

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE ENERGIAS ALTERNATIVAS E RENOVÁVEIS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA



Avaliação do Sensoriamento Espectral
baseado na Detecção por Energia em Canais
Sujeitos ao Desvanecimento Rayleigh

André Henrique Netto Malheiros

João Pessoa
Novembro - 2018

André Henrique Netto Malheiros

**Avaliação do Sensoriamento Espectral baseado na
Detecção por Energia em Canais Sujeitos ao
Desvanecimento Rayleigh**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Engenharia Elétrica como um dos pré-requisitos para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Waslon Terlizzie Araújo Lopes

Coorientador: Prof. Dr. Fabrício Braga Soares de Carvalho

João Pessoa - PB

2018

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

M249a Malheiros, Andre Henrique Netto.

Avaliação do Sensoriamento Espectral baseado na
Detecção por Energia em Canais Sujeitos ao
Desvanecimento Rayleigh / Andre Henrique Netto
Malheiros. - João Pessoa, 2018.

36 f. : il.

Orientação: Waslon Terllizzie Araújo Lopes.

Coorientação: Fabrício Braga Soares de Carvalho.
Monografia (Graduação) - UFPB/CEAR.

1. Rádio Cognitivo. 2. Sensoriamento Espectral. 3.
Detecção de Energia. 4. Desvanecimento Rayleigh. I.
Lopes, Waslon Terllizzie Araújo. II. de Carvalho,
Fabrício Braga Soares. III. Título.

UFPB/BC

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA - UFPB
CENTRO DE ENERGIAS ALTERNATIVAS E RENOVÁVEIS - CEAR
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA - DEE

A Comissão Examinadora, abaixo assinada, aprova a Dissertação de Trabalho de
Conclusão de Curso

**Avaliação do Sensoriamento Espectral baseado na
Detecção por Energia em Canais Sujeitos ao
Desvanecimento Rayleigh**

Elaborada por

André Henrique Netto Malheiros

como requisito parcial para obtenção do grau de
Bacharel em Engenharia Elétrica.

COMISSÃO EXAMINADORA

**Prof. Dr. Waslon Terllizzie Araújo Lopes -
UFPB/CEAR/DEE**
(Orientador / Presidente da Banca)

**Prof. Dr. Fabrício Braga Soares de Carvalho -
UFPB/CEAR/DEE**
(Co-orientador / Examinador)

**Prof. Dr. José Maurício Ramos de Souza Neto -
UFPB/CEAR/DEE**
(Examinador)

João Pessoa/PB, Novembro de 2018.

Dedicatória

Este trabalho é dedicado a todas as crianças adultas, que quando pequenas sonharam em se tornar cientistas.

Agradecimentos

Desejo agradecer a todas as pessoas que puderam contribuir com minha formação como pessoa e como acadêmico. Agradecer aos professores Dr. Waslon e Dr. Fabrício, que me instruíram excepcionalmente. À UFPB que me deu suporte para acumular conhecimento. A Deus, por me dar saúde necessária para tal empreitada. À minha avó, Raimunda, que infelizmente não está mais nesse mundo, porém, muito fez por mim. Aos meus pais, Fernando e Socorro, e minhas irmãs, Fernanda e Érica, por me ajudarem desde sempre, em todos os aspectos da minha vida. Aos meus amigos, que se fizeram um time de apoio tanto intelectualmente, quanto emocionalmente. Enfim, a todos que direta e indiretamente fizeram suas contribuições, pois como dizia *Sir Isaac Newton*, “Se vi mais longe, foi por estar sobre ombro de gigantes”, e vocês são meus gigantes.

Resumo

O acesso dinâmico ao espectro por meio de rádio cognitivo é uma proposta de solução para a dificuldade de alocação de banda para novos serviços. Neste contexto, o sensoriamento espectral é uma tarefa fundamental para que as oportunidades de transmissão nos canais ociosos sejam identificadas adequadamente, ao mesmo tempo que interferências desnecessárias sejam evitadas. Nesta monografia, a detecção de energia é analisada no sensoriamento espectral. Trata-se da técnica de detecção espectral mais utilizada na literatura, servindo de base para comparação com novas propostas de técnicas para detecção espectral. Neste trabalho foi proposto um exame da detecção de energia para um sinal BPSK (Chaveamento por Deslocamento de Fase Binário) e análise de seu desempenho com a adição do desvanecimento Rayleigh.

Palavras-chave: Rádio Cognitivo. Sensoriamento Espectral. Detecção de Energia. Desvanecimento Rayleigh.

Abstract

Dynamic access to the spectrum based on of cognitive radio is a proposal to deal with the difficulty of band allocation for new services. In this context, spectral sensing is a key task so that opportunities for transmission on idle channels are properly identified and unnecessary interference is avoided. In this work, the energy detection is analyzed in the spectral sensing. This is the most commonly used spectral detection technique in the literature. It can be compared to new proposed spectrum detection techniques. In this work it is proposed the evaluation of energy detection for a BPSK (binary phase-shift keying) signal and analysis of its performance with the addition of Rayleigh fading.

Keywords: Cognitive Radio. Spectral Sensing. Power Detection. Rayleigh Fading.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Ciclo cognitivo. Fonte: Adaptado de [14]	12
Figura 2 – Arquitetura do rádio cognitivo. Fonte: Adaptado de [16]	13
Figura 3 – Exemplo de oportunidade de transmissão. Fonte: Adaptado de [17] . . .	14
Figura 4 – Comparação da Probabilidade de detecção teórica à Probabilidade simulada (100 amostras e 10^5 simulações de Monte Carlo). Autoria Própria.	28
Figura 5 – Variação do número de amostras da Probabilidade de detecção simulada (10^5 simulações de Monte Carlo e Pfa 0,1) . Autoria Própria.	29
Figura 6 – Variação do valor da probabilidade de falso alarme da probabilidade de detecção simulada (100 amostras e 10^5 simulações de Monte Carlo). Autoria Própria.	30
Figura 7 – Variação de amostras de um canal sujeito ao desvanecimento Rayleigh(Pfa 0,1 e 10^5 simulações de Monte Carlo). Autoria Própria.	31
Figura 8 – Variação de Probabilidade de falso alarme em um canal sujeito ao desvanecimento Rayleigh (100 amostras e e 10^5 simulações de Monte Carlo) . Autoria Própria.	32
Figura 9 – Comparação sinal AWGN simulado ao sinal Rayleigh(Pfa 0,1 e 10^5 simulações de Monte Carlo). Autoria Própria.	32

Sumário

	Lista de ilustrações	7
	Sumário	8
1	INTRODUÇÃO	10
1.1	Motivação	10
1.2	Objetivos	11
1.3	Organização do Trabalho	11
2	RÁDIO COGNITIVO	12
2.1	Aplicações de Rádio Cognitivo	14
2.1.1	Telefonia Móvel 5G	14
2.1.2	Redes Veiculares	14
2.1.3	IoT	15
2.1.4	Lacunas Espectrais de Televisão	15
3	SENSORIAMENTO ESPECTRAL	16
3.1	Métodos de Detecção	16
3.1.1	Detector de Energia	16
3.1.2	Detecção por Filtros Casados	16
3.1.3	Cicloestacionaridade	17
3.1.4	Detecção baseada na Covariância	17
3.1.5	<i>Wavelet</i>	17
3.2	Detecção de Energia	17
3.2.1	Teste de Hipóteses	18
3.3	Desvanecimento	24
3.3.1	Desvanecimento Rayleigh	24
3.3.2	Desvanecimento Rice	25
3.3.3	Desvanecimento Nakagami-m	25
3.3.4	Desvanecimento Lognormal	25
4	AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO DETECTOR DE ENERGIA NO SENSORIAMENTO ESPECTRAL	27
4.1	Avaliação do Desempenho de um Detector de Energia em Canais com Ruído AWGN	27
4.1.1	Resultados de Simulação	28

4.2	Avaliação do Desempenho de um Detector de Energia em Canais	
	Sujeitos ao Desvanecimento Rayleigh	30
4.2.1	Resultados de Simulação	30
5	CONCLUSÕES	33
	REFERÊNCIAS	34

1 Introdução

Atualmente, a política de alocação de espectro adotada é uma política estática. Neste caso, o espectro eletromagnético é subdividido em bandas que são destinadas a diversos tipos de serviços e redes baseados em comunicação sem fio. Com o sucesso e ampla difusão destes, a demanda pelo espectro de frequência cresceu muito, tornando esse recurso escasso[11].

Com o aparecimento de novos serviços sem fio (não licenciados), o espectro eletromagnético fica cada vez mais escasso de banda. O fato é que o espectro adequado para esses sistemas é quase todo reservado para algum tipo de serviço. Em contrapartida, quando os sistemas licenciados são analisados, nota-se que a maior parte das bandas é bastante ociosa durante algum tempo.

As principais suposições para essa ociosidade é a ineficiência do gerenciamento de recurso de rádio dos sistemas atuantes e a ausência de informação a ser transmitida pelos usuários licenciados [19].

Uma solução para esse problema é o acesso dinâmico ao espectro, proporcionado pelo conceito do rádio cognitivo. Tem a capacidade de aprender a partir da observação, daí a utilização do termo "cognitivo".

Para o rádio cognitivo obter o acesso dinâmico, ele tem que saber o instante em que o espectro não está sendo utilizado. Essa tarefa fica a cargo do sensoriamento espectral. Esta etapa que define se o espectro está ocupado por um usuário primário, também chamando de usuário licenciado, o qual tem uma faixa do espectro concedida por um órgão regulador, ANATEL (Agência Nacional de Telecomunicações), ou se existe uma oportunidade de acesso.

Dentre as possibilidades de métodos de sensoriamento, faz-se oportuno o estudo do método de detecção de energia, pela sua fácil implementação e ausência de necessidade de conhecimento prévio do sinal. Porém, algumas desvantagens desse método pode ser apontada, dentre elas, o baixo desempenho em se tratando de cenários com baixa relação sinal-ruído.

1.1 Motivação

A próxima geração de sistemas de comunicação sem fio, também conhecida como quinta geração (5G), que está prevista para entrar em funcionamento a partir de 2020, exige grande eficiência espectral, uma vez que não há espectro disponível em abundância. Além disso, será exigida uma alta taxa de dados nesses sistemas. Neste sentido, o rádio

cognitivo se apresenta como uma alternativa viável para atender a estas demandas, uma vez que é capaz de otimizar o uso do espectro. Entretanto, um procedimento referente ao rádio cognitivo e que apresenta grandes desafios é o sensoriamento espectral. Desse modo, o estudo do sensoriamento é de fundamental importância e apresenta oportunidades e desafios de pesquisa na atualidade.

1.2 Objetivos

Neste trabalho, buscou-se avaliar o desempenho da técnica de detecção por energia como ferramenta de auxílio ao sensoriamento espectral. Avaliou-se o desempenho do detector de energia por meio de simulações computacionais de um canal de comunicação sem fio, sujeito ao ruído aditivo gaussiano branco e ao modelo de desvanecimento de Rayleigh.

1.3 Organização do Trabalho

Este trabalho está organizado da seguinte forma:

No Capítulo 1 é apresentada uma contextualização do problema que motiva esse trabalho de conclusão de curso e são definidos o objetivo do trabalho

No Capítulo 2 são discutidos os conceitos de rádio cognitivo e suas principais características.

No Capítulo 3 é realizado o estudo da detecção de energia, assim como do teste de hipótese e do desvanecimento Rayleigh.

No Capítulo 4 são apresentados os resultados de simulação e discussões.

O Capítulo 5 é dedicado às considerações finais e propostas para trabalhos futuros.

2 Rádio Cognitivo

Cada vez mais, novos serviços em sistemas de comunicação sem fio necessitam de banda para suportar a crescente demanda por tráfego. O espectro eletromagnético é um recurso natural que tem seu uso licenciado por órgãos reguladores dos governos, como a (FCC – *Federal Communications Commission*), nos Estados Unidos e a Anatel, no Brasil.

Para resolver esse problema da escassez do espectro, Joseph Mitola III e Gerald Q. Maguire, em 1999, criaram o conceito de Rádio Cognitivo [13]. O Rádio Cognitivo tem a capacidade cognitiva (habilidade de aprender a partir da observação da propagação dos sinais no espectro) e a reconfigurabilidade (adaptar-se às novas condições do canal, levando em conta o aprendizado adquirido).

A capacidade cognitiva é melhor compreendida após apresentação do ciclo cognitivo, de acordo com a Figura 1.

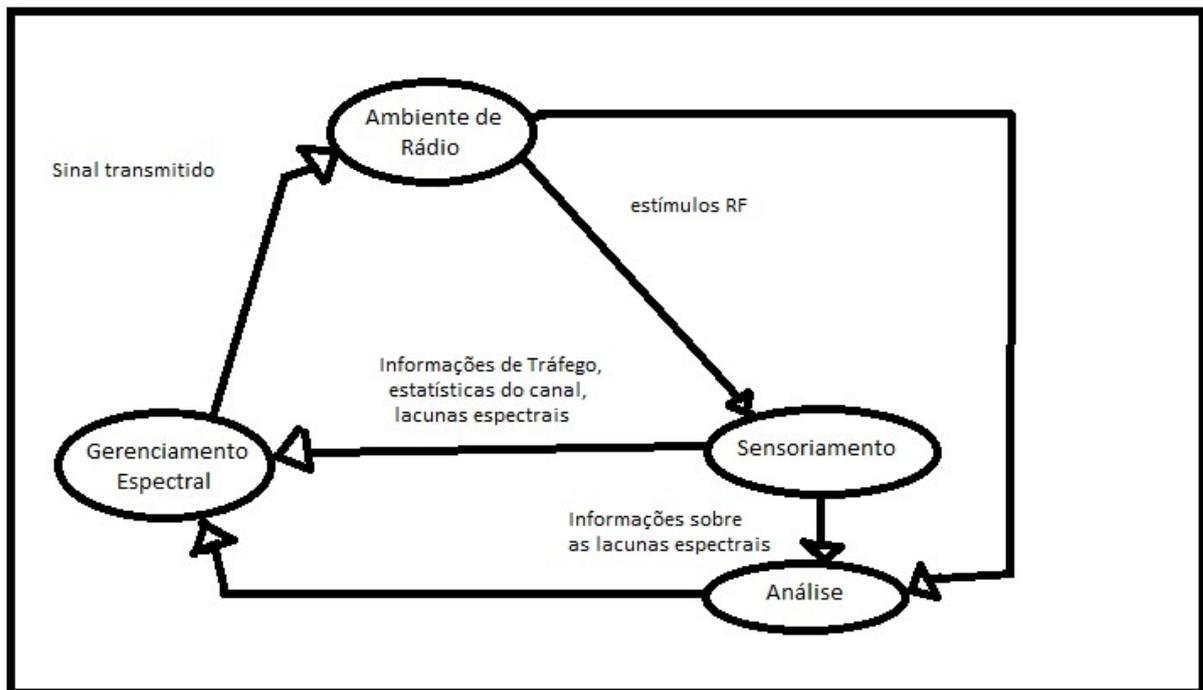


Figura 1 – Ciclo cognitivo. Fonte: Adaptado de [14]

O primeiro passo é o sensoriamento, ou seja, observar o espectro eletromagnético, afim de identificar lacunas espectrais, também conhecidas por oportunidades de transmissão. Após isso, a informação passa pela análise, onde se identificam as principais características dos canais disponíveis. As informações das duas etapas são combinadas com os requisitos de transmissão e, na fase de gerenciamento do espectro, decide-se por qual lacuna será usada e se há a ocupação do canal.

A capacidade de reconfiguração é conseguida através do *Rádio Definido por Software* que é, basicamente, um rádio em que as camadas físicas são definidas por *software*, sem a necessidade da presença dos componentes convencionais de *hardware*, como misturadores, filtros, amplificadores, etc [15].

Existem dois tipos de usuários: o usuário primário, o qual obtém o domínio exclusivo por certa faixa do espectro, concedido pelos órgãos reguladores; e o usuário secundário ou usuário cognitivo, que usa de forma oportunista os recursos subutilizados pelos usuários primários. Sua comunicação deve ser totalmente adaptada para garantir a prioridade da comunicação pela rede primária [13].

Baseado no ciclo cognitivo, chegou-se a uma arquitetura para o rádio cognitivo, como mostrado na Figura 2 [16].

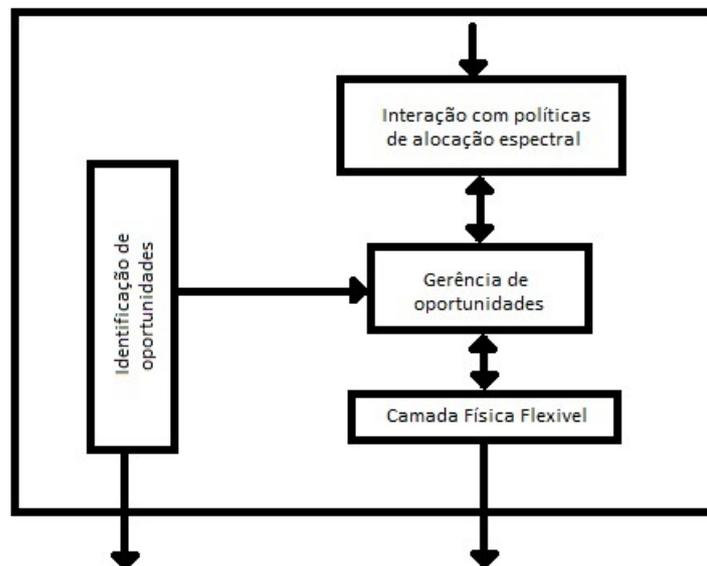


Figura 2 – Arquitetura do rádio cognitivo. Fonte: Adaptado de [16]

A responsabilidade de informar se determinada faixa do espectro está livre ou não, é função do identificador de oportunidades. O próximo passo fica a cargo do gerenciador de oportunidades, que combina os resultados da análise com as políticas de alocação do espectro definida pelos órgãos reguladores. Por fim, destaca-se a reconfiguração da camada física flexível, a partir das informações adquiridas no gerenciamento do espectro.

Portanto, o sensoriamento de espectro tem como função principal localizar e caracterizar as lacunas espectrais, que são oportunidades potenciais de uso do espectro, pelos usuários cognitivos, com mínima interferência da rede primária [17]. O sensoriamento está exemplificado na Figura 3, em que se faz uma varredura do espectro a fim de encontrar lacunas espectrais ou oportunidades de transmissão, para que assim, o usuário secundário possa ocupar o canal oportunisticamente.

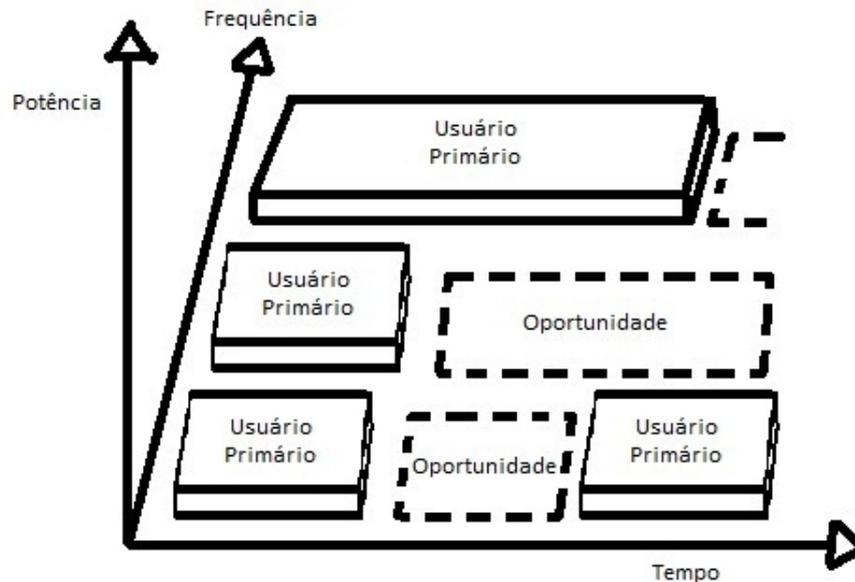


Figura 3 – Exemplo de oportunidade de transmissão. Fonte: Adaptado de [17]

2.1 Aplicações de Rádio Cognitivo

A expansão do uso do rádio cognitivo leva à evolução de grande variedade de aplicações baseadas em sensoriamento espectral. Dentre elas, pode-se destacar as seguintes:

2.1.1 Telefonia Móvel 5G

É a próxima geração de tecnologia celular, que promete melhorar muito a velocidade, a cobertura e a capacidade de resposta das redes sem fio. Um dos principais benefícios é a baixa latência na transmissão de dados. Esse tempo de atraso pode durar cerca de 20 milissegundos com as redes atuais. Não parece muito, mas com 5G, essa latência é reduzida para apenas 1 milissegundo. Este tipo de rede irá permitir a evolução de outras tecnologias, como veículos autônomos, realidade virtual e internet das coisas [20].

2.1.2 Redes Veiculares

Redes veiculares (também conhecidas do termo em inglês, VANETs - *Vehicle Ad Hoc Networks*) é uma das áreas mais promissoras das aplicações de Rádio Cognitivo. Ao permitir que os veículos comuniquem entre si diretamente (IVC - *Inter-Vehicle Communication*), bem como via comunicação veicular à estações rádio base na estrada (RVC - *Road Vehicle Communication*), as redes veiculares contribuirão para estradas mais seguras e eficientes, fornecendo informações oportunas aos motoristas e autoridades competentes [20].

2.1.3 IoT

A Internet das Coisas refere-se aos bilhões de dispositivos físicos ao redor do mundo que estão conectados à internet, coletando e compartilhando dados. Isso adiciona um nível de inteligência digital aos dispositivos, permitindo que eles se comuniquem sem o envolvimento de um ser humano e mesclando os mundos físico e digital. Praticamente qualquer objeto físico pode ser transformado em um dispositivo IoT se ele puder ser conectado à internet e controlado dessa maneira [23].

O termo IoT é usado principalmente para dispositivos que geralmente não teriam uma conexão com a Internet e que podem se comunicar com a rede independentemente da ação humana. Por esse motivo, um PC geralmente não é considerado um dispositivo IoT e nem um smartphone. Um smartwatch ou uma banda de fitness ou outro dispositivo wearable pode ser contado como um dispositivo IoT, no entanto [23].

2.1.4 Lacunas Espectrais de Televisão

As lacunas referem-se aos canais de televisão não utilizados no espectro de VHF e UHF (470 MHz a 790 MHz) devido à desativação da televisão analógica. Desde então, tem sido pesquisado e comprovado que esse espectro não utilizado pode ser usado para fornecer acesso à internet de banda larga, operando harmoniosamente com os canais de televisão circundantes. Em 2010, a FCC tornou esse espectro altamente eficaz, porém subutilizado, disponível para uso público não licenciado. Com o uso de um gerenciador de banco de dados e um rádio cognitivo, esses canais podem ser usados para acessar internet de banda larga [20].

3 Sensoriamento Espectral

Apesar de, na maior parte das vezes, o sensoriamento espectral ser compreendido como uma medição do conteúdo do espectro, ele também pode fazer a identificação dos sinais ocupantes do espectro, como suas caracterizações. Na etapa do sensoriamento deve-se obter a maior quantidade de informações sobre o espectro analisado. Sendo assim, é sugerido que o sensoriamento seja feito em duas etapas, uma mais grosseira e outra mais refinada [11].

A etapa mais grosseira identifica quais os canais que estão ocupando o espectro em determinado instante de tempo, fazendo-se necessária a sua realização constantemente.

A etapa refinada caracteriza os sinais reconhecidos na etapa grosseira. Só é necessária nos canais considerados ocupados, a fim de poupar recursos do rádio cognitivo.

Em suma, o sensoriamento deve ser rápido a ponto de permitir que o rádio cognitivo consiga perceber as variações do espectro, pelo fato de novas transmissões poderem começar a cada instante. Deve ser robusto para conseguir detectar o sinal primário, ainda que apresente ruído, desvanecimento e sombreamento, pois um dos principais objetivos do rádio cognitivo é a não interferência nos sinais dos usuários primários. E por fim, deve ser capaz de reconhecer oportunidades de transmissão com alta probabilidade, mantendo uma probabilidade de falso alarme baixa.

3.1 Métodos de Detecção

3.1.1 Detector de Energia

O detector de energia usa um teste de hipóteses, no qual calcula-se a média do quadrado das amostras e é feita uma comparação desse valor calculado com um limiar específico. Se esse valor for menor que o valor do limiar, o detector considera que o canal está livre, porém, se for maior, o detector considera que o sinal está presente no canal. O detector de energia é amplamente utilizado na literatura pela sua fácil implementação e pelo fato de não haver necessidade de um conhecimento prévio do sinal. Como desvantagem, o funcionamento correto desse método depende de uma relação sinal-ruído suficientemente grande, pela sua dificuldade em detectar sinais fracos.[21]

3.1.2 Detecção por Filtros Casados

O filtro casado só é eficaz quando se tem informações prévias do sinal transmitidos, mas nessas condições apresenta o melhor desempenho. Possui uma alta complexidade

computacional e, pelo fato de ser casado, torna-se muito sensível a erros de sincronização. Sua utilização é muito indicada quando o canal está sujeito ao ruído AWGN (Ruído aditivo Gaussiano Branco), pois o filtro tende a aumentar a relação sinal-ruído [21].

3.1.3 Cicloestacionaridade

Ao conhecer previamente alguma característica do sinal transmitido que se repete periodicamente, tal como frequência da portadora, técnica de modulação utilizada ou algum parâmetro estatístico periódico, esse método é o mais indicado. Como o filtro casado, possui na alta complexidade computacional e na alta sensibilidade a erros de sincronização, uma desvantagem [21].

3.1.4 Detecção baseada na Covariância

A Detecção baseada na Covariância faz uma autocorrelação do sinal primário com a presença do ruído, como o vetor de dados recebidos pelo usuário primário tem matriz de covariância não diagonal, este método utiliza os elementos fora da diagonal como teste estatístico[21].

3.1.5 *Wavelet*

Sabe-se da teoria de Fourier que um sinal pode ser expresso como a soma de séries de senos e cossenos. A grande desvantagem de uma expansão de Fourier é que ela possui apenas resolução de frequência e nenhuma resolução de tempo. A resolução de frequência é inversamente proporcional à duração do sinal para o espectro FFT, depende da ordem e da relação sinal-ruído. Para resolver este problema, nas últimas décadas várias soluções foram desenvolvidas parcialmente capazes de representar um sinal no domínio do tempo e da frequência ao mesmo tempo. A transformada wavelet pode ser a solução mais recente para superar as desvantagens das transformadas de Fourier[21].

Neste trabalho foi estudado o método de detecção de energia, pois é o método de mais fácil implementação, aliado ao fato de não haver necessidade de conhecimento prévio do sinal primário, o que comumente acontece na prática. Em contraponto, o fato de apresentar uma baixa robustez à incerteza do ruído leva a uma difícil distinção de sinais diferentes e interferência. Portanto, para um bom funcionamento, necessita-se de uma relação sinal-ruído relativamente alta, como é analisado na Seção 3.2.

3.2 Detecção de Energia

A detecção de um sinal na presença de ruído depende, grande parte das vezes, do conhecimento sobre o sinal que está ocupando a banda e do comportamento do ruído.

Partindo do pressuposto de que não se tem informação prévia alguma sobre o sinal, a técnica mais indicada é a detecção de energia [1].

O detector de energia é um teste entre duas hipóteses, a saber, H_0 e H_1 . Tem-se que na hipótese nula, H_0 , o sinal do usuário primário não é detectado, estando no canal apenas um sinal equivalente ao ruído. Enquanto na hipótese alternativa, H_1 , o sinal presente na detecção do rádio cognitivo é o sinal transmitido pelo usuário primário adicionado ao ruído. As equações do teste de hipóteses são as seguintes

$$H_0 : y(n) = w(n), \quad (3.1)$$

$$H_1 : y(n) = w(n) + x(n), \quad (3.2)$$

em que $n = 1, 2, \dots, N$ é a quantidade de amostras que foram utilizadas no teste de hipóteses do detector de energia.

O ruído, $w(n)$, é o ruído AWGN (ruído aditivo gaussiano branco) com média zero e variância σ_w^2 . Como a detecção de energia é uma detecção não coerente, aliado ao fato de que não se tem informação *a priori* do sinal $x(n)$, este pode ser considerado um processo aleatório gaussiano de variância σ_x^2 [2]. A SNR (relação sinal-ruído), nesse caso, será equivalente à razão entre a potência média do sinal, σ_x^2 , e a variância do ruído, σ_w^2

$$\text{SNR} = \frac{\sigma_x^2}{\sigma_w^2}. \quad (3.3)$$

O detector de energia decide entre as hipóteses H_0 e H_1 a partir da média do quadrado das amostras do sinal $y(n)$, resultando na sua energia [4]

$$T_{DE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2. \quad (3.4)$$

A métrica T_{DE} é mais conhecida por teste do detector de energia. Essa métrica será comparada a um valor de limiar de detecção de energia, λ , de modo que se o valor de T_{DE} for maior que o valor de λ , a hipótese H_1 será escolhida, tendo em vista que o canal é tido como ocupado. De modo contrário, se o valor de T_{DE} for menor que o valor de λ , conclui-se que o canal está livre e a hipótese H_0 é selecionada.

3.2.1 Teste de Hipóteses

Um teste de hipótese é, portanto, uma verificação da validade de uma hipótese. Supondo que $\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_N$ seja o conjunto de amostras da variável aleatória χ , com uma função de densidade de probabilidade dependente de um parâmetro θ : $f(\chi; \theta) = f(\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_N; \theta)$, podendo assumir os valores θ_0 ou θ_1 [3].

Assim estabelecido, $\theta = \theta_0$ é chamada de hipótese nula, relacionada a H_0 , enquanto a hipótese $\theta = \theta_1$ é conhecida como hipótese alternativa e se relaciona com a H_1

$$H_0 : \theta = \theta_0, \quad (3.5)$$

$$H_1 : \theta = \theta_1. \quad (3.6)$$

Quando se tem um teste hipotético binário, a subdivisão do espaço n -dimensional de observação, R^N , pode ser feita em duas regiões, R_0 e R_1 . Em relação ao vetor de observação $\bar{\chi} = \chi_1, \chi_2, \dots, \chi_N$, se $\bar{\chi} \in R_0$, decide-se por H_0 ou se $\bar{\chi} \in R_1$, decide-se por H_1 [3].

Entende-se como P_{jk} a probabilidade de decidir por H_j , quando a hipótese H_k é verdadeira

$$P_{jk} = \int_{R_j} p(\chi|H_k)d\chi, \quad (3.7)$$

em que $p(\chi|H_k)d\chi$ é a função densidade de probabilidade condicional de χ dado que a hipótese H_k é verdadeira. Quatro resultados são esperados ao observar o vetor χ .

- Decidir por H_0 dado que ela é verdadeira;
- Decidir por H_1 dado que ela é verdadeira;
- Decidir por H_0 dado que H_1 é verdadeira;
- Decidir por H_1 dado que H_0 é verdadeira.

Os dois primeiros itens correspondem a decisões corretas, enquanto os outros dois correspondem a falsas decisões. Os erros podem ser classificados em dois tipos; erro do tipo I (quando se rejeita hipótese nula, mas ela é verdadeira) e erro do tipo II (quando se rejeita hipótese alternativa, mas ela é verdadeira), definidos como P_{10} e o segundo como P_{01} , respectivamente.

$$P_{10} : P(H_1|H_0) = P(\bar{\chi} \in R_1|H_0), \quad (3.8)$$

$$P_{01} : P(H_0|H_1) = P(\bar{\chi} \in R_0|H_1). \quad (3.9)$$

Em que, as seguintes classificações para a detecção de sinais são utilizadas

- P_{11} é a probabilidade de detecção (P_D), ou seja, a probabilidade que o sinal seja detectado quando o espectro está ocupado;

- P_{10} é a probabilidade de falso alarme (P_{FA}), ou seja, a probabilidade de detectar o sinal quando o espectro está livre;
- P_{01} é a probabilidade de perda (P_M), ou seja, probabilidade de não detecção do sinal quando o espectro está ocupado;
- P_{00} é probabilidade de encontrar uma lacuna espectral, ou seja, probabilidade de não detectar o sinal quando o espectro está livre.

O critério de decisão segue a imposição de um limiar entre as hipóteses H_0 e H_1 , baseando-se nas probabilidades condicionais de detecção ou associando custos às quatro possibilidades. Dentre os principais critérios existentes, tem-se o critério de Bayes e de Neyman-Pearson [3].

Esse conceito de custo, apresentado por Bayes, define que C_{ij} é o custo associado a escolher H_i dado que a hipótese H_j é verdadeira. Assim, C_{00} e C_{11} correspondem aos custos associados aos acertos, enquanto que C_{01} e C_{10} estão associados aos erros. Normalmente, assume-se que os custos dos erros são maiores que os dos acertos [5].

Neste caso específico em que há duas classes de hipóteses, pode-se descrever os riscos condicionais, como

$$R(H_0|\chi) = C_{00}P(H_0|\chi) + C_{01}P(H_1|\chi), \quad (3.10)$$

$$R(H_1|\chi) = C_{11}P(H_1|\chi) + C_{10}P(H_0|\chi). \quad (3.11)$$

O ponto principal do critério bayesiano é chegar à conclusão de qual dos dois riscos é o menor [5].

Analisando a suposição que leva à escolha de H_0 , ou seja, $R(H_0|\chi) < R(H_1|\chi)$, tem-se

$$C_{00}P(H_0|\chi) + C_{01}P(H_1|\chi) < C_{11}P(H_1|\chi) + C_{10}P(H_0|\chi). \quad (3.12)$$

Levando em conta o fato de que os custos associados aos erros são maiores que os custos associados aos acertos, para evitar a ocorrência de valores negativos, faz-se a seguinte manipulação

$$[C_{10} - C_{00}]P(H_0|\chi) > [C_{01} - C_{11}]P(H_1|\chi). \quad (3.13)$$

O critério de Bayes é, majoritariamente, baseado em probabilidades *a posteriori*, ou seja, a probabilidade de uma hipótese ser válida dado que χ foi recebido. Considere agora a

probabilidade inversa $p(\chi|H_i)$, que corresponde à probabilidade de χ dado que ele pertence à hipótese H_i . Tal medida é conhecida como *verossimilhança* [5].

Pela regra de Bayes, pode-se reescrever $P(H_i|\chi)$, como

$$P(H_i|\chi) = \frac{p(\chi|H_i)P(H_i)}{p(\chi)}. \quad (3.14)$$

O fato de que um dado não pode pertencer a mais de uma hipótese e o conceito de probabilidade condicional, leva-nos à definição de *evidência*, $p(\chi)$ [5]

$$p(\chi) = \sum_{i=1}^N p(\chi|H_i)P(H_i). \quad (3.15)$$

De (3.14) e (3.15), chega-se à conclusão de que para obter probabilidades *a posteriori*, é preciso conhecer as densidades de probabilidade $p(\chi|H_i)$ (medidas de verossimilhança), e as probabilidades *a priori* $P(H_i)$ [5].

Levando em consideração o fato de haver somente duas hipóteses, o cálculo de $p(H_0|\chi)$ ou $p(H_1|\chi)$ e de $P(\chi)$ em (3.15), levarão à mesma expressão. Aplicando esse conhecimento em (3.13) [5], chega-se

$$[C_{10} - C_{00}]p(\chi|H_0)P(H_0) > [C_{01} - C_{11}]p(\chi|H_1)P(H_1). \quad (3.16)$$

Reorganizando a equação (3.16)

$$L(\chi) = \frac{p(\chi|H_0)}{p(\chi|H_1)} > \frac{[C_{01} - C_{11}]P(H_1)}{[C_{10} - C_{00}]P(H_0)}. \quad (3.17)$$

Resultando assim, na equação para a decisão pela hipótese H_0 . Ao trocar o sinal $>$ por $<$, a hipótese vigente passa a ser a H_1 . Atentando para o primeiro termo, $L(\chi)$, conhecido por *razão de verossimilhança* e o segundo termo que representa o limiar de decisão, λ_{Bayes} [5].

Pela dificuldade do conhecimento das probabilidades *a priori* no sensoriamento espectral, será usado o conceito das probabilidades condicionais para definir o limiar, λ .

A partir da Equação (3.7), tem-se

$$P_D = P_{11} = \int_{R_1} p(\chi|H_1)d\chi, \quad (3.18)$$

$$P_{FA} = P_{10} = \int_{R_1} p(\chi|H_0)d\chi. \quad (3.19)$$

O que se procura do teste de hipóteses, é que ele disponha de uma alta P_D e uma baixa P_{FA} . De (3.18) e (3.19), vê-se que o fato de maximizar P_D leva à maximização de R_1 , ao mesmo passo que minimizar P_{FA} depende da minimização de R_1 , o que nos leva a concluir

que não se pode aumentar P_D e diminuir P_{FA} na mesma situação [5,6]. A tática usada na solução desse impasse é manter a probabilidade de falso alarme constante e maximizar a probabilidade de detecção.

A probabilidade de falso alarme é definida como α' , ou nível de significância do teste, e β' define-se como probabilidade de perda, P_M , em que $1 - \beta'$ é conhecido por poder explicativo do teste [6]. Atentando ao fato de que α' e β' não são independentes entre si. Portanto, aumentar o número de amostras, N , é a única forma de maximizar " $1 - \beta'$ " e minimizar α' , simultaneamente [3, 7]. O que equivale a maximizar P_D e manter P_{FA} em um valor entre 0 e α_{max} .

Uma solução para maximização de P_D , com a condição de que $P_{FA} = \alpha' \leq \alpha_{max}$, é a utilização de multiplicadores de Lagrange [5]. O valor utilizado, segundo a normatização do padrão IEEE WRAN 802.22 é 0,1 [7]. Segue a função otimizada

$$J_{NP} = P_D - \lambda_{NP}(P_{FA} - \alpha') = p(H_1|H_1) - \lambda_{NP}(p(H_1|H_0) - \alpha'), \quad (3.20)$$

em que λ_{NP} representa o valor do limiar de decisão de Neyman-Pearson.

Substituindo, de (3.18) e (3.19) em (3.20), os valores de $p(H_1|H_1)$ e $p(H_1|H_0)$, temos

$$J_{NP} = \lambda_{NP}\alpha' + \int_{R_1} [p(\chi|H_1) - \lambda_{NP}p(\chi|H_0)]d\chi. \quad (3.21)$$

Ao maximizar J_{NP} para $\lambda_{NP} > 0$, é desejável um valor em R_1 que obtenha um integrando sempre positivo, assim

$$p(\chi|H_1) - \lambda_{NP}p(\chi|H_0) > 0. \quad (3.22)$$

Sempre que (3.22) for válida, a hipótese H_1 é escolhida. Levando novamente à formulação de outra razão de verossimilhança

$$L(\chi) = \frac{p(\chi|H_1)}{p(\chi|H_0)} > \lambda_{NP} \rightarrow H_1, \quad (3.23)$$

$$L(\chi) = \frac{p(\chi|H_1)}{p(\chi|H_0)} < \lambda_{NP} \rightarrow H_0. \quad (3.24)$$

Para que a restrição seja obedecida, λ_{NP} é escolhido de modo que $P_{FA} = \alpha_{max}$. Se $p(L|H_0)$ for a função densidade de probabilidade quando (H_0) é verdadeira, P_{FA} pode ser escrita como

$$P_{FA} = \int_{\lambda_{NP}}^{\infty} p(L|H_0)dL = \alpha_{max}. \quad (3.25)$$

A resolução da equação (3.25) leva ao valor do limiar de decisão. Este valor é, necessariamente, positivo, pois $p(L|H_0)$ é zero para valores negativos de λ_{NP} . O aumento da região R_1 (região na qual H_1 é verdadeira) se dá pela diminuição do valor do limiar. Portanto, minimiza-se o limiar até que atinja o máximo valor $\alpha' \leq \alpha_{max}$.

Como já foi dito, a estatística de teste de detecção de energia, T_{DE} , é o valor da média do quadrado das amostras utilizadas no sensoriamento do espectro. Em relação às hipóteses nula e alternativa, o T_{DE} é uma variável aleatória na qual a função de probabilidade é Chi-quadrado, χ^2 , com N graus de liberdade [1,2,8]. Na situação em que o sinal está presente no canal, a distribuição chi-quadrado é centralizada; e quando não se verifica a presença do sinal, a distribuição é descentralizada. A partir do Teorema do Limite Central, caso se tenha um número suficientemente grande de amostras, N , a distribuição de T_{DE} pode ser aproximada por uma distribuição gaussiana, também conhecida como distribuição Normal [9].

$$T_{DE} = Normal(N\sigma_w^2, 2N\sigma_w^4), \text{ em } H_0, \quad (3.26)$$

$$T_{DE} = Normal(N(\sigma_w^2 + \sigma_x^2), 2N(\sigma_w^2 + \sigma_x^2)^2), \text{ em } H_1. \quad (3.27)$$

Com o termo na esquerda do parênteses sendo a média, e o termo da direita, a variância. Temos σ_t^2 como

$$\sigma_t^2 = \sigma_w^2 + \sigma_x^2 = \sigma_w^2(1 + SNR). \quad (3.28)$$

Para chegar ao valor do limiar de decisão λ_{DE} , a partir do critério de Neyman-Pearson, o valor da probabilidade de falso alarme é fixada e resolve-se a equação (3.25) a fim de calcular o limiar mais adequado à restrição P_D . No detector de energia, P_D é definida como

$$P_D = P(T_{DE} > \lambda_{DE}|H_1) = Q\left(\frac{\lambda_{DE} - N(\sigma_t^2)}{\sqrt{2N\sigma_t^4}}\right), \quad (3.29)$$

em que $Q(x)$ é a função distribuição cumulativa complementar da variável aleatória gaussiana, dada por

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-\frac{y^2}{2}} dy. \quad (3.30)$$

Tem-se a probabilidade P_{FA} , descrita como

$$P_{FA} = P(T_{DE} < \lambda_{DE}|H_0) = Q\left(\frac{\lambda_{DE} - N(\sigma_w^2)}{\sqrt{2N\sigma_w^4}}\right). \quad (3.31)$$

Como dito anteriormente, a P_{FA} foi fixada em 0,1, com P_D devendo ser maximizada. Esse tipo de estratégia é conhecida como o princípio de taxa constante de alarme falso, CFAR (*Constant False Alarm Rate*)[2]. Pelo critério CFAR, o limiar de detecção, λ_{CFAR} , é encontrado por [8]

$$\lambda_{CFAR} = N\sigma_w^2 + Q^{-1}(P_{FA})\sqrt{2N\sigma_w^4}. \quad (3.32)$$

3.3 Desvanecimento

O canal de comunicação terrestre é caracterizado pelo efeito de múltiplos percursos de propagação. Tal efeito pode alterar de maneira significativa a amplitude do sinal, mesmo para uma pequena variação na distância ou orientação entre o transmissor e o receptor, comportamento conhecido como desvanecimento [18].

Na detecção de sinais, o efeito de multipercursos e do desvanecimento causam variações tanto na fase, quanto na envoltória do sinal transmitido. Como na detecção não-coerente a informação de fase não é necessária, ao considerar o efeito do desvanecimento do sinal no detector de energia, leva-se em conta apenas as alterações de amplitude, representadas pelo fator h :

$$H_0 : y(n) = w(n), \quad (3.33)$$

$$H_1 : y(n) = h \cdot x(n) + w(n). \quad (3.34)$$

Há diversos modelos de desvanecimento propostos na literatura, que buscam modelar de maneira mais precisa os efeitos sofridos pelos sinais que se propagam em um canal sem fio. A seguir, serão exemplificados alguns dos modelos mais detalhados na literatura.

3.3.1 Desvanecimento Rayleigh

A função densidade de probabilidade Rayleigh caracteriza o desvanecimento percebido em um canal de comunicação móvel quando não há uma visada direta entre o transmissor e o receptor [22].

Sejam $U \sim N(0, \sigma^2)$ e $V \sim N(0, \sigma^2)$ variáveis gaussianas [18]. Então, $X = \sqrt{U^2 + V^2}$ segue uma distribuição Rayleigh. Dessa maneira a função densidade de probabilidade é dada por

$$f(x; \sigma) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.35)$$

3.3.2 Desvanecimento Rice

O Desvanecimento Rice é caracterizado quando na comunicação existe uma forte linha de visada, somada às componentes aleatórias fracas, entre transmissor e receptor [22]. A função densidade de probabilidade da distribuição Rice é dada por

$$p_x(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x^2+s^2)}{2\sigma^2}\right] I_0\left(\frac{x \cdot s}{\sigma^2}\right), x \geq 0, \quad (3.36)$$

em que σ^2 é a potência média das componentes aleatórias e s^2 é a potência relacionada à visada direta. I_0 corresponde à função modificada de Bessel de ordem zero [22].

3.3.3 Desvanecimento Nakagami-m

O Desvanecimento Nakagami-m tem uma distribuição desenvolvida para casos que não se adequem às distribuições Rayleigh e Rice. Modelando a propagação de multipercursos para comunicações ionosféricas, sua função densidade de probabilidade é dada por [22]

$$p_x(x) = \frac{2m^m x^{2m-1}}{\Gamma(m)\Omega^m} \exp\left[-\frac{mx}{\Omega}\right], x \geq 0, \quad (3.37)$$

em que $\Omega = E[X^2]$; $\Gamma(\cdot)$ é a função Gama de Euler e o parâmetro m de desvanecimento é definido como a razão entre os momentos

$$m = \frac{E^2[X^2]}{Var[X^2]} = \frac{\Omega^2}{E[(X^2 - \Omega)^2]}, m \geq 0,5. \quad (3.38)$$

3.3.4 Desvanecimento Lognormal

Quando o envelope do sinal recebido sofre um sombreamento por ação de altos obstáculos, esse desvanecimento segue a distribuição lognormal. Tal distribuição modela variações na perda de percurso ou na potência recebida para diferentes cenários de propagação [22]. Com fdp dada por

$$p_x(x) = \frac{1}{\sigma \cdot x \cdot \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{[\ln(x) - \mu_x]^2}{2\sigma^2}\right], x > 0, \mu \in \Re, \sigma > 0, \quad (3.39)$$

em que trata-se de uma distribuição Gaussiana com x , μ_x e σ são logarítmicas e μ_x e σ correspondem à média e ao desvio padrão de X em dB, respectivamente [22].

Levando em consideração que o desvanecimento não vai alterar a forma de calcular a métrica T_{DE} , nem o limiar λ

$$T_{DE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2, \quad (3.40)$$

$$\lambda_{CFAR} = N\sigma_w^2 + Q^{-1}(P_{FA})\sqrt{2N\sigma_w^4}. \quad (3.41)$$

Já se tem condições de estimar o comportamento do detector de energia em um sinal sob o efeito da distribuição Rayleigh, semelhante à detecção que se fez na Seção 3.1, para um canal sem desvanecimento.

4 Avaliação do Desempenho do Detector de Energia no Sensoriamento Espectral

4.1 Avaliação do Desempenho de um Detector de Energia em Canais com Ruído AWGN

Para avaliar o efeito do ruído AWGN sobre o desempenho de um detector de energia, foram realizadas simulações da transmissão de um sinal BPSK (Chaveamento por Deslocamento de Fase Binário) em um canal sem fio.

Inicialmente, foi comparada a probabilidade de detecção de transmissão teórica com 100 amostras, representada por

$$P_D = P(T_{DE} > \lambda_{DE} | H_1) = Q \left(\frac{\lambda_{DE} - N(\sigma_t^2)}{\sqrt{2N\sigma_t^4}} \right) \quad (4.1)$$

à probabilidade de detecção de transmissão simulada com 100 amostras e 10^5 simulações de Monte Carlo (metodologia estatística que se baseia em testes com variáveis um número suficientemente grande de vezes para ter com mais precisão algum resultado), representado pelo teste estatístico descrito no Capítulo 3

$$\lambda_{CFAR} = N\sigma_w^2 + Q^{-1}(P_{FA})\sqrt{2N\sigma_w^4}. \quad (4.2)$$

$$T_{DE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2. \quad (4.3)$$

Quando uma variável de teste é comparada a um limiar, se o valor do teste for maior que o valor do limiar, entende-se que o sinal está presente no canal; caso contrário, o canal está livre. Ambos os sinais têm probabilidade de falso alarme fixadas em 0,1, como aconselha o padrão IEEE 802.22.

Em seguida, foi analisado o desempenho da probabilidade de detecção de transmissão simulada ao variar em 50, 100, 250 e 500 o número de amostras. Na sequência, variou-se em 0,01, 0,05 e 0,1 o valor da probabilidade de falso alarme, sempre com 10^5 simulações de Monte Carlo.

4.1.1 Resultados de Simulação

Primeiramente, foi obtida a curva de comparação da probabilidade de detecção de transmissão teórica pela probabilidade de detecção de transmissão simulada, com 100 amostras, $P_{fa} = 0,1$ e 10^5 simulações de Monte Carlo.

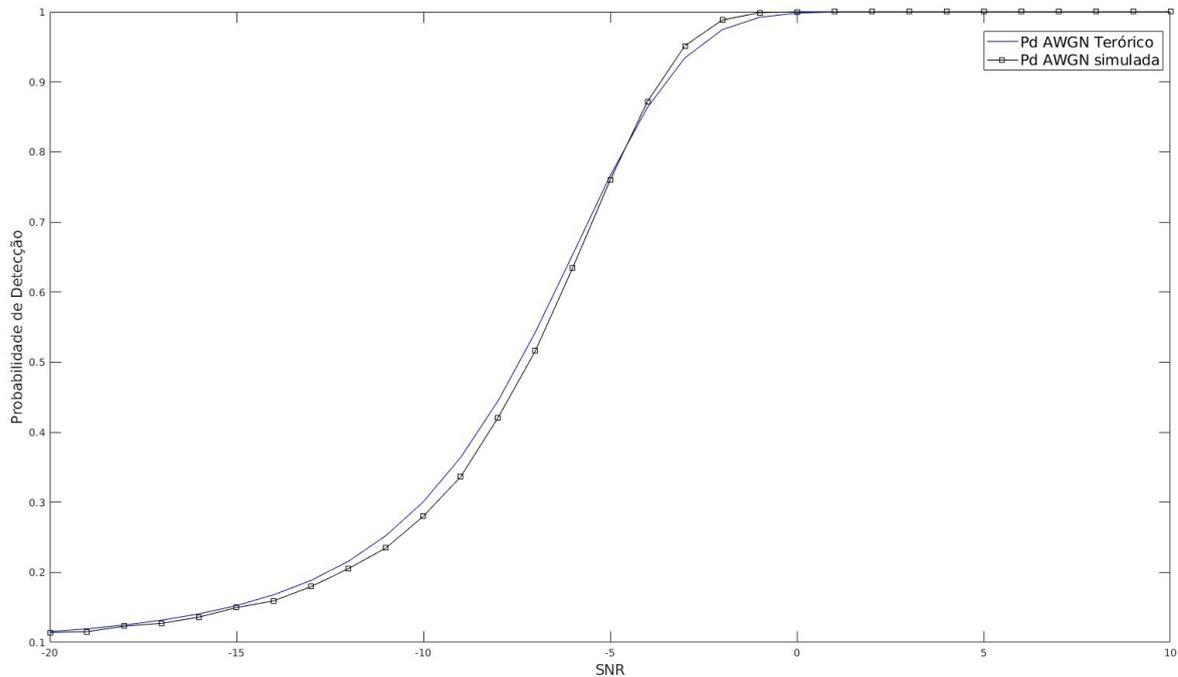


Figura 4 – Comparação da Probabilidade de detecção teórica à Probabilidade simulada (100 amostras e 10^5 simulações de Monte Carlo). Autoria Própria.

Observa-se que as duas curvas estão muito próximas, o que indica que foi possível reproduzir fielmente a probabilidade de detecção da transmissão de um sinal BPSK. Em seguida, variou-se em 50, 100, 250 e 500 o número de amostras da probabilidade de detecção da transmissão considerada, com $P_{fa} = 0,1$ e 10^5 simulações de Monte Carlo.

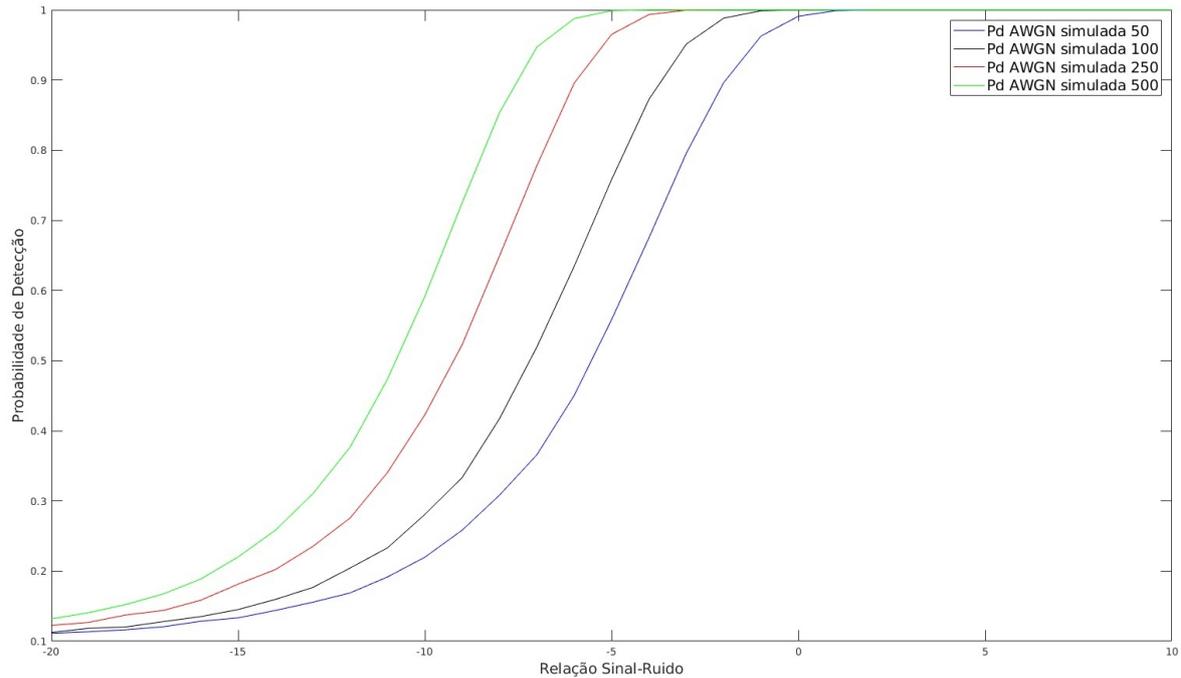


Figura 5 – Variação do número de amostras da Probabilidade de detecção simulada (10^5 simulações de Monte Carlo e Pfa 0,1) . Autoria Própria.

Como esperado, o desempenho do detector de energia é otimizado de acordo com o aumento das amostras, pois a energia do sinal aumenta, acarretando o aumento da relação sinal-ruído. Uma análise de desempenho pode ser feita quando se considera uma $P_D = 0,9$, por exemplo; a diferença da relação sinal ruído entre a curva de 50 amostras e a de 500 amostras é de 6 dB. Na sequência, foi feita a análise do desempenho da probabilidade de detecção de uma transmissão simulada ao variar o valor da probabilidade de falso alarme em 0,01, 0,05 e 0,1.

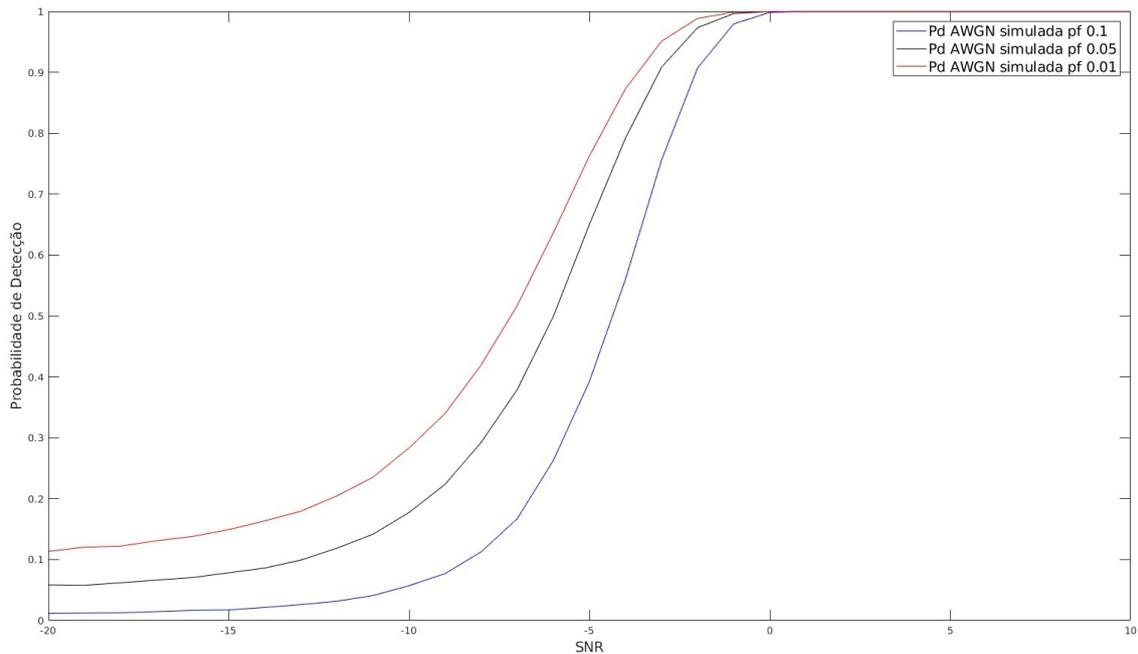


Figura 6 – Variação do valor da probabilidade de falso alarme da probabilidade de detecção simulada (100 amostras e 10^5 simulações de Monte Carlo). Autoria Própria.

Como esperado, quanto maior o valor da probabilidade de falso alarme, menor o valor da probabilidade de detecção.

4.2 Avaliação do Desempenho de um Detector de Energia em Canais Sujeitos ao Desvanecimento Rayleigh

Para avaliar o efeito do ruído AWGN e do desvanecimento sobre o desempenho de um detector de energia, foram realizadas simulações da transmissão de um sinal BPSK em um canal sem fio sujeito ao desvanecimento Rayleigh.

Inicialmente, foi analisado o desempenho da probabilidade de detecção sujeita ao desvanecimento Rayleigh ao variar em 50, 100, 250 e 500 o número de amostras. Em seguida, variou-se em 0,01, 0,05 e 0,1 o valor da probabilidade de falso alarme. Sempre com 10^5 simulações de Monte Carlo.

Em seguida, é feita uma comparação de desempenho entre o canal sujeito ao desvanecimento e o canal sem a presença de desvanecimento. Os códigos utilizados se encontram no anexo desse trabalho.

4.2.1 Resultados de Simulação

Primeiramente, variou-se em 50, 100, 250 e 500 o número de amostras da probabilidade de detecção com o desvanecimento, com $P_{fa} = 0,1$ e 10^5 simulações de Monte

Carlo.

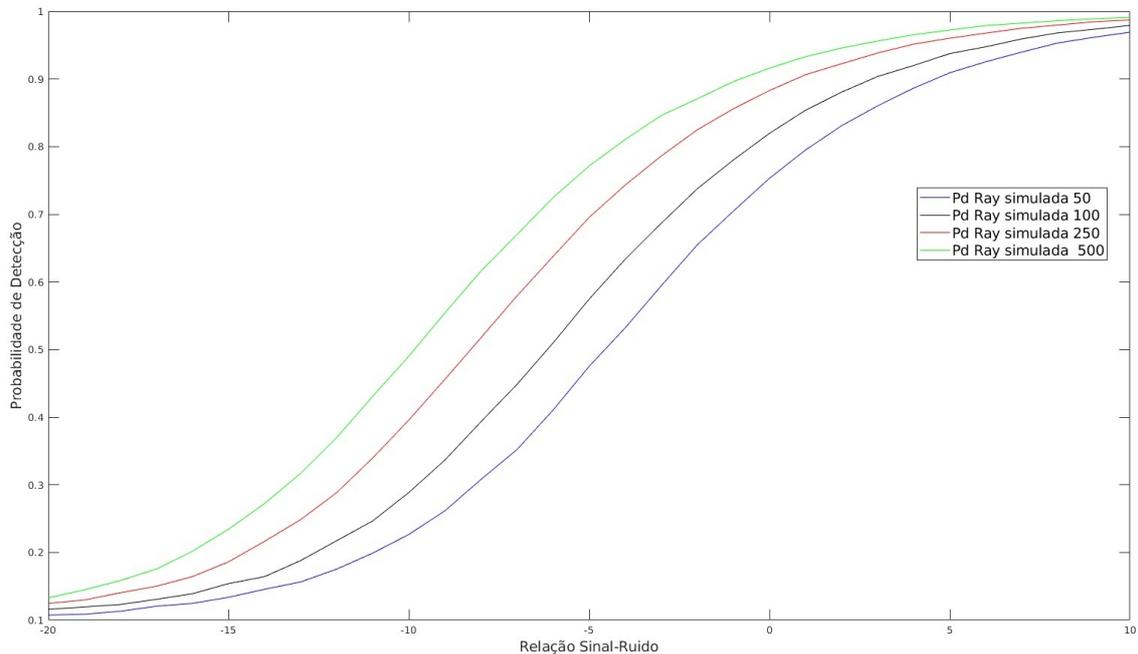


Figura 7 – Variação de amostras de um canal sujeito ao desvanecimento Rayleigh ($P_{fa} 0,1$ e 10^5 simulações de Monte Carlo). Autoria Própria.

Conforme esperado, o desempenho do detector de energia cresce de acordo com o aumento do número de amostras, pois acarreta no aumento da energia do sinal, e conseqüentemente no aumento da relação sinal-ruído. Em seguida, foi feita a análise do desempenho da probabilidade de detecção de uma transmissão ao variar o valor da probabilidade de falso alarme em 0,01, 0,05 e 0,1.

Como esperado, na Figura 8 é possível perceber que quanto maior o valor da probabilidade de falso alarme, menor o valor da probabilidade de detecção. Em seguida, foi feita uma comparação de desempenho entre a probabilidade de detecção entre um canal sujeito ao desvanecimento e um canal sem a presença do desvanecimento, ambos com 500 amostras, $P_{fa} = 0,1$ e 10^5 simulações de Monte Carlo.

É possível concluir, a partir da Figura 9, que o desempenho do canal sujeito ao desvanecimento é inferior, o que pode ser justificado pelo desvanecimento proporcionar grande variação na amplitude dos sinais transmitidos.

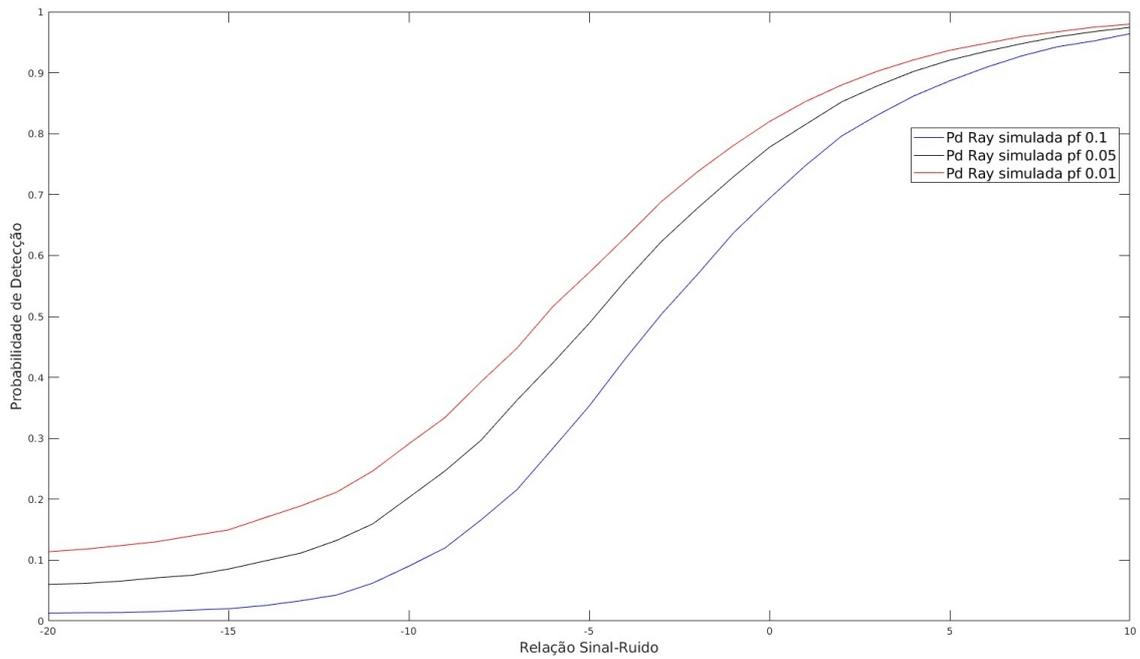


Figura 8 – Variação de Probabilidade de falso alarme em um canal sujeito ao desvanecimento Rayleigh (100 amostras e 10^5 simulações de Monte Carlo) . Autoria Própria.

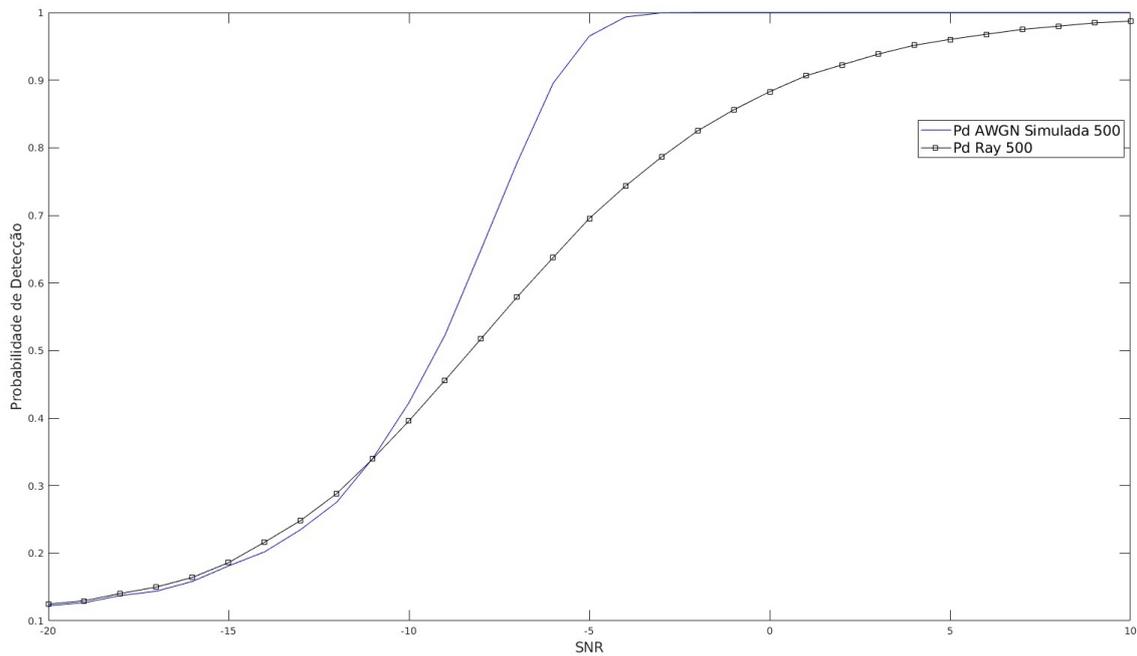


Figura 9 – Comparação sinal AWGN simulado ao sinal Rayleigh(Pfa 0,1 e 10^5 simulações de Monte Carlo). Autoria Própria.

5 Conclusões

Neste trabalho foi feito o estudo de um método de sensoriamento espectral, o detector de energia. Foi trabalhado o teste estatístico necessário para compará-lo com um limiar e estabelecer uma relação entre a probabilidade de detecção e a relação sinal-ruído. A partir daí a teoria foi posta em prática nas simulações, em que se viu o comportamento característico de um detector de energia, aumentando a eficiência de acordo com o aumento da relação sinal-ruído.

Após análise das simulações, foi possível notar que o sinal sujeito ao ruído AWGN teórico não apresentou variação significativa em relação ao sinal AWGN simulado. Como previsto, o sinal apresentou grande variação de desempenho em relação à variação da quantidade de amostras, N . Quanto ao sinal com desvanecimento Rayleigh, pôde ser percebido que em baixas probabilidades de de detecção o desempenho se assemelha ao de um sinal sem desvanecimento.

Enfim, foi possível, com o auxílio das disciplinas de Análise de Sinais e Sistemas, Princípios de Comunicações, Comunicação Digital, Técnicas de Programação, Estatística, Processos Estocásticos e Circuitos para Comunicações, produzir este trabalho de conclusão de curso. Com a análise dos resultados, foi possível notar que os sinais se comportaram como previsto na teoria, validando o estudo feito.

Em trabalhos futuros podem ser estudadas mais formas de detecção e de desvanecimento, a fim de comparar seu desempenho, bem como propor formas de melhorar o resultado da detecção espectral levando-se em consideração a presença do desvanecimento.

Referências

- [1] URKOWITZ, H. *Energy detection of unknown deterministic signals*. Proceedings of the IEEE, v. 55,n. 4, p. 523–531, 1967.
- [2] LIN, W.; ZHANG, Q. *A design of energy detector in cognitive radio under noise uncertainty*. In: 11th IEEE Singapore International Conference on Communication Systems, 2008. ICCS 2008 . [S.l.:s.n.], 2008. p. 213–217.
- [3] POOR, H. *An introduction to signal detection and estimation* . [S.l.]: Springer, 1994.
- [4] L. L. et al. *Ten years of research in spectrum sensing and sharing in cognitive radio*. Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking, doi:10.1186/1687-1499-2012-28, 2012.
- [5] TREES, H. V. *Detection, estimation, and modulation theory part I*. [S.l.]: MIT Press, Cambridge, MA, 1968.
- [6] KAY, S. *Fundamentals of statistical signal processing: detection theory* . [S.l.]: Prentice-Hall, 1998.
- [7] INC., E. *Universal software radio peripheral* . [S.l.], 2009.
- [8] YE, Z.; MEMIK, G.; GROSSPIETSCH, J. *Energy detection using estimated noise variance for spectrum sensing in cognitive radio networks*. In: Proc. WCNC . [S.l.: s.n.], 2008. p. 711–716.
- [9] PAPOULIS, A.; PILLAI, S. *Probability, random variables and stochastic processes* . [S.l.]: McGraw- Hill Education (India) Pvt Ltd, 2002.
- [10] YUCEK, T., ARSLAN, H. “*A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications*”, Communications Surveys Tutorials, IEEE , v. 11,n. 1, pp. 116 –130, mar. 2009. ISSN: 1553-877X. doi: 10.1109/SURV. 2009.090109
- [11] GHASEMI, E. S. A. *Spectrum sensing in cognitive radio networks: requirements, challenges and design trade-offs*. IEEE Communications Magazine, v. 46, n. 4, p. 54–61, Outubro 2008.
- [12] AL, D. N. et. *Sensing techniques for cognitive radio - state of the art and trends*. SCC P1900.6, Abril 2009.
- [13] MITOLA, J. *Cognitive radio for flexible mobile multimedia communications*. IEEE International Workshop on Mobile Multimedia Communications, p. 3–10, 1999.
- [14] MITOLA, J. *Model-based Competence for Software Radios*. Tese (Doutorado), KTH Royal Institute of Technology, 1999.

- [15] MODY, e. a. A. *Recent advances in cognitive communication*. *IEEE Communications Magazine*, v.45, n. 10, p. 54–61, Outubro 2007
- [16] SHANKAR, C. S.; CHALLAPALI, K. *Spectrum agile radios: utilization and sensing architectures*. Proc. IEEE Int. Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, p. 160–169, 2005.
- [17] TANDRA, R.; MISHRA, S.; SAHAI, A. *What is a spectrum hole and what does it take to recognize one* *Proceedings of the IEEE*, Citeseer, 2009.
- [18] ALMEIDA, E. P. L. de (2010). *Desenvolvimento de Técnica de Sensoriamento do Espectro Embasada em Detecção de Energia para Aplicações em Sistemas Rádio-Cognitivos*. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Publicação PPGENE.DM - 412/2010, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 103p.
- [19] HAYKIN, S. *Cognitive radio: Brain-empowered wireless communications*. *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 23, no. 2, pp. 201–220, Feb. 2005.
- [20] CARVALHO, F.B.S. ; LOPES, W.T.A. ; ALENCAR, M.S. *Spectrum Sensing Techniques and Applications*. Momentum Press, NY, 2017.
- [21] CARVALHO, F.B.S. *Contribuições ao Sensoriamento Espectral em Canais Cognitivos Sujeitos a Desvanecimento*. Tese de Doutorado. Universidade Federal de Campina Grande, 2015.
- [22] A. GOLDSMITH. *Wireless Communications*. Cambridge University Press, New York, USA, 2005.
- [23] Morgan, J. *A Simple Explanation Of 'The Internet Of Things'*, Forbes, 2015.