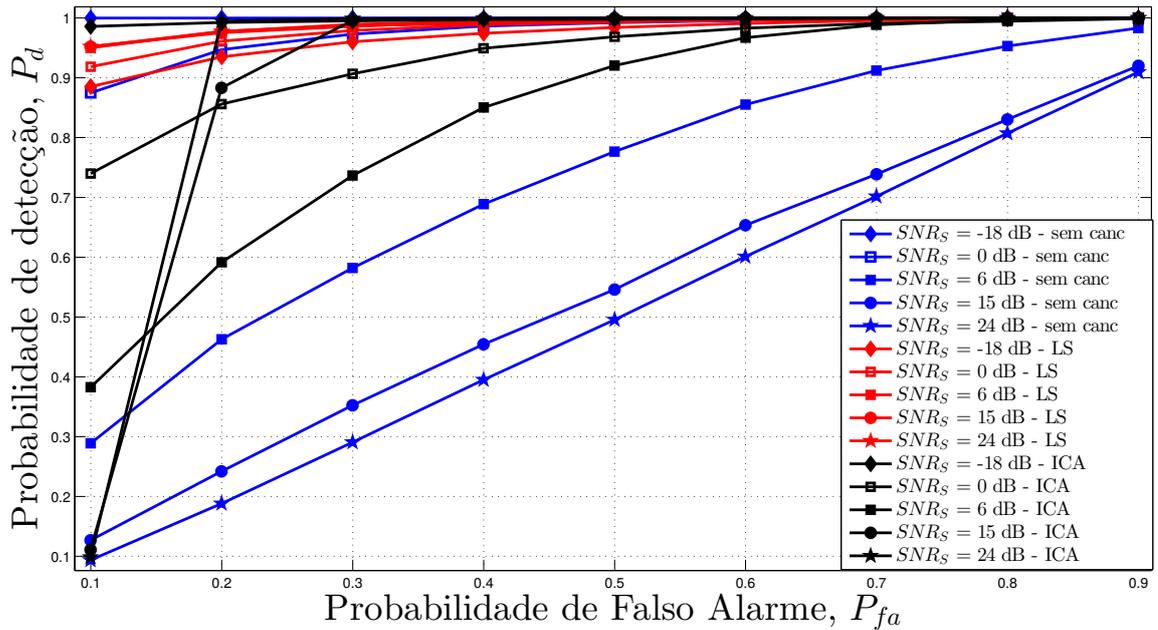


Figura 4.6: ROC com SNR total dos UPs fixa, variando-se a SNR total dos USs.

Na Figura 4.7 é explorado um cenário com poucas antenas ( $M = 8$ ), onde somente há um único usuário primário e dois secundários transmitindo no mesmo canal, considerando SNR total dos USs entre -6 dB, 0 dB e 12 dB, respeitando-se um limite de  $P_{fa}$

em 10% [42]. Neste caso, observa-se que se os USs operarem em potência mais baixa, ou se o ruído estiver muito significativo, o desempenho do ICA não é muito satisfatório, mesmo se ampliado o número de amostras coletadas. Se a SNR total deste USs for maior, um sensoriamento com maior coleta de amostras favorece o desempenho do ICA neste tipo de configuração, onde o número de antenas não for adequado.

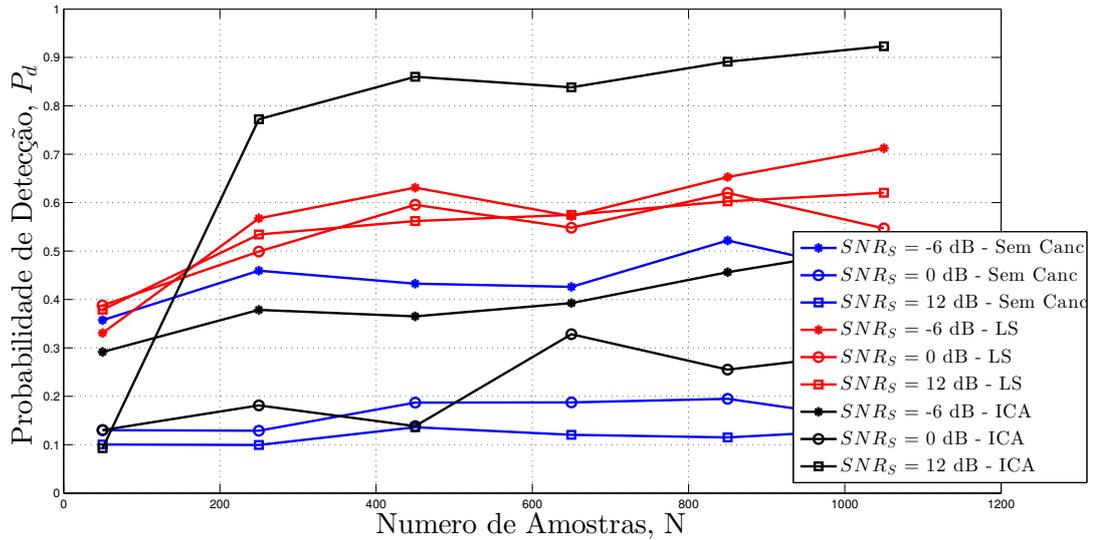


Figura 4.7:  $P_d$  versus número de amostras, com 4 antenas,  $P=1$  e  $Q=2$ , SNR total do UP = -9 dB

Observando-se a sensibilidade do método ICA ao número de amostras, a Figura 4.8 demonstra os resultados das simulações tendo-se uma  $P_{fa}$  fixa em 10% (requerido pelo padrão IEEE 802.22 [42]), SNR total dos UPs fixa em -9 dB, sendo realizados testes variando-se a quantidade de amostras coletadas, em cenários nos quais a SNR total dos USs é -6dB e 9dB, com presença de 3 UPs e 5 USs, e com uso de 8 sensores empregados no sensoriamento. Nota-se que ICA possui um crescimento da taxa de descoberta frente ao crescimento do número de amostras, o que pode ser atribuído ao uso de todas as amostras na estimação dos sinais dos USs. Avaliando os desempenhos da técnica LS, nota-se que ela é pouco sensível ao acréscimo do número de amostras do sinal, visto que o número de pilotos foi mantido fixo em 15. Como esperado sem cancelamento bons resultados só são vistos no cenário de baixa SNR dos USs.

Tabela 4.1: Probabilidade de detecção para o cenário ilustrado na Figura 4.6

$SNR_s$	$P_{fa} = 10\%$			$P_{fa} = 20\%$			$P_{fa} = 30\%$		
	Sem Canc	LS	ICA	Sem Canc	LS	ICA	Sem Canc	LS	ICA
-24 dB	1	0.8900	0.9881	1	0.9385	0.9931	1	0.9610	0.9955
-21 dB	1	0.8941	0.9867	1	0.9340	0.9938	1	0.9589	0.9968
-18 dB	0.9998	0.8853	0.9860	0.9998	0.9350	0.9926	0.9998	0.9603	0.9952
-15 dB	0.9998	0.8934	0.9886	1	0.9341	0.9944	1	0.9554	0.9974
-12 dB	1	0.8874	0.9855	1	0.9349	0.9923	1	0.9621	0.9962
-9 dB	0.9998	0.8916	0.9764	1	0.9390	0.9884	1	0.9594	0.9944
-6 dB	0.9994	0.8998	0.9563	1	0.9488	0.9783	1	0.9679	0.9860
-3 dB	0.9912	0.9151	0.8886	0.9978	0.9574	0.9404	0.9990	0.9731	0.9701
0 dB	0.8748	0.9185	0.7398	0.9470	0.9613	0.8561	0.9731	0.9791	0.9067
3 dB	0.5696	0.9435	0.5505	0.7392	0.9690	0.7338	0.8431	0.9827	0.8300
6 dB	0.2889	0.9502	0.3826	0.4629	0.9778	0.5916	0.5820	0.9870	0.7367
9 dB	0.1652	0.9479	0.2422	0.2943	0.9775	0.4459	0.4224	0.9876	0.5932
12 dB	0.1323	0.9511	0.1574	0.2496	0.9783	0.3048	0.3684	0.9888	0.9539
15 dB	0.1268	0.9521	0.1109	0.2419	0.9754	0.8831	0.3524	0.9861	0.9960
18 dB	0.1101	0.9588	0.1061	0.2164	0.9784	0.9852	0.3193	0.9884	0.9978
21 dB	0.1053	0.9560	0.1128	0.2077	0.9822	0.9943	0.3045	0.9927	0.9982
24 dB	0.0935	0.9521	0.0984	0.1882	0.9774	0.9947	0.2907	0.9895	0.9990

O impacto do número da amostras também pode ser observado nas formas de onda plotadas nas Figuras 4.9 e 4.10, sendo que é empregado a cor azul escuro para o sinal misturado conforme recebido em (3.4)( $y$ ), a cor vermelha para o sinal recebido sem a presença dos USs ( $y_{UP}$ ), preto para o sinal resultante do cancelamento dos USs pelo método LS ( $y_{LS}$ ) e azul claro para o sinal resultante do cancelamento dos USs pelo método ICA ( $y_{ICA}$ ). Na Figura 4.9 encontra-se 1 UP e 1 US transmitindo, com 8 antenas coletando 95 amostras, sendo que o cancelamento ICA nestas condições não permite estimar corretamente o sinal US, resultando em um sinal bastante próximo do sinal misturado, o que não irá favorecer a descoberta do UP, ao passo que nota-se o sinal resultante do cancelamento LS é bastante próximo ao sinal do UP, comprovando o correto cancelamento do US. Já na Figura 4.10, emprega-se 8 antenas coletando 315 amostras dos sinais misturados de 2 UPs e 4 USs. Nestas condições, tanto LS quanto ICA geram sinais cancelados com grande semelhança aos sinais dos UPs sem a presença

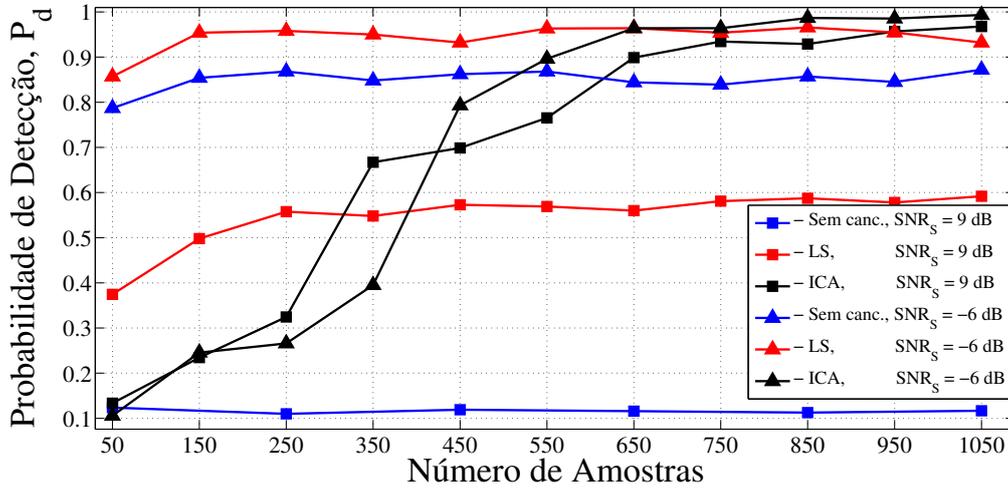


Figura 4.8:  $P_d$  em função da variação do número de amostras,  $P_{fa}$  fixa em 10%.

dos USs.

#### 4.5 COMPARANDO O CANCELAMENTO VIA ICA COM A TÉCNICA DE MINIMIZAÇÃO DA CURTOSE

Conforme já descrito, em pesquisa realizada no decorrer do desenvolvimento deste trabalho, foi encontrado o método descrito em [47], que também utiliza ICA para auxiliar no processo de descoberta da presença do UP no canal de interesse. Apesar das diferenças consideráveis entre os dois trabalhos, é possível avaliar as duas propostas em mesmas condições, de forma a prover um comparativo entre os métodos. Nas simulações

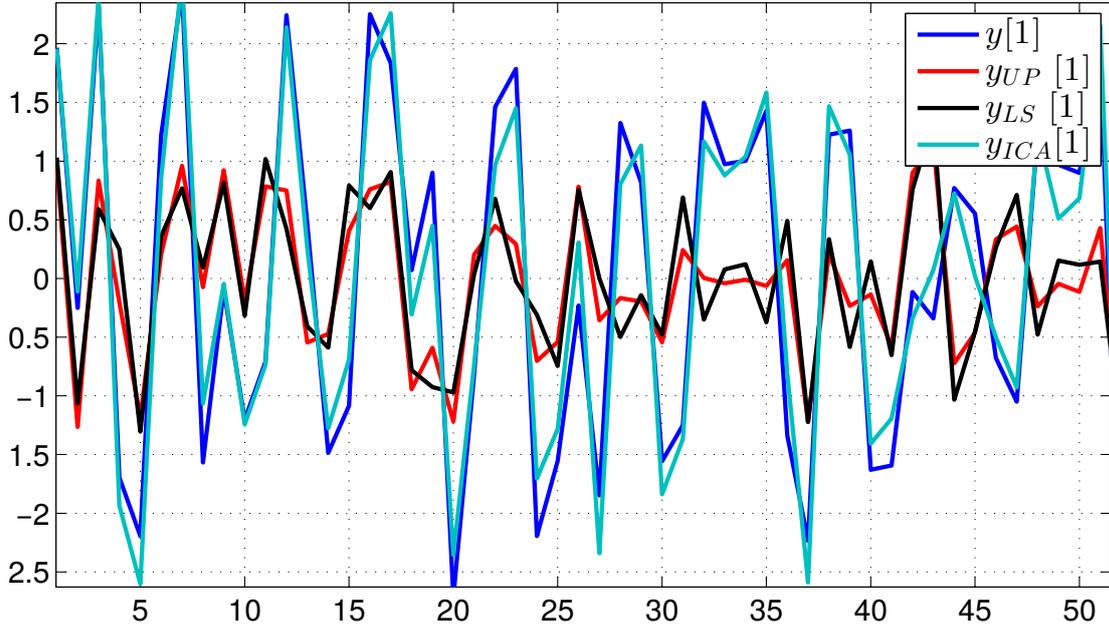


Figura 4.9: Exemplo de um sinal misturado recebido por uma única antena no instante  $T$ , com pequeno número de amostras coletadas, sendo 1 UP e 1 US.

é empregado a cor verde para representar a técnica de [47], a cor azul quando não há cancelamento empregado, a cor vermelha para o cancelamento LS e a cor preta para o método ICA apresentado neste trabalho.

O método de [47] somente consegue identificar a presença de um único UP, não sendo capaz de trabalhar nos cenários já considerados neste capítulo, com múltiplos UPs. Assim sendo, a simulação apresentada na Figura 4.11 demonstra o desempenho dos métodos propostos neste trabalho, além de implementar o método de [47], aqui chamado de *Curtose*. A simulação considerou a presença de 1 UP ( $P=1$ ) transmitindo com diferentes valores de SNR, e 3 USs ( $Q=3$ ) transmitindo com SNR total fixa em 12dB, com sensoriamento empregando 8 antenas coletando 315 amostras juntamente com os pilotos. Ao se considerar uma  $P_{fa}$  de 10%, o método *Curtose* apresenta bons resultados quando a SNR total do UP se aproxima da SNR total dos USs, ao passo que seu desempenho é superado pelo método ICA aqui proposto quando a  $P_{fa}$  é elevada a 20%. Neste cenário, LS continua mostrando uma maior robustez frente a diferença entre SNR dos USs e do UP, como já observado na Figura 4.4.

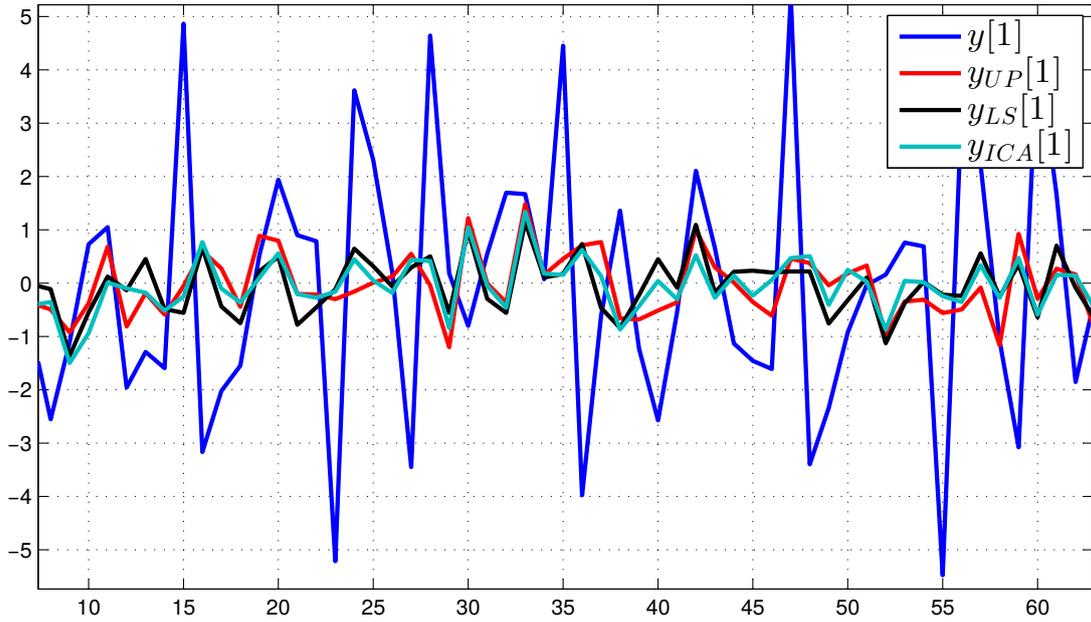


Figura 4.10: Exemplo de um sinal misturado recebido por uma única antena no instante  $T$ , com grande número de amostras coletadas, sendo 2 UPs e 4 USs.

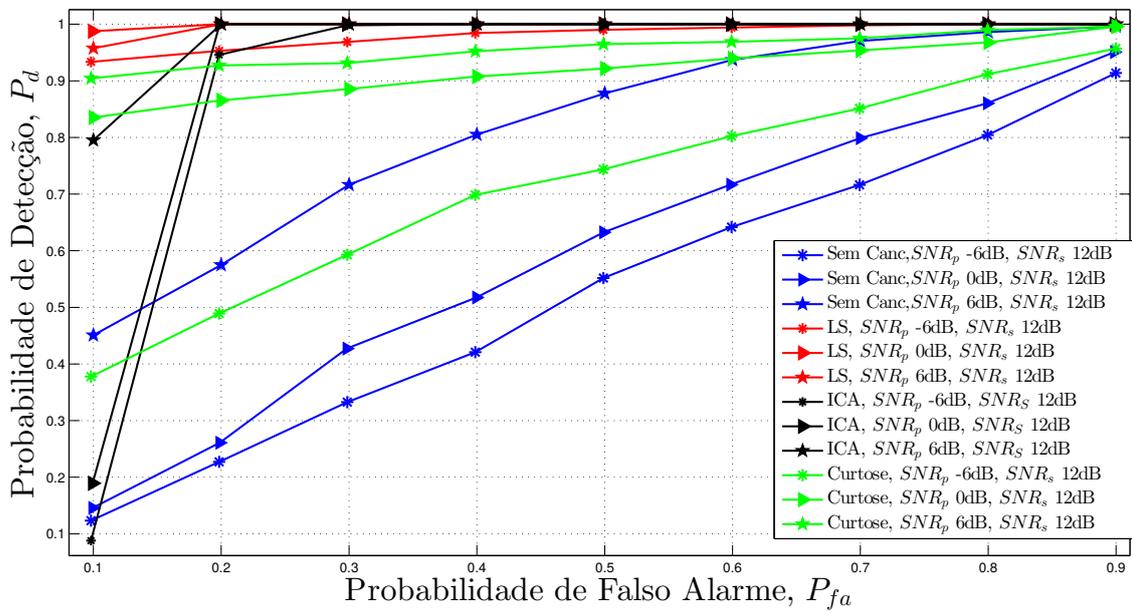


Figura 4.11: Variando-se a SNR total do UP, com 3 USs transmitindo com SNR total de 12 dB

A Figura 4.12 apresenta os resultados onde o ambiente está sujeito a uma maior influência do ruído, e permite ver o comportamento das técnicas, quando avaliam sinais de 3 USs transmitindo em SNR total superior a SNR do UP. Nestes resultados, a técnica de *Curtose* não obtém resultados muito satisfatórios, e que para obter boas taxas de descoberta é necessário considerar altas taxas de  $P_{fa}$ , o que não é interessante em termos de melhoria de vazão da rede. Nota-se que este cenário é próximo do apresentado na Figura 4.4, em que a potência dos USs não é forte o suficiente para gerar melhores resultados nas duas técnicas que usam ICA, sendo que LS apresenta melhores resultados para menores valores de  $P_{fa}$ . Observa-se que a técnica ICA deste trabalho pode melhorar significativamente seus resultados ao se considerar uma  $P_{fa}$  um pouco maior.

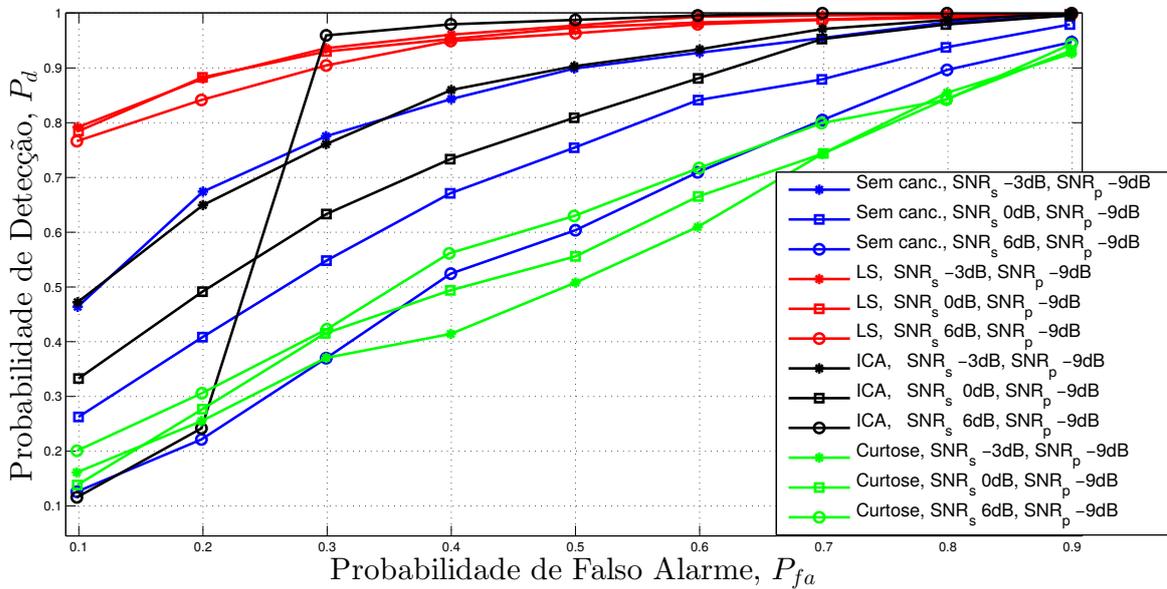


Figura 4.12: Variando-se a SNR total dos 3 USs, com 1 UP transmitindo com SNR total de -9 dB

Estas duas simulações permitem observar uma potencial influência do ruído na capacidade de descoberta do método *Curtose* de [47]. Explorando esta observação, a Figura 4.13 considera a mesma configuração de rede vista nas simulações anteriores, sendo 3 USs, 1 UP, com sensoriamento realizado com captura de 315 amostras juntamente com os pilotos, com 8 antenas. Nesta abordagem, emprega-se a SNR do UP igual a SNR total dos USs. Nestes resultados plotados é possível confirmar que nas situações onde o

ruído está maior, o resultado do método *Curtose* é prejudicado. Porém, quando a SNR é maior, o resultado para *Curtose* melhora, mas continua sendo inferior ao método LS e ICA. O efeito do ruído na capacidade de descoberta também é visto no método ICA, mas os impactos são menores, e quando a potência é maior, sua capacidade gera bons índices de descoberta.

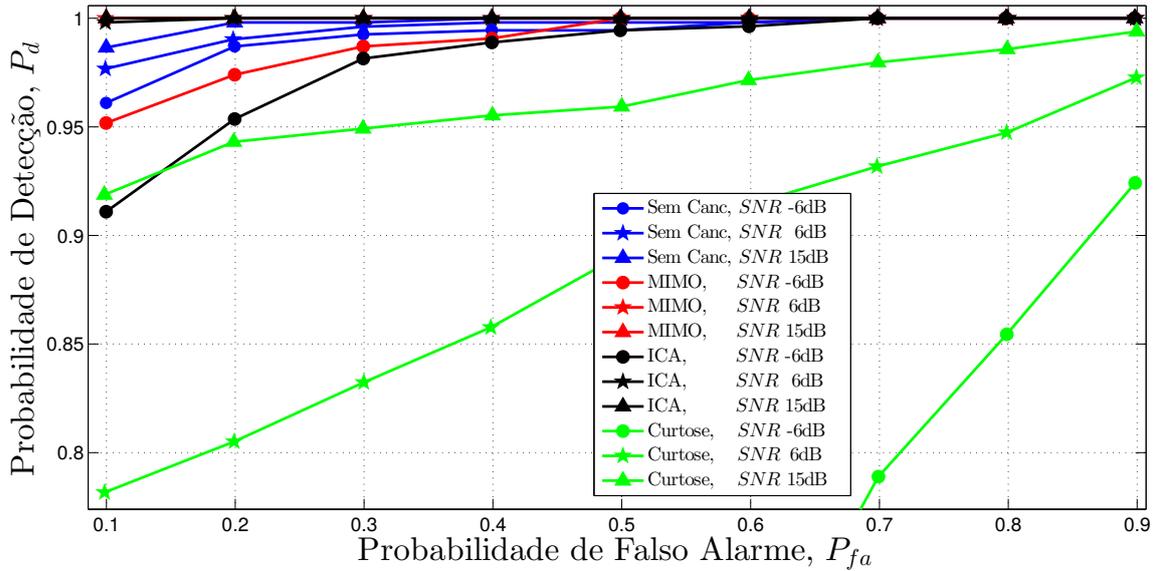


Figura 4.13: Variando-se a SNR total de 3 USs e 1 UP, sendo a  $SNR_p = SNR_s$

#### 4.6 CONCLUSÕES DAS SIMULAÇÕES

Conclui-se com as simulações realizadas que os métodos propostos neste trabalho apresentam alternativas viáveis para o cancelamento de sinais dos USs, vistos como interferentes ao processo de sensoriamento, visando melhoria do sensoriamento de espectro para redes MIMO.

Além da validade dos métodos propostos, as simulações realizadas geram subsídios para a seleção de qual método utilizar frente aos parâmetros da rede e do ambiente de rádio a qual esta rede de rádios cognitivos esteja inserida, que é um dos principais objetivos atingidos com tais simulações apresentadas. Comprova-se que o uso de MIMO é essencial para o correto desempenho dos métodos de cancelamento LS e ICA.

Alguns pontos importantes podem ser destacados:

- Existindo limitações à quantidade de amostras coletadas no sensoriamento, e o quando a SNR total dos UPs for muito próxima da SNR total dos USs, ou igual, o cancelamento com qualquer um dos métodos aqui empregados não geram resultados satisfatórios caso o ruído seja grande. Neste mesmo cenário, o desempenho do LS é melhor quanto maior for a SNR total dos USs frente a dos UPs;
- Ainda se houver a limitação à quantidade de amostras, e a SNR dos USs for superior a dos UPs, LS apresenta melhores resultados se considerada a restrição de 10% para  $P_{fa}$ . Nestas condições, o incremento da potência dos USs mostrou gerar melhorias na descoberta até certo ponto, e que somente com uso do ICA pode-se atingir melhores resultados, desde que considerando-se uma maior  $P_{fa}$ .
- Para o cenário onde possa ser coletado um maior número de amostras, deve-se observar o número de antenas e a potência dos USs, de forma que se a arquitetura do RC impor um pouco número de antenas, ICA apresentará bons resultados somente se a SNR dos USs for bem superior a SNR dos UPs, e obtenha-se número de amostras superior a 250. Neste cenário, se a SNR dos USs não for muito maior, LS pode ser mais estável;
- Se o número de antenas for maior, e a SNR dos USs for bastante superior a dos UPs, ICA apresenta excelentes resultados, mesmo na presença de vários USs transmitindo no canal de interesse.

## 5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Este trabalho buscou apresentar um método de sensoriamento para redes de rádios cognitivos onde o sensoriamento ocorre na mesma banda de transmissão, de forma paralela e contínua, garantindo o contínuo fluxo de transmissão da rede secundária sem a necessidade de parada na transmissão para execução do sensoriamento, melhorando a vazão da rede secundária sem gerar maiores impactos na geração de interferências à rede primária. Além disso, este método permite que a rede secundária opere sem a necessidade de obter conhecimento das características da transmissão do UP, como o início do *frame* de transmissão, como requerido em técnicas que empregam a sincronização entre os *frames* primários e secundários, que força o CR a estar inativo no início do *frame* primário para realizar o sensoriamento, como visto no sensoriamento serial. Desta forma, a rede secundária pode iniciar seu processo de sensoriamento a qualquer momento, sem se preocupar com qualquer sincronização com o UP, iniciando a transmissão a qualquer momento, assim que encontrar um buraco no espectro.

Neste sentido, este trabalho demonstra que em ambientes de redes de RCs, nos quais o sensoriamento ocorre de forma paralela à transmissão, a existência de outros usuários secundários transmitindo no canal de interesse gera complicações na detecção dos usuários primários, e que este problema pode ser contornado com o uso das técnicas de cancelamento aqui descritas. Simulações realizadas demonstraram a validade das técnicas, e que os resultados apresentados pelas curvas ROC nos casos com uso de cancelamento foram superiores às curvas sem cancelamento em quase todos os cenários descritos. Ficou demonstrado que o incremento da potência dos sinais dos USs melhora o desempenho das técnicas de cancelamento, ao passo que piora o desempenho quando não há cancelamento, sendo este o principal fator limitador da técnica de sensoriamento paralelo apresentado em [45, 24]. Demais simulações realizadas demonstraram em quais cenários cada técnica pode apresentar melhores resultados, a se destacar:

- Mesmo em condições de vários USs transmitindo no canal sob sensoriamento, ambas as técnicas de cancelamento aqui descritas proporcionam boas taxas de  $P_d$  mesmo se o número de USs for próximo do total de antenas empregadas no sensoriamento, desde que a RPSP seja adequada;

- Nos casos onde a SNR total dos USs for muito superior à SNR total dos UPs, que o número de USs for inferior ao número de antenas empregadas no sensoriamento, e que o tempo de sensoriamento permita a coleta de um grande número de amostras, deve-se avaliar a quantidade de USs para a escolha entre o uso de LS ou ICA;
- Quando o número de amostras coletadas no sensoriamento for grande, e a diferença de potência entre UP e US não for muito grande, qualquer uma das técnicas pode apresentar bons resultados;
- Quando a SNR dos USs for inferior a SNR dos UPs, qualquer uma das técnicas pode ser empregada;
- Nos casos onde a SNR dos USs for maior que a SNR dos UPs, mas não for muito superior, LS pode apresentar melhores resultados;
- Se o número de amostras coletadas no sensoriamento for muito pequena, LS apresenta melhores resultados, de forma que o ICA pode apresentar comportamentos parecidos ao caso sem cancelamento;
- Ainda considerando um baixo número de amostras coletadas no sensoriamento, se a potência dos USs for muito maior que a dos UPs, e for considerado uma  $P_{fa}$  maior, ICA pode superar as limitações citadas e apresentar melhores resultados.

A simplicidade de implementação da técnica com uso do método dos mínimos quadrados, juntamente com o fato da técnica apresentar bons resultados mesmo com pequeno número de amostras, habilitam seu uso em sistemas com menores capacidades computacionais, pois apresentou resultados nas simulações com menores custos de processamento, ou em redes em que o tempo de sensoriamento deva ser reduzido, como nos casos de sensoriamento cooperativo em que haja preocupação com a redução de consumo de bateria dos nós inativos.

O uso da técnica que implementa o método ICA gerou resultados mais apurados que os vistos com emprego de LS, nos mesmos cenários e condições, principalmente quando o número de amostras coletadas for grande, o que é plausível no ambiente de rede considerado neste trabalho, pois se o sensoriamento ocorre de forma contínua e paralela à transmissão, espera-se haver menos limitações quanto ao período de sensoriamento, e conseqüentemente ao número de amostras.

Conforme apresentado, uma das limitações do método ICA implementado neste trabalho é a sua impossibilidade de operar em condições puramente cegas, sem que haja um mínimo conhecimento de algumas características dos sinais, como os sinais pilotos dos usuários secundários, o que é uma deficiência, pois nos impossibilita de aproveitar a principal característica do ICA, que é a separação cega de fontes. Sugere-se como trabalho futuro a exploração desta limitação, em especial para sinais complexos com diferentes *offsets* de fase, de difícil interpretação para o ICA.

Como as implementações deste trabalho levaram em conta somente o detector de energia, resta a possibilidade de desenvolvimento destas técnicas com uso de outras formas de detecção.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J. Mitola III and G. Q. Maguire Jr. Cognitive Radio: Making Software Radios More Personal. *IEEE Personal Communications*, Agosto 1999.
- [2] International Telecommunication Union. Handbook Spectrum Monitoring. Technical report, ITU, 2011.
- [3] Federal Communication Commission. FCC Spectrum Policy Task Force Report. Technical report, FCC, Novembro 2002.
- [4] M. A. McHenry. NSF Spectrum Occupancy Measurements Project Summary. *Shared spectrum co. report*, Agosto 2005.
- [5] SSC Shared Spectrum Company. General Survey of Radio Frequency Bands - 30 MHz to 3 GHz. Technical report, SSC, Setembro 2010.
- [6] YIN Liang, YIN Sixing, WANG Shuai, ZHANG Er-qing, HONG Wei-jun, and LI Shu-fang. Quantitative Spectrum Occupancy Evaluation in China: Based on a Large Scale Concurrent Spectrum Measurement. *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*, 19(3):122–128, Junho 2012.
- [7] B.T. Maharaj S.D. Barnes, P.A. Jansen van Vuuren. Spectrum Occupancy Investigation: Measurements in South Africa. *Measurement*, 46:3098–3112, 2013.
- [8] A Wyglinsk, N Nekovee, and T Hout. *Cognitive Radio Communications and Networks, Principles and Practice*. Elsevier, 2010.
- [9] Qing Zhao and B.M. Sadler. A Survey of Dynamic Spectrum Access. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 24(3):79–89, Maio 2007.
- [10] Yuanzhang Xiao and Mihaela van der Schaar. Energy-Efficient Nonstationary Spectrum Sharing. *Communications, IEEE Transactions on*, 62(3):810–821, Março 2014.

- [11] Ngoc Son Pham and Hyung Yun Kong. Spectrum Sharing with Secure Transmission. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2014(1):1–15, 2014.
- [12] ChunSheng Xin and Min Song. An Application-Oriented Spectrum Sharing Architecture. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 14(5):2394–2401, Maio 2015.
- [13] Peng Lin, Juncheng Jia, Qian Zhang, and M. Hamdi. Dynamic Spectrum Sharing With Multiple Primary and Secondary Users. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 60(4):1756–1765, Maio 2011.
- [14] José R Vidal, Vicent Pla, Luis Guijarro, and Jorge Martinez-Bauset. Dynamic Spectrum Sharing in Cognitive Radio Networks Using Truthful Mechanisms and Virtual Currency. *Ad Hoc Networks*, 11(6):1858–1873, 2013.
- [15] Kang G. Shin Ashwini Kumar. Application-aware Dynamic Spectrum Access. *Wireless Netw*, 1(18):257–275, 2012.
- [16] Fabrizio Vergari. Software Defined Radio: Finding its Use in Public Safety. *IEEE Vehicular technology Magazine*, pages 71–82, Junho 2013.
- [17] J Mitolla III. *Cognitive Radio: An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio*. Thesis(Ph.D.), Royal Institute of Technology (KTH), Stockholm, Sweden, Maio 2000.
- [18] S. Haykin. Cognitive Radio: Brain-Empowered Wireless Communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 23:201–220, Fevereiro 2005.
- [19] Ashwin Amanna and Jeffrey H Reed. Survey of Cognitive Radio Architectures. In *IEEE SoutheastCon 2010 (SoutheastCon), Proceedings of the*, pages 292–297. IEEE, Março 2010.
- [20] Muhammad Usman and Insoo Koo. Access Strategy for Hybrid Underlay-Overlay Cognitive Radios With Energy Harvesting. *Sensors Journal, IEEE*, 14(9):3164–3173, 2014.
- [21] Jinhyung Oh and Wan Choi. A Hybrid Cognitive Radio System: A Combination of Underlay and Overlay Approaches. In *Vehicular Technology Conference Fall (VTC 2010-Fall), 2010 IEEE 72nd*, pages 1–5. IEEE, 2010.

- [22] T. Yucek and H. Arslan. A Survey of Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 11:116–130, First Quarter 2009.
- [23] Jihaeng Heo, Hyungsik Ju, Sungsoo Park, Eusun Kim, and Daesik Hong. Simultaneous Sensing and Transmission in Cognitive Radio. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 13(4), Abril 2014.
- [24] Renato S. Bizerra Bizerra and Gustavo F De Carvalho. A Spectrum Sensing Model for Continuous Transmission in Cognitive Radio Network. In *Wireless Telecommunications Symposium (WTS), 2012*, pages 1–7. IEEE, Abril 2012.
- [25] A. J. Braga, R. A. A. de Souza, J. P. C. L. da Costa, and J. D. P. Carreno. Continuous Spectrum Sensing and Transmission in MIMO Cognitive Radio Network. *IEEE LatinAmerica Conference on Communications (LATINCOM)*, 2014.
- [26] S. Boyd, M. Frye, M. Pursley, and T. Royster. Spectrum Monitoring During Reception in Dynamic Spectrum Access Cognitive Radio Networks. *IEEE Transactions on Communication*, 60(2):547–558, 2012.
- [27] MA Matin. Spectrum Sensing Techniques for Cognitive Radio-A Review. *KSII Transactions on Internet & Information Systems*, 8(11), 2014.
- [28] Ho Ting Cheng and Weihua Zhuang. Simple Channel Sensing Order in Cognitive Radio Networks. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 29(4):676–688, 2011.
- [29] Ying-Chang Liang, Yonghong Zeng, Edward CY Peh, and Anh Tuan Hoang. Sensing-Throughput Tradeoff for Cognitive Radio Networks. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 7(4):1326–1337, 2008.
- [30] A. Ghasemi and E. Sousa. Optimization of Spectrum Sensing for Opportunistic Spectrum Access in Cognitive Radio Networks. *IEEE Consumer Commun. And Networking Conf.*, pages 1022–1026, 2007.
- [31] P. Wang, L. Xiao, S. Zhou, and J. Wang. Optimization of Detection Time for Channel Efficiency in Cognitive Radio Systems. *IEEE Wireless Commun. and Networking Conf.*, pages 111–115, 2007.
- [32] Saud Althunibat, Marco Di Renzo, and Fabrizio Granelli. Cooperative Spectrum Sensing for Cognitive Radio Networks under Limited Time Constraints. *Computer Communications*, 43:55–63, 2014.

- [33] W. Lei, Z. Baoyu, C. Jingwu, and C. Chao. Cooperative MIMO Spectrum Sensing Based on Random Matrix Theory. *JOURNAL OF ELECTRONICS (CHINA)*, 27(2), Março 2010.
- [34] A. Ghasemi and E.S. Sousa. Collaborative Spectrum Sensing for Opportunistic Access in Fading Environments. In *IEEE Symposium, New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN05)*, pages 131–136, Baltimore, USA, 2005.
- [35] Nuno Pratas, Neeli Rashmi Prasad, Antonio Rodrigues, and Ramjee Ramjee Prasad. Cooperative Spectrum Sensing: State of the Art Review. In *Wireless Communication, Vehicular Technology, Information Theory and Aerospace & Electronic Systems Technology (Wireless VITAE), 2011 2nd International Conference on*, pages 1–6. IEEE, 2011.
- [36] Ning Han and Hongbin Li. Cooperative Spectrum Sensing with Location Information. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 61(7):3015–3024, 2012.
- [37] N Sai Shankar, Carlos Cordeiro, and Kiran Challapali. Spectrum Agile Radios: Utilization and Sensing Architectures. In *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2005. DySPAN 2005. 2005 First IEEE International Symposium on*, pages 160–169. IEEE, 2005.
- [38] Ben Wild and Kannan Ramchandran. Detecting Primary Receivers for Cognitive Radio Applications. In *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2005. DySPAN 2005. 2005 First IEEE International Symposium on*, pages 124–130. IEEE, 2005.
- [39] Wendong 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. *Communications Magazine, IEEE*, 45(5):80–87, Maio 2007.
- [40] Youngsik Hur, Jongmin Park, W Woo, Kyutae Lim, Chang-Ho Lee, Hyoungsoo Kim, and Joy Laskar. A wideband Analog Multi-Resolution Spectrum Sensing (MRSS) Technique for Cognitive Radio (CR) Systems. In *ISCAS*, 2006.
- [41] Yalew Zelalem Jembre, Choi Young-June, Rajib Paul, Wooguil Pak, and Zhetao Li. Informed Spectrum Discovery in Cognitive Radio Networks Using Proactive Out-of-Band Sensing. *KSII Transactions on Internet and Information Systems (TIIS)*, 8(7):2212–2230, 2014.

- [42] Carlos de M. Cordeiro, Kiran S. Challapali, Dagnachew Birru, and Sai Shankar. IEEE 802.22: An Introduction to the First Wireless Standard Based on Cognitive Radios. *JCM*, 1(1):38–47, 2006.
- [43] Yi Liu, Rong Yu, and Shengli Xie. Optimal cooperative sensing scheme under time-varying channel for cognitive radio networks. In *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2008. DySPAN 2008. 3rd IEEE Symposium on*, pages 1–6. IEEE, 2008.
- [44] Liu X. Y, Li J., and Jiang J. Cooperative Sensing Using Inactive Secondary Users in Cognitive Radio System. *Science Chine Information Sciences, Brief Report*, 56, 2013.
- [45] R. S. Bizerra. Sensoriamento Espectral Paralelo à Transmissão em Redes de Rádio Cognitivo. Master’s thesis, Universidade de Brasília, Brasília, DF, Outubro 2012.
- [46] Siavash Sadeghi Ivrih and SM-S Sadough. Spectrum Sensing for Cognitive Radio Systems Through Primary User Activity Prediction. *Radioengineering*, 21(4), 2012.
- [47] S. S. Ivrih and S. M. S. Sadough. Spectrum Sensing for Cognitive Radio Networks Based on Blind Source Separation. *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, 7(4), Abril 2013.
- [48] A. Hyvarinem and E. Oja. Independent Component Analysis: Algorithms and Applications. *Finland Neural Networks*, 13(4-5):411–430, 2000.
- [49] S. J. Lee. On The Training of MIMO-OFDM Channels With Least Square Channel Estimation and Linear Interpolation. *IEEE COMMUNICATIONS LETTERS*, 12(2), Fevereiro 2008.
- [50] H. Urkowitz. Energy Detection of Unknown Deterministic Signals. *PROCEEDINGS OF THE IEEE*, 55(4):523–531, 1967.
- [51] S. Coleri; M. Ergen; A. Puri; and A. Bahai. Channel Estimation Techniques Based on Pilot Arrangement in OFDM Systems. *IEEE Trans. Broadcast.*, 48(3):223–229, Setembro 2002.
- [52] O. Simeone, Y. Bar-Ness, and U. Spagnolini. Pilot-Based Channel Estimation for OFDM Systems by Tracking the Delay-Subspace. *IEEE Trans. Wireless Communications*, 3(1):315–325, Janeiro 2004.
- [53] F. Hayashi. *Econometrics*. Princeton University Press, Hardcover, 2000.

- [54] A. Hyvarinem; E. Oja. A Fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis. *IEEE Transactions on Neural Computations*, 9:1438–1492, Outubro 1997.
- [55] Huy Nguyen and Rong Zheng. Binary Independent Component Analysis with OR Mixtures. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59(7):3168–3181, Agosto 2011.
- [56] Huy Nguyen, Guanbo Zheng, Rong Zheng, and Zhu Han. Binary Inference for Primary User Separation in Cognitive Radio Networks. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 12(4):1532–1542, 2013.
- [57] Majid Hatam, Abbas Sheikhi, and Mohammad Ali Masnadi-Shirazi. Target Detection in Pulse-Train MIMO Radars Applying ICA Algorithms. *Progress In Electromagnetics Research*, 122:413–435, 2012.
- [58] Aapo Hyvärinen, Juha Karhunen, and Erkki Oja. *Independent Component Analysis*, volume 46. John Wiley & Sons, 2004.