

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
INSTITUTO DE INFORMÁTICA
CURSO DE ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO

LEONARDO ROVEDA FAGANELLO

***Q-Noise*: um algoritmo de alocação
dinâmica de canal para Rádio Cognitivo**

Trabalho de Diplomação

Prof. Dr. Lisandro Zambenedetti Granville
Orientador

Dr. Cristiano Bonato Both
Co-orientador

Porto Alegre, julho de 2012

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

Reitor: Prof. Carlos Alexandre Netto

Vice-Reitor: Prof. Rui Vicente Oppermann

Pró-Reitora de Graduação: Prof.^a Valquiria Linck Bassani

Diretor do Instituto de Informática: Prof. Luís da Cunha Lamb

Coordenador do curso: Prof. Sérgio Luís Cechin

Bibliotecária-chefe do Instituto de Informática: Beatriz Regina Bastos Haro

AGRADECIMENTOS

Muitas pessoas estiveram presentes nessa última etapa de uma trajetória de 5 anos e meio. Tentar citar todos os que contribuíram de alguma forma para que eu pudesse chegar até aqui seria uma árdua tarefa e correria o risco de, por descuido, esquecer algum nome. Contudo, alguns agradecimentos especiais são inevitáveis, principalmente àqueles que acompanharam de perto as dificuldades, os percalços e as frustrações combatidas, bem como as vitórias e as alegrias obtidas. Devido a essa mais recente vitória, agradeço:

Aos meus orientadores nesse trabalho, Prof. Dr. Lisandro Zambenedetti Granville e Dr. Cristiano Bonato Both por acreditar em mim na elaboração desse trabalho. Pelo tempo dedicado em reuniões semanais, pela paciência e compreensão nos momentos de maior dificuldade, e por não me deixar entrar em desespero nos piores momentos. Ao Prof. Dr. Juergen Rochol e ao Rafael Kunst pelos sábios conselhos em etapas cruciais do trabalho.

Aos colegas do Grupo de Redes e da Equipe MEICAN pelo incentivo, motivação e ideias trocadas ao longo do último ano. Em particular, ao Felipe Nesello e ao Jair Santanna pelas longas horas trabalhadas em conjunto, nunca desanimando e sempre dando o nosso melhor. Certamente o último ano teria sido muito mais difícil sem a cooperação de vocês.

Aos colegas de curso, em particular, Bruno Guedes, Cassiana Fülber, Matheus Proença, Thiago Santini, Tyron Schölem por toda a ajuda para vencer os desafios impostos pelas disciplinas. Entre os colegas, não poderia deixar de agradecer ao Henrique Klein e ao Jônatas Rech pelas longas madrugadas estudando, fazendo trabalhos sem nunca perder o bom humor

Ao meu colega, vizinho e amigo Bruno Feltes por me aguentar e me ouvir em períodos conturbados. Pelas ocasionais caminhadas pós-jantar, e por devolver-me à realidade quando necessário.

À Vanessa de Almeida França por ter me acompanhado ao longo de toda graduação, como amiga e como namorada. Pelas longas discussões sobre tecnologia e futuro profissional, e pelo carinho durante todo esse tempo.

À minha família por me ajudar de diversas formas a sair de casa e me estabelecer em Caxias do Sul e, posteriormente, em Porto Alegre. Aos meus pais, Luciano e Elizete, por terem me proporcionado a oportunidade de iniciar e concluir esse curso e por todo o sacrifício realizado durante os últimos 23 anos.

Aos grandes amigos de longa data em Antônio Prado e em Caxias do Sul, Eduardo Rubini, Cátia Carissimi, Emílio de Moura, Matheus Bocchese, Thomas Bellaver, Vinícius Falavigna, Eduardo Casali e Daniela Casali meu muito obrigado por terem me tornado a pessoa que sou hoje.

SUMÁRIO

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	7
LISTA DE FIGURAS	8
LISTA DE TABELAS	9
RESUMO	10
ABSTRACT	11
1 INTRODUÇÃO	12
2 FUNDAMENTOS TEÓRICOS	14
2.1 Rádio cognitivo	14
2.2 <i>Spectrum Sensing</i>	16
2.3 <i>Spectrum Decision</i>	16
2.4 <i>Spectrum Sharing</i>	17
2.5 <i>Spectrum Mobility</i>	17
3 MODELAGEM DO ESPECTRO DE FREQUÊNCIA EM RÁDIO COGNITIVO	19
3.1 Relação Sinal-Ruído (SNR), Sinal-Interferência (SIR) e AWGN	19
3.2 Comportamento de Espectro de Frequências	20
3.2.1 Distribuição de Pareto	20
3.2.2 Distribuição Exponencial	22
4 SELEÇÃO DINÂMICA DE CANAIS PARA ALOCAÇÃO	24
4.1 Algoritmos de Aprendizado por Reforço	24
4.2 Q-Learning no contexto de DCS	25
4.2.1 Implementação do <i>Q-Learning</i>	26
4.3 Q-Learning Plus	28
4.3.1 Implementação do <i>Q-Learning Plus</i>	29
4.4 <i>Q-Noise</i>	29
4.4.1 Implementação do <i>Q-Noise</i>	31
5 RESULTADOS	33
5.1 <i>Q-Learning</i>	34
5.1.1 Uso aleatório do espectro	34
5.1.2 Uso da modelagem de ocupação baseada em uma distribuição exponencial	34
5.2 <i>Q-Learning Plus</i>	36

5.3	<i>Q-Noise</i>	37
6	CONCLUSÃO	41
	REFERÊNCIAS	42
	ANEXO ARTIGO TG1	44

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANATEL	Agência Nacional de Telecomunicações
AWGN	<i>Additive White Gaussian Noise</i>
BS	<i>Base Station</i>
DCS	<i>Dynamic Channel Selection</i>
ERB	Estação Rádio-Base
FCC	<i>Federal Communications Commission</i>
ISM	<i>Industrial, Scientific and Medical</i>
RC	Rádio Cognitivo
RL	<i>Reinforcement Learning</i>
SB	<i>Spectrum Broker</i>
SIR	<i>Signal-to-Interference Ratio</i>
SINR	<i>Signal-to-Interference plus Noise Ratio</i>
SNR	<i>Signal-to-Noise Ratio</i>
VHF	<i>Very High Frequency</i>
UHF	<i>Ultra High Frequency</i>

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1:	Representação gráfica de <i>Spectrum Holes</i>	14
Figura 2.2:	Funções cognitivas	15
Figura 2.3:	Dimensões analisadas pelo <i>Spectrum Sensing</i>	16
Figura 3.1:	Área de cobertura das ERBs e interferência de co-canais	19
Figura 3.2:	Resultados de simulações de uso do espectro de frequências utilizando distribuição de Pareto	21
Figura 3.3:	Resultados de simulações de uso do espectro de frequências utilizando distribuição exponencial	22
Figura 4.1:	Ocupação do espectro de frequências por usuários primários	26
Figura 4.2:	Tentativas de transmissão do usuário secundário	27
Figura 4.3:	Detecções de colisão com usuários primários	27
Figura 4.4:	Fluxograma do <i>Q-Learning</i>	28
Figura 4.5:	Fluxograma do <i>Q-Learning Plus</i>	30
Figura 4.6:	Fluxograma do <i>Q-Noise</i>	31
Figura 5.1:	Desempenho do <i>Q-Learning</i> utilizando uma distribuição aleatória para o uso do espectro	35
Figura 5.2:	Desempenho do <i>Q-Learning</i> utilizando uma distribuição exponencial para ocupação do espectro	36
Figura 5.3:	Desempenho do <i>Q-Learning Plus</i> de acordo com a variação dos parâmetros indicados	38
Figura 5.4:	Desempenho do <i>Q-Noise</i>	39
Figura 5.5:	Relação SNR durante transmissões	39

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1:	Tabela para o <i>Noise Level</i>	32
Tabela 5.1:	Valores padrão para medidas de desempenho	33
Tabela 5.2:	Valores padrão dos parâmetros adicionais do <i>Q-Learning Plus</i>	37

RESUMO

O significativo aumento de dispositivos que se comunicam através de tecnologia sem fio nos mostra o quão dependente a sociedade tornou-se deste meio de comunicação. Entretanto, o espectro de frequências é um recurso finito e, portanto, possui acesso regulamentado por órgãos governamentais, como por exemplo, a ANATEL. Essa regulamentação é realizada com base em políticas de alocação de frequências durante longos períodos de tempo e em grandes áreas geográficas, ocasionando um grande desperdício desse recurso. Paralelamente ao problema de subutilização do recurso, ocorre o problema de escassez do mesmo, pois não há frequências disponíveis para novos licenciamentos. Nesse contexto, a tecnologia de Rádio Cognitivo surgiu para tentar solucionar esses problemas. O princípio por trás dessa tecnologia é detectar frequências não utilizadas por usuários que detêm sua licença de uso (chamados de usuários primários) e permitir que usuários não licenciados (denominados usuários secundários) possam utilizá-las desde que cumpram alguns requisitos, como por exemplo, interromper sua transmissão assim que um usuário licenciado desejar realizar uma transmissão na mesma frequência. Contudo, existem desafios e possíveis melhorias no funcionamento de Rádio Cognitivo. O objetivo deste trabalho é propor um algoritmo de alocação de usuários secundários utilizando Aprendizado por Reforço para auxiliar a Seleção Dinâmica de Canal considerando uma modelagem realística do comportamento do espectro de frequências.

Palavras-chave: Rádio cognitivo, alocação, espectro de frequência, gerenciamento.

ABSTRACT

The significant increase of wireless devices shows how dependent society has become of this technology. However, the spectrum is a finite resource and is regulated by government agencies, such as ANATEL. This allocation policy is based on long periods of time and over large geographical areas, causing a great waste of this resource. Besides the problem of underutilization of the resource, another problem is its scarcity, because there are no new frequencies available for licensing. In this context, Cognitive Radio technology emerged to try to solve these problems. The principle behind this technology is to detect unused frequencies by licensed users (known as primary users) and allow unlicensed users (known as secondary users) to transmit on these frequencies, as long as they meet certain requirements, such as interrupt its transmission as soon as a licensed starts to broadcast on the same frequency. However, there are challenges and possible improvements in the Cognitive Radio functioning. The objective of this study is to propose an algorithm for allocating secondary users using Reinforcement Learning to support Dynamic Channel Selection considering a realistic modeling of the spectrum's behavior.

Keywords: Cognitive radio, frequency spectrum, allocation, management.

1 INTRODUÇÃO

A proliferação de serviços e dispositivos sem fio para uso em comunicação móvel, segurança pública, WiFi, transmissão de TV, entre outros, serve como exemplo de o quanto a sociedade moderna tornou-se dependente do espectro de frequências (CORDEIRO et al., 2005). Entretanto, o espectro de frequências é um recurso limitado e o acesso a este recurso é regulamentado. Para que seja possível transmitir dados utilizando alguma tecnologia sem fio, com exceção das bandas ISM (Industrial, Scientific and Medical), é necessário obter uma licença através de entidades responsáveis por este recurso. No caso do Brasil, essa licença é obtida através da ANATEL (Agência Nacional de Telecomunicações), enquanto o órgão análogo nos Estados Unidos é o FCC (*Federal Communications Commission*).

Cada faixa de frequência é licenciada para um determinado usuário durante um longo período de tempo e em grandes regiões geográficas (AKYILDIZ et al., 2008). Essa política de licenciamento, aliada ao crescimento da demanda do espectro, origina dois problemas:

- Escassez de faixas de frequência para transmissão, elevando muito o custo de novas licenças, tornando difícil um novo usuário obtê-la. Além dos novos usuários, os usuários já licenciados, com seu recurso saturado, também são prejudicados por não conseguirem expandir seus serviços.
- Subutilização de faixas de frequência alocadas. Existem usuários detentores de licença que não realizam transmissões durante grande parte do tempo. Estudos mostram que as taxas de utilização do espectro variam entre 15 e 85% nas frequências abaixo de 3GHz, diminuindo ainda mais nas frequências superiores a 3GHz (WANG et al., 2008) (QARAQE et al., 2009).

Nesse contexto, a tecnologia de Rádio Cognitivo (RC) surgiu para minimizar esses problemas. O objetivo do RC é melhorar a utilização do espectro de frequências através do compartilhamento do espectro, sem que haja interferência na transmissão de usuários licenciados (MITOLA J.; MAGUIRE G.Q., 1999) (COMMISSION, 2003) (HAYKIN, 2005). Um dispositivo de RC deve ser capaz de sentir os chamados *spectrum holes*, ou seja, períodos em que não ocorre transmissão em uma frequência licenciada e transmitir nesses períodos. Ao detectar a iminência de uma transmissão originada por um usuário primário, o dispositivo RC deverá interromper sua transmissão e selecionar outra frequência não utilizada para continuá-la.

O presente trabalho apresenta o projeto, implementação e avaliação de um algoritmo de alocação de usuários secundários no espectro de frequências. O trabalho é dividido

em duas partes: (i) um breve estudo sobre algoritmos de Aprendizado por Reforço, implementação de uma solução existente, de uma modificação nessa solução e de uma nova proposta de algoritmo de alocação, avaliando essas três implementações através de gráficos comparativos; (ii) estudo sobre a modelagem do comportamento de usuários primários no espectro em um cenário que considera interferências e ruído no canal.

A organização do trabalho segue da seguinte forma. No Capítulo 2, é apresentado os princípios de funcionamento da tecnologia de RC. No Capítulo 3, são discutidos os modelos utilizados para representar o comportamento dos usuários primários. Essa modelagem é fundamental para o entendimento dos algoritmos de alocação do espectro de frequência. No Capítulo 4, é apresentado um dos principais algoritmos de Aprendizado por Reforço, chamado *Q-Learning* como uma boa solução para o problema de *Dynamic Channel Selection* (DCS), no contexto de alocação de usuários secundários no espectro. Em seguida, ainda no Capítulo 4 é proposta uma modificação no *Q-Learning*, bem como um novo algoritmo baseado no *Q-Learning*, que considera a qualidade do canal selecionado. No Capítulo 5, são exibidos resultados comparativos de desempenho entre o *Q-Learning* e as soluções propostas, com o intuito de validar os algoritmos propostos. Finalmente, no Capítulo 6 são realizadas considerações finais sobre o trabalho e uma pequena discussão sobre possíveis trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTOS TEÓRICOS

Neste Capítulo, serão descritos os princípios de funcionamento da tecnologia de RC, e suas principais funções que garantem que este funcionamento ocorra de forma correta.

2.1 Rádio cognitivo

O termo cognitivo diz respeito à capacidade de aprendizado. RC é um sistema de comunicação *self-aware*, isto é, um sistema consciente de *si* e do ambiente onde opera. O dispositivo cognitivo deve ser capaz de observar o ambiente em que está inserido e tomar decisões baseadas no aprendizado proveniente do histórico de observações e no estado atual deste ambiente (BERLEMANN et al., 2005). Duas características principais de RC são (AKYILDIZ et al., 2008):

- **Capacidade Cognitiva:** através de iterações com o ambiente em tempo real é possível identificar porções não utilizadas do espectro (*Spectrum Holes*) em um determinado tempo. Na Figura 2.1, o eixo horizontal representa o tempo, o eixo perpendicular a frequência utilizada e, no eixo vertical representa a potência utilizada para transmissão. Cada volume no gráfico representa uma transmissão utilizando uma determinada frequência e amplitude de sinal durante um determinado tempo. Os espaços em branco entre esses volumes são períodos em que não ocorrem transmissões.

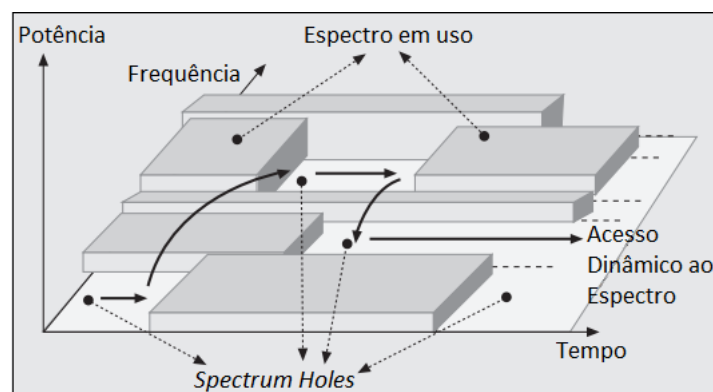


Figura 2.1: Representação gráfica de *Spectrum Holes*

- **Reconfigurabilidade:** um dispositivo RC pode ser programado para transmitir e receber dados em uma variedade de frequências. Adicionalmente, RC possui a capacidade de reconfigurar-se para escolher o melhor canal e os parâmetros mais apropriados para operação.

Os conceitos de RC foram definidos pelo FCC, nos Estados Unidos (WANG; GHOSH; CHALLAPALI, 2011). A partir desses conceitos, o *Institute of Electrical and Electronics Engineers* (IEEE) propôs a norma IEEE 802.22 (IEEE, 2011), também conhecida como *Wireless Regional Area Network* (WRAN). O WRAN visa utilizar a porção do espectro correspondente à televisão analógica (*Very High Frequency* - VHF e *Ultra High Frequency* - UHF) em conjunto com RC, com o intuito de prover acesso à banda larga em áreas rurais, de difícil acesso e de baixa densidade populacional. O cenário de aplicação do WRAN é composto por *Base Stations* (BS), responsáveis por controlar o acesso ao meio (espectro), e por *Customer-Premises Equipments* (CPE). Cada conjunto de CPEs está anexado a uma BS através de um link sem fio e, utilizando funções-chave de RC (descritas a seguir), solicitam o acesso ao meio para a BS.

Um dispositivo RC deve ser capaz de implementar funções que permitam uma transmissão eficiente sem gerar interferência aos usuários primários. Essas funções serão descritas com mais detalhes nas próximas seções, e são: (i) *Spectrum Sensing*; (ii) *Spectrum Decision*; (iii) *Spectrum Sharing*; (iv) *Spectrum Mobility*. A relação entre elas está ilustrada na Figura 2.2: o *Spectrum Sensing* realiza varreduras no espectro de frequências reunindo informações sobre a utilização e condições dos canais. De posse dos resultados obtidos pelo *Spectrum Sensing*, o *Spectrum Decision* toma a decisão de qual canal ocupar, e repassa as informações do *Spectrum Sensing* para o *Spectrum Mobility*. O *Spectrum Mobility*, realiza o *handoff* de espectro, ou seja, com base na decisão tomada pelo *Spectrum Decision*, reconfigura o dispositivo RC para acessar o espectro com os parâmetros adequados. O *Spectrum Sharing*, coordena o acesso de múltiplos usuários a um mesmo canal, de acordo com as informações geradas pelo *Spectrum Mobility* e pelo *Spectrum Decision*.

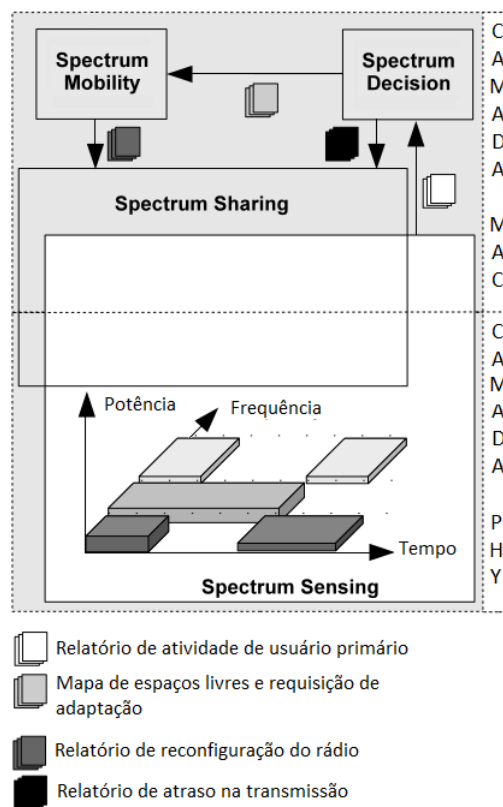


Figura 2.2: Funções cognitivas

2.2 Spectrum Sensing

Spectrum Sensing é uma função importante para o correto funcionamento de RC. Essa função realiza uma varredura no espectro de frequências para determinar suas características. Essas características são divididas em cinco dimensões diferentes: frequência, tempo, espaço, código e ângulo (YUCEK; ARSLAN, 2009).

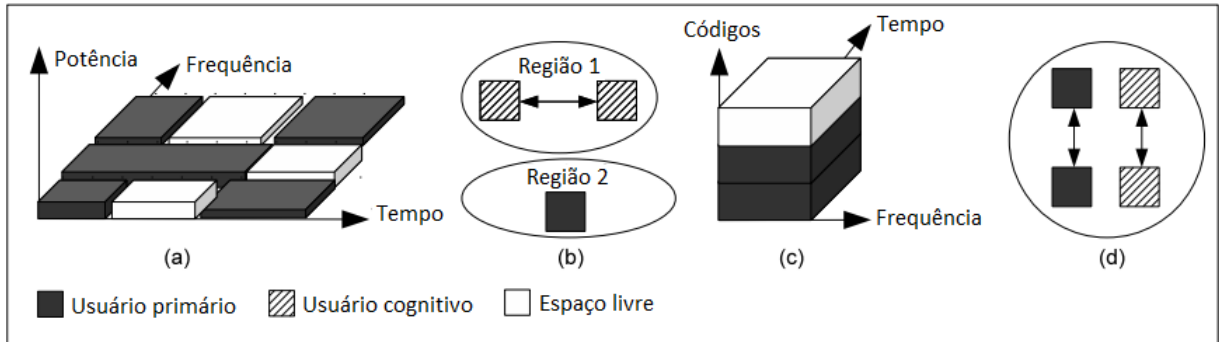


Figura 2.3: Dimensões analisadas pelo *Spectrum Sensing*

Tempo e frequência são analisados simultaneamente pelo *Spectrum Sensing* - Figura 2.3(a). O acesso oportunístico nessas duas dimensões baseia-se no fato de que nem todas as faixas de frequências são utilizadas simultaneamente. Além disso, as bandas não são utilizadas de forma contínua. A potência ilustrada em (a) é a potência utilizada para transmissão dos dados naquele canal.

Na dimensão de espaço, é analisada a localização e a distância dos usuários primários. Como pode ser observado na Figura 2.3(b), usuários podem transmitir em uma mesma frequência ao mesmo tempo, desde que em diferentes áreas geográficas. Os dados a serem considerados são latitude, longitude e elevação. Mesmo que uma frequência esteja ocupada na região e no intervalo de tempo desejados, ainda é possível utilizar o espectro naquela faixa de frequência sem causar interferência em transmissões licenciadas. Para isso, basta transmitir utilizando uma codificação ortogonal à codificação do usuário primário. Porém, para que isso seja possível, a transmissão do usuário secundário deve estar sincronizada com a do usuário primário, como visto na Figura 2.3(c).

A última dimensão analisada pelo *Spectrum Sensing* é o ângulo, conforme a Figura 2.3(d). O usuário secundário pode transmitir simultaneamente, na mesma frequência, na mesma região e com o mesmo código do usuário primário, desde que transmita em uma direção diferente, evitando a interferência.

2.3 Spectrum Decision

Spectrum Decision é uma função, cujo objetivo é decidir, entre os canais disponíveis, qual a melhor opção para disponibilizar uma transmissão. Essa decisão deve ser tomada levando em consideração os seguintes aspectos:

- **Interferência:** analisando a potência de transmissão do usuário secundário, é possível estimar se a transmissão do usuário primário seria afetada por interferência;
- **Perdas:** característica relacionada à distância e frequência. Quanto maior a frequência de operação, mais perdas ocorrem, resultando em um decréscimo do alcance de

transmissão. Se aumentar a potência de transmissão para compensar as perdas, é possível causar interferência para o usuário primário;

- **Erros:** a taxa de erros é alterada de acordo com a modulação utilizada e o nível de interferência na banda do espectro;
- **Atrasos de transmissão:** para tentar corrigir os níveis de interferência, perdas e erros, diferentes protocolos são necessários, o que resulta em um atraso na transmissão. É desejável identificar o canal que combina de forma mais eficiente os parâmetros descritos anteriormente para tomar decisões precisas sobre as frequências;

2.4 *Spectrum Sharing*

O conceito de *Spectrum Sharing* foi introduzido com a finalidade de aprimorar a eficiência do uso do espectro de frequência. Seu principal objetivo é permitir o compartilhamento do espectro entre usuários primários e usuários secundários, gerenciando a gama de espectro disponível para os mesmos. As principais técnicas de compartilhamento do espectro podem ser classificadas em (KHALID; ANPALAGAN, 2010):

- **Arquitetura:** Centralizada ou distribuída. No modo centralizado, existe uma entidade central, denominada *Spectrum Broker* (SB) coordenando o acesso e a alocação do espectro. No modo distribuído, essa coordenação é realizada por vários nodos, de forma distribuída, onde cada nodo implementa sua própria política local;
- **Ambiente de alocação:** Cooperativo ou não-cooperativo. Enquanto no modo cooperativo, os nodos da rede trocam informações sobre o espectro, no modo não-cooperativo são levadas em conta apenas as informações contidas no nodo local;
- **Tecnologia de acesso:** O compartilhamento pode ser realizado como sobreposto (*overlay*) ou subposto (*underlay*). No compartilhamento sobreposto, utiliza-se porções do espectro com uma quantidade razoável de espaços disponíveis, minimizando a interferência para o usuário primário. No compartilhamento subposto, são utilizadas técnicas para a transmissão ao nível do ruído do canal, fazendo com que o usuário primário considere a transmissão como ruído;
- **Escopo:** Pode ser interno à rede RC, ou seja, as ações de compartilhamento são tomadas para os nós da própria rede RC, ou externos, quando o escopo do compartilhamento é entre redes RC distintas;

Ao incluir essa função em seu funcionamento, o RC é capaz de transmitir seu sinal sem que este entre em conflito com os demais sinais transmitidos no ambiente, seja por usuários primários ou por outros usuários secundários.

2.5 *Spectrum Mobility*

O objetivo da função de *Spectrum Mobility* é modificar as configurações do dispositivo RC para acessar o espectro de frequência de acordo com as decisões tomadas pela função de *Spectrum Decision*. Além disso, dependendo do ambiente onde se encontra, o usuário de RC pode realizar várias trocas entre canais devido à detecção de transmissão de

um usuário primário. Essa troca de canal caracteriza o *handoff* de espectro em redes RC (AKYILDIZ et al., 2008). O processo de troca de canal deve ser realizado do modo mais eficiente possível e de forma rápida, garantindo mobilidade no tempo e mobilidade no espaço. Se, durante o sensoriamento do espectro, for detectada atividade de um usuário primário, o processo de mobilidade é ativado, fazendo com que o RC utilize os resultados do próprio sensoriamento para identificar os canais que possuem *spectrum holes* e requisitar o processo de decisão, para então realizar a troca de canal.

Ao longo deste capítulo foram explicados os conceitos de sensoriamento, decisão, compartilhamento e mobilidade, que são fundamentais para o correto funcionamento da tecnologia de RC. No próximo capítulo será descrita a modelagem utilizada para os testes e validação do algoritmo proposto, que utilizará os conceitos aqui abordados.

3 MODELAGEM DO ESPECTRO DE FREQUÊNCIA EM RÁDIO COGNITIVO

Neste capítulo será apresentada a modelagem utilizada para representar o comportamento do espectro de frequências. O resultado dessa modelagem está diretamente ligado ao desempenho do algoritmo proposto neste trabalho, como será detalhado em 5.

3.1 Relação Sinal-Ruído (SNR), Sinal-Interferência (SIR) e AWGN

O problema de DCS e alocação de usuários secundários no espectro ocorre em ambientes externos em grandes áreas de cobertura (considerando o padrão IEEE 802.22). Portanto, é necessário considerar um cenário onde existam múltiplas células (Estações Rádio-Base - ERBs) transmitindo dados e analisando o espectro simultaneamente. Em um cenário realístico, deve-se considerar que cada um desses canais de transmissão são afetados por ruídos e interferências que prejudicam a qualidade da transmissão (RAPPA-PORT, 2001). Com o objetivo de minimizar a interferência entre diferentes células (Relação Sinal/Interferência - SIR) é preciso considerar que células adjacentes não transmitam no mesmo canal, ou seja, as células devem estar a uma distância mínima que possibilite o reuso de frequências, como visto na Figura 3.1.

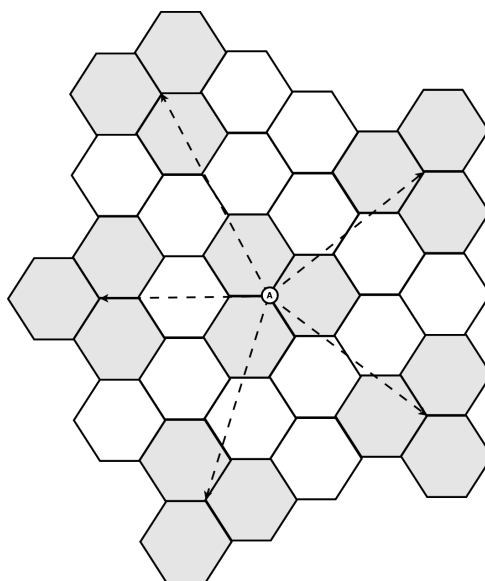


Figura 3.1: Área de cobertura das ERBs e interferência de co-canal

O ponto *A*, marcado no centro da Figura 3.1, representa uma ERB transmitindo dados

em uma determinada frequência. A área cinza em volta do ponto A, é a cobertura dessa ERB. As áreas brancas são locais onde não deve haver ERBs transmitindo na mesma frequência de A, para não gerar interferência e prejudicar os usuários daquele canal. As demais áreas cinzas são áreas distantes o suficiente para permitir reuso da frequência utilizada por A. Entretanto, os dispositivos que pertencem a uma célula ainda podem sofrer com ruídos e interferências de transmissões em canais adjacentes. Nessa modelagem é considerada a Relação Sinal-Ruído mais Interferência (SINR). O SINR é a relação entre a potência do sinal transmitido, e a soma do ruído ambiente com a interferência causada pelas transmissões simultâneas, como é representado na equação 3.1:

$$SINR = \frac{P}{I + N} \quad (3.1)$$

onde $P = \frac{\Psi_s}{PL_{s,r}}$ é a potência do sinal recebido, $I = \sum_{i \neq s} \frac{\psi_s}{PL_{i,r}}$ é a potência da interferência das transmissões simultâneas, N é o ruído ambiente (tipicamente fixo), Ψ_s é a potência de transmissão da célula s , e $PL_{s,r}$ é o *Path Loss*, ou seja, a atenuação da potência de uma onda eletromagnética durante sua propagação entre o transmissor e o receptor. Além da interferência e do ruído ambiente, outro fator que prejudica uma transmissão é o ruído AWGN - *Additive White Gaussian Noise*. O AWGN é uma sequência aleatória de erros que segue uma distribuição normal ao longo do tempo para cada canal.

Compreender de que forma a interferência entre canais e o ruído AWGN afetam uma transmissão é importante para entender a motivação por trás do projeto do *Q-Noise*, no Capítulo 4. Na Seção 3.2 é apresentada a modelagem para o comportamento da utilização do espectro de frequências.

3.2 Comportamento de Espectro de Frequências

Para projetar um algoritmo de alocação, é essencial entender o comportamento do uso do espectro de frequências por usuários primários. Esse entendimento é fundamental para o desenvolvimento e validação do algoritmo de alocação. No capítulo 5 é discutida a relevância da utilização dessa modelagem. Entre os trabalhos estudados, não foi detectado um padrão para a modelagem do espectro de frequência. Entre algumas modelagens estudadas para utilização, as principais eram baseadas em distribuição de Pareto (PIAZZA et al., 2009) e distribuição de Poisson (exponencial) (GHOSH et al., 2010).

A primeira abordagem para tentar modelar o comportamento do uso do espectro, foi utilizar a distribuição de Pareto (ON-OFF). A escolha dessa distribuição foi arbitrária, devido à dificuldade de encontrar um padrão na literatura. Posteriormente, um novo estudo foi realizado, reformulando a modelagem segundo uma distribuição de exponencial. A justificativa dessa troca deve-se ao fato de ter sido comprovado que a distribuição exponencial representa o comportamento real do espectro, quando comparada a medições reais realizadas em (GHOSH et al., 2010).

As próximas seções apresentam as duas modelagens estudadas e implementadas durante a elaboração deste trabalho.

3.2.1 Distribuição de Pareto

A modelagem utilizando uma distribuição de Pareto se baseia na premissa de que um canal só tem dois estados possíveis - ocupado ou livre. É muito semelhante a uma Cadeia de Markov simples com dois estados. Os períodos em que o canal está ocupado, são denominados ON, enquanto os períodos em que o canal está livre são períodos OFF.

Segundo (PIAZZA et al., 2009), análises estatísticas mostram que os períodos de ON-OFF podem ser descritos através de uma distribuição de Pareto, da seguinte forma:

$$P(X > s) = \left(\frac{s_{min}}{s}\right)^\alpha, s > s_{min} > 0; \alpha > 0 \quad (3.2)$$

onde, X é uma variável discreta que representa o número de intervalos de tempo, com duração T_S em que o canal primário esta transmitindo (ON). O menor valor assumido pela variável X é representado por s_{min} . A equação representa a probabilidade de X seja maior que um determinado valor s . O parâmetro α é um parâmetro positivo entre 0 e 2, utilizado para modelar o formado da cauda da distribuição. As principais características desse tipo de distribuição são: (i) possuir variância infinita e (ii) apresentar probabilidades não desprezíveis para valores grandes. A distribuição de Pareto é bastante utilizada para modelar tráfego na Internet (CROVELLA; TAQQU; BESTAVROS, 1998).

No contexto específico do uso do espectro, em cada intervalo de tempo o canal analisado pode ser representado como ON ou como OFF (com ou sem transmissão). Na implementação realizada, a equação 3.2 retorna a probabilidade de o canal estar transmitindo, ou seja, P_{ON} . O tempo ocioso do canal, P_{OFF} é calculado com $P_{OFF} = 1 - P_{ON}$. Os parâmetros utilizados são:

- Número de canais analisados. Para cada canal, realiza-se o cálculo de ocupação com a equação 3.2.
- Tempo total de análise do canal. A partir desse tempo, atribui-se um tempo mínimo de *slot* (s_{min}) de forma aleatória.

Realizado o cálculo de P_{ON} , é necessário definir se essa ocupação é contígua ou intermitente e se está posicionada no início, final ou na metade do tempo de análise. O projeto foi definido para que cada transmissão possuísse uma padrão diferente, podendo ser iniciada em diferentes tempos nunca ultrapassando a porcentagem de ocupação de P_{ON} .

Os resultados de duas simulações podem ser observados na Figura 3.2.

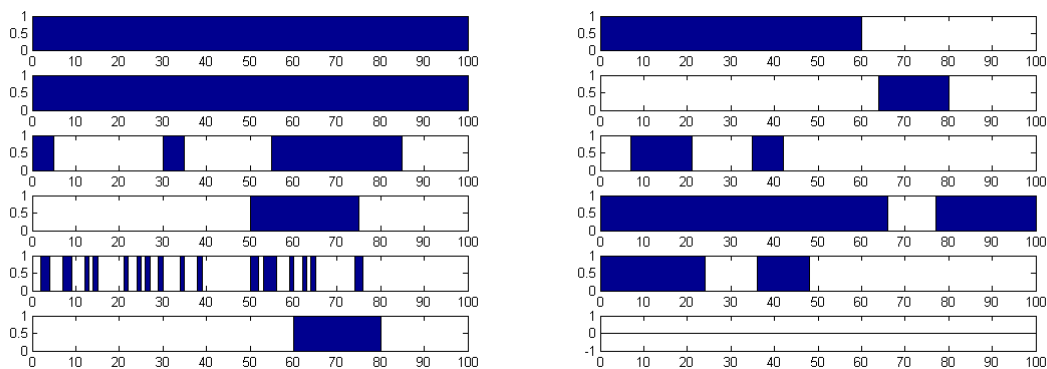


Figura 3.2: Resultados de simulações de uso do espectro de frequências utilizando distribuição de Pareto

Essa simulação considerou 6 canais de frequência durante 100 unidades de tempo. Cada faixa horizontal representa o estado de um canal ao longo do tempo. As áreas em azul representam as porções utilizadas do espectro durante o tempo de simulação.

A segunda distribuição estudada para utilizar na modelagem foi a distribuição exponencial, detalhada na Subseção 3.2.2.

3.2.2 Distribuição Exponencial

Nessa modelagem da utilização do espectro de frequência pelo usuário primário, os períodos de utilização e de não-utilização (chamados de *idle*), são representados por dois processos de Poisson independentes, como descrito em (WANG et al., 2007). O embasamento dessa modelagem é a realização de experimentos onde foram medidos dados reais e comparados com as distribuições de Poisson, confirmando que reflete a realidade. As medidas foram realizadas entre as frequências 928MHz e 948MHz com resolução de 20 KHz (GHOSH et al., 2010).

Cada canal é modelado com uma taxa de chegada de dados λ . Uma única utilização do canal é denotada por $t_{ON}(i)$, onde $i = 1, 2, \dots, N$ representa cada canal de frequência. Analogamente, um único período de *idle* é denotado por $t_{OFF}(i)$. Se o número de utilizações de um canal é k , com taxa de chegada λ , a probabilidade de haver k períodos de utilização durante uma simulação de *Spectrum Sensing* é representada pela equação 3.3.

$$f(k, \lambda_i) = \frac{\lambda_i^k e^{-\lambda_i}}{k!}, i = 1, 2, \dots, N. \quad (3.3)$$

A duração entre dois períodos de utilização, ou seja, os períodos de *idle* são modelados pela equação 3.4, enquanto os períodos de utilização são modelados pela equação 3.5.

$$f(t_{OFF}(i); \lambda_i) = \begin{cases} \lambda_i e^{-\lambda_i t_{OFF}(i)}, & t_{OFF}(i) \geq 0 \\ 0, & t_{OFF}(i) < 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

$$f(t_{ON}(i); \lambda_i) = \begin{cases} \lambda_i e^{-\lambda_i t_{ON}(i)}, & t_{ON}(i) \geq 0 \\ 0, & t_{ON}(i) < 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

Os resultados de duas simulações empregando uma distribuição exponencial podem ser observados na Figura 3.3. Essa simulação considerou 6 canais de frequência durante 100 unidades de tempo.

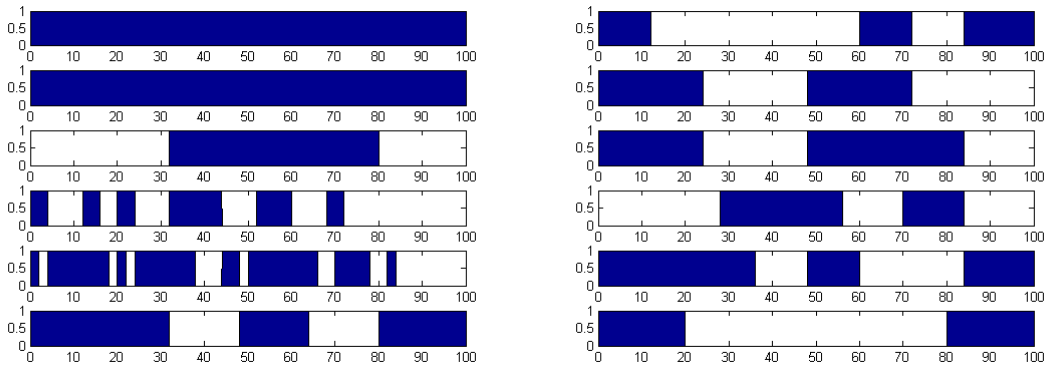


Figura 3.3: Resultados de simulações de uso do espectro de frequências utilizando distribuição exponencial

Utilizando uma distribuição exponencial ao invés de uma distribuição de Pareto provoca mudanças significativas no resultado da simulação. O espectro de frequências passa

a apresentar menor quantidade de *white holes*, representando um cenário mais realístico, uma vez que o uso de uma distribuição Pareto resultou em muitos canais vazios e canais com baixíssima taxa de utilização.

Apesar de cada uma das duas modelagens estudadas representar de forma diferente a ocupação do espectro, para os algoritmos de alocação qualquer uma delas poderia ter sido utilizada. Entretanto, pelo fato de ter sido comparada com medidas reais, optou-se pela distribuição exponencial. No Capítulo 4, serão apresentados o algoritmo de alocação estudado e os algoritmos propostos neste trabalho.

4 SELEÇÃO DINÂMICA DE CANAIS PARA ALOCAÇÃO

Neste capítulo, há uma breve explicação sobre Algoritmos de Aprendizado por Reforço, seguida pelo detalhamento de um dos principais algoritmos do gênero, o *Q-Learning*. Em seguida, é proposta uma modificação no *Q-Learning* para melhor adequar-se às necessidades específicas, no contexto de DCS e, finalmente, é proposto um novo algoritmo de Aprendizado por Reforço, baseado no *Q-Learning*, e denominado *Q-Noise*. O *Q-Noise* leva em consideração a relação Sinal-Ruído mais Interferência (*SINR*) de diferentes células de transmissão para a escolha do melhor canal, selecionando não somente de acordo com a taxa de utilização, mas também de acordo com a qualidade do canal.

4.1 Algoritmos de Aprendizado por Reforço

O método de Aprendizado por Reforço - *Reinforcement Learning* (RL) - tem como objetivo tomar decisões com base em uma recompensa numérica, realizando transições entre estados em um ambiente e analisando o impacto dessas decisões através de uma nova recompensa. Os quatro principais elementos do algoritmo são: (i) o Agente RL, responsável por tomar as decisões de acordo com os valores de recompensa analisados, (ii) uma política π , utilizada na tomada de decisão, (iii) uma função de valoração V , mapeia um estado do ambiente a um valor e (iv) uma função de recompensa r que representa a vantagem imediata da última transição realizada.

Cada estado, associado a uma ação recebe uma recompensa calculada de acordo com as métricas estabelecidas, podendo ser desempenho, consumo de memória, acessos a disco, entre outros. Essa recompensa r_t representa a vantagem (ou desvantagem) obtida ao ter tomado a decisão a_t em um instante de tempo t . Os algoritmos de RL sempre tentam maximizar a recompensa total para atingir sua meta, como por exemplo, reduzir acessos a disco, obter mais vazão de dados, entre outras.

Entre os algoritmos de aprendizado por reforço, um dos mais importantes é o *Q-Learning* (WATKINS, 1989). No *Q-Learning*, a função Q é responsável por mapear os pares *estado-ação* em valores aprendidos. Esses valores são denominados *Valor-Q* e mantidos em uma tabela denominada *tabela-Q*, que é atualizada a cada instante de tempo t com os valores de recompensa da última ação realizada.

A seguir, será apresentada uma breve descrição do algoritmo *Q-Learning* e de como ele se encaixa no contexto de DCS e RC.

4.2 Q-Learning no contexto de DCS

O objetivo do algoritmo de alocação de usuários secundários ao espectro de frequências é maximizar o número de transmissões em um determinado período. Algumas maneiras de atingir esse objetivo é selecionar para transmissão uma frequência que possua baixa utilização e evitar realizar trocas de canal (*handoffs*).

Sendo C um conjunto de canais que possuem largura de banda idêntica, distribuídos em N células de transmissão, cada canal é representado por C_i , sendo $i = 1, 2, 3, \dots, N$. Entretanto, apesar da largura de banda dos canais ser a mesma, a vazão efetiva em cada canal é diferente. Essa diferença ocorre devido a algumas características do meio, tais como condições do canal ou mesmo devido à utilização do canal por um usuário primário (BARBOSA et al., 2012). Para avaliação de desempenho do *Q-Learning*, são consideradas apenas as tentativas de transmissão, podendo obter sucesso ou não. Em cada instante de tempo T , um usuário secundário seleciona um canal C_i para transmissão. A transmissão só é considerada bem sucedida, se não for detectada uma colisão com uma transmissão de um usuário primário simultaneamente. Além disso, para os trabalhos encontrados na literatura, o usuário secundário é uma fonte de dados saturada, que sempre possui dados a transmitir e sempre está selecionando um canal para enviar seus dados.

Considerando $t \in T = \{1, 2, \dots\}$ uma época, e t_D a duração dessa época. A duração de uma época corresponde a um número de tentativas de transmissões. Portanto, ao definir uma época de valor m , significa que haverão m tentativas de transmissão antes de avaliar a recompensa de cada decisão. A quantidade de transmissões bem sucedidas em uma época é representada por N_D . Logo, a recompensa obtida ao selecionar um canal C_i em um instante de tempo t para a transmissão de dados durante uma época de duração t_D é dada por $r_t = \frac{N_D}{t_D}$. A seleção do canal C_i é denominada uma ação a_t (BARBOSA et al., 2012).

Após selecionar uma ação a_t no instante de tempo t , o algoritmo executa durante uma época, recebendo uma recompensa $r_{t+1}(a_t)$ no tempo $t + 1$. A escolha de uma ação é realizada com base no *valor-Q* de cada canal, que fica armazenado em uma estrutura chamada *tabela-Q*. A atualização do *valor-Q*, realizada ao fim de cada época, é dada pela expressão 4.1:

$$Q_{t+1}(a_t) \leftarrow (1 - \alpha)Q_t(a_t) + \alpha r_{t+1}(a_t) \quad (4.1)$$

onde $0 \leq \alpha \leq 1$ representa a taxa de aprendizado do algoritmo. Quanto maior for o valor de α , maior será o peso da última recompensa obtida. Analogamente, um baixo valor de α resulta em um maior peso para o histórico das ações e pouca relevância para a última ação realizada.

Para a escolha da ação, pode ser utilizada a estratégia proposta por (YAU; KOMISARCZUK; TEAL, 2010), chamada *ε -greedy*, que seleciona sempre a transição com maior *valor-Q* associado. Combinada a essa estratégia, eventualmente é realizada uma ação de exploração, onde é escolhida uma ação aleatória de acordo com uma probabilidade ε . Além disso, é adicionada um pouco de estabilidade ao algoritmo através de um parâmetro β , que define um limiar onde a troca de canal só ocorre caso o novo *valor-Q* possua uma diferença de no mínimo β em relação ao maior *valor-Q* da tabela.

Na Seção 4.2.1 é descrita a implementação do algoritmo *Q-Learning*.

4.2.1 Implementação do *Q-Learning*

A implementação e simulação do *Q-Learning* foram realizadas no software MATLAB R2011a (MATHWORKS, 2011). Os parâmetros de entrada da implementação do *Q-Learning* são:

- *num_channel* - Número de canais monitorados pelo algoritmo;
- *total_time* - Número total de tentativas de transmissão de um usuário secundário;
- *pu_utilization* - Matriz de ocupação do espectro de frequências pelos usuários primários. Essa matriz é preenchida de acordo com a modelagem descrita no Capítulo 3;
- t_D - A duração da época, ou seja, quantas tentativas de transmissão serão feitas antes de recalculer o *valor-Q* do canal escolhido;
- α - Taxa de aprendizado do *Q-Learning*;
- *valQ* - Array que contém o *valor-Q* inicial de cada canal (*seed*);
- *maxValQ* - Representa o máximo valor possível assumido pelo *valor-Q* de um canal. Tipicamente, esse valor é igual a 1;
- β - Valor de limiar para troca de canal caso haja um canal com *valor-Q* maior que o canal atual;
- ε - Probabilidade de, ao invés de executar de acordo com o *valor-Q*, ocorra a exploração de um canal aleatoriamente.

Ao final da execução do algoritmo, são gerados 3 gráficos, através dos quais é possível visualizar as transmissões ao longo da simulação:

- Gráfico 1 - Representa a ocupação do espectro de frequências por usuários primários em N canais durante Tr transmissões. Um exemplo com $N = 5$ e $Tr = 100$ pode ser observado na Figura 4.1. Valores em 1 indicam transmissão de um usuário primário, enquanto os valores em 0 representam canal livre.

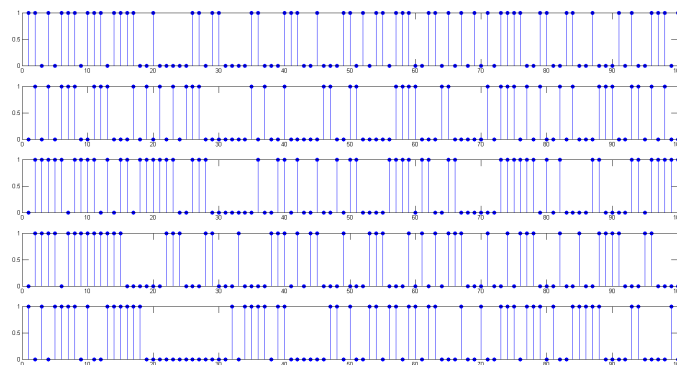


Figura 4.1: Ocupação do espectro de frequências por usuários primários

- Gráfico 2 - Ilustra as transmissões realizadas com sucesso pelo usuário secundário T_s . O exemplo ilustrado na Figura 4.2 tem relação direta com a Figura 4.1. Valores em 1 indicam uma transmissão bem-sucedida, enquanto valores em 0, indicam falha na transmissão devido à detecção de uma colisão com a transmissão de um usuário primário.

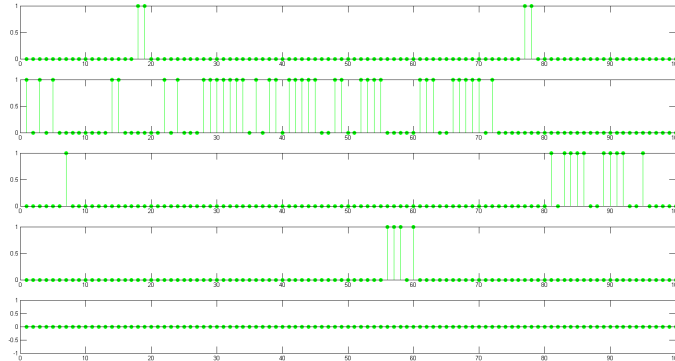


Figura 4.2: Tentativas de transmissão do usuário secundário

- Gráfico 3 - Ilustra os instantes de tempo onde ocorreu detecção de colisão com a transmissão de um usuário primário. Pode ser observada na Figura 4.3, comparando-a com a Figura 4.2. Valores em 1 indicam falha na transmissão devido a uma colisão com um usuário primário. Os pontos do gráfico em que o valor é zero, é porque a transmissão ocorreu com sucesso.

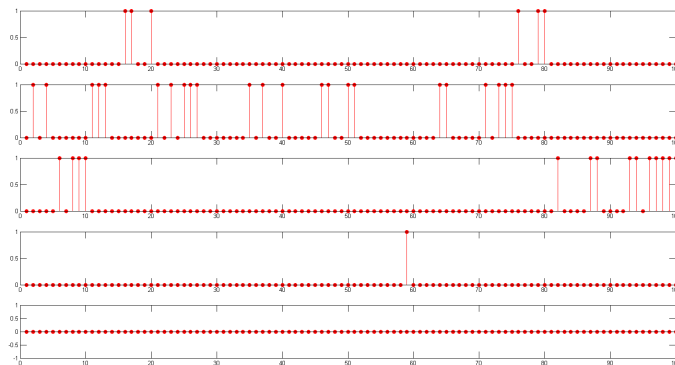


Figura 4.3: Detecções de colisão com usuários primários

Além da geração dos gráficos, a função implementada retorna a eficiência (eff) do algoritmo, ou seja, a relação entre o número de transmissões bem-sucedidas T_s e o número total de tentativas de transmissão T_r . Dados relativos à eficiência do algoritmo Q -Learning serão discutidos no Capítulo 5.

O algoritmo pode ser melhor visualizado através da Figura 4.4.

Na Figura 4.4, o primeiro passo do algoritmo é selecionar o melhor canal para transmissão com base no $valor-Q$ inicial, que é passado como parâmetro. Inicia-se a transmissão de dados a cada época, contando o número de transmissões bem-sucedidas. Calcula-se a recompensa obtida pela última seleção de canal e atualiza-se o $valor-Q$ do canal

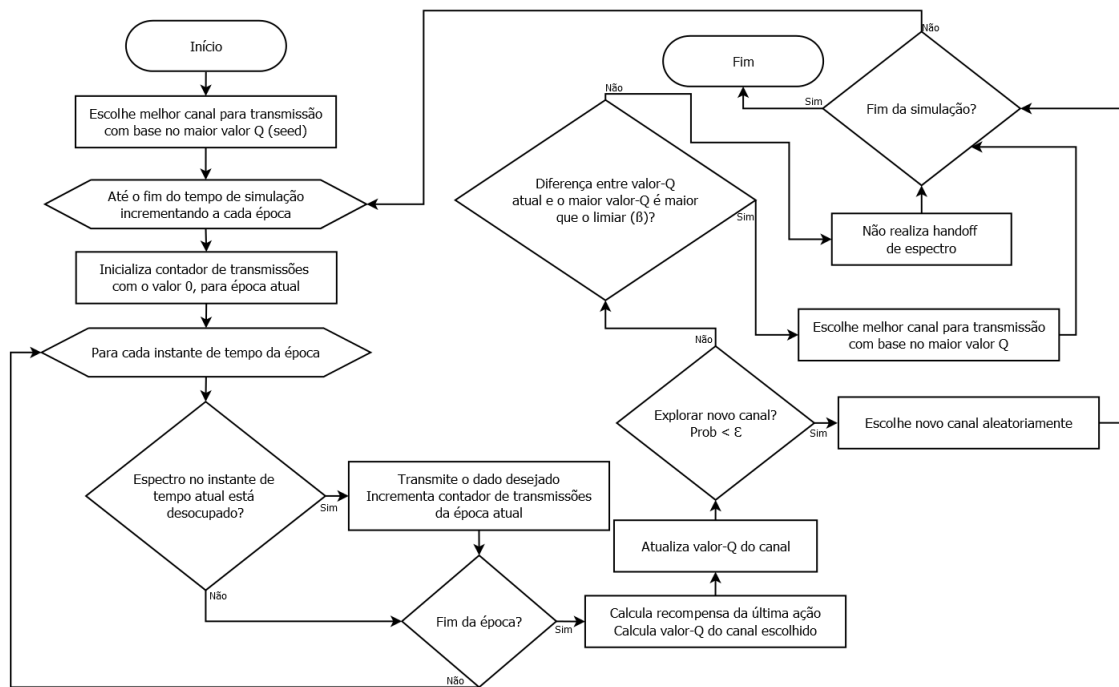


Figura 4.4: Fluxograma do *Q-Learning*

utilizado para a transmissão da última época. Em seguida, verifica-se a probabilidade de uma exploração aleatória de canal, de acordo com a variável ϵ . Caso ocorra a exploração, seleciona-se um canal aleatoriamente, entre os disponíveis. Caso não ocorra a exploração, verifica-se a diferença entre o *valor-Q* do último canal utilizado e o maior *valor-Q* entre os canais disponíveis para a seleção. Caso essa diferença seja maior que o valor limiar β , é realizado o *handoff* do espectro, selecionando um novo canal para transmissão. Caso a diferença não ultrapasse o limiar β , não é realizado o *handoff* de espectro e ocorre a transmissão de dados no mesmo canal por mais uma época, até que todas as transmissões tenham sido realizadas.

4.3 Q-Learning Plus

O *Q-Learning* é um algoritmo eficiente em seu aprendizado, principalmente em situações onde existe um grande número de canais disponíveis, como será demonstrado no Capítulo 5. Entretanto, a eficiência do algoritmo está fortemente atrelada à entrada de dados. Em situações onde existe uma variação grande na forma como o espectro é utilizado, essa eficiência decresce significativamente. Outros parâmetros que possuem impacto no desempenho do *Q-Learning* são a taxa de aprendizado, o número de canais e o número de tentativas de transmissão.

A recompensa é estipulada com base em dois critérios: a taxa de sucesso em transmissões da última época e a soma das taxas de sucesso das épocas passadas. O histórico de utilização do canal é ponderado de acordo com o complemento da taxa de aprendizado, $1 - \alpha$. Entretanto, com exceção da última época, todo o histórico é ponderado com o mesmo peso. Isso significa que, em transmissões longas, com N épocas, o valor da recompensa obtida na primeira época terá o mesmo valor que a recompensa da época $N - 2$.

Em cenários muito dinâmicos, como o acesso oportunístico ao espectro de frequências, supor que todo o histórico possui a mesma ponderação pode não ser uma boa estratégia, uma vez que a taxa de utilização dos canais pode variar ao longo do tempo.

Uma das modificações propostas ao *Q-Learning*, nesse contexto, é analisar uma quantidade finita de tempo no passado, dividindo-a em porções e atribuindo diferentes ponderações a cada porção. Essa quantidade é parametrizada através de uma variável denominada *look_back*. Essa variável determina quanto tempo no passado deve-se analisar para estipular o valor da recompensa do histórico. Essa sugestão leva em consideração um cenário onde o usuário secundário está transmitindo há um longo tempo. Por isso, os resultados provenientes das primeiras épocas podem não ser muito significativos. Além disso, os resultados nas épocas mais recentes, contêm uma informação mais relevante sobre o estado do canal, do que resultados de épocas anteriores. Essa abordagem, permite reduzir o valor do histórico em épocas anteriores, valorizando o histórico mais recente. De acordo com a descrição dessa abordagem, essa proposta foi denominada *Q-Learning Plus*.

A seguir é apresentada a implementação do *Q-Learning Plus*.

4.3.1 Implementação do *Q-Learning Plus*

Com o objetivo de analisar a alteração do algoritmo *Q-Learning Plus*, é considerado um cenário onde o espectro foi analisado durante k tentativas de transmissão. De acordo com o *Q-Learning*, em seu formato original, a recompensa por uma ação tomada seria ponderada pela taxa de aprendizado de acordo com a equação 4.2:

$$Q_{k+1} = (1 - \alpha)Q_k + \alpha r_{k+1}(a_k) \quad (4.2)$$

Considerando a nova proposta, o *Q-Learning Plus* possui como parâmetro de entrada um valor de *look_back* = l , indicando quantas épocas no passado devem ser analisadas, e uma matriz de ponderações, com dimensões $1 \times l$, contendo um peso para cada uma das L épocas analisadas. Dessa forma, o novo *valor-Q* é calculado através da equação 4.3:

$$Q_{k+1} = (1 - \alpha)[w_{k-l}r_{k-l} + w_{k-l+1}r_{k-l+1} + w_{k-l+2}r_{k-l+2} + \dots + w_k r_k] + \alpha r_{k+1}(a_k) \quad (4.3)$$

onde, $w_i, l \geq i \geq k$ representa o peso atribuído para os últimos l instantes de tempo ($l \leq k$), e $r_i, l \geq i \geq k + 1$ representa a recompensa atribuída às últimas $l + 1$ ações tomadas pelo algoritmo ($l < k$). Os valores da matriz w devem ser informados de forma que a soma de todos seus componentes seja 1, $w_1 + w_2 + \dots + w_L = 1$.

O algoritmo *Q-Learning Plus* pode ser visualizado através da Figura 4.5. Os resultados alcançados com essa abordagem são discutidos no Capítulo 5.

A seguir, o novo algoritmo proposto, o *Q-Noise* é apresentado.

4.4 *Q-Noise*

Uma grande quantidade de transmissões bem sucedidas certamente é algo desejado no cenário de acesso oportunístico. Se for considerado quantidade de transmissões efetuadas como o principal objetivo, tanto o *Q-Learning* quanto a modificação proposta, o *Q-Learning Plus*, são fortemente indicados para realizar DCS. Entretanto, é possível almejar uma segunda métrica de desempenho: a qualidade da transmissão, pois como visto

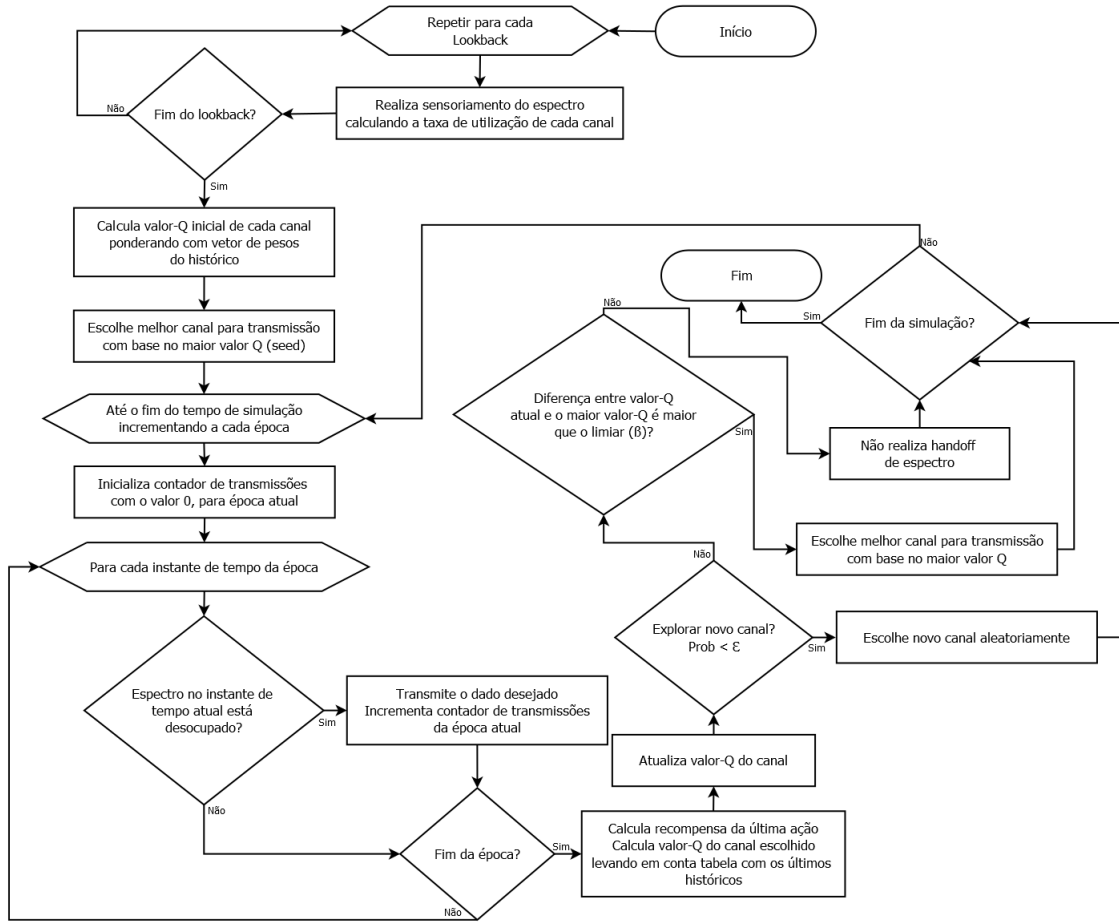


Figura 4.5: Fluxograma do *Q-Learning Plus*

na Seção 3.1, a qualidade dos canais sofre uma grande influência do meio em que esses canais estão inseridos, bem como dos canais adjacentes a eles. Pode existir um cenário onde um canal esteja sempre livre, mas isso ocorre somente porque a qualidade desse canal é péssima. Ao aplicarmos o *Q-Learning* ou o *Q-Learning Plus* nesse contexto, esse canal com péssimas condições certamente seria selecionado para a grande maioria das transmissões. Contudo, o ruído e a interferência presentes nesse canal, podem fazer com que grande parte da informação se perca, proporcionando uma situação tão ruim quanto a existência de canais que estão sempre ocupados.

Com o intuito de adicionar uma nova métrica para a escolha do canal de transmissão, é realizada a proposta de um novo algoritmo, baseado no *Q-Learning* e denominado *Q-Noise*. O *Q-Noise* também é um RL, ou seja, existe uma forma de aprendizado através de recompensas, exatamente como no *Q-Learning*. A principal diferença, é que nesse algoritmo, existem 2 fatores a ser considerados: a taxa de aprendizado, idêntica ao algoritmo original e a ponderação da qualidade do canal. Desse modo, especifica-se qual a importância da quantidade e da qualidade, respectivamente, em nossa transmissão. Ao almejar qualidade, pondera-se com maior valor a qualidade do canal, e com menor valor a taxa de aprendizado. A fórmula do cálculo de recompensa do *Q-Noise* é dada pela equação 4.4:

$$Q_{k+1} = (1 - \alpha)Q_k + \alpha r_{k+1}(a_k) + (N_W * N_L) \quad (4.4)$$

onde, são introduzidos, em relação ao cálculo original, os termos N_W para *Noise*

$Weight$ e N_L para *Noise Level*. O termo N_W diz respeito à influência da qualidade na *valor-Q* do canal, ou seja, é o valor de ponderação da qualidade na transmissão. O termo N_L é uma medida relativa, do ruído do canal. Na Seção 4.4.1 é detalhado como essa medida é extraída do canal.

4.4.1 Implementação do *Q-Noise*

De acordo com (RAPPAPORT, 2001), o valor de SINR de cada canal é em média $18dB$, podendo oscilar de aproximadamente $15dB$ até $25dB$ de acordo com as condições do meio e da distância das células que transmitem em um mesmo canal. Para introduzir a interferência inicial de cada canal (*seed*) é gerado um número aleatório entre 0 e 10 e, em seguida, soma-se 15 ao resultado. Dessa forma, tem-se uma distribuição aleatória de valores entre $15dB$ e $25dB$. Esses valores são um palpite inicial para a execução do algoritmo.

Em seguida, de posse do valor inicial de ruído em cada canal, é atualizada a *tabela-Q*, subtraindo de cada *valor-Q*, o ruído do canal correspondente e ponderado por um fator $1/100$. A escolha desse número se dá pelo fato de o *valor-Q* oscilar entre 0 e 1 e o ruído inicial oscilar entre 15 e 25. Dessa forma, a adição de cada *valor-Q* é de valores entre 0.15 e 0.25. Assim como no *Q-Learning*, o *valor-Q* inicial de cada canal, também é passado como parâmetro no início da execução do algoritmo.

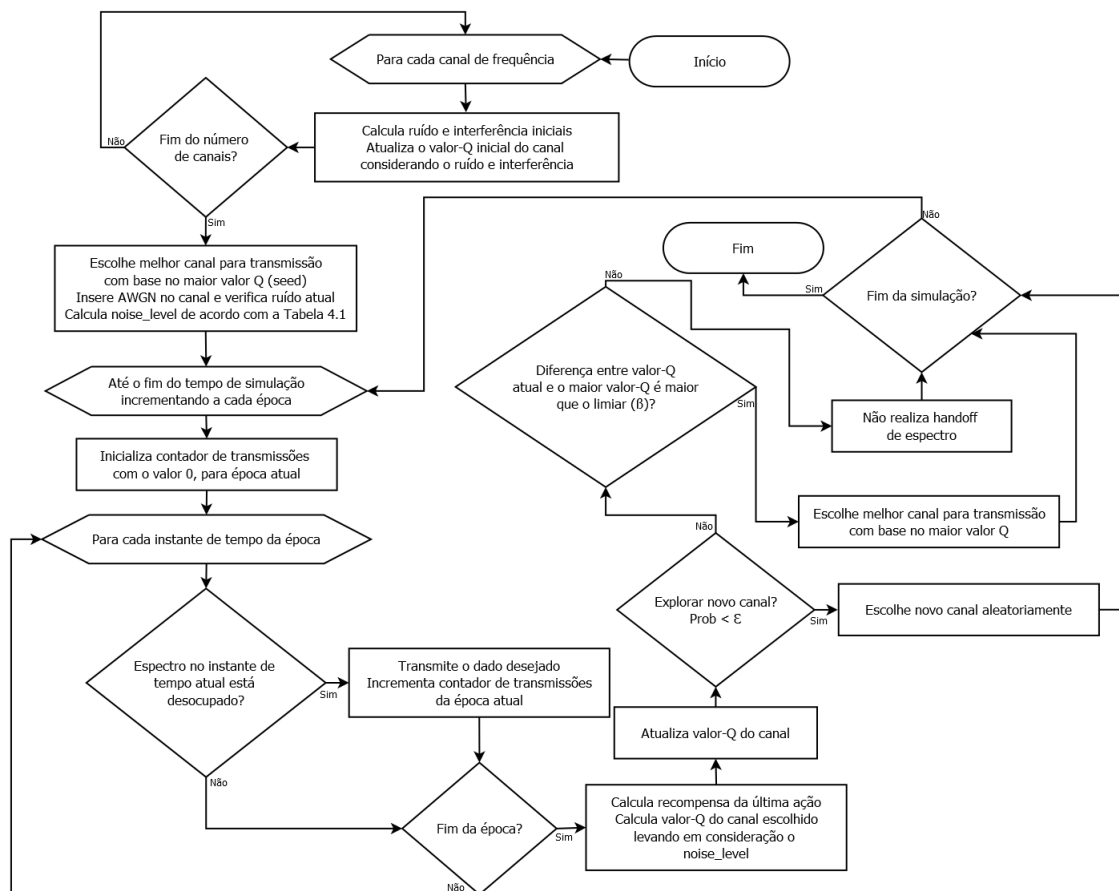


Figura 4.6: Fluxograma do *Q-Noise*

Cada canal sofre uma variação de ruído ao longo do tempo, além do SINR, denominado AWGN. Antes de iniciar a transmissão, é calculada a Relação Sinal-Ruído (SNR)

atual de todos os canais, incluindo o ruído AWGN. Para esse cálculo, é utilizado o comando $awgn(x, snr)$ do software MATLAB, que cria uma distribuição normal em torno de um valor central x . O valor central foi definido como o SNR inicial de cada canal. Após esse cálculo, tem-se o SNR total de cada canal durante uma época. Entretanto, a fórmula de cálculo de *valor-Q* utiliza uma variável chamada de *Noise Level*, que é uma medida relativa do ruído em cada canal. Essa medida assume valores entre 0 e 1, como pode ser observado na Tabela 4.1:

Quantidade de ruído	Noise Level
$current_noise < 15dB$	0,00
$15dB \leq current_noise < 17dB$	0,25
$17dB \leq current_noise < 20dB$	0,50
$20dB \leq current_noise < 25dB$	0,75
$current_noise > 25dB$	1,00

Tabela 4.1: Tabela para o *Noise Level*

De acordo com a Tabela 4.1 e com a equação 4.4, ao escolher um canal cuja SINR durante a transmissão seja menor do que $15dB$, significa que o ruído do canal é alto, $N_L = 0$. Dessa forma, a parcela responsável por adicionar a parcela do SNR ao *valor-Q* do canal é zerada. Analogamente, ao optar por um canal cuja SINR seja superior a $25dB$, o ruído é considerado baixo, $N_L = 1$, fazendo com que o *Noise Weight*, definido como parâmetro do algoritmo, seja integralmente adicionado ao *valor-Q* do canal. Foram definidos 5 níveis para o *Noise Level* por dois motivos: (i) ao definir poucos níveis, o *valor-Q* de cada canal é alterado com maior frequência, aumentando o *handoff* de espectro e (ii) ao definir muitos níveis, o novo *valor-Q* não é alterado o suficiente para ultrapassar o valor de limiar β do algoritmo. O resultado disso, é que os canais com melhor qualidade possuirão um *valor-Q* mais elevado. Maiores detalhes sobre a implementação do *Q-Noise* podem ser observados na Figura 4.6.

Ao longo deste capítulo, foi introduzido o conceito de Algoritmos RL e descrito como funciona um dos principais RL da literatura. Adicionalmente, foi proposta uma alteração nesse algoritmo, para auxiliar no contexto de DCS. Por fim, foi proposto um novo algoritmo que leva em consideração a qualidade do canal além da vazão. No Capítulo 5 são demonstrados os resultados das implementações descritas neste capítulo.

5 RESULTADOS

Neste capítulo são analisados três algoritmos: *Q-Learning*, *Q-Learning Plus* e *Q-Noise*. Adicionalmente, comparou-se o resultado da implementação do *Q-Learning* utilizando-se uma ocupação totalmente aleatória do espectro e utilizado-se a modelagem de ocupação descrita no Capítulo 3. Para cada um dos algoritmos, foram realizadas medidas variando os seguintes parâmetros:

- Taxa de aprendizado (α);
- Número de canais;
- Tentativas de transmissão;
- Coeficiente de exploração (ϵ) para 5 canais e para 12 canais;
- Número de canais e tentativas de transmissão, simultaneamente.

Para cada variação de parâmetro foram realizadas 30 execuções analisando-se a média de eficiência, ou seja, a proporção entre número de transmissões com sucesso e número total de tentativas de transmissão. Considerando que os resultados seguem uma distribuição normal, 30 medidas é suficiente para garantir um intervalo de confiança de 95% (JAIN, 1991). Os valores base de cada conjunto de execuções foram fixados de acordo com a Tabela 5.1:

Parâmetro	Valor padrão
Taxa de aprendizado	0,6
Número de canais	5
Tentativas de transmissão	100
Coeficiente de exploração	0,25
Duração de uma época	5
Limiar da diferença de <i>Valor-Q</i> para realizar <i>handoff</i> de espectro	0,10

Tabela 5.1: Valores padrão para medidas de desempenho

Na simulação, o espectro de frequências é descrito como uma matriz $S = N \times M$, onde N representa o número de canais monitorados e M os instantes de tempo que serão realizadas as tentativas de transmissão. Cada elemento dessa matriz $S_{i,j}$ é composto por 0 ou 1, representando o espectro livre ou ocupado, respectivamente, durante um instante de tempo.

Na Seção 5.1, são realizadas medidas do desempenho do *Q-Learning*, com o objetivo de verificar como se comporta o principal algoritmo de RL em relação a variações de seus parâmetros. Em seguida, na Seção 5.2 e Seção 5.3, são realizadas medidas do *Q-Learning Plus* e do *Q-Noise*, respectivamente, e comparadas com o desempenho do *Q-Learning*.

5.1 *Q-Learning*

As medidas do *Q-Learning*, foram realizadas em duas situações: (i) considerando o espectro ocupado aleatoriamente e (ii) considerando o espectro ocupado de acordo com a modelagem descrita no Capítulo 3. Essas análises, ilustradas nas Subseções 5.1.1 e 5.1.2, foram realizadas para descobrir qual é o impacto do modo de ocupação do espectro no desempenho do algoritmo de alocação. Além disso, deseja-se saber qual a influência dos parâmetros no desempenho desse algoritmo.

5.1.1 Uso aleatório do espectro

Utilizando a mesma matriz S descrita no início deste capítulo, a ocupação aleatória do espectro foi realizada simplesmente com laços de repetição inserindo valores aleatórios (0 e 1) nessa matriz, sem considerar o percentual de ocupação e nem a distribuição dessa ocupação. Com isso, tem-se uma representação de ocupação aleatória do espectro.

Na Figura 5.1 (a), observa-se que ao variar a taxa de aprendizado entre os valores 0,1 e 0,9, a eficiência varia pouco mais de 1%, sendo que o maior desempenho ocorre próximo de 0,8 e 0,9. Uma taxa de aprendizado próxima de 1 significa que considera-se mais peso na última ação e pouco peso no histórico das ações. Como a taxa de ocupação é aleatória, de fato, a informação relativa ao histórico de ações acaba não sendo útil. Na Figura 5.1 (b), ao aumentar o número de canais e , conseqüentemente o número de opções para exploração e *handoff* do espectro, o desempenho aumenta em torno de 2%, ao variar de 5 a 12 canais. O parâmetro que mais variou a eficiência foi o ϵ , aumentando em 3% para 5 canais e aproximadamente 7% para 12 canais. O número de tentativas de transmissão, na Figura 5.1 (e) e (f) torna-se praticamente irrelevante pra valores acima de 100 tentativas de transmissão com 5 canais e acima de 1.000 tentativas de transmissão com 17 canais. Além disso, em (f), mesmo aumentando o número de canais acima de 17, a eficiência não alcança 50%.

A maior eficiência alcançada foi 51%, pois o *Q-Learning* trabalha com aprendizado ao longo do tempo. Com uma ocupação totalmente aleatória, o aprendizado possui pouco valor e o coeficiente de exploração acaba sendo útil, pois selecionar um canal aleatoriamente é uma solução melhor do que confiar na taxa de aprendizado de um sistema que não possui um padrão. Como pode ser observado na Seção 5.1.2, o uso de uma modelagem para representar a ocupação espectral acaba representando melhor a realidade e tornando útil o uso do aprendizado, aumentando a eficiência em todos os experimentos.

5.1.2 Uso da modelagem de ocupação baseada em uma distribuição exponencial

Nesse conjunto de simulações, ao invés de aleatorizar a entrada de dados, foi utilizada uma distribuição exponencial na taxa de chegada de dados, como descrita no Capítulo 3. No caso de uso aleatório do espectro, os parâmetros não influenciam significativamente a eficiência do algoritmo. Entretanto, para o caso em que é utilizada uma distribuição exponencial para o uso do espectro, além de representar melhor a realidade, essa situação

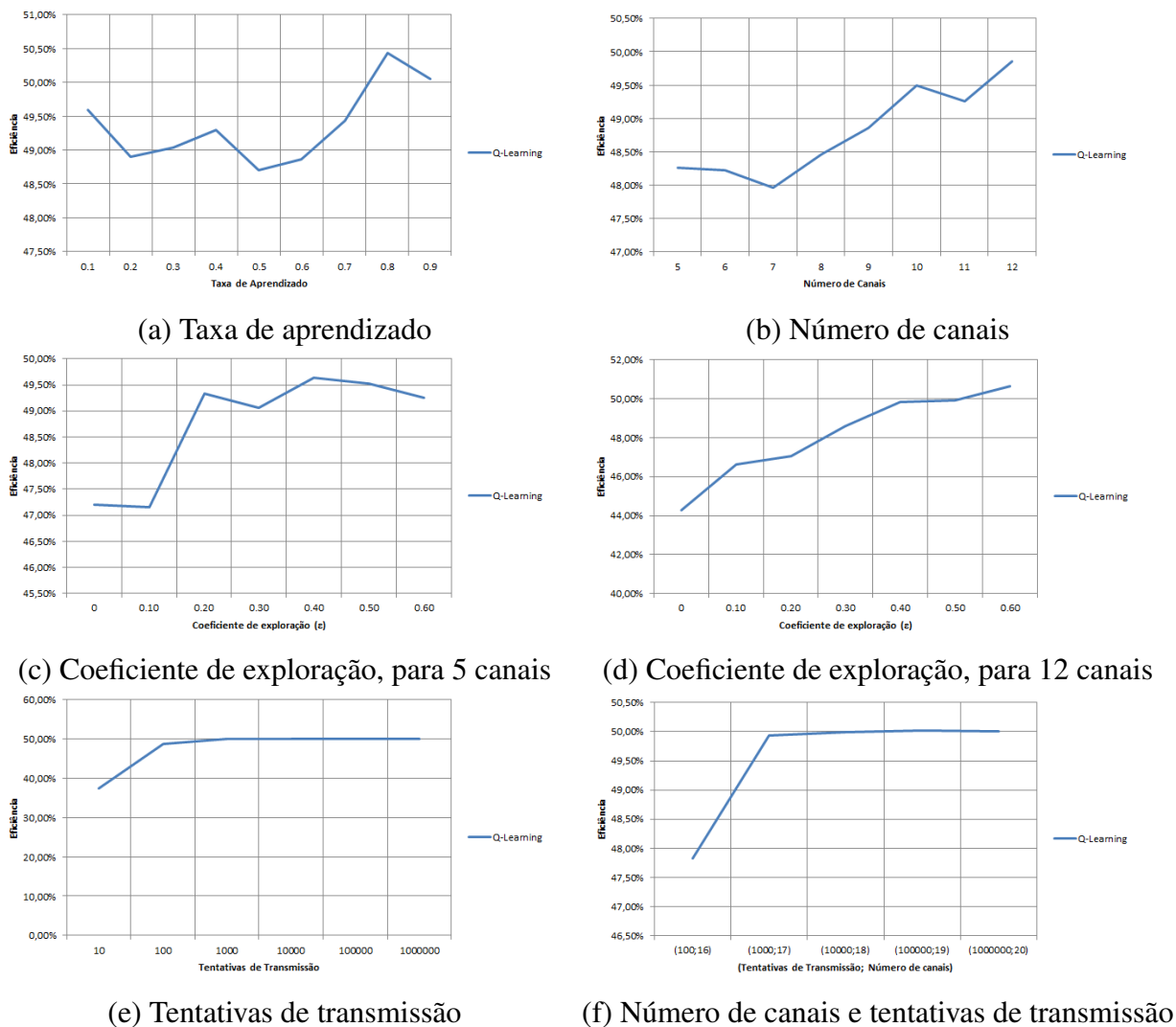


Figura 5.1: Desempenho do *Q-Learning* utilizando uma distribuição aleatória para o uso do espectro

não ocorre. Na Figura 5.2 pode-se observar o impacto da variação de cada parâmetro.

Na Figura 5.2 (a), variando a taxa de aprendizado, o melhor resultado ocorre para o valor de $\alpha = 0,3$, de acordo com o resultado obtido em (BARBOSA et al., 2012). A partir desse valor, a eficiência decresce, significando que, com o uso da distribuição, o histórico influencia significativamente no desempenho. Variando a quantidade de canais de 5 a 12, na Figura 5.2 (b), obtém-se a maior variação da eficiência, chegando próximo a 94%. O coeficiente de exploração, mostra-se melhor com um número maior de canais. Na Figura 5.2 (c) e (d), observa-se a eficiência do *Q-Learning* variando ϵ de 0 a 0,60. Para 5 canais, essa variação de ϵ reflete em um aumento de aproximadamente 1,2%, enquanto a mesma variação, possuindo 12 canais, reflete em um aumento de aproximadamente 3,25%. O aumento de tentativas de transmissão aumenta a eficiência, pois o algoritmo possui maior tempo de execução. A combinação dos dois parâmetros que mais influenciam no desempenho são o número de canais e o número de tentativas de transmissão. Portanto, na Figura 5.2 (f) são analisados esses dois parâmetros variando simultaneamente, atingindo um resultado de 96,9% (para valores com tentativas de transmissão maiores que

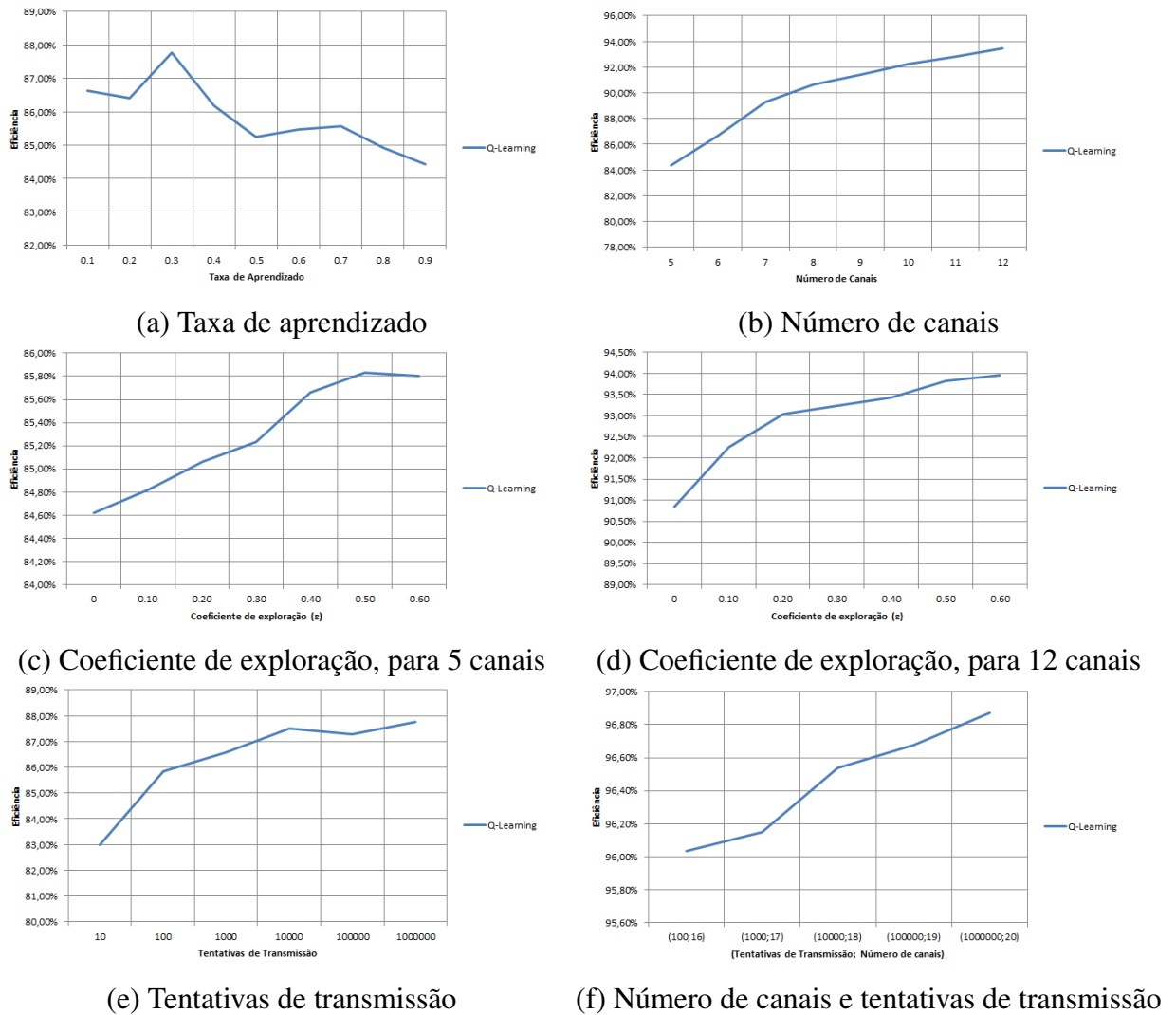


Figura 5.2: Desempenho do *Q-Learning* utilizando uma distribuição exponencial para ocupação do espectro

1.000.000, a simulação necessitava um alto tempo de execução, tornando inviável analisar esses valores).

O algoritmo *Q-Learning* provou-se um algoritmo eficiente, com um longo tempo de aprendizado e bastante disponibilidade de canais. De acordo com os resultados, a combinação de parâmetros influencia no resultado final, pois os parâmetros estão diretamente relacionados ao cálculo do *valor-Q* de cada canal. O parâmetro α não se mostrou tão relevante quanto o número de canais e as tentativas de transmissão. Talvez isso ocorra, por considerar todo o histórico com a mesma ponderação ($1 - \alpha$). Na Seção 5.2 são analisadas, execuções análogas, ou seja, variando os mesmos parâmetros para observar o desempenho do algoritmo *Q-Learning Plus*.

5.2 *Q-Learning Plus*

Para medir a eficiência do algoritmo *Q-Learning Plus* utilizou-se a mesma técnica descrita no início do Capítulo 5, ou seja, fixou-se um valor padrão para os parâmetros

(Tabela 5.1) e realizou-se medidas variando os demais parâmetros. Em adição aos parâmetros do *Q-Learning*, existem os seguintes parâmetros nessa versão, apresentados na Tabela 5.2:

Parâmetro	Valor padrão
Lookback	3
Weigth	[0, 70 0, 20 0, 10]

Tabela 5.2: Valores padrão dos parâmetros adicionais do *Q-Learning Plus*

Conforme descrito no Capítulo 4, o parâmetro *Lookback* indica quantas colunas da *Tabela-Q* devem ser analisadas (cada coluna representa o *valor-Q* dos canais em um instante diferente de tempo no passado) e o parâmetro *Weigth* é um vetor cujos valores indicam a ponderação que cada *valor-Q* deve possuir. Dessa forma, ao definir o *Lookback* como 3, significa que pretende-se analisar os últimos 3 *valores-Q* de cada canal, ponderando o primeiro (mais recente) com valor 0, 70, o segundo com valor 0, 20 e o terceiro (mais antigo) com 0, 10. A soma dos pesos de cada *valor-Q* devem ser igual a 1. Após somados os últimos *valores-Q*, ponderados com o parâmetro *Weigth*, pondera-se a soma total do histórico com o complemento da taxa de aprendizado, $1 - \alpha$. Dessa forma, é garantido que nenhum *valor-Q* ultrapasse 1. O resultado das medidas e o comparativo com o *Q-Learning* original, pode ser observado na Figura 5.3.

De acordo com a Figura 5.3, observa-se que o *Q-Learning Plus* supera o *Q-Learning* em alguns aspectos, como nos gráficos (a), (b), (c) e (d). A diferença de desempenho entre os dois algoritmos, variando o coeficiente de exploração, tende a diminuir conforme ϵ aumenta, pelo fato de que ao selecionar um canal aleatório, descarta-se a análise do histórico. A diferença mantém-se praticamente constante com o aumento do número de canais (b), e aumenta de acordo com o aumento da taxa de aprendizado (a). Quando analisa-se a eficiência de acordo com a variação do número de tentativas de transmissão, o *Q-Learning* original inicialmente perde para valores pequenos, mas ultrapassa o *Q-Learning Plus* conforme o número de transmissões aumenta. A perda inicial, deve-se ao fato de o *Q-Learning Plus* realizar um sensoriamento prévio para preencher a *Tabela-Q* e calcular um *valor-Q* inicial mais fiel para cada canal. Conforme aumenta-se o número de transmissões, aumenta também o tempo de execução do algoritmo. Como o *Q-Learning* possui um aprendizado mais alto que o *Q-Learning Plus*, o original passa a levar vantagem em (e) e (f) para valores mais altos de transmissão. Entretanto, os algoritmos *Q-Learning* e *Q-Learning Plus* não consideram a qualidade do canal, que pode estar sofrendo interferências e ruídos. Na Seção 5.3 é comparado o desempenho do algoritmo proposto, o *Q-Noise*, com o desempenho do *Q-Learning*, e também a quantidade de ruído durante as transmissões.

5.3 *Q-Noise*

O principal objetivo do *Q-Noise* é priorizar a qualidade do canal utilizado. Para isso, o cálculo do *valor-Q* de cada canal inclui um fator que é o valor de SNR do canal, representado por um índice chamado *Noise Level*, conforme descrito no Capítulo 4 e na Tabela 4.1. Em relação à Tabela 5.1, com os valores padrão de simulação, o *Q-Noise* possui somente um parâmetro a mais, que é o *Noise Weight*, ou seja, o peso do SNR do canal para a transmissão. Para realizar as medidas, o valor do *Noise Weight* foi fixado em 0, 5, ou seja, o *valor-Q* depende em 50% da vazão do canal e em 50% da qualidade do canal.

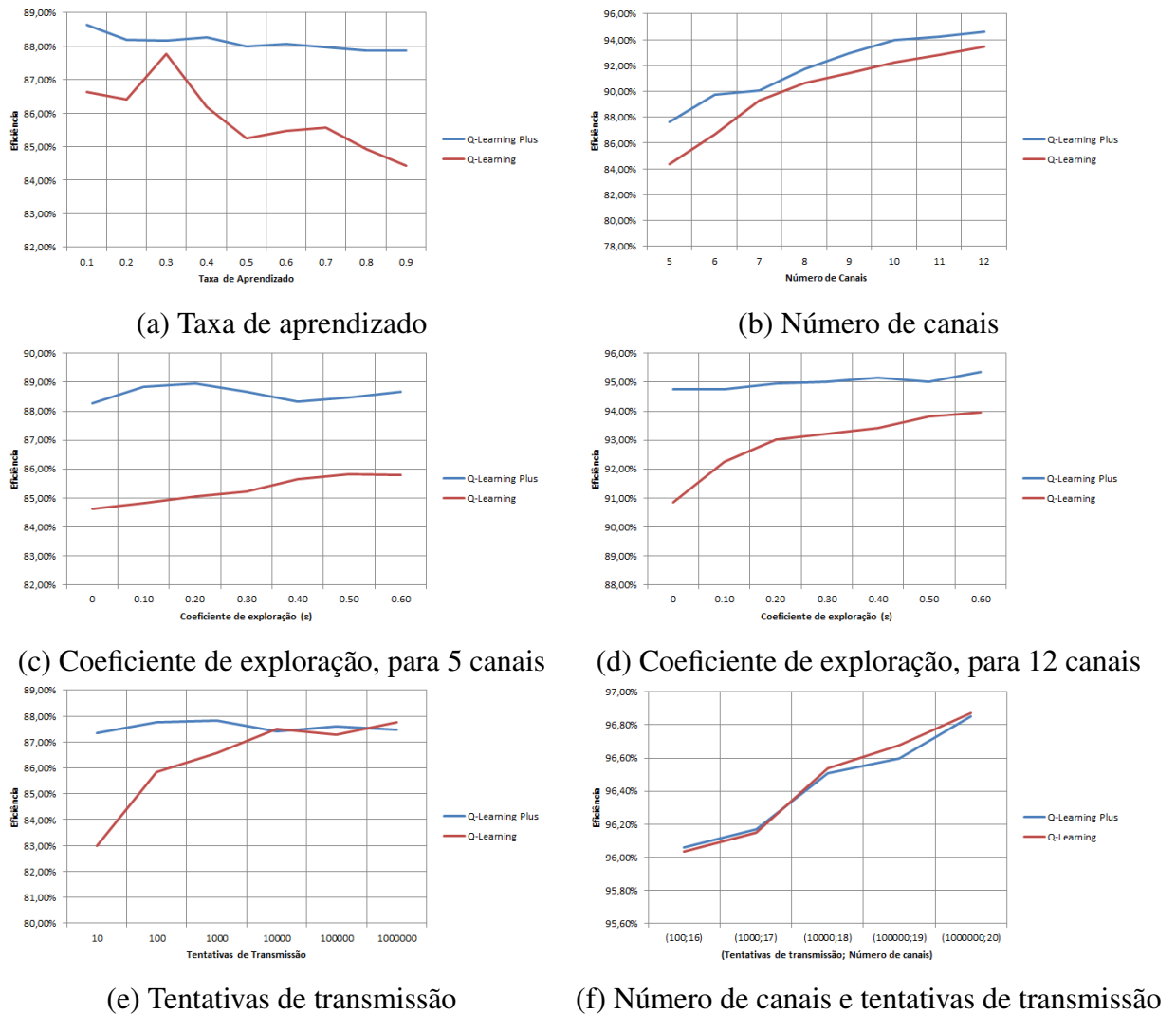


Figura 5.3: Desempenho do *Q-Learning Plus* de acordo com a variação dos parâmetros indicados

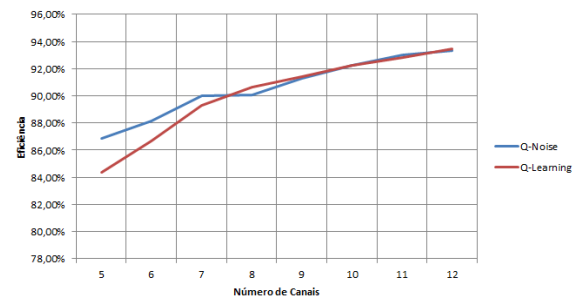
O valor de 0,5 foi escolhido porque, para valores maiores que 0,5 existe muito *handoff* de espectro, devido ao ruído do canal. Para valores menores que 0,5 acaba priorizando-se a vazão de dados e não a qualidade do canal. Foram variados os mesmos parâmetros das simulações anteriores, com exceção do coeficiente de exploração para 5 canais. Os resultados, comparados diretamente com o *Q-Learning*, são exibidos na Figura 5.4.

Analisando o desempenho dos dois algoritmos, o *Q-Noise* leva uma pequena vantagem em taxa de aprendizado (a), tentativas de transmissão (c) e coeficiente de exploração para 12 canais (e) enquanto o *Q-Learning* leva vantagem conforme aumenta-se o número de canais, e número de transmissões simultaneamente (b) e (d). A diferença é tão pequena que não chega a ser significativa para 95% de confiança. Entretanto, se considerarmos que o *Q-Noise* não foi projetado visando vazão de dados, esse resultado significa que esse algoritmo não perdeu desempenho em relação ao *Q-Learning*. Dessa forma, é necessário avaliar se o *Q-Noise* obteve êxito em reduzir o ruído durante as transmissões.

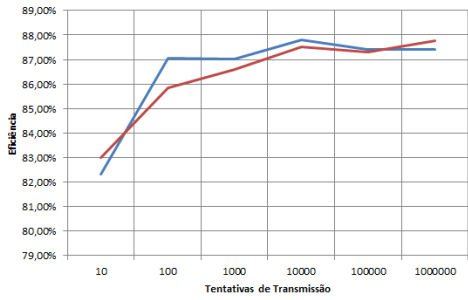
Foi preciso modificar a implementação do *Q-Learning* para introduzir um SNR inicial nos canais, advindo da interferência de canais adjacentes, como descrito na Seção 4.4.1, e introduzir erros AWGN, que representa erros aleatórios durante a transmissão de dados.



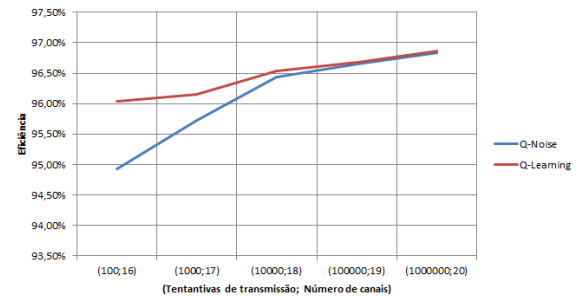
(a) Taxa de aprendizado



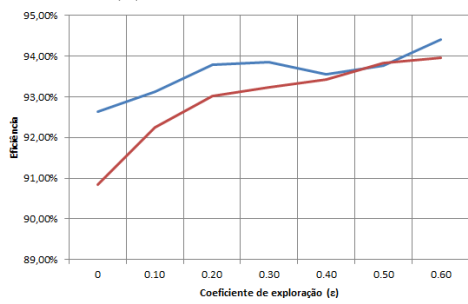
(b) Número de canais



(c) Tentativas de transmissão

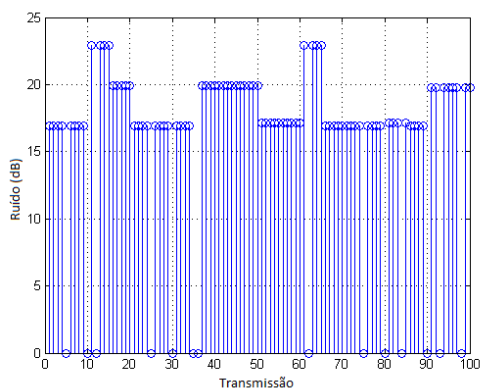


(d) Número de canais e tentativas de transmissão

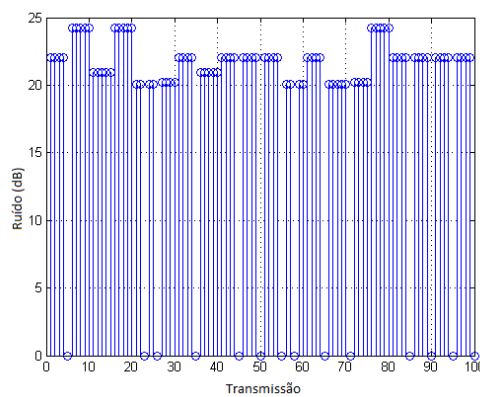


(e) Coeficiente de exploração, para 12 canais

Figura 5.4: Desempenho do *Q-Noisy*



(a) *Q-Learning*



(b) *Q-Noisy*

Figura 5.5: Relação SNR durante transmissões

A cada tentativa de transmissão, foi verificado o SNR presente no canal utilizado. Os valores de SNR de cada canal durante uma transmissão podem ser observados na Figura 5.5.

Na Figura 5.5 (a), é possível observar que o *Q-Learning* transmite com um SNR que oscila entre 16dB e 19dB. Como o objetivo do *Q-Learning* não é priorizar qualidade, ao obter êxito transmitindo em um canal com SNR baixo (15dB, por exemplo) a tendência é continuar transmitindo neste canal até que o usuário primário inicie uma transmissão, ou o coeficiente de exploração force a escolha de um novo canal aleatório. Entretanto, na Figura 5.5(b), analisando o SNR das transmissões do *Q-Noise* pode-se verificar um aumento significativo na relação sinal-ruído dos canais, mantendo-se entre 20dB e 25dB.

Ao longo desse capítulo, foram apresentados os resultados obtidos com as implementações dos 3 algoritmos analisados. O *Q-Learning Plus* demonstrou que pode ser superior ao *Q-Learning* de acordo com os parâmetros utilizados. Além disso, o *Q-Noise* obteve um desempenho similar ao *Q-Learning* com a vantagem de obter uma transmissão com maior qualidade.

6 CONCLUSÃO

Neste trabalho foi realizado um estudo sobre o funcionamento da tecnologia de Rádio Cognitivo, uma possível modelagem de comportamento para o espectro de frequências, breve estudo sobre Interferência de canais adjacentes, Relação Sinal-Ruído mais Interferência e ruído AWGN. Além disso, foi explorado o conceito de Algoritmos de Aprendizado por Reforço, estudado e implementado um dos principais algoritmos com essa característica, o *Q-Learning*. Em adição a essa implementação, foram sugeridas pequenas modificações no *Q-Learning*, alterando o modo como é calculado o *valor-Q* de cada ação, criando uma nova versão desse algoritmo denominada *Q-Learning Plus*.

Um terceiro algoritmo foi proposto, baseado no aprendizado do *Q-Learning*, porém, acrescentando qualidade do canal como uma nova métrica na análise do melhor canal. Para o projeto desse algoritmo, foram aplicados os conhecimentos obtidos no estudo sobre Interferência de canais, SINR e AWGN. Uma nova proposta de cálculo do *valor-Q* de cada canal foi realizada, levando em conta não só o histórico de sucesso das últimas transmissões, mas também a qualidade com que elas foram realizadas.

Por fim, foi realizada uma avaliação minuciosa dos três algoritmos. Para o algoritmo *Q-Learning* original, verificou-se o impacto dos parâmetros de entrada, como o coeficiente de exploração, o número de canais, o número de tentativas de transmissão, a taxa de aprendizado e, o mais crucial de todos, o modelo de uso do espectro de frequências. Com este último parâmetro, foi possível validar a necessidade de um modelo adequado para o comportamento do espectro, pois a eficiência do algoritmo é influenciada diretamente por essa modelagem

Para o *Q-Learning Plus*, foram realizadas diversas análises comparativas com o *Q-Learning*. Os resultados indicam que para um número menor de canais e tentativas de transmissão, o *Q-Learning Plus* supera o desempenho do algoritmo original. Conforme esses parâmetros aumentam, essa diferença de desempenho diminui tendendo a zero.

Finalmente, avaliando o *Q-Noise*, foi possível concluir que o desempenho do algoritmo proposto mantém-se e até mesmo supera o *Q-Learning* de acordo com os parâmetros de entrada. A grande vantagem em utilizá-lo é que o ruído médio das transmissões é consideravelmente menor. Esse resultado é fundamental pois foi significativa que é possível aumentar a qualidade da transmissão de um usuário secundário ao selecionar um algoritmo adequado para realizar a DCS, sem que haja perda significativa no desempenho.

Existe a intenção de dar continuidade a este trabalho. Entre as diversas possibilidades de sequência, estão inclusos um estudo sobre a complexidade e custo computacional de cada algoritmo, bem como uma modelagem precisa no que diz respeito à parte de relação sinal-ruído mais interferência. Além disso, existe a possibilidade de, futuramente, testar os algoritmos implementados em um hardware que suporte a tecnologia de Rádio Cognitivo.

REFERÊNCIAS

AKYILDIZ, I. et al. A survey on spectrum management in cognitive radio networks. **Communications Magazine, IEEE**, [S.l.], v.46, n.4, p.40–48, april 2008.

BARBOSA, C. S. et al. **Uma Estrategia Evolutiva para a Selecao Dinamica de Espectro**. 2012. 59-72p.

BERLEMANN, L. et al. Cognitive Radio and Management of Spectrum and Radio Resources in Reconfigurable Networks. **Wireless World**, [S.l.], p.28, 2005.

COMISSION, F. C. **Facilitating Opportunities for Flexible, Efficient, and Reliable Spectrum Use Employing Cognitive Radio Technologies**. Disponível em http://hraunfoss.fcc.gov/edocs_public/attachmatch/FCC-03-322A1.pdf. Último acesso em 4 de Novembro de 2011.

CORDEIRO, C. et al. IEEE 802.22: the first worldwide wireless standard based on cognitive radios. In: **NEW FRONTIERS IN DYNAMIC SPECTRUM ACCESS NETWORKS, 2005. DYSPAN 2005. 2005 FIRST IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON. Anais...** [S.l.: s.n.], 2005. p.328–337.

CROVELLA, M. E.; TAQQU, M. S.; BESTAVROS, A. Heavy-Tailed Probability Distributions in the World Wide Web. In: **IN A PRACTICAL GUIDE TO HEAVY TAILS: STATISTICAL TECHNIQUES AND APPLICATIONS. Anais...** Birkhäuser, 1998. p.3–25.

GHOSH, C. et al. A framework for statistical wireless spectrum occupancy modeling. **Wireless Communications, IEEE Transactions on**, [S.l.], v.9, n.1, p.38–44, january 2010.

HAYKIN, S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications. **Selected Areas in Communications, IEEE Journal on**, [S.l.], v.23, n.2, p.201–220, feb. 2005.

IEEE. IEEE Standard for Information Technology–Telecommunications and information exchange between systems Wireless Regional Area Networks (WRAN)–Specific requirements Part 22: cognitive wireless ran medium access control (mac) and physical layer (phy) specifications: policies and procedures for operation in the tv bands. **IEEE Std 802.22-2011**, [S.l.], p.1–680, 1 2011.

JAIN, R. **The art of computer systems performance analysis** : techniques for experimental design, measurement, simulation, and modeling / raj jain. [S.l.]: Wiley, New York :, 1991. xxvii, 685 p. :p.

KHALID, L.; ANPALAGAN, A. Emerging cognitive radio technology: principles, challenges and opportunities. **Computers & Electrical Engineering**, [S.l.], v.36, n.2, p.358 – 366, 2010.

MATHWORKS. **MATLAB R2011a**. 2011.

MITOLA J., I.; MAGUIRE G.Q., J. Cognitive radio: making software radios more personal. **Personal Communications, IEEE**, [S.l.], v.6, n.4, p.13 –18, aug 1999.

PIAZZA, D. et al. A Resource Allocation Algorithm for Real-Time Streaming in Cognitive Networks. In: **WIRELESS COMMUNICATIONS AND NETWORKING CONFERENCE, 2009. WCNC 2009. IEEE. Anais...** [S.l.: s.n.], 2009. p.1 –5.

QARAQE, K. et al. Empirical results for wideband multidimensional spectrum usage. In: **PERSONAL, INDOOR AND MOBILE RADIO COMMUNICATIONS, 2009 IEEE 20TH INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON. Anais...** [S.l.: s.n.], 2009. p.1262 –1266.

RAPPAPORT, T. **Wireless Communications: principles and practice**. 2nd.ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall PTR, 2001.

WANG, B. et al. Primary-prioritized markov approach for dynamic spectrum access. In: **PROC. OF IEEE DYSpan 2007. Anais...** [S.l.: s.n.], 2007. p.507–515.

WANG, C.-X. et al. Cognitive radio network management. **Vehicular Technology Magazine, IEEE**, [S.l.], v.3, n.1, p.28 –35, march 2008.

WANG, J.; GHOSH, M.; CHALLAPALI, K. Emerging cognitive radio applications: a survey. **Communications Magazine, IEEE**, [S.l.], v.49, n.3, p.74 –81, march 2011.

WATKINS, C. **Learning from Delayed Rewards**. 1989. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — Cambridge University, England.

YAU, K.-L.; KOMISARCZUK, P.; TEAL, P. Context-awareness and intelligence in Distributed Cognitive Radio Networks: a reinforcement learning approach. In: **COMMUNICATIONS THEORY WORKSHOP (AUSCTW), 2010 AUSTRALIAN. Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. p.35 –42.

YUCEK, T.; ARSLAN, H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications. **Communications Surveys Tutorials, IEEE**, [S.l.], v.11, n.1, p.116 –130, quarter 2009.

ANEXO ARTIGO TG1

Sistema de reserva de recursos baseado em políticas para gerenciamento de rádio cognitivo

Leonardo Roveda Faganello¹, x Cristiano Bonatto Both¹,
Lisandro Zambenedetti Granville¹

¹Instituto de Informática
Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)
Porto Alegre, RS – Brasil
{lrfaganello, cbboth, granville}@inf.ufrgs.br

Abstract. *Communication through wireless networks must operate on frequencies defined by government agencies. These agencies perform allocations of frequency bands in a static way, causing the underutilization of the frequency spectrum. A way to improve the usage of this spectrum is through the cognitive radio technology. A cognitive radio (RC) device is able to detect unused segments of the spectrum and transmit at these frequencies. A transmission made by a RC device cannot interfere with the transmission of licensed users. However, RC devices do not perform an efficient management of the spectrum. One possibility to improve the management is to establish business rules and policies to access this shared spectrum. This paper proposes the development of a resource reservation system (spectral band) for licensed users that wish to temporarily expand its transmission capacity. This document aims the preparation for the Graduate Work 2.*

Resumo. *Dispositivos que utilizam comunicação através de redes sem fio, geralmente, operam em frequências definidas por órgãos governamentais. Entretanto, esses órgãos realizam alocações de faixas de frequência de forma estática, ocasionando a subutilização do espectro de frequência. Uma forma de melhorar a utilização desse espectro é através da tecnologia de rádio cognitivo. Um dispositivo de rádio cognitivo é capaz de detectar segmentos do espectro que não estão sendo utilizados e transmitir nessas frequências, sem interferir na transmissão de usuários licenciados. Entretanto, os dispositivos rádio cognitivo não realizam o gerenciamento desse espectro de forma eficiente. Uma possibilidade de melhorar esse gerenciamento, seria estabelecer regras de negócio e políticas de acesso a esse espectro compartilhado, melhorando a eficiência do gerenciamento. Esse artigo propõe o desenvolvimento de um sistema de reserva de recursos (banda espectral) para usuários licenciados que desejem ampliar temporariamente sua capacidade de transmissão. Este documento tem como objetivo iniciar os estudos para o Trabalho de Graduação 2.*

1. Introdução

Tecnologias que utilizam comunicação por rádio operam em frequências determinadas por órgãos governamentais e.g., Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL) e Federal Communications Commission (FCC). Uma das principais funções desses órgãos

é regulamentar o acesso ao espectro de frequências. Atualmente, essa regulamentação consiste na definição de faixas de frequências para as entidades licenciadas e não licenciadas. Entretanto, a alocação é feita de forma estática, por longos períodos de tempo em grandes regiões geográficas. Essa política de alocação torna custoso alocar novas faixas de frequência para entidades que possuam todas as faixas ocupadas, uma vez que o espectro é um recurso limitado e escasso. Outro problema acarretado por essa alocação estática é a subutilização do espectro, pois existem grandes variações de utilização do espectro em bandas abaixo de 3GHz (15-85%) [Comission 2002].

Uma tecnologia que vem sendo amplamente pesquisada para gerenciar de forma eficiente e dinâmica a alocação no espectro de frequências é chamada de Rádio Cognitivo (RC). O objetivo do RC é melhorar a utilização do espectro de frequência, permitindo o compartilhamento do espectro, sem que haja interferência na transmissão de usuários licenciados [Mitola and Maguire 1999] [Comission 2003] [Haykin 2005]. Um dispositivo RC é capaz de identificar segmentos não utilizados no espectro de frequências e adaptar dinamicamente seus parâmetros de operação para transmitir em um desses segmentos. Entretanto, as soluções propostas para o gerenciamento do espectro compartilhados possuem limitações. Apesar da alocação das frequências ser realizada de forma dinâmica, as decisões não contemplam o uso de políticas dinâmicas. Políticas são um conjunto de regras estabelecidas sob demanda cuja função é administrar, gerenciar e controlar o acesso a recursos de rede [Wang et al. 2008].

Um exemplo dessa limitação é o padrão IEEE 802.22, conhecido como *Wireless Regional Area Network* (WRAN), especificado pela FCC com o objetivo de prover acesso à Internet de banda larga em áreas rurais dos Estados Unidos [Cordeiro et al. 2005] [Stevenson et al. 2009]. No padrão IEEE 802.22, o gerenciamento do espectro de frequência é realizado por um módulo chamado *Spectrum Manager* (SM). Esse módulo, entre outros, é interno ao dispositivo centralizado que implementa funções de rádio cognitivo, chamado de Estação Rádio Base (ERB). O SM consulta uma base de dados externa à ERB, que informa quais canais estão disponíveis e indisponíveis para transmissão. Após a consulta, o SM classifica os canais disponíveis como *operante*, *backup*, *candidato*, *protegido* e *não permitido*. Com base nessa classificação, algoritmos de decisão poderão determinar qual canal será utilizado pela transmissão [Ko et al. 2010]. A classificação proposta pelo padrão é suficiente no cenário onde uma única ERB coordena todo acesso ao *backhaul*. Porém, ao considerar a existência de duas ou mais ERB na mesma região, que disputam o acesso ao mesmo recurso, essa classificação torna-se limitada. Uma solução para esse cenário, é o caso em que existe uma entidade centralizadora que provê, de forma cooperativa, a coordenação do acesso ao *backhaul*, através de políticas definidas dinamicamente na camada de negócios.

Este artigo propõe o desenvolvimento de um sistema de gerenciamento do espectro de frequências utilizado por dispositivos RC. Esse sistema deverá ser operável por um humano através de uma interface Web e possuirá as seguintes funções:

- Criação e modificação de políticas de acesso ao espectro compartilhado em tempo real
- Solicitação de reserva de recursos (banda espectral)
- Tradução das políticas estabelecidas na camada de negócios para um dispositivo RC [Wang et al. 2008]

O trabalho proposto está inserido no contexto do projeto BaCo, submetido para a chamada do projeto Universal-CNPQ, que será detalhado na Seção 3. O projeto BaCo provê aos usuários a disponibilidade de expansão de forma temporária de sua faixa de transmissão no espectro, alocando frequências adicionais como usuários secundários.

O restante deste artigo está organizado da seguinte forma. Na Seção 2 é apresentado uma breve fundamentação teórica sobre RC, além de explorar alguns trabalhos relacionados. Na Seção 3 é apresentada a proposta para o Trabalho de Graduação 2, bem como uma contextualização desse trabalho no projeto BaCo. O planejamento e o cronograma de implementação da proposta são apresentados na Seção 4, enquanto a Seção 5 encerra o texto apresentando as considerações finais.

2. Fundamentos teóricos

Essa seção está dividida em duas partes. Na primeira parte são explorados fundamentos teóricos relativos à tecnologia de RC. Na segunda parte são apresentados alguns trabalhos relacionados à proposta de trabalho.

2.1. Rádio cognitivo

O termo cognitivo diz respeito à capacidade de aprendizado. RC é um sistema de comunicação *self-aware*, *i.e.*, um sistema consciente de *si* e do ambiente onde opera. O dispositivo cognitivo deve ser capaz de observar o ambiente em que está inserido e tomar decisões baseadas no aprendizado proveniente do histórico de observações e no estado atual deste ambiente [Berlemann et al. 2005]. Duas características principais de RC são [Akyildiz et al. 2008]:

- Capacidade Cognitiva: através de iterações com o ambiente em tempo real é possível identificar porções não utilizadas do espectro, *i.e.*, *Spectrum Holes* em um determinado tempo, conforme a Figura 1.
- Reconfigurabilidade: um dispositivo RC pode ser programado para transmitir e receber dados em uma variedade de frequências. Adicionalmente, RC possui a capacidade de reconfigurar-se para escolher a melhor banda e os parâmetros mais apropriados para operação.

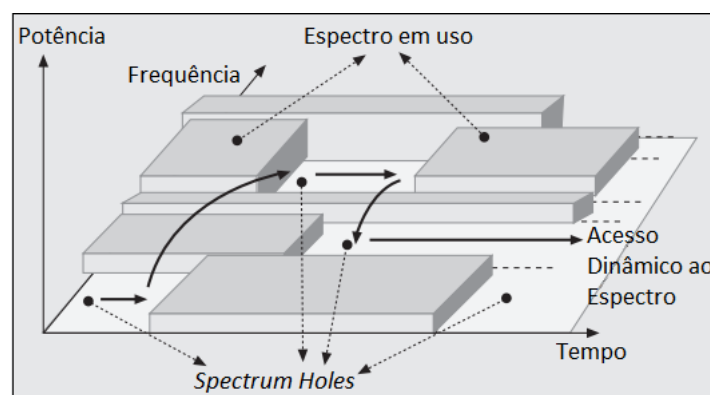


Figura 1. Representação gráfica de *Spectrum Holes*

Para atingir as características citadas anteriormente, RC deve ser capaz de implementar quatro funções: (i) *Spectrum Sensing*; (ii) *Spectrum Decision*; (iii) *Spectrum*

Sharing; (iv) *Spectrum Mobility*. Essas funções serão descritas nas próximas seções. A relação entre elas está ilustrada na Figura 2. Adicionalmente, existe um módulo chamado de *Spectrum Broker* cuja relevância está diretamente ligada com este trabalho e será detalhado posteriormente.

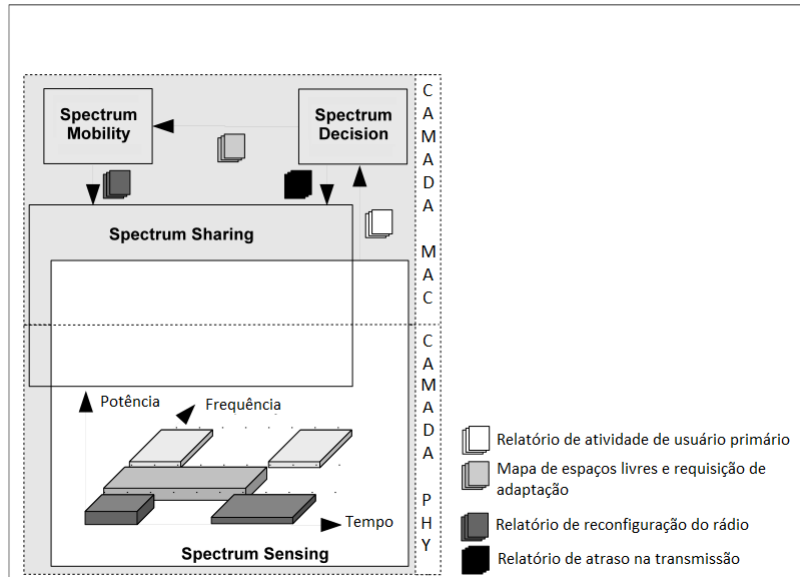


Figura 2. Funções cognitivas

2.1.1. *Spectrum Sensing*

Spectrum Sensing é uma função importante para o correto funcionamento de RC. Essa função realiza uma varredura no espectro de frequências para determinar suas características. Essas características são divididas em cinco dimensões diferentes: frequência, tempo, espaço, código e ângulo [Yucek and Arslan 2009].

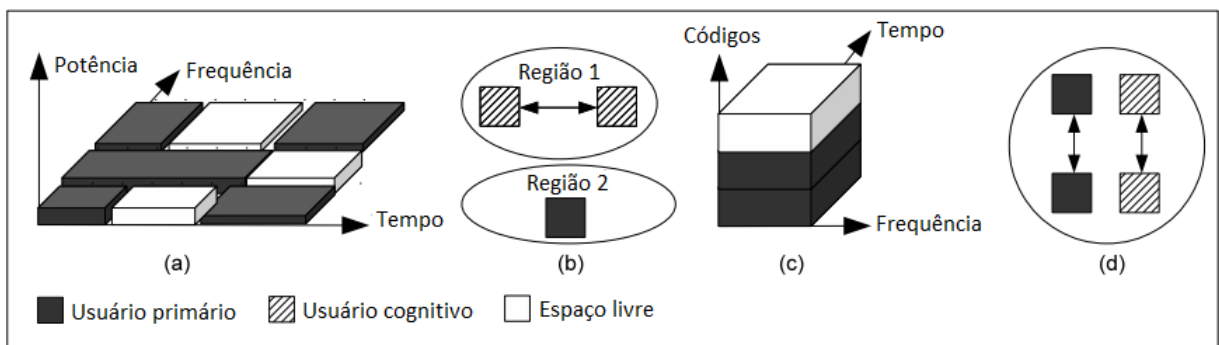


Figura 3. Dimensões analisadas pelo *Spectrum Sensing*: a) Tempo e frequência; b) Região; c) Código; d) Ângulo

Tempo e frequência são analisados simultaneamente pelo *Spectrum Sensing* - Figura 3(a). O acesso oportunístico nessas duas dimensões baseia-se no fato de que nem todas as faixas de frequências são utilizadas simultaneamente. Além disso, as bandas não são utilizadas de forma contínua.

Na dimensão de espaço, é analisada a localização e a distância dos usuários primários. Como pode ser observado na Figura 3(b), usuários podem transmitir em uma mesma frequência ao mesmo tempo, desde que em diferentes áreas geográficas. Os dados a serem considerados são latitude, longitude e elevação.

Mesmo que uma frequência esteja ocupada na região e no intervalo de tempo desejados, ainda é possível utilizar o espectro naquela faixa de frequência sem causar interferência em transmissões licenciadas. Para isso, basta transmitir utilizando uma codificação ortogonal à codificação do usuário primário. Porém, para que isso seja possível, a transmissão do usuário secundário deve estar sincronizada com a do usuário primário, como visto na Figura 3(c).

A última dimensão analisada pelo *Spectrum Sensing* é o ângulo, conforme a Figura 3(d). O usuário secundário pode transmitir simultaneamente, na mesma frequência, na mesma região e com o mesmo código do usuário primário, desde que transmita em uma direção diferente, evitando a interferência.

2.1.2. *Spectrum Decision*

Spectrum Decision é uma função, cujo objetivo é para garantir qualidade durante uma transmissão utilizando RC. Basicamente, seu objetivo é decidir, entre as bandas disponíveis, qual a melhor opção para disponibilizar uma transmissão. Essa decisão deve ser tomada levando em consideração os seguintes aspectos:

- **Interferência:** analisando a potência de transmissão do usuário secundário, é possível estimar se a transmissão do usuário primário seria afetada por interferência
- **Perdas:** característica relacionada à distância e frequência. Quanto maior a frequência de operação, mais perdas ocorrem, resultando em um decréscimo do alcance de transmissão. Se aumentar a potência de transmissão para compensar as perdas, é possível causar interferência para o usuário primário
- **Erros:** a taxa de erros é alterada de acordo com a modulação utilizada e o nível de interferência na banda do espectro
- **Atrasos de transmissão:** para tentar corrigir os níveis de interferência, perdas e erros, diferentes protocolos são necessários, o que resulta em um atraso na transmissão. É desejável identificar a banda que combina de forma mais eficiente os parâmetros descritos anteriormente para tomar decisões precisas sobre as frequências

2.1.3. *Spectrum Sharing*

O conceito de *Spectrum Sharing* foi introduzido com a finalidade de aprimorar a eficiência do uso do espectro de frequência. Seu principal objetivo, ao implementar funcionalidades similares às do protocolo MAC, é permitir o compartilhamento do espectro entre usuários primários e usuários secundários. Esse compartilhamento é alcançado através de uma coordenação das tentativas de transmissão entre os usuários [Akyildiz et al. 2008].

2.1.4. *Spectrum Mobility*

O objetivo da função de *Spectrum Mobility* é modificar as configurações do dispositivo RC para acessar o espectro de frequência de acordo com as decisões tomadas pela função de *Spectrum Decision*. O emprego do *Spectrum Mobility* gera um novo tipo de *handoff*, chamado *handoff* de espectro. Protocolos da camada MAC e física devem adaptar-se aos parâmetros do canal de frequência operante. A adaptação é necessária porque quando a frequência de transmissão é alterada, as condições do canal RF também se alteram [Kunst et al. 2011].

2.1.5. *Spectrum Broker*

Um elemento que é de grande importância para o escopo deste trabalho é o *Spectrum Broker* (SB). Duas ou mais ERB podem estar geograficamente próximas, o que significa que os resultados do *Spectrum Sensing* e do *Spectrum Decision* provavelmente serão semelhantes, se considerados de forma independente. Caso as ERB vizinhas tomem decisões conflitantes haverá uma disputa de recurso. O papel do *Spectrum Broker* é distribuir, de forma cooperativa, os recursos do espectro entre diferentes ERB [Akyildiz et al. 2008]. Essa distribuição pode ser realizada seguindo políticas pré-estabelecidas ou políticas criadas dinamicamente.

2.2. Trabalhos relacionados

Existem diversas investigações relacionadas ao gerenciamento de espectro. Em [Wang et al. 2008], o autor sugere que sejam utilizadas as bandas 400-800MHz e 3-10GHz para o funcionamento de redes RC. Adicionalmente, o autor sugere métodos de gerenciamento baseado em políticas com a finalidade de obter *Quality of Service* (QoS) em redes RC. A abstração de camada de negócios é definida como um elemento chave na simplificação do gerenciamento da rede. Essa abstração permite uma linguagem próxima do mundo real sem necessidade de conhecer os detalhes de uma tecnologia específica. A partir dessa perspectiva, o gerenciamento baseado em políticas pode ser tratado como uma solução *cross-layer*, pois envolve uma interação entre a camada de aplicação e os protocolos da camada física para atingir seu objetivo.

Entretanto, o gerenciamento baseado em políticas convencional não pode ser aplicado diretamente em RC, porque a camada física de RC possui uma natureza oportunística e funciona independente da camada de aplicação [Wang et al. 2008]. Uma solução proposta para essa limitação é separar a camada física de RC em duas partes: (i) Descoberta do recurso *i.e.*, *Spectrum Sensing*; (ii) Transceptor Adaptativo [Wang et al. 2008]. A informação coletada pela descoberta de recurso é enviada para o gerador de políticas, na camada de aplicação com o objetivo de criar políticas no nível de negócio. A limitação desse trabalho é que ele não aborda situações onde existe disputa por recurso entre dispositivos RC. Em outras palavras, o trabalho não considera a existência de um *Spectrum Broker* para controlar o acesso das ERB ao espectro.

O gerenciamento de canais no padrão IEEE 802.22 é descrito em [Ko et al. 2010]. As frequências utilizadas para RC nesse padrão são as mesmas utilizadas pela televisão analógica: *Very High Frequency* (VHF), entre 30MHz e 300MHz, e *Ultra High Frequency*

(UHF), entre 300MHz e 3GHz. Entretanto, alguns canais dessa faixa de frequência ainda são utilizados por entidades licenciadas, *i.e.*, usuários com privilégios sob aquele canal. Para proteger os usuários licenciados de interferências causadas por usuários cognitivos, uma base de dados externa é mantida com dados sobre os canais que estão disponíveis para o uso de RC e os que estão indisponíveis. No gerenciamento de canal do padrão WRAN existe a figura de um *Spectrum Manager* em cada ERB. Esse gerenciador consulta a base de dados externa para receber a disponibilidade dos canais e classificá-los da seguinte maneira:

- **Backup:** canais mantidos em uma reserva, caso o canal operante seja solicitado por um usuário primário. Ao manter uma lista de **Backup** é possível realizar um rápido chaveamento entre canais sem prejudicar a transmissão
- **Candidato:** canais candidatos a se tornar **Backups**
- **Operante:** canais que, no momento da classificação, estão sendo utilizado na comunicação entre o usuário e a ERB
- **Não permitido (Disallowed):** canais restritos devido a regulamentação local
- **Protegido:** canais que, no momento da classificação, estão sendo ocupados por usuários licenciados. Ao ser desocupado, o SM identifica e move o canal para a lista de candidatos.

No trabalho [Berlemann et al. 2005], são mencionadas duas abordagens para o gerenciamento do espectro: centralizada e distribuída. Na abordagem distribuída, existe uma interação *peer-to-peer* entre os dispositivos. Em outras palavras, os próprios dispositivos são coletivamente responsáveis por identificar e negociar o uso do espectro disponível. Na abordagem centralizada, é definida uma única entidade (nodo) responsável por gerenciar todo o acesso ao *backhaul*, denominada *Spectrum Broker*. Esse nodo decide quais faixas do espectro serão alocadas para quais dispositivos requisitantes. O papel desempenhado pelo *broker* é fundamental para a definição de políticas de gerenciamento capazes de resolver o problema de disputa pelo acesso ao espectro de frequências.

Um breve comparativo entre os trabalhos analisados está na Tabela 1.

Trabalho	Contribuições	Limitações
[Wang et al. 2008]	Criação de políticas na camada de negócios, flexibilizando o gerenciamento.	Não aborda situações onde existe disputa por recurso entre dispositivos RC.
[Ko et al. 2010]	Classificação dos canais analisados, acelerando o <i>Spectrum Decision</i> .	O SM permite apenas um canal operante em um instante de tempo.
[Berlemann et al. 2005]	Módulo <i>Spectrum Broker</i> para coordenar de forma cooperativa o acesso ao recurso.	Não considera o uso de políticas dentro do <i>Spectrum Broker</i> .

Tabela 1. Comparativo entre os principais trabalhos analisados.

3. Proposta

A proposta deste artigo está inserida no projeto BaCo. Esse projeto explora o cenário atual das redes de telefonia celular ao oferecer serviços do tipo *Triple-Play*, *i.e.*, serviços

que agregam transmissão de dados, vídeo e voz. O número de aplicações que suportam esses serviços tem crescido com o surgimento da TV Digital e “Internet das Coisas”. Esse aumento no número de aplicações exige uma infraestrutura cada vez maior para atender os usuários que utilizam esses serviços em uma mesma área e em um mesmo intervalo de tempo. Para ilustrar o problema, são considerados dois cenários: o primeiro cenário refere-se a uma grande concentração de pessoas em um único local por um curto intervalo de tempo, *e.g.*, *shows* e eventos esportivos. O segundo cenário diz respeito a eventos de grande porte com concentração de pessoas em vários locais e de média duração, *e.g.*, Copa do Mundo e Olimpíadas. Em ambos os cenários, a demanda dos usuários excede a demanda prevista pelas operadoras de telefonia no momento da criação da infraestrutura, o que acaba sobrecarregando o *backhaul* das operadoras. Como consequência dessa sobrecarga, usuários deixarão de ser atendidos, causando prejuízos tanto aos próprios usuários quanto as operadoras. O objetivo do projeto BaCo é desenvolver um protótipo de baixo custo para o gerenciamento de alocação dinâmica do espectro de frequência. O funcionamento do BaCo é ilustrado pela Figura 4. O protótipo será composto por dois componentes:

- O primeiro componente adicionará funcionalidades cognitivas às Estações Rádio Base (ERB) das operadoras de telefonia celular.
- O segundo componente refere-se as políticas de reserva de recurso, alocação dinâmica e gerenciamento de frequências para que seja possível compartilhar o acesso ao *backhaul*.

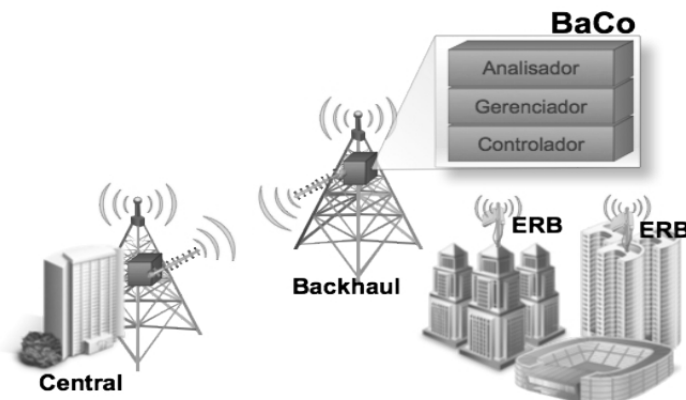


Figura 4. Projeto BaCo

As principais contribuições do projeto BaCo são: (i) identificar situações de sobrecargas na rede; (ii) empregar políticas de adaptação automática da frequência de operação, através da reconfiguração do rádio utilizando conceitos de cognição; (iii) prover gerenciamento otimizado do espectro através da implementação de políticas de alocação dinâmica de faixas de frequência.

3.1. Sistema de Reserva de Recurso

Este artigo propõe, como Trabalho de Graduação II, o desenvolvimento do segundo componente do projeto BaCo. O sistema possuirá a arquitetura exibida na Figura 5. O bloco *Interface de Usuário* deve ser utilizado pelos usuários para descrever políticas e solicitar

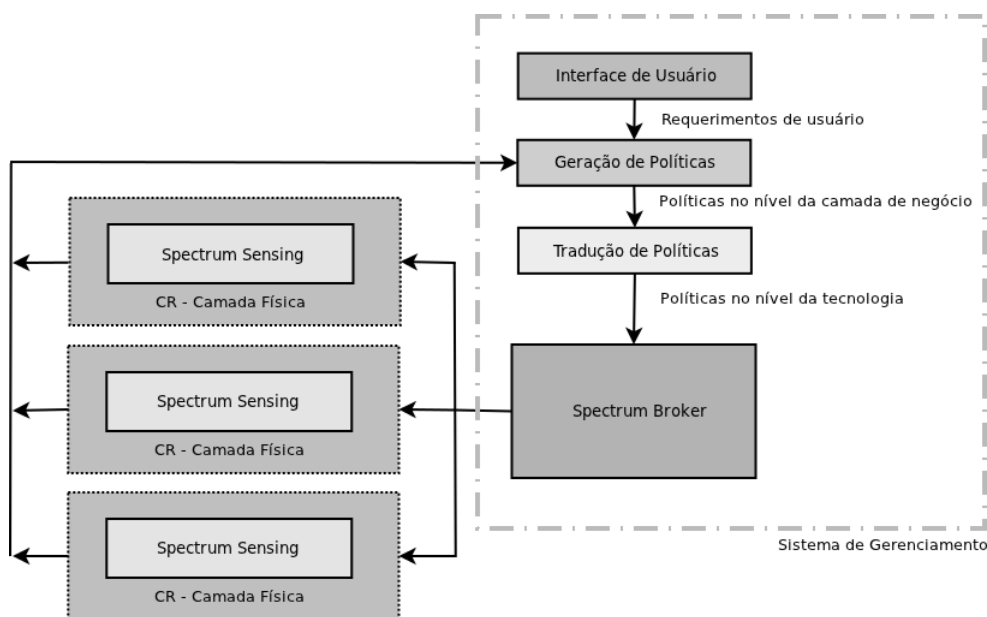


Figura 5. Arquitetura proposta para o sistema

reserva de recursos. O bloco *Geração de Políticas* deve receber os dados obtidos pelo *Spectrum Sensing* e, de acordo com as requisições do usuário, gerar políticas no nível da camada de negócio. O bloco *Tradução de Políticas* deve traduzir as políticas da camada de negócio para o dispositivo. Finalizando, o *Spectrum Broker* deve coordenar o acesso ao espectro com base nas políticas traduzidas. De acordo com a arquitetura proposta, o sistema deve:

- possuir uma interface voltada para o usuário solicitante do recurso (possivelmente, funcionários de operadoras de telefonia celular)
- gerar políticas bem estruturadas de acesso ao *backhaul*
- receber dados obtidos pela função cognitiva de *Spectrum Sensing* e traduzi-los para a visualização de um usuário
- executar a função de *Spectrum Decision* para iniciar uma transmissão em um *Spectrum Hole*
- atuar como um *Spectrum Broker*, coordenando o acesso ao *backhaul* levando em consideração os recursos reservados e as políticas estabelecidas
- traduzir as políticas da camada de negócio para o nível do dispositivo RC, para que ele seja capaz de exercer as funções de *Sharing e Mobility*

4. Atividades

As atividades a serem realizadas para o Trabalho de Graduação II estão divididas em Objetivos, Metodologia e Cronograma.

4.1. Objetivos

O objetivo principal do Trabalho de Graduação II é desenvolver um sistema capaz de atuar como um *Spectrum Broker* de uma ERB. O sistema deve prover o gerenciamento otimizado do recurso, *i.e.*, espectro de frequência, através da implementação de políticas criadas sob demanda. Deve possuir uma interface que possibilite a criação dessas políticas

(no caso de um administrador) e a solicitação de reserva de recurso por um período de tempo (no caso de usuários). Para atingir o objetivo proposto, é necessário que, primeiramente, o seguinte conjunto de objetivos secundários sejam atingidos:

- Realizar um estudo sobre possíveis integrações de políticas com o uso do espectro compartilhado.
- Desenvolver um modelo de descrição de regras de negócio para que usuários do sistema (operadoras de telefonia móvel) possam utilizar os serviços providos pelo BaCo.
- Implementar um estudo de caso utilizando as regras de negócio desenvolvidas.
- Desenvolver uma interface que facilite a criação de políticas para o BaCo.
- Projetar e desenvolver um módulo que traduza as políticas criadas para a ERB.
- Integrar o sistema desenvolvido com o BaCo.
- Avaliar o funcionamento da ERB com o módulo de gerenciamento desenvolvido.

4.2. Metodologia

Para alcançar os objetivos previamente citados, a metodologia a ser empregada consiste em:

1. **Estudo:** a atividade consiste em investigar os principais trabalhos que implementam descrição de regras de negócio. Adicionalmente, serão investigados trabalhos de estimativas de custos de serviços oferecidos.
2. **Análise:** com base nos trabalhos investigados, realizar um estudo de caso, identificando situações reais onde possam ser aplicadas as regras de negócio estudadas. Elaborar um cenário onde possam ser aplicadas extensivamente e observar como o sistema se comportaria ao seguir essas regras.
3. **Projeto:** nessa etapa serão projetados o sistema de gerenciamento do espectro e uma interface eficiente para estabelecer regras e realizar reserva de recursos. Posteriormente, será realizado o projeto da integração dessas regras com o dispositivo.
4. **Implementação:** nessa fase, o sistema de reserva de recurso será implementado já obedecendo o modelo de regras de negócio. Adicionalmente, será implementado um módulo de tradução de políticas estabelecidas na camada de negócio para o dispositivo, para que seja possível coordenar seu funcionamento de acordo com as regras.
5. **Avaliação:** com o sistema funcional, será necessário validar seu funcionamento. Essa validação deve ser realizada em um cenário onde a ERB funcione sozinha e em um cenário onde existam duas ERB disputando o mesmo recurso. Identificar se o uso das políticas coordena essa disputa.

4.3. Cronograma

Os objetivos e as etapas descritas previamente desdobram-se nas atividades enumeradas abaixo. O cronograma para essas atividades encontra-se na Tabela 2.

1. Levantamento bibliográfico sobre regras de negócio.
2. Levantamento bibliográfico sobre estimativas de custo.
3. Análise de possíveis cenários para caso-de-uso.
4. Aplicação das regras de negócio no cenário criado para analisar seu comportamento.

5. Projeto do sistema de gerenciamento.
6. Projeto da interface gráfica do sistema.
7. Projeto do módulo de tradução das regras para o dispositivo.
8. Implementação do sistema.
9. Integração do sistema com as regras de negócio.
10. Implementação da tradução das regras para o dispositivo.
11. Validação do sistema com ERB atuando sozinha no espectro compartilhado.
12. Validação do sistema com duas ERB disputando acesso ao espectro.
13. Redação do texto do Trabalho de Graduação II.
14. Revisão da redação do texto do Trabalho de Graduação II.
15. Apresentação do Trabalho de Graduação II para uma banca de professores.

	2011	2012						
	Dez	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul
1	×							
2	×							
3		×						
4		×						
6			×					
5			×	×				
7			×	×				
8				×	×	×		
9				×	×	×		
10				×	×	×		
11						×	×	
12						×	×	
13								×
14								×
15								×

Tabela 2. Cronogramas de atividades.

5. Considerações Finais

Através do estudo realizado para a elaboração deste artigo foi possível identificar o estado-da-arte na área de gerenciamento do espectro de frequências, sendo possível mapear seus pontos positivos e negativos.

Referências

- Akyildiz, I., Lee, W.-Y., Vuran, M., and Mohanty, S. (2008). A survey on spectrum management in cognitive radio networks. *Communications Magazine, IEEE*, 46(4):40–48.
- Berlemann, L., Dimitrakopoulos, G., Moessner, K., and Moessner, K. (2005). Cognitive radio and management of spectrum and radio resources in reconfigurable networks. *Wireless World*, page 28.

- Comission, F. C. (2002). Spectrum policy task force. Disponível em http://hraunfoss.fcc.gov/edocs_public/attachmatch/DOC-228542A1.pdf. Último acesso em 4 de Novembro de 2011.
- Comission, F. C. (2003). Facilitating opportunities for flexible, efficient, and reliable spectrum use employing cognitive radio technologies. Disponível em http://hraunfoss.fcc.gov/edocs_public/attachmatch/FCC-03-322A1.pdf. Último acesso em 4 de Novembro de 2011.
- Cordeiro, C., Challapali, K., Birru, D., and Sai Shankar, N. (2005). IEEE 802.22: the first worldwide wireless standard based on cognitive radios. In *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2005. DySPAN 2005. 2005 First IEEE International Symposium on*, pages 328 –337.
- Haykin, S. (2005). Cognitive radio: brain-empowered wireless communications. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 23(2):201 – 220.
- Ko, G., Franklin, A., You, S.-J., Pak, J.-S., Song, M.-S., and Kim, C.-J. (2010). Channel management in IEEE 802.22 WRAN systems. *Communications Magazine, IEEE*, 48(9):88 –94.
- Kunst, R., Both, C. B., Granville, L. Z., and Rochol, J. (2011). On the impact of hybrid errors on mobile wimax networks. *Computer Networks*, 55(16):3659 – 3671. Mobile WiMAX.
- Mitola, J., I. and Maguire, G.Q., J. (1999). Cognitive radio: making software radios more personal. *Personal Communications, IEEE*, 6(4):13 –18.
- Stevenson, C., Chouinard, G., Lei, Z., Hu, W., Shellhammer, S., and Caldwell, W. (2009). Ieee 802.22: The first cognitive radio wireless regional area network standard. *Communications Magazine, IEEE*, 47(1):130 –138.
- Wang, C.-X., hwa Chen, H., Hong, X., and Guizani, M. (2008). Cognitive radio network management. *Vehicular Technology Magazine, IEEE*, 3(1):28 –35.
- Yucek, T. and Arslan, H. (2009). A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications. *Communications Surveys Tutorials, IEEE*, 11(1):116 –130.