

# Escalonamento de Espectro e Roteamento em Redes Cognitivas: Uma Perspectiva de Otimização

Eduardo Pagani Julio<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Instituto de Computação – Universidade Federal Fluminense (UFF)  
ejulio@ic.uff.br

**Resumo.** *Com o aumento do uso de dispositivos móveis, o espectro de rádio frequência vem sendo cada vez mais requisitado. Por outro lado, a limitada disponibilidade e a ineficiência de sua utilização geram demandas por novos mecanismos e paradigmas de comunicação que explorem o espectro existente de maneira mais eficaz. As redes cognitivas representam uma tecnologia de rede que aumenta a eficiência da alocação espectral, por meio do acesso oportunista às faixas de frequência. Nessas redes, tanto o escalonamento do espectro quanto o roteamento representam desafios. Este trabalho apresenta as principais abordagens para alocação de espectro e roteamento na área de otimização, bem como uma metaheurística baseada em GRASP para o problema, com resultados preliminares.*

## 1. Introdução

A limitada disponibilidade de espectro e a ineficiência de sua utilização geram demandas por novos mecanismos e paradigmas de comunicações que explorem o espectro existente de maneira mais eficaz [Souza *et al.*, 2010; Cabric, Mishra e Brodersen, 2004]. As Redes Cognitivas, também denominadas Redes de Rádios Cognitivos ou Redes sem fio de Próxima Geração [Akyildiz *et al.*, 2004; Akyildiz *et al.*, 2006], representam uma tecnologia de rede que aumenta a eficiência da alocação espectral, por meio do acesso oportunista às faixas de frequência.

Em busca de alternativas a um uso mais eficiente das faixas de frequência disponíveis [Cabric, Mishra e Brodersen, 2004], estudos têm mostrado que, enquanto um pequeno número de faixas de frequência é muito utilizado, grande parte do espectro (especialmente entre 3 a 6 GHz) permanece subutilizada, na maior parte do tempo.

As redes cognitivas fornecem aos usuários móveis uma grande largura de banda por meio do uso de técnicas de acesso dinâmico ao espectro sobre arquiteturas heterogêneas de redes sem fio. Essa nova tecnologia permite uma utilização mais eficiente do espectro.

Considerando essa tecnologia, dois problemas são de suma importância nessas redes: a alocação de espectro e roteamento em redes cognitivas, visto que a possibilidade de uso de múltiplas faixas de frequência podem ser utilizadas simultaneamente para a transmissão, além do roteamento que deve agora considerar a escolha de rotas também a indisponibilidade de canais ao longo do caminho.

---

<sup>1</sup> Trabalho apresentado como parte da avaliação da disciplina de Tópicos Avançados em Algoritmos e Otimização I do Programa de Pós-Graduação em Computação do IC/UFF

Tanto o problema da alocação de espectro quanto o de escolha de caminhos mais curtos multiobjetivo são NP-difíceis [Smith e Palaniswami, 1997] [Garey e Johnson, 1979]. Assim, algoritmos eficientes que funcionem razoavelmente rápido e forneçam soluções de boa qualidade são de interesse. Uma vez que a computação do ótimo é intratável e algoritmos de aproximação são ainda uma questão em aberto, diversas propostas tratam o problema através de heurísticas.

Métodos clássicos de otimização têm encontrado dificuldade para obter a melhor solução, dita ótima, mesmo quando alguns deles possuem teoricamente a garantia de atingi-la. A elevada complexidade dos problemas de otimização encontrados em diferentes áreas tem provocado a necessidade de desenvolvimento de novos métodos mais eficientes na prática para solucionar tais problemas. Um exemplo bem sucedido são as metaheurísticas, ou heurísticas inteligentes. A principal característica desta categoria de métodos é a possibilidade de encontrar diferentes ótimos locais durante a busca pela melhor solução.

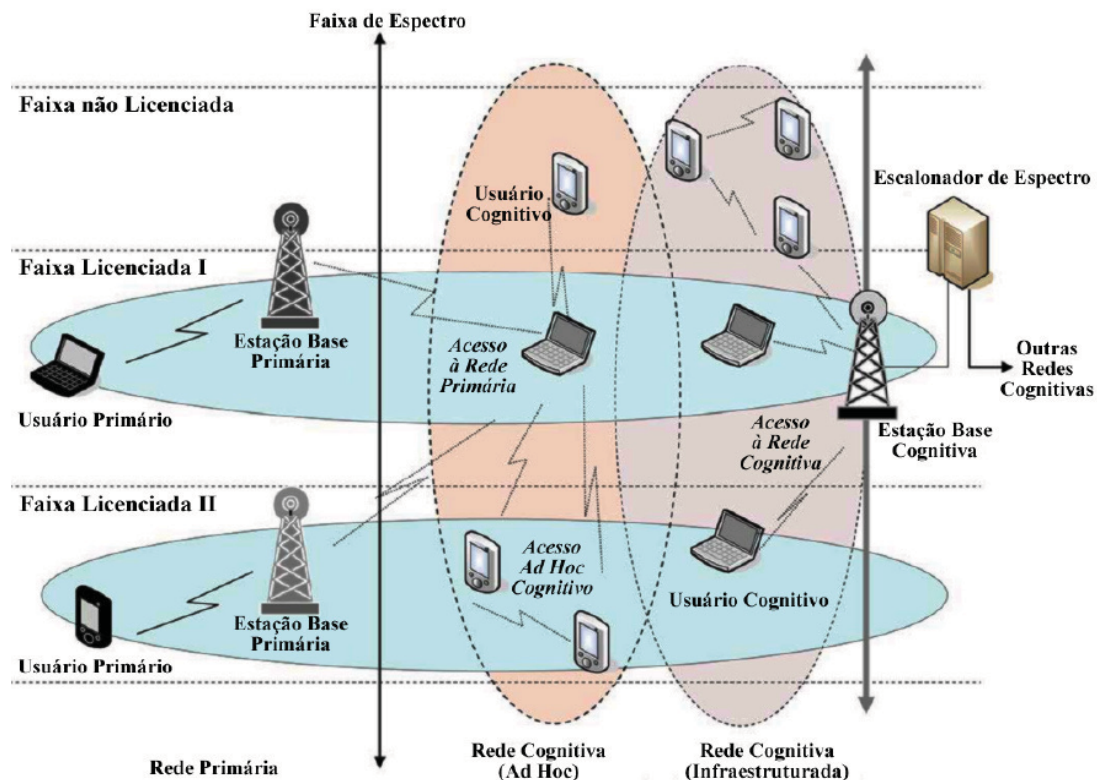
Esse trabalho está organizado como segue. A Seção 2 apresenta a fundamentação teórica das redes cognitivas. A Seção 3 expõe os desafios encontrados no escalonamento de espectro e no roteamento em redes cognitivas. A Seção 4 apresenta os principais trabalhos relacionados na área de otimização para solução dos problemas. Na Seção 5 é apresentada uma implementação para a resolução do problema baseada na heurística GRASP, considerando a alocação de canais e roteamento em conjunto, além de priorizar a energia consumida e o nível de interferência entre vizinhos, tentando aproveitar o máximo de canais por sessão. A Seção 6 sumariza os resultados encontrados. Por fim, a Seção 7 apresenta as considerações finais e os trabalhos futuros.

## 2. Fundamentação Teórica

A Ilustração 1 apresenta a arquitetura geral das redes cognitivas proposta em [Cabric, Mishra e Brodersen,2004]. Em um ambiente de redes cognitivas, algumas porções do espectro estão licenciadas para diferentes propósitos, enquanto outras permanecem não licenciadas. Dessa forma, os componentes da arquitetura geral de redes cognitivas podem ser classificados como *primários* ou licenciados e *cognitivos* ou não licenciados.

Os elementos básicos das redes primárias e cognitivas são definidos a seguir [Cabric, Mishra e Brodersen,2004]:

- Rede Primária – infra-estrutura de rede já existente e que tem direitos de acesso exclusivos a certa faixa do espectro (como redes de celulares e de televisão). Seus componentes são:
  - Usuário Primário: ou licenciado, tem licença para operar em uma determinada faixa do espectro. Seu acesso não deve ser afetado por transmissões de usuários não licenciados. Esses usuários não necessitam modificar sua infra-estrutura para coexistir com estações rádio base e usuários cognitivos;
  - Estação Rádio base Primária: componente fixo da infra-estrutura de rede que tem licença de acesso ao espectro. Não apresenta capacidade cognitiva para o compartilhamento do espectro com usuários cognitivos;

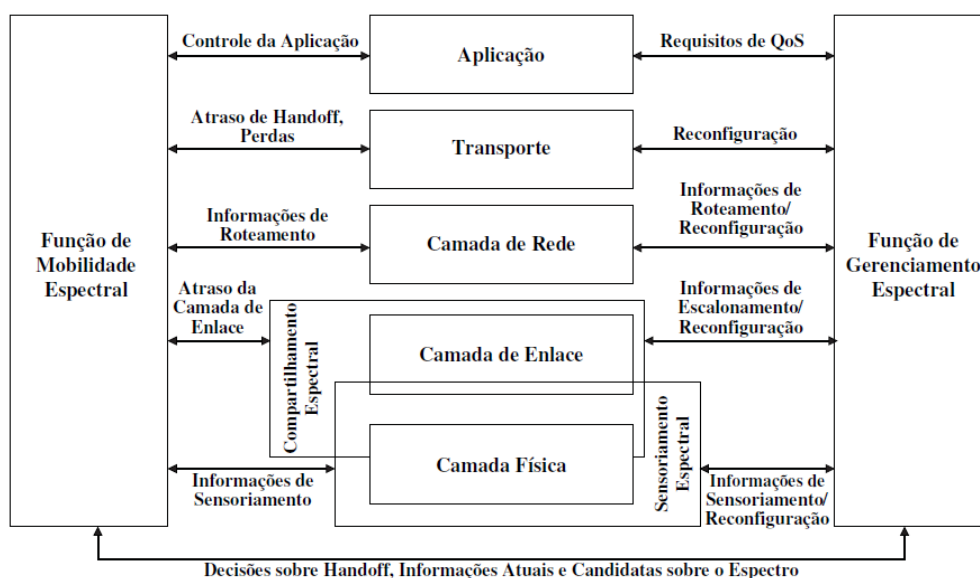


**Ilustração 1: Arquitetura de redes cognitivas [Cabric, Mishra e Brodersen,2004].**

- Rede Cognitiva ou Secundária – infra-estrutura de rede que não tem licença para operar em uma determinada faixa. Seu acesso ao espectro é realizado somente de maneira oportunista. Podem operar em modo infra-estruturado ou *ad hoc*. Os componentes de uma rede cognitiva são:
  - Usuário Cognitivo, Secundário ou não Licenciado: não tem licença de uso do espectro. Faz uso das funcionalidades de compartilhamento de faixas licenciadas do espectro para realizar comunicações;
  - Estação Rádio Base Cognitiva, Secundária ou não Licenciada: componente fixo da infra-estrutura da rede cognitiva. Fornece mecanismos de conexão de salto único aos usuários cognitivos. Por meio das estações base, um usuário cognitivo pode ter acesso à rede fixa e a outras redes cognitivas;
  - Escalonador de Espectro: os dispositivos de uma rede cognitiva capturam sua visão local da atividade espectral. Essa informação pode ser diretamente compartilhada entre eles ou agregada em uma base de dados central que provê informações sobre os emissores locais, as políticas de acesso e a área em que os sinais são transmitidos [Cheng, 2007]. O escalonador de espectro é uma entidade central da rede responsável pelo armazenamento dessas informações, além de organizar o acesso aos recursos espectrais entre diferentes redes cognitivas. Ele é um gerenciador de informações de recursos espectrais, e permite a coexistência entre múltiplas redes cognitivas.

A principal tecnologia empregada no desenvolvimento da infra-estrutura de redes cognitivas é o Rádio Cognitivo (*Cognitive Radio*) [Mitola, 2000; Mitola e Maguire, 1999], que também fornecem a capacidade de utilizar ou compartilhar o espectro de uma maneira oportunista. No entanto, enquanto os rádios cognitivos atuam apenas nas camadas física e de enlace do modelo de referência ISO/OSI, as redes cognitivas cobrem todas as camadas deste modelo, utilizando uma abordagem de relacionamento entre camadas em seu projeto (*cross-layer design*), para um desempenho ótimo [Akyildiz *et al.*, 2006].

Os componentes de comunicação de uma rede cognitiva e suas interações são apresentadas na Ilustração 2 [Souza *et al.*, 2010]. As funções de sensoriamento e compartilhamento espectral interagem entre si para melhorar a eficiência da alocação de faixas do espectro, interagindo com as camadas física e de enlace. Por sua vez, as funções de gerenciamento e mobilidade espectral atuam sobre todas as camadas do modelo OSI, obtendo informações e mudando suas configurações de acordo com a natureza dinâmica do espectro, podendo influenciar especialmente o roteamento.



**Ilustração 2: Funcionalidades de comunicação de uma rede cognitiva [Souza *et al.*, 2010].**

### 3. Escalonamento de Espectro e Roteamento em Redes Cognitivas

O espectro de rádio é autorizado por governos para usuários primários, mas sua ocupação é bastante baixa. Tal fato sugere que os usuários secundários poderiam usar canais que não estão sendo ocupados por usuários primários de uma forma oportunista, o que proporcionaria uso mais eficiente do espectro. Isso faz o ato de detectar áreas de espectro não usadas por tais usuários uma tarefa desafiadora para sistemas de rádios cognitivos que devem ter um conjunto de algoritmos que executem tal tarefa.

Levando-se em conta as características dos rádios cognitivos, uma flexibilidade ímpar em redes sem fios de múltiplos saltos pode ser alcançada utilizando a abordagem cognitiva para o desenvolvimento de métodos capazes de prover inteligência aos nós da

rede. Cada nó fornece informações sobre o estado da rede que são usadas para obter os parâmetros que otimizam o enlace de comunicação.

Uma vez identificados os canais disponíveis, surge o problema de como distribuir as faixas de frequência subutilizadas para dispositivos que compõem uma rede. Tal problema, denominado atribuição de canais, ou alocação de espectro, tem por objetivo atribuir um único canal para cada enlace de uma rede de modo a maximizar a capacidade total desta.

Enquanto os rádios cognitivos estabelecem com sucesso os enlaces para as transmissões sem fio oportunistas, a principal função das redes cognitivas se encontra no projeto da camada de rede, especialmente no roteamento. Isso se deve, primordialmente, ao fato de diversas outras questões de projeto, como controle de fluxo, gerenciamento de recursos de rádio e da mobilidade da rede serem baseadas nessa funcionalidade [Souza *et al.*, 2010].

Neste cenário, o problema do roteamento em redes cognitivas busca a criação e a manutenção dos caminhos entre usuários secundários decidindo os nós que farão parte do caminho, e o espectro usado por cada enlace. Esse problema é semelhante ao das redes *ad hoc* e em malha, mas com um desafio adicional de ter que lidar com a transmissão simultânea do usuário primário, mudando dinamicamente em função das oportunidades de espectro.

Os principais desafios encontrados no roteamento em redes cognitivas são [Cesana, Cuomo e Ekici, 2011]:

- Consciência do espectro – projetar soluções eficientes de roteamento em redes cognitivas envolve uma ligação forte entre o módulo de roteamento e as funcionalidades de gerenciamento espectral, de tal forma que o módulo de roteamento pode estar continuamente consciente do meio físico para tomar decisões mais precisas. Dentro deste campo, três cenários podem ser possíveis:
  - As informações sobre a ocupação do espectro são fornecidas para o mecanismo de roteamento por entidades externas (como um escalonador de espectro);
  - As informações sobre a ocupação do espectro devem ser recolhidas localmente por cada usuário secundário, através de mecanismos de detecção distribuídos;
  - Um modelo híbrido, onde é possível ter uma entidade externa fornecendo informações sobre a ocupação do espectro, além das trocas de informações entre os usuários secundários, já que possíveis áreas de sombra podem ser detectadas localmente, mas dificilmente conhecidas por uma entidade externa;
- Redefinição do conceito de "qualidade de rota" – em função da presença dos usuários primários, a topologia real da rede cognitiva é muito variável. As métricas de roteamento clássicas (largura de banda nominal, *throughput*, atraso, economia de energia, entre outras) devem ser acopladas com novas medidas de estabilidade de rota, como a disponibilidade de espectro e a presença do usuário primário;

- Manutenção/reparação de rotas – o surgimento repentino de um usuário primário em um local pode tornar um determinado canal inútil em uma área, resultando em falhas de rotas imprevisíveis, e que podem exigir recriação de rotas freqüentes, quer em termos de nós ou de canais usados. Neste cenário, procedimentos eficazes de sinalização são necessários para restaurar a rota quebrada com efeito mínimo sobre a qualidade percebida.

## 4. Trabalhos Relacionados

Os problemas de escalonamento de espectro e roteamento em redes cognitivas vêm sendo tratados de diferentes maneiras. Algumas abordagens tratam o problema de escalonamento isoladamente. Em outras, considerando a característica *cross-layer* das redes cognitivas, escalonamento de espectro e roteamento vem sendo abordados em conjunto. A seguir, alguns trabalhos relacionados são apresentados.

### 4.1. Alocação de Espectro

Em [Nie e Comaniciu, 2005], foi proposto um *framework* de teoria dos jogos para analisar o comportamento de rádios cognitivos para alocação adaptativa de canais distribuídos. Foram definidas duas funções objetivo diferentes para os jogos de compartilhamento de espectro, que captam a utilidade de usuários egoístas e usuários cooperativos, respectivamente. Com base na definição de utilidade para os usuários cooperativos, é apresentado que o problema de alocação de canal pode ser formulado como um jogo em potencial e, portanto, converge para a alocação de canais determinística como um ponto do equilíbrio de Nash. Um algoritmo de aprendizagem é proposto para ambos os cenários acomodando usuários egoístas, e requer menos conhecimento sobre o jogo e menor sobrecarga de implementação. É mostrado que o compartilhamento de espectro cooperativo baseado em etiqueta melhora o desempenho geral da rede, mesmo com um aumento da sobrecarga necessária para troca de informações.

Em [Silva *et al.*, 2008] é apresentado um modelo para a análise do problema de compartilhamento de espectro entre redes cognitivas utilizando Teoria dos Jogos Evolucionária, discutindo as vantagens e desvantagens da modelagem do comportamento dos jogadores através de uma Cadeia de Markov e de um Algoritmo Genético.

Em [Hou, Shi e Sherali, 2008], considera-se que em uma rede cognitiva, cada nó possui um conjunto de bandas de frequência (geralmente de tamanho desigual) que pode ser usado para comunicação. A diferença de potencial na largura de banda entre as faixas de frequências disponíveis induz à necessidade de dividir ainda mais essas bandas em sub-bandas para o compartilhamento ideal de espectro. Assim, foi caracterizado o comportamento e as restrições para rede de rádio cognitivo multi-salto *cross-layer*, incluindo a modelagem de compartilhamento de espectro e divisão de sub-bandas, restrições de interferência e escalonamento, e roteamento. Foi desenvolvida uma formulação matemática com o objetivo de minimizar os recursos de espectro exigidos em toda a rede para um conjunto de sessões de usuário. O modelo é formulado através de programação não-linear inteira mista (MINLP).

Em [Subramanian *et al.*, 2008], o problema da atribuição de canais quase-estática no contexto de redes com rádio multi-nós foi abordado, onde o objetivo é minimizar a interferência geral da rede. A atribuição de canal é feita como uma variação de um problema de coloração de grafos. Foram desenvolvidos um algoritmo centralizado e um distribuído. O algoritmo centralizado é baseado em uma técnica de busca Tabu que tem sido utilizada em problemas de coloração de grafos. A abordagem distribuída é motivada pelo algoritmo de aproximação guloso para problema Max K-cut em grafos. Para avaliar os desempenhos, foram desenvolvidas duas formulações de programação matemática, utilizando programação semidefinida (SDP) e programação linear inteira (ILP). Foram obtidos limites sobre a solução ideal, relaxando as formulações ILP e SDP para serem executadas em tempo polinomial.

No trabalho proposto por [Li e Zekavat, 2009], três métodos de atribuição de canal são descritos, com o objetivo de maximizar a eficiência espectral, minimizar a potência de transmissão, e maximizar a taxa de dados. Quando um número de canais disponíveis são detectados, um nó de rádio cognitivo pode escolher um canal adequado para o uso. Estes métodos são executados em nós distributivamente sem o uso de controladores centrais. Isso reduz a complexidade do compartilhamento de espectro em redes de rádio cognitivo.

[Walenga *et al.*, 2010] propõem o ZAP, um algoritmo de atribuição distribuída de canais para redes com rádio cognitivo. A principal contribuição dessa proposta reflete-se na capacidade de uma atribuição eficiente de canais de maneira totalmente distribuída utilizando apenas conhecimento local (vizinhança) de cada nó envolvido. Dessa forma, oferece um compromisso eficiente entre uma atribuição ótima de canais obtida por soluções centralizadas encontradas na literatura e um número reduzido de mensagens para realizar esta atribuição em comparação com outras propostas.

## **4.2. Roteamento e Alocação de Espectro em Conjunto**

O aproveitamento da característica *cross-layer* da redes cognitivas faz com que diversas propostas mistas sejam propostas.

Em [Ma e Tsang, 2008], propõe-se uma estrutura de otimização *cross-layer*, para projetar conjuntamente o compartilhamento de espectro e roteamento com considerações de interferência nas redes de rádio cognitivo. Dadas as demandas de tráfego de vários nós de origem diferentes para nós de destino, foi formulado um problema de otimização sob a forma de programação linear inteira mista (MILP) para fornecer um roteamento justo. O diferencial do trabalho é a consideração de ligações bidirecionais. Para o tráfego de roteamento permite-se múltiplos caminhos para cada demanda de tráfego. Os resultados mostram que o compartilhamento de espectro entre os usuários secundários é livre de interferências e um roteamento justo é garantido para demandas de tráfego diferentes.

Já em [Ding *et al.*, 2009], o objetivo é maximizar o *throughput* da rede, executando em conjunto: roteamento, alocação dinâmica do espectro, escalonamento e controle de potência de transmissão. Para isso é proposto o algoritmo ROSA (*ROuting and Spectrum Allocation algorithm*). Especificamente, o algoritmo aloca dinamicamente recursos de espectro para maximizar a capacidade de ligações sem gerar interferência prejudicial a outros usuários, garantindo simultaneamente a taxa de erros

de bit limitada para o receptor. Além disso, o algoritmo tem como objetivo maximizar a soma ponderada dos atrasos diferenciais para estabilizar o sistema, dando prioridade a enlaces de maior capacidade com *backlog* diferencial alto.

Em [Ribeiro Filho e Cordeiro, 2010] foi proposto um algoritmo genético para encontrar um caminho e a alocação de canal ao longo dele. Para alcançar este objetivo, a abordagem empregada leva em conta o número de saltos entre o nó origem e o nó de destino do percurso, a interferência causada a canais vizinhos e a capacidade do enlace entre nós da rota obtida pelas atribuições de canal. Foram desenvolvidos operadores genéticos para obter um roteamento inteligente que diretamente manipula canais utilizados por cada enlace na rota e aplica a eles operações de mutação e crossover. Tais operadores genéticos também são usados para gerar rotas alternativas baseadas na topologia da rede. O algoritmo usado é baseado no SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2*).

Os trabalhos descritos em [Shi e Hou, 2008; Shi *et al.*, 2010] apresentam um algoritmo de otimização *cross-layer* distribuído para uma rede de rádio cognitiva, com o objetivo de maximizar as taxas de dados para um conjunto de sessões de comunicação do usuário, considerando em conjunto o controle de energia, escalonamento e roteamento. Mesmo sob uma abordagem centralizada, tal problema tem uma formulação de programação não-linear inteira mista. A principal contribuição deste trabalho é o desenvolvimento de um algoritmo de otimização distribuído que iterativamente aumenta as taxas de dados para sessões de comunicação do usuário. Durante cada iteração, existem dois processos distintos, um processo iterativo conservador (CIP) e um processo iterativo agressivo (AIP).

Em [Pan, 2011], é investigado em conjunto o problema de roteamento e escalonamento de enlaces em redes cognitivas multissalto sobre a oferta incerta de espectro. A disponibilidade de bandas licenciadas foi modelada como variáveis aleatórias e introduziram restrições de roteamento e escalonamento de enlaces correspondentes para a rede. O objetivo é minimizar os requisitos de espectro em toda a rede, baseado em dois parâmetros: alfa, que denota o nível de confiança específica para a disponibilidade dos recursos de espectro necessários em toda a rede e beta, que denota a qualidade específica de comunicação dos rádios cognitivos.

## 5. Abordagem Proposta

Uma vez que a versão de decisão do problema de roteamento em redes sem fio com compartilhamento de espectros de frequência é NP-Difícil [Smith e Palaniswami, 1997] [Garey e Johnson, 1979], o uso de abordagens exaustivas configura-se, para muitas aplicações, como proibitiva. Neste trabalho é apresentado um algoritmo GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) [Feo e Resende, 1995] que considera o problema sob duas perspectivas. Na primeira, uma solução para o problema de roteamento entre cada par fonte-destino é obtida com o objetivo de minimizar o consumo de energia total na rede, que está diretamente relacionado com os níveis de potência de transmissão dos nós. Essa redução na potência do nó pode ser vista como um fator que diminui a interferência causada nas transmissões do nó. Na segunda perspectiva, o algoritmo busca estabelecer uma alocação de espectros de frequência aos



nós que compõem cada rota do conjunto de sessões *unicast* com o objetivo de reduzir o tempo total de transmissão, usando múltiplos canais em cada sessão.

Um algoritmo GRASP é uma heurística *multistart* composta por uma fase de construção seguida de uma fase de busca local. Na abordagem proposta, a cada iteração do GRASP, uma rota é construída para o conjunto  $U$  de sessões *unicast*. Durante a busca local, as sessões são selecionadas conforme seus custos em termos de consumo de energia, para serem reconstruídas conforme a nova disponibilidade de energia, ao se considerar que as demais sessões já se encontram atendidas. No algoritmo apresentado, o processo de seleção das sessões para a fase de busca local é feito através de uma heurística VNS (*Variable Neighborhood Search*) [Mladenovic e Hansen, 1997].

A seguir é apresentado o algoritmo GRASP para o problema tratado neste trabalho. O algoritmo *Grasp\_Espectro* é detalhado nas seções subsequentes.

```

1: Algoritmo Grasp_Espectro(h_enlace,h_rota, C, critério de parada)
2: tempoAux <-- infinito;
3: enquanto (critério de parada não atingido) faça
4:   s <-- uma solução construída conforme h_enlace e h_rota;
5:   s' <-- BuscaLocal_VNS(s);
6:   se tempo de transmissão de s' menor que tempoAux então
7:     s* = s';
8:     tempoAux <-- tempo de transmissão de s';
9:   fim se;
10: fim enquanto
11: retorne s*;
12: fim Algoritmo.

```

## 5.1 Construção da Solução Inicial

Durante a construção de uma solução, para cada sessão, a escolha dos enlaces que comporão a rota entre fonte e destino pode se dar segundo duas heurísticas. Pela heurística BIP (*Broadcast Incremental Power*) [Wieselthier *et al.*, 2000], a escolha do enlace se dá conforme a função  $f(\cdot)$ :  $(V \times V) \rightarrow R$ , dada por  $f(i,j) = (p(i,j) - p_i) \times t$ , onde  $i$  é um nó que já está na rota,  $j$  é um nó que ainda não foi alcançado,  $p(i,j)$  é a potência de transmissão necessária para que o nó  $i$  alcance o nó  $j$  e  $p_i$  é a potência atualmente atribuída ao nó  $i$ . Pode-se observar que, pela heurística BIP, considera-se o incremento na potência de transmissão de cada nó da rede que implique em alcançar um nó que ainda não compõe a rota.

Por outro lado, a heurística MIDE [Soares, 2010] considera a função  $f(i,j) = [(p(i,j) - p_i) / E_i]$ , onde  $E_i$  indica a energia disponível na bateria do nó  $i$ . A ideia da MIDE é evitar que muitas mensagens sejam encaminhadas da fonte ao destino passando pelos mesmos nós sem considerar a possibilidade de que este nó possa tornar a rede desconexa prematuramente, em função do esgotamento de sua bateria.

Uma vez que o GRASP requer que diferentes soluções sejam geradas a cada iteração, na construção da rota de cada sessão, uma lista  $L$  de enlaces candidatos é construída e ordenada conforme o custo do enlace. A partir de  $L$ , uma lista restrita de candidatos ( $LRC$ ) é obtida com os  $(\alpha * |L|)$  primeiros elementos da lista ordenada  $L$ , onde  $\alpha \in [0,1]$  é um parâmetro que indica o quanto o aspecto guloso do algoritmo está sendo considerado, de tal forma que, quando  $\alpha = 0$ , tem-se o algoritmo guloso e quando  $\alpha = 1$  tem-se a abordagem totalmente aleatória.

O Algoritmo *ConstroiRota* é usado para a construção de uma rota para um sessão *unicast*, cujos parâmetros são o conjunto de nós *alfa*, o nó fonte *f*, o nó de destino *d* e a heurística de inserção de aresta utilizada. Na linha 4, a lista *L* é inicializada com o nó fonte, já que, inicialmente, apenas este nó é candidato a encaminhar a mensagem. O laço compreendido entre as linhas 5 e 15 constroem de fato a solução, sendo que a linha 16 remove todos os enlaces que não fazem parte do caminho do nó fonte ao nó destino. Durante a construção, após um nó *u* qualquer ser selecionado da lista *LRC* para compor um enlace como transmissor, o nó *v*, que não está na solução ainda e que pode ser alcançado por *u* com o menor valor da função dada pela heurística, é escolhido e passará a compor a lista de nós já verificados (linha 12). Convém ressaltar que a abordagem proposta neste trabalho considera a energia residual dos nós, de forma que, sempre que um nó é selecionado, a energia deste nó é atualizada. O algoritmo retorna com a lista de enlaces da rota e com a potência de transmissão para cada nó na rota.

```

1:Algoritmo ConstroiRota(alfa, N, f,d, h)
2:  inicialize as potências de transmissão de todos os nós com zero;
3:  S <-- {f};
4:  L <-- [f];
5:  enquanto (d ∉ S) e (|L| > 0) faça
6:    LRC <-- l[i] ∈ L tal que i <= (alfa x |L| );
7:    u <-- um nó de LRC escolhido aleatoriamente;
8:    v <-- arg min f(u) | u ∈ S;
9:    p_u <-- p(u,v);
10:   atualize a energia do nó u;
11:   para todo w ∈ V \ {S} tal que p_u >= p(u,w) faça
12:     S <-- S U {w};
13:   fim para
14:   L <-- lista de nós i ∈ S, ordenados crescentemente conforme a função h;
15: fim enquanto
16: remove transmissões que não levam ao nó destino;
17: retorne o conjunto de arestas;
18:Fim Algoritmo.

```

Uma vez apresentado o algoritmo que constrói uma rota do nó fonte ao nó de destino, para resolver uma instância composta por um conjunto de pares fonte-destino quanto ao consumo de energia, utilizou-se o algoritmo GRASP proposto em [Soares, 2010], que apresenta três formas de construir a solução. Para este algoritmo, as sessões são ordenadas quanto a uma previsão de consumo obtida pela heurística do vizinho mais próximo, aplicada na construção de cada rota antes de iniciar a construção da solução propriamente dita. A partir do consumo previsto de energia, três heurísticas são usadas para obter o conjunto de rotas de energia mínima.

Pela abordagem referenciada como SEQ, os pares fonte-destino são escolhidos sequencialmente com probabilidade de escolha proporcional ao consumo previsto para a rota que estabelece a conexão entre estes nós. Uma vez selecionado um par, uma rota é construída para este par, e outro par é selecionado até que todas as sessões tenham uma rota estabelecida na ordem em que foram inseridas na instância.

Pela heurística denotada SPAR, a escolha de um par fonte-destino é feita também de forma proporcional à sua previsão de consumo. Entretanto, para esta heurística, após um par ser selecionado, apenas um enlace é inserido na rota e este par, a menos que o nó destino já tenha sido alcançado, voltará para a lista de pares a serem escolhidos. Como forma de priorizar na escolha, uma lista restrita de pares candidatos LRPC é criada com os *beta* pares mais onerosos, que são os que apresentam maior

previsão de consumo. Somente os pares desta lista são selecionados a cada iteração. Quando uma rota é estabelecida para um par desta lista, este é removido da lista de candidatos e um novo par passará a compor a LRPC.

Por último, pela heurística TPAR, todos os pares são dispostos em uma lista e, uma vez que um par fonte/destino é selecionado e tem um enlace inserido na sua rota, este par somente é selecionado novamente quando todos os demais tiverem sido considerados na mesma iteração.

### 5.3 Busca Local

A partir das heurísticas de construção apresentadas, em uma iteração GRASP, uma solução é construída e uma chamada do procedimento de busca local é feita. No processo de busca local, a lista de rotas é tomada como entrada e, através de um algoritmo VNS que toma, a cada iteração, uma vizinhança de tamanho  $k$ , onde  $k$  é o número de sessões *unicast* que serão removidas da solução para posterior construção. Diferente do proposto em [Soares, 2010], neste trabalho, durante a busca local, uma remoção implica em considerar as inviabilidades geradas quanto à alocação de canais dos nós.

### 5.4 Escalonamento de Espectro

Após a execução da busca local, o algoritmo de alocação de espectros de frequência *SetEspectro* é chamado. Para este algoritmo, cada rota é tomada como entrada, de forma a procurar atribuir aos nós fonte e intermediários o máximo de canais, o que implicará em redução do tempo de transmissão e conseqüentemente da energia gasta na transmissão. Na escolha de cada rota, uma lista de rotas é construída e ordenada quanto ao número de saltos do nó fonte até o de destino e, as rotas com maior número de saltos têm maiores chances de serem escolhidas. O algoritmo recebe como parâmetro o conjunto  $R$  de rotas obtidas pelas heurísticas de construção de rota, e o conjunto  $C$  de canais de espectro.

```
1:Algoritmo SetEspectro(R,C)
2:  listaRotas <-- lista ordenadas de rotas quanto ao número de saltos;
3:  k = 1;
4:  enquanto (k <= |C|) faça
5:    enquanto (|listaRotas| >0) faça
6:      i <-- uma rota escolhida com prob. proporcional ao número de saltos;
7:      v <-- no transmissor atual da rota i;
8:      se nenhum nó alcançado com p_v está usando o canal k então
9:        insere o canal k para no v;
10:     se v alcança destino da sessão i então
11:       listaRotas <-- listaRotas \ {i};
12:     fim enquanto;
13:  listaRotas <-- lista ordenadas de rotas quanto ao número de saltos;
14: fim enquanto
15: retorne o conjunto de nós e respectivos canais;
16:fim Algoritmo.
```

No algoritmo *SetEspectro*, o laço compreendido entre as linhas 5 e 12 faz a atribuição de canais aos nós. Uma vez que uma rota é selecionada, busca-se o nó transmissor que, para o canal  $k$ , ainda não foi considerado. Se este nó alcança o nó de destino da rota, esta pode ser removida da lista, pois todos os seus nós transmissores já

tiveram o canal atual verificado. Quando todas as listas já foram removidas para um dado canal, uma nova lista é construída e um novo canal é considerado para as mesmas, o que é feito no laço entre as linhas 4 e 14.

## 6 Resultados Computacionais Preliminares

Os experimentos foram executados em computadores com processador Intel DualCore E6300 (2.8GHz) com 4GB de RAM, usando somente um núcleo, executando em ambiente Linux Ubuntu 10.04LTS 64bits, com kernel 2.6.32.

Um conjunto de 72 instâncias geradas aleatoriamente foram utilizadas nesse trabalho. Foram considerados quatro aspectos em cada instância:

- número total de nós da rede (10, 25 e 50 nós);
- distribuição geográfica de cada nó;
- número de sessões (5, 10, 15 e 20 sessões);
- energia inicial de cada nó (500, 600 e 700 unidades de energia).

Além disso, para cada instância, foram efetuados testes considerando o número de canais disponíveis na rede em 6, 12, 18 e 24 canais. Cada sessão é representada como um par origem-destino. Na definição da instância, utilizou-se aleatoriamente canais com 512 ou 1024 Bytes, sendo que para uma mesma instância este valor é fixo. Cada combinação de formas de construção, escalonamento do espectro e busca local foi executada 10 vezes.

A sumarização dos resultados preliminares é apresentada a seguir. A Ilustração 3 apresenta os resultados parciais para as instâncias de 5 sessões, utilizando 24 canais disponíveis na rede, considerando o custo e o tempo dos melhores resultados.

Instância	Best	SEQ_BIP		SEQ_MIDE		SPAR_BIP		SPAR_MIDE		TPAR_BIP		TPAR_MIDE	
		Custo	Tempo	Custo	Tempo	Custo	Tempo	Custo	Tempo	Custo	Tempo	Custo	Tempo
i10_a10_05S_12.5P_500E_D	23,7859	23,7859	24242,2012	23,7859	24264,8281	23,7859	216,2858	23,7859	275,7114	23,7859	241,5073	23,7859	24299,5312
i10_a10_05S_12.5P_500E_F	26,3972	26,3972	204,9831	26,3972	201,2713	26,3972	196,6623	26,3972	206,3646	26,3972	194,4575	26,3972	184,3900
i10_a10_05S_12.5P_500E_M	23,6597	23,6597	93831,5625	23,6597	93835,0953	23,6597	93831,5625	23,6597	93825,0312	23,6597	93813,8004	23,6597	93802,9297
i10_a27_05S_12.5P_500E_D	18,8980	18,8980	119,6852	18,8980	3165,6401	18,8980	119,6852	18,8980	3165,6401	18,8980	3173,3530	18,8980	128,0566
i10_a27_05S_12.5P_500E_F	17,9527	17,9527	111,3283	17,9527	120,4855	17,9527	111,3283	17,9527	120,4855	17,9527	97,7108	17,9527	97,7108
i10_a27_05S_12.5P_500E_M	24,4220	24,4220	111,9717	24,4220	98,3096	24,4220	111,2559	24,4220	112,0967	24,4220	114,7783	24,4220	102,8945
i25_a10_05S_12.5P_800E_D	9,4063	9,4063	88,6327	9,4063	92,8371	9,4230	93,6517	9,4063	87,3614	9,4230	80,9451	9,4063	95,8816
i25_a10_05S_12.5P_800E_F	9,7165	9,7165	159366,4844	9,7165	159360,6406	9,7165	159359,5938	9,7165	159360,3125	9,7165	159367,5938	9,7165	159363,8250
i25_a10_05S_12.5P_800E_M	8,1890	8,1890	298138,5625	8,1890	298131,9375	8,1890	298133,4062	8,1890	298128,8250	8,1890	298142,7812	8,1890	298134,0625
i25_a50_05S_12.5P_800E_D	7,3899	7,3899	100,9088	7,3899	103,3671	7,3899	120,4157	7,3899	127,6426	7,3899	91,0714	7,3899	91,1322
i25_a50_05S_12.5P_800E_F	5,0917	5,0917	7797,8062	5,0917	7777,8758	5,0917	7797,8062	5,0917	7777,8758	5,0917	7789,8050	5,0917	7757,8091
i25_a50_05S_12.5P_800E_M	12,5248	12,6712	60,9920	12,5248	55,3873	12,7017	78,4827	12,5248	65,9135	12,6129	63,8795	12,5248	66,5271
i50_a26_05S_12.5P_700E_D	9,8328	9,8328	136,8981	9,9193	133,3411	9,9062	136,0035	9,8328	143,5041	9,9215	26,6470	9,8328	135,9396
i50_a26_05S_12.5P_700E_F	5,4263	5,4263	141,7285	5,4263	152,3418	5,4263	124,5264	5,4263	124,8350	5,4263	116,8281	5,4263	131,6748
i50_a26_05S_12.5P_700E_M	11,5342	11,8060	33,0258	11,5342	32,6170	11,8060	33,0258	11,6816	37,5322	11,8060	33,4045	11,6269	251775,3906
i50_a50_05S_12.5P_700E_D	6,4411	6,5155	436151,2188	6,5266	107458,7109	6,5316	436207,4375	6,4411	436173,4375	6,5482	107392,7031	6,4961	436156,8750
i50_a50_05S_12.5P_700E_F	6,4978	6,4976	92,1741	6,4976	55,7297	6,4976	56,8431	6,4976	67,3019	6,4976	86,9290	6,4976	55,2247
i50_a50_05S_12.5P_700E_M	8,7923	8,7923	64,6454	8,9473	54,1155	8,9408	37,6823	8,8311	90,2992	9,0993	439215,3750	8,9671	65,7298

**Ilustração 3: Resultados das Instâncias de 5 sessões e 24 canais, considerando tempo e custo.**

Tomando como base a disponibilidade de apenas 6 canais, somente 9 instâncias foram resolvidas, a maioria para 5 sessões somente. Com 12 canais, 20 instâncias foram resolvidas, com a predominância nas de 5 sessões, e algumas em 10 sessões. Com 18 canais, as instâncias de 15 sessões começam a ser resolvidas também, com um total de 29 instâncias resolvidas. Já com 24 canais, somente 33 instâncias foram resolvidas. Isso mostra a dificuldade em resolver o problema, considerando critérios multiobjetivo.

A Ilustração 4 apresenta os resultados com as mesmas informações da Ilustração 3, mas considerando agora consumo de energia e o tempo.

Instância	Fast	SEQ_BIP		SEQ_MIDE		SPAR_BIP		SPAR_MIDE		TPAR_BIP		TPAR_MIDE	
		Energia	Tempo	Energia	Tempo	Energia	Tempo	Energia	Tempo	Energia	Tempo	Energia	Tempo
i10_a10_05S_12.5P_500E_D	110,8374	24,1099	114,7124	33,8575	113,3923	33,8575	114,7119	24,1099	132,2124	24,1099	125,0699	33,8575	110,8374
i10_a10_05S_12.5P_500E_F	80,8337	35,3582	77,9287	35,3582	80,8337	29,0731	85,4359	29,0731	81,9318	35,3582	84,1130	29,0731	78,0757
i10_a10_05S_12.5P_500E_M	88,0771	32,1735	99,1658	39,7782	88,0771	33,4435	98,8419	32,1735	92,4041	32,1735	104,0142	28,9460	102,0964
i10_a27_05S_12.5P_500E_D	68,6556	32,3211	77,2899	32,3211	79,0098	32,3211	80,0098	32,3211	68,6556	32,3211	82,6318	32,3211	78,5951
i10_a27_05S_12.5P_500E_F	97,7108	17,9527	111,3283	17,9527	120,4855	17,9527	111,3283	17,9527	120,4855	17,9527	97,7108	17,9527	97,7108
i10_a27_05S_12.5P_500E_M	78,4835	31,7383	97,8817	24,4220	98,3096	26,7822	99,6608	26,7822	78,4835	26,7822	94,6432	24,4220	102,8945
i25_a10_05S_12.5P_600E_D	30,4448	28,9508	48,3643	16,4770	30,4448	9,4230	93,6517	9,4083	87,3614	9,4230	80,9451	28,3532	48,4948
i25_a10_05S_12.5P_600E_F	33,0595	12,9838	39,8933	12,9870	46,0080	12,9838	46,1465	12,9870	35,0349	15,3997	33,0595	12,9870	46,2825
i25_a10_05S_12.5P_600E_M	33,8514	16,6143	34,6259	16,7583	33,8514	16,4749	36,3265	16,8238	38,3044	16,8238	35,6518	16,4749	34,2857
i25_a50_05S_12.5P_600E_D	21,4542	15,3577	27,1595	13,8255	28,9988	14,0727	21,4542	13,7165	33,3528	14,0142	33,4532	15,3577	23,2056
i25_a50_05S_12.5P_600E_F	28,8804	15,7109	52,4909	11,5173	41,8343	11,8743	28,8804	11,6898	36,8357	11,8949	35,4775	11,6898	29,6117
i25_a50_05S_12.5P_600E_M	41,8950	16,8285	47,6311	16,3260	48,6545	14,2902	41,8950	14,2566	45,5510	14,2902	46,3632	16,3260	46,9887
i50_a26_05S_12.5P_700E_D	26,6470	12,9508	47,0444	12,7586	38,0516	13,3046	40,5154	12,7586	38,0516	9,9215	26,6470	12,6158	47,2096
i50_a26_05S_12.5P_700E_F	22,6756	6,8966	22,8949	6,8966	22,6756	6,8966	24,5836	6,8966	23,6466	13,5018	32,3510	6,8966	23,9118
i50_a26_05S_12.5P_700E_M	27,7095	13,8976	30,2733	13,8854	27,7095	14,4806	31,5000	11,6816	37,5322	11,8080	33,4045	11,7501	28,4834
i50_a50_05S_12.5P_700E_D	20,1716	15,5096	26,7994	10,1744	23,8239	11,6487	23,4720	11,6186	20,1716	9,2565	27,4544	14,7632	26,7994
i50_a50_05S_12.5P_700E_F	31,7812	12,3864	48,5838	11,0539	31,7812	11,3227	35,4828	10,5449	40,6206	10,7056	41,7400	10,6464	38,2739
i50_a50_05S_12.5P_700E_M	24,4532	10,5326	36,7390	11,8504	25,8873	8,9408	37,8823	11,7658	27,4383	10,5180	37,0671	11,6821	24,4532

**Ilustração 4: Resultados das Instâncias de 5 sessões e 24 canais, considerando energia e tempo.**

A relação entre número de canais e número de sessões é evidente, e exhibe a dificuldade de encontrar caminhos com grandes restrições de espectro. Isso mostra que o problema é bastante desafiador.

A heurística construtiva SPAR foi a que melhor se apresentou na criação da solução inicial.

Os resultados mostram que um aprimoramento na busca local ainda é necessário, pois os melhores resultados foram encontrados somente quando a heurística construtiva foi eficiente.

## 7. Considerações Finais

Por ser ainda uma área de pesquisa muito recente, as redes cognitivas ainda apresentam diversos desafios em aberto, considerada em ascensão.

A necessidade de abordagens *cross-layer*, principalmente contemplando as camadas de enlace e de rede, torna a complexidade das soluções ainda maior. Diversas propostas estão sendo estudadas nessas camadas, usando abordagens isoladas ou em conjunto para o escalonamento de espectro e roteamento.

Os trabalhos apresentados mostram que tanto o problema de alocação de espectro quanto o de caminhos mais curtos multiobjetivo são NP-difíceis, mostrando que abordagens baseadas em otimização, principalmente utilizando metaheurísticas podem ter resultados bastante eficientes próximos ao ótimo em um tempo reduzido.

A abordagem apresentada se torna promissora, pois considera fatores como potência de transmissão, que faz com que a interferência seja minimizada ao longo da rede, e energia, principal restrição em equipamentos dotados de bateria.

A falta de um ambiente real para testes se torna um fator complicador a mais para a validação das propostas já desenvolvidas, considerado essencial para refinar os modelos, algoritmos e sistemas.

Como trabalhos futuros são propostos:

- Criação de um modelo matemático e sua execução com métodos exatos para a definição de limites para o problema;
- Melhorias na busca local para que seja possível reconstruir a rota e a alocação de espectro de forma mais eficiente;
- Criação de uma heurística construtiva que possa gerar a rota com um espectro mínimo já associado, gerando assim uma solução inicial viável de forma mais rápida;
- Criação de instâncias específicas para o problema, e não adaptadas, além de novos testes, para que seja possível avaliar melhor o problema;
- Testes com tempos de execução maiores para verificar a real necessidade de tempo para a resolução do problema, sem que o algoritmo seja interrompido muito cedo.

## Referências

Akyildiz I. F., Lee W.-Y., Chowdhury K.R. *CRAHNS: cognitive radio ad hoc networks*, *Ad Hoc Networks* 7 (5) (2009) 810–836.

Akyildiz I., Altunbasak Y., Fekri F., Sivakumar R. *Adaptnet: An adaptive protocol suite for the next-generation wireless internet*. *IEEE Communication Magazine*, 3(42):pp.128–138, 2004.

Akyildiz I., Lee W., Vuran M., Mohanty S. *Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey*. *Computer Networks*, (50):pp.2127–2159, 2006.

Cabric D., Mishra S. M., Brodersen R. W. *Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios*. In *Proceedings of the Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, 2004.

Cesana M., Cuomo F., Ekici E. *Routing in cognitive radio networks: Challenges and solutions*, *Ad Hoc Networks* 9 (3):228-248, 2011.

Cheng G., Liu W., Li Y., Cheng W. *Joint on-demand routing and spectrum assignment in cognitive radio networks*, in: *IEEE International Conference on Communications, ICC '07*, 2007, pp. 6499–6503.

Ding L., Melodia T., Batalama S., Medley M. *ROSA: Distributed Joint Routing and Dynamic Spectrum Allocation in Cognitive Radio Ad Hoc Networks*. in *Proc. of ACM Intl. Conf. on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems (MSWiM)*, Tenerife, Canary Islands, Spain, October 2009.

Feo, T.A., Resende, M.G.C. *Greedy randomized adaptive search procedures*. *Journal of Global Optimization*, 6:109-133, 1995.

Garey, M. R., Johnson D. S., *Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-completeness*. Editora W. H. Freeman, 1ª Edição, Janeiro 1979.

Li, X., Zekavat, S.A. *Distributed channel assignment in cognitive radio networks*. *International Conference on Wireless Comm. and Mobile Computing*, 2009.

Ma M., Tsang D. *Joint spectrum sharing and fair routing in cognitive radio networks*, in: *5th IEEE Consumer Comm. and Networking Conference*, 2008.

- Mitola J. *Cognitive radio: An integrated agent architecture for software defined radio*. Doctor of technology dissertation, KTH, Stockholm, Sweden, 2000.
- Mitola J., Maguire G. Q. *Cognitive radio: Making software radios more personal*. IEEE Pers. Commun., 6:pp.13–18, Aug. 1999.
- Mladenovic, N. ,Hansen, P. *Variable neighborhood search*. Computers and Operations Research, 24:1097-1100, 1997.
- Nie N., Comaniciu C. *Adaptive channel allocation spectrum etiquette for cognitive radio networks*. In: Proc. IEEE DySPAN 2005, November 2005, pp. 269–278.
- Pan M., Zhang C., Li P., Fang Y. *Joint routing and link scheduling for cognitive radio networks under uncertain spectrum supply*. The 30th IEEE International Conference on Computer Communications, Shanghai, China, 10-15 April, 2011.
- Ribeiro Filho, E. O. Cordeiro, T. D. *Roteamento e Alocação de Espectro em Redes Cognitivas de Múltiplos Saltos Usando Algoritmo Genético Multiobjetivo*. In I2TS International Information and Telecommunication Technologies Symposium, 2010.
- Shi Y. e Hou Y. T. *A Distributed Optimization Algorithm for Multihop Cognitive Radio Networks*. The 27th Conference on Computer Communications IEEE INFOCOM, Abril 2008.
- Shi Y., Hou Y. T., Zhou H., Midkiff S. F. *Distributed cross-layer optimization for cognitive radio networks*. IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 59, no. 8, pp. 4058–4069, Oct. 2010.
- Silva M., Cardoso K., Moura D., Galdino J., Salles R., Rezende J.. *Avaliação do Compartilhamento Espectral em Redes Cognitivas utilizando Jogos Evolucionários*, SBrT, 2008.
- Smith K., Palaniswami, M., *Static and Dynamic Channel Assignment Using Neural Networks*. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 15, 238–249, Fevereiro 1997.
- Soares, S. S. R. F. *Otimização do Consumo de Energia em Múltiplas Sessões Multicast em Redes de Sensores*. Tese de Doutorado, UFF, 2010.
- Sousa, M., Lopes R., Lopes W., Alencar M.. *Redes Cognitivas: Um Novo Paradigma para as Comunicações Sem Fio*. In Minicursos do Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores, pp. 167-211, Gramado, RS, Brasil, May 2010.
- Subramanian, A.P., Gupta H., Das, S. R., Cao, J. *Minimum Interference Channel Assignment in Multiradio Wireless Mesh Networks*. IEEE Transactions on Mobile Computing 7, 12, 2008.
- Walenga Jr., P., Fonseca, M. S. P., Fonseca, A. M., Viana, A. C., Ziviani, A. *ZAP: Um Algoritmo de Atribuição Distribuída de Canais para Mitigação de Interferências em Redes com Rádio Cognitivo*. SBRC, 2010.
- Wieselthier, J.E., Nguyen, G.D., Ephremides, A. *On the construction of energy-efficient broadcast and multicast trees in wireless networks*. Proc. IEEE INFOCOM 2000, pp. 586-594, 2000.