

# Roteamento e Alocação de Espectro em Redes Cognitivas de Múltiplos Saltos Usando Algoritmo Genético Multiobjetivo

Ernesto de Oliveira Ribeiro Filho, Faculdade de Geofísica, UFPA  
Thiago Damasceno Cordeiro, Grupo de Pesquisa em Redes e Telecomunicações, UFPE

**Resumo** - Rádio Cognitivo (RC) é uma tecnologia promissora para uso eficiente do espectro disponível e redes sem fios de múltiplos saltos que empregarem tal vantagem serão mais flexíveis e robustas. Porém, há vários pontos que envolvem redes de RC como interferência, roteamento e alocação de canal. Em roteamento com múltiplos saltos o problema do espectro torna-se um desafio importante para prover comunicação eficiente. Neste artigo foram focados tais problemas desenvolvendo um algoritmo em que o roteamento e alocação de espectro são resolvidos simultaneamente como um exemplo de problema de caminho mais curto multiobjetivo. Este artigo visa prover uma solução para esses problemas usando uma abordagem baseada em algoritmo genético. Uma vez que atribuição de canal e problemas de caminho mais curto multiobjetivo são NP - difíceis, um algoritmo evolutivo é apresentado para encontrar uma solução subótima. A solução proposta leva em conta o número de saltos, interferência co-canal e capacidade do enlace, considerando a disponibilidade dos canais. Serão apresentados alguns resultados experimentais, trabalhos futuros e algumas conclusões.

**Palavras-chave** — Otimização multiobjetivo, algoritmo genético, redes de múltiplos saltos, redes de malha, redes *mesh*, rádio cognitivo, alocação de canal, roteamento, problema do caminho mais curto.

## I. INTRODUÇÃO

O espectro de rádio é um recurso já escasso atualmente. Tal situação motivou vários pesquisadores pelo mundo a desenvolver sistemas que têm como objetivo minimizar os efeitos desse problema. O rádio cognitivo, construído em um rádio definido por software, é definido como um sistema de comunicação sem fios inteligente que está ciente de seu ambiente e usa a metodologia de compreender e construir para aprender do ambiente e adaptar-se a variações estatísticas dos estímulos de entrada, com dois objetivos primários em mente [1]:

- Comunicação altamente segura sempre e onde quer que seja necessário;
- Utilização eficiente do espectro de rádio.

O espectro de rádio é autorizado por governos para o uso por usuários primários (ou *incumbents*) mas sua ocupação é bastante baixa. Tal fato sugere que os usuários secundários (os quais não são autorizados para usar o espectro de rádio) poderiam usar canais que não estão sendo ocupado 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 esta característica dos rádios cognitivos, uma flexibilidade nunca antes vista 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. Por trás dessa promessa há um aparato de métodos que podem ser aplicados a sistemas de comunicação sem fios de forma que uma desejada qualidade do enlace seja obtida.

Neste artigo 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. A alocação de canal é um problema NP - difícil [2], assim como o problema do caminho mais curto multiobjetivo [3]. Conseqüentemente não há um algoritmo que possa encontrar uma solução ótima de forma eficiente, isto é, um método de complexidade computacional viável, o que motiva o uso de algoritmos genéticos. 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 baseado na topologia da rede. Resultados de simulações mostram a eficiência do método uma vez que é independente da rede e pode ser usado em cenários cujo número de nós é grande (em tais cenários, o uso do clássico algoritmo do caminho mais curto de Dijkstra pode ser proibitivo).

O restante deste artigo é organizado como segue. Na seção II são apresentados trabalhos já realizados relacionados ao tema do artigo. Alguns fundamentos primordiais da otimização multiobjetivo são expostos na seção III. Na seção IV são explicados os pormenores do algoritmo genético desenvolvido. Os resultados obtidos pelo método aqui abordado são apresentados na seção V. Finalmente, na seção VI, há alguns comentários sobre o trabalho, conclusões e idéias futuras.

## II. TRABALHOS RELACIONADOS

Uma rede sem fios é constituída por um grupo de nós (dispositivos funcionais da rede) que efetuam comunicação

entre si sem uso de cabos (fios) e sim por radiofrequência. Tais nós possuem um conjunto de parâmetros de configuração de rede que são devidamente ajustados para haver comunicação entre esses nós. Em uma rede de rádios cognitivos, um nó é um rádio cognitivo que é definido como um usuário secundário e assim só pode usar um canal na rede quando este não estiver sendo usado por usuários primários. Tal política é para evitar interferência prejudicial a usuários primários e melhorar o uso do espectro por usuários secundários. Para achar uma rota na rede, um nó deve estar ciente da ocupação dos canais de forma que ele possa alocá-los corretamente para realizar transmissão de dados entre os nós origem e destino retransmitindo por nós intermediários. Esta tarefa pode levar em consideração vários parâmetros de rede como vazão, atraso, tráfego nos nós, etc.

Muitos trabalhos anteriores foram realizados com a meta de resolver o roteamento e alocação de espectro e usam alguns parâmetros mencionados previamente bem como outros. Em [4] e [5] há o desenvolvimento de um algoritmo distribuído com o objetivo de maximizar taxas de dados para um conjunto de sessões de comunicação de usuários por uma abordagem de otimização *cross-layer*, considerando de forma conjunta o controle de potência, agendamento e roteamento, não sendo algoritmos multiobjetivo, o que não garante obtenção de compromisso entre os parâmetros da rota de comunicação. É introduzido o conceito de um bloco de tempo-espectro para modelar reserva de espectro e um protocolo centralizado e um distribuído para alocação do mesmo em [6] desconsiderando roteamento. Também em [7] o problema de roteamento não é levado em conta e o problema de alocação é reduzido a uma variante do problema de coloração de mapa. O trabalho em [8] emprega raciocínio e aprendizagem distribuídos usando um algoritmo genético de ilhas para acesso dinâmico ao espectro, também não considerando roteamento e é um algoritmo evolutivo de um objetivo apenas. A proposta de adotar um sistema de gerência em contexto reconfigurável para simplificar a tarefa de acessar uma variedade de informações requeridas por protocolos de roteamento adaptativos e esconder as complexidades de baixo nível do gerenciamento de fontes de informação é mostrada em [9], não levando em conta alocação de espectro. Em [10] é proposto o arcabouço algorítmico Rede de Malha Cognitiva (COMNET - *COgnitive Mesh NETWORKS*) que realiza uma rede de malha auto-gerida com deslocamento de frequência inteligente sem qualquer mudança no funcionamento dos protocolos de redes *mesh* existentes, efetuando apenas alocação de canal. Modelo de temperatura interferente é usado para definir a ocupação e disponibilidade de um canal em [11]. Em [12] a teoria de jogos é usada para o problema de alocação de *downlink* canal/potência com o objetivo de maximizar o número total de RC's suportados. O uso da possibilidade de explorar frequências múltiplas ao mesmo tempo entre dois nós cognitivos para uma determinada demanda de capacidade com o intuito de escolher o caminho que tem a probabilidade mais alta de satisfazer esta demanda e assim resolver o roteamento e seleção de espectro conjuntamente é exposto em [13], mas assim como [4] e [5] não é multiobjetivo. Outro trabalho, sem tratamento multiobjetivo, em que o problema de avaliar a confiabilidade de redes de acesso dinâmico de

espectro com mono-rádio, multicanal e múltiplos saltos que suporta serviços de rede baseados em qualidade de serviço é apresentado em [14]. Em [15] é proposto um novo método de roteamento multibanda para rádio cognitivo que usa redes *ad-hoc* o qual também não garante encontrar um compromisso entre os fatores conflitantes da rede. O trabalho em [16] explora duas metodologias de projeto para rota e seleção de espectro: uma desacoplada, onde estas tarefas são levadas a cabo independentemente através de camadas de protocolo diferentes, e outra colaborativa que os integra em uma única tarefa. Não é utilizado algum algoritmo multiobjetivo para essas tarefas.

O problema do caminho mais curto consiste em encontrar um caminho de mínimo comprimento (custo) entre um determinado par de nós [17]. Esse problema é um tópico de pesquisa clássico. Foi proposto por Dijkstra em 1959 e tem sido amplamente pesquisado. O algoritmo de Dijkstra é considerado o método mais eficiente. Ele é baseado na teoria de otimização de Bellman. Entretanto, quando a rede é muito grande, o mesmo se torna ineficiente, uma vez que muitas computações precisam ser repetidas. Também pode não ser implementado no tempo permitido [18]. Para o problema do caminho mais curto tradicional, a função objetivo é, na maioria dos casos, única. Na realidade, muitos problemas de se escolher o mais curto caminho dentro de nossa da vida real são problemas de decisão multiobjetivo. Por exemplo, querer encontrar um caminho para um caminhão que minimiza a distância e o custo; ou achar a rota para transmissão de dados que minimiza seu custo, atraso e número de saltos em uma rede de computadores. Este problema de otimização, chamado caminho mais curto multiobjetivo, é capaz de lidar com objetivos múltiplos, i.e., otimiza cada função objetivo.

Nos últimos anos foram desenvolvidas abordagens variadas para superar certos problemas presentes no método de Dijkstra. Em [19] é esboçado um algoritmo de rotulagem para o problema do caminho mais curto multiobjetivo e apresenta uma análise em termos de finitude e conceitos de otimalidade e relata que qualquer instância do problema de caminho mais curto multiobjetivo é limitado se e somente se não há ciclos absorventes na rede. Está presente um esquema de aproximação de tempo completamente polinomial melhorado para o problema de caminho mais curto multicritérios em [20]. Em [21] é introduzido um procedimento iterativo baseado em um algoritmo de rotulagem de ponto de referência. O algoritmo converte o problema multiobjetivo em um problema paramétrico de único objetivo pelo qual os caminhos eficientes são encontrados.

Em [22] há um apanhado atual de esquemas de roteamento e alocação de canal em redes *mesh* sem fio onde tais esquemas são comparados de forma qualitativa, de acordo com suas vantagens, limitações e problemas que eles enfrentam.

### III. PRINCÍPIOS DA OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO

Um problema de otimização multiobjetivo geral pode ser descrito como uma função vetor  $f$  que mapeia uma tupla de  $m$  parâmetros (variáveis de decisão) para uma tupla de  $n$  objetivos [23]. Formalmente:

$$\begin{aligned} \min/\max y = f(x) &= (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \\ \text{sujeito a } x &= (x_1, x_2, \dots, x_m) \in X \\ y &= (y_1, y_2, \dots, y_n) \in Y \end{aligned} \quad (1)$$

onde  $x$  é chamado o vetor decisão,  $X$  é o espaço de parâmetros,  $y$  é o vetor objetivo e  $Y$  é o espaço de objetivos.

O conjunto de soluções de um problema de otimização multiobjetivo consiste em todos os vetores decisão para os quais os vetores objetivo correspondentes não podem ser melhorados em qualquer uma dimensão sem degradação alguma outra. Esses vetores são conhecidos como ótimo de Pareto. Matematicamente, o conceito de otimalidade de Pareto é dado como segue: Assuma, sem perda de generalidade, um problema de maximização e considere dois vetores decisão  $a, b \in X$ . É dito que  $a$  *domina*  $b$  (também escrito como  $a \succ b$ ) se e somente se

$$\begin{aligned} \forall i \in \{1, 2, \dots, n\} : f_i(a) &\geq f_i(b) \wedge \\ \exists j \in \{1, 2, \dots, n\} : f_j(a) &> f_j(b). \end{aligned} \quad (2)$$

Adicionalmente, é dito que  $a$  cobre  $b$  ( $a \succcurlyeq b$ ) se e somente se  $a \succ b$  ou  $f(a) = f(b)$ . Todos os vetores decisão que não são dominados por qualquer outro vetor decisão de um determinado conjunto é chamado de não-dominado relativo a esse conjunto. Os vetores decisão que são não-dominados dentro do espaço de busca inteiro são denotados *ótimo de Pareto* e constituem o assim chamado *conjunto ótimo de Pareto* ou *fronteira de Pareto*.

#### IV. ALGORITMO GENÉTICO MULTI OBJETIVO PARA ROTEAMENTO E ATRIBUIÇÃO DE ESPECTRO EM REDES DE RÁDIOS COGNITIVOS MULTI-SALTOS

##### A. Considerações iniciais

Como um tipo especial de algoritmos de busca estocástica, algoritmo genético é um método para resolver problemas que está baseado no conceito de seleção natural e genética [24]. Nos anos setenta, John Holland foi o primeiro a introduzir algoritmos genéticos para explicar os processos adaptativos de sistemas naturais e projetar um sistema artificial que retém o mecanismo robusto desses sistemas. Como previamente mencionado, uma variedade de algoritmos e métodos foi implementada e investigada com respeito ao problema de caminho mais curto multiobjetivo, inclusive outros que envolvem técnicas como programação dinâmica, seleção de rótulo, correção de rótulo, métodos iterativos e algoritmos de aproximação [25]. Neste artigo foi utilizada uma abordagem de algoritmo genético que determina que canais são alocados em cada enlace da rota e leva em conta a otimização de três funções objetivo:

- Número de saltos entre nós fonte e destino: essa métrica deve ser minimizada pois a largura da banda alcançável por cada nó para enviar pacotes diminui quando o comprimento do caminho para transmissão aumenta [26];
- Número de canais interferentes: essa métrica deve ser minimizada para reduzir interferência causada a nós vizinhos que estão recebendo usando os mesmos canais em que os enlaces da rota estão transmitindo. Um possível cenário de interferência que é encontrado em redes de RC's é representado na Fig. 1, onde uma rede de nós de RC é mostrada.

- Capacidade do enlace: tal métrica deve ser maximizada para aumentar a vazão da rota. Isso é obtido aumentando o número de canais usado por enlace. Cada um deles pode usar um ou mais canais que, somados, fornecem a capacidade total do enlace. Se todos os usuários primários estiverem desocupados, um enlace pode utilizar todos os canais de frequência disponíveis juntos por meio de alguma técnica de camada física avançada como OFDMA [27]. Utilizando a modulação multiportadora, um dispositivo de rádio cognitivo pode utilizar todas as bandas de frequência disponíveis simultaneamente. Além disso, é possível para um rádio cognitivo trabalhar simultaneamente em muitas sub-bandas em um modo *full-duplex*. No transmissor, um rádio definido por software combina formas de onda para sub-bandas diferentes e assim transmite sinais simultaneamente nessas sub-bandas. Enquanto ao receptor, um rádio baseado em software decompõe as formas de onda combinadas e assim recebe o sinal simultaneamente nessas sub-bandas.

Alguns desses objetivos estão competindo uns com os outros. Por exemplo, há um compromisso entre o número de canais interferentes e a capacidade dos enlaces já que o ato de aumentar o número de canais aumenta a capacidade do enlace, porém, aumenta a probabilidade de interferência aos canais próximos a nós que alocam as mesmas bandas de frequência.

A seguir será descrito detalhes do algoritmo genético como codificação genética, os operadores genéticos (mutação e crossover), *fitness* do indivíduo e outros.

##### B. Codificação genética

Uma rota é um indivíduo candidato para a solução do problema e é feito de enlaces. A Fig. 2 mostra como um enlace é representado. Cada enlace na rota provê informação sobre os nós de origem e de destino e os canais que são alocados por eles para obter transmissão de dados. Campos booleanos indicam utilização do canal (1 - canal usado pelo enlace; 0 - caso contrário). Na figura há 5 canais na rede e um enlace é estabelecida entre o nó 4 (origem) e o nó 8 (destino) por meio da alocação dos canais 1 e 4.

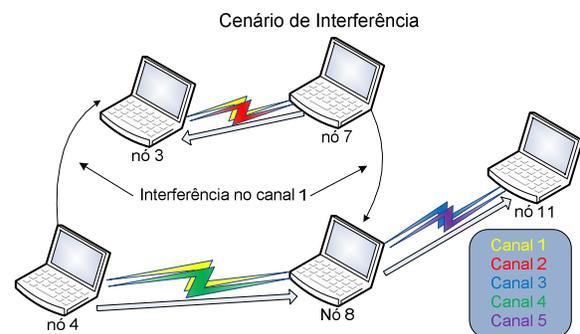


Fig. 1. O cenário de RC onde o nó 4 (transmissor) causa interferência ao nó 3 (receptor) no canal 1. O mesmo ocorre aos nós 7 e 8.

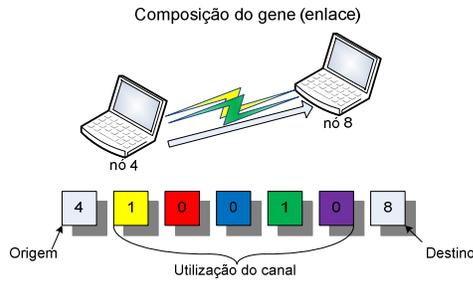


Fig. 2. Representação genética de um enlace.

Para representar uma rota, os enlaces são agrupados em conjunto e constituem um indivíduo completo para o algoritmo. A Fig. 3 dá um exemplo de um indivíduo tal como é empregado no algoritmo. Nesse caso, a meta é transmitir dados do nó 4 para o nó 11 retransmitindo por meio do nó 8. Essa sessão de comunicação explora a vantagem dos múltiplos saltos da rede ao usar o nó 8 como nó intermediário e assim obter comunicação entre nós que podem estar, inclusive, fora da área de cobertura um do outro.

### C. Operadores genéticos

Como previamente mencionado, algoritmos genéticos são métodos bio-inspirados para resolver problemas. Tais métodos, junto à codificação genética, têm os operadores genéticos para prover diversidade individual e assim melhor explorar o espaço de busca do problema e melhorar os resultados obtidos. Estes operadores genéticos são *crossover* e *mutação*. Com alguma probabilidade, podem ser cruzados dois cromossomos se eles tiverem pelo menos um par de gene em que haja nós vizinhos, e para se evitar a criação de ciclos na descendência, nenhum dos nós que estarão na descendência e formarão uma das rotas deve estar no outro e vice-versa. Tal estratégia sempre gera cromossomos factíveis, isto é, que representam uma rota sem ciclos e condizente com a topologia da rede. Se houver mais pares como esses, um par é escolhido aleatoriamente e o lugar de cada nó desse par se torna um ponto de cruzamento de cada cromossomo. São alocados canais aleatoriamente entre os nós do ponto de *crossover* escolhido de acordo com disponibilidade deles. Na Fig.4 há um exemplo de operação de *crossover*.

Para executar uma mutação, um nó, chamado de ponto de

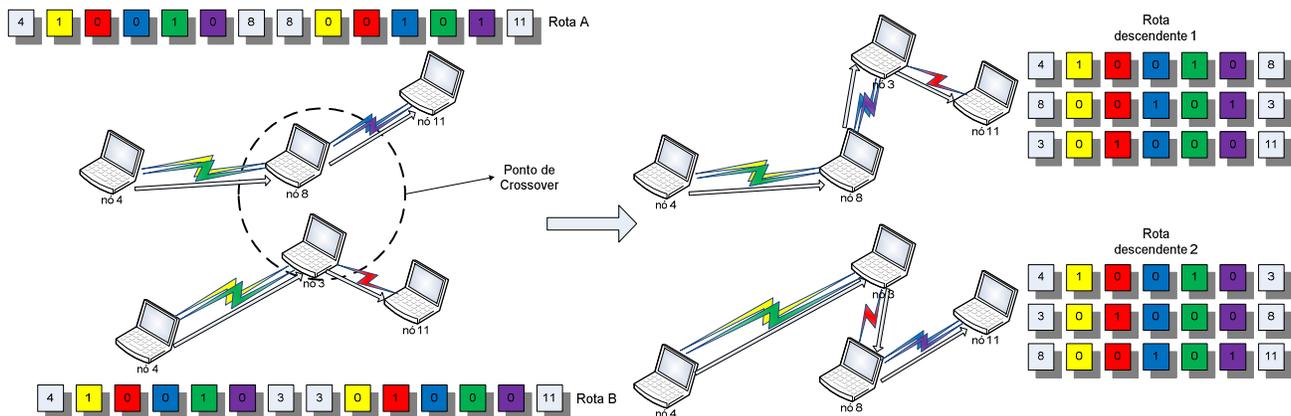


Fig. 4. Exemplo de um *crossover*.

mutação, é selecionado fortuitamente do caminho escolhido. Depois disso, é definida aleatoriamente qual mutação será executada. Um nó selecionado pode ser removido, desde que os nós antes e depois do nó selecionado sejam vizinhos; outro nó da vizinhança pode ser inserido ou a atribuição de canal do nó pode ser mudada. A Fig. 5 explica tais mutações. Assim como na operação de *crossover*, a alocação de canais dos enlaces é definida ao azar levando em conta a ocupação do espectro.

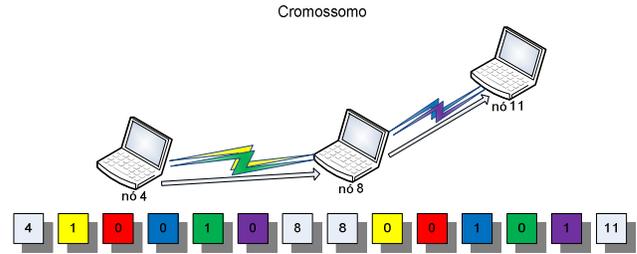


Fig. 3. Representação de um indivíduo (rota).

### D. Algoritmo

O algoritmo completo que usa a codificação genética e os operadores apresentados anteriormente é baseado em um trabalho prévio conhecido como SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2*) [28] que é uma versão melhorada do algoritmo desenvolvido previamente SPEA [23]. SPEA mostrou um desempenho muito bom em comparação a outros algoritmos evolutivos multiobjetivos e desde então foi usado como um ponto de referência por vários investigadores. Suas características principais são:

- Uso de elitismo (manutenção do melhor indivíduo de cada geração na geração seguinte para diminuir a aleatoriedade do processo evolutivo) como método de seleção que obviamente supera as abordagens não-elitistas;
- Armazena as soluções não-dominadas encontradas até o momento externamente;
- Usa o conceito de dominância de Pareto para designar valores de *fitness* escalares a indivíduos;
- Executa agrupamento para reduzir o número de soluções não-dominadas armazenadas sem destruir as características da fronteira de compromisso;
- O *fitness* de um indivíduo só é determinado das soluções armazenadas no conjunto não-dominado externo;

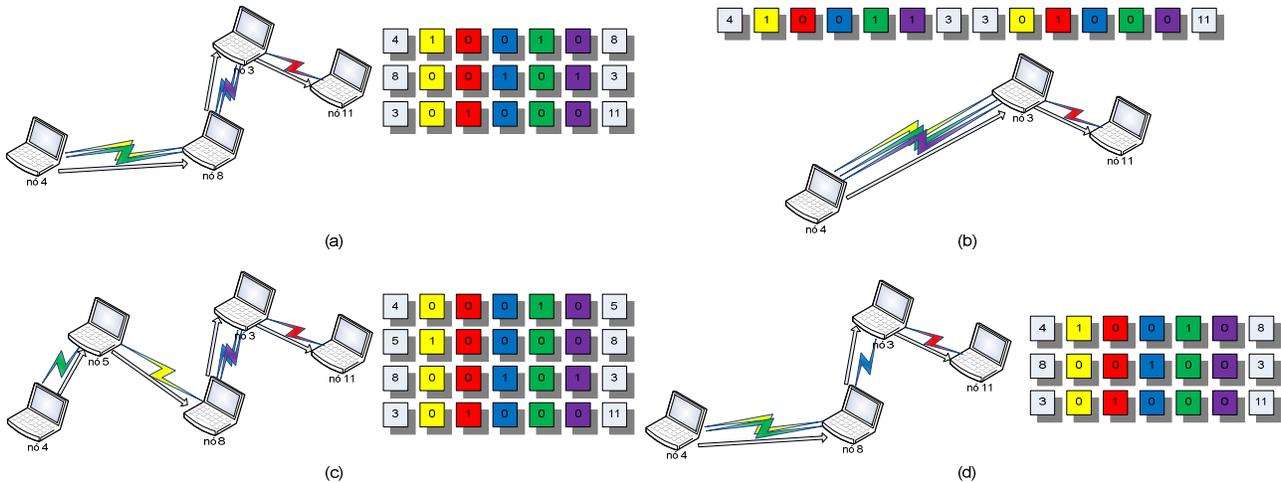


Fig. 5. Mutações. Rota original (a). Nó 8 removido (b). Nó 5 inserido entre 4 e 8 (c). Depois de mudar o uso do canal no enlace 8 → 3 (d).

- Se os membros da população dominam um ao outro é irrelevante;
- Todas as soluções no conjunto não-dominado externo participam na seleção;
- Um método de *niching* [29] novo é provido para preservar diversidade na população; este método é baseado em Pareto e não requer nenhum parâmetro de distância.

Porém, SPEA2 incorpora, em contraste com seu antecessor, uma estratégia de determinação de *fitness* bem granulada, uma técnica de estimação de densidade e um método de truncamento de arquivo melhorado. Mais especificamente:

- Um esquema de designação de *fitness* melhorado é usado, o qual leva em conta para cada indivíduo quantos ele domina e por quantos ele é dominado.
- Uma técnica de estimação de densidade que considera o vizinho mais próximo é incorporada o que permite uma orientação mais precisa do processo de busca.
- Um novo método de truncamento de arquivo garante a preservação de soluções nos extremos (aquelas que possuem os mais baixos e mais altos valores das funções objetivo).

Todos esses atributos fazem de SPEA2 uma boa escolha para resolver problemas multiobjetivos. Neste trabalho a escolha é justificada por tais características, além de ser uma boa oportunidade de aplicá-lo no contexto de redes cognitivas. Na Fig. 6 um fluxograma do algoritmo é apresentado de acordo com o que foi implementado no trabalho.

As etapas do algoritmo são detalhadas como segue:

- Inicialização: parâmetros do algoritmo são definidos.  $N$  e  $N'$  são o tamanho da população e do arquivo, respectivamente.  $T$  é o número de gerações. Depois, a população inicial é gerada e o arquivo é definido como vazio. O arquivo é utilizado para armazenar os indivíduos não-dominados encontrados durante a execução do algoritmo. O contador de geração  $t$  é zerado.

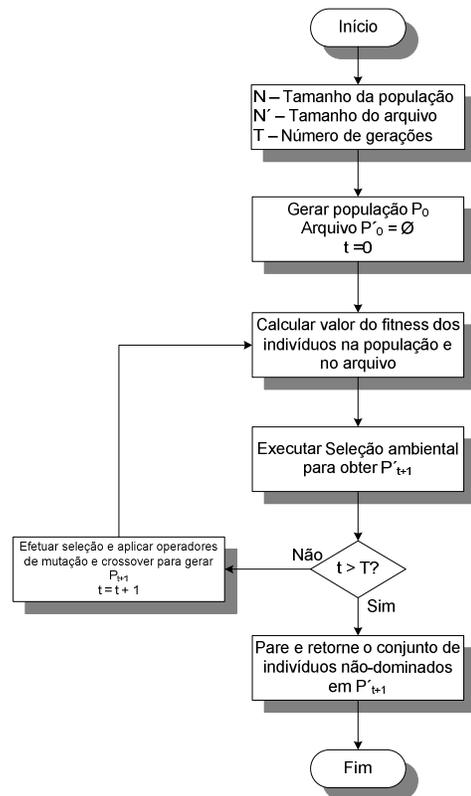


Fig. 6. Algoritmo SPEA2 desenvolvido neste trabalho.

- Determinação do *fitness*: para evitar um comportamento de busca aleatória que pode acontecer quando indivíduos que são dominados pelos mesmos membros do arquivo têm valores idênticos de *fitness*, a determinação do *fitness* leva em conta, para cada indivíduo, ambas as soluções dominadas por ele e as que o dominam. Ou seja, o *fitness* é definido por uma força  $S$  (*Strength*) que representa o número de soluções que são dominadas pelo indivíduo  $i$ . Essa força é dada por:

$$S(i) = |\{j | j \in P_t \cup P'_t \wedge i < j\}|. \quad (3)$$

Com base nos valores de  $S$ , o *fitness* cru  $R$  de um indivíduo  $i$  é calculado:

$$R(i) = \sum_{j \in P_t \cup P'_t \wedge j < i} S(j). \quad (4)$$

Pode-se notar que  $R(i) = 0$  indica o indivíduo não-dominado e alto  $R(i)$  corresponde a um indivíduo dominado por muitos outros (que dominam muitos indivíduos).

Embora a determinação do *fitness* cru proveja um tipo de mecanismo de *niching* baseado no conceito de dominância de Pareto, ela pode falhar quando a maior parte dos indivíduos não é daqueles que dominam um ao outro. Nessa situação, nenhuma ou muito pouca informação pode ser obtidas com base na ordem parcial definida pela relação de dominância. Tal problema, que é muito provável acontecer na presença de mais de dois objetivos, uma informação de densidade tem que ser usada para guiar a busca mais efetivamente discriminando conjuntos de indivíduos que tenham valores de *fitness* crus idênticos. A técnica de estimação de densidade usada em SPEA2 é uma adaptação do método do  $k$ -ésimo vizinho mais próximo onde a densidade em qualquer ponto é uma função (decrecente) da distância para o  $k$ -ésimo ponto de dados mais próximo. Aqui é simplesmente considerado o inverso da distância ao  $k$ -ésimo vizinho mais próximo como a estimativa de densidade. Mais precisamente, para cada indivíduo  $i$  as distâncias (no espaço de objetivos) a todos os indivíduos  $j$  no arquivo e na população são calculadas e armazenadas em uma lista. Depois de ordenar a lista em ordem crescente, o  $k$ -ésimo elemento dá a distância procurada, denotada por  $\sigma_i^k$ . Como uma configuração comum,  $k$  é igual à raiz quadrada do tamanho de amostra, isto é,  $k = \sqrt{N + N'}$ . Pode-se agora calcular a densidade  $D$  do indivíduo  $i$  como:

$$D(i) = \frac{1}{\sigma_i^{k+2}}. \quad (5)$$

No denominador, dois é adicionado para assegurar que seu valor seja maior que zero e que  $D(i) < 1$ .

Juntando as fórmulas, é possível finalmente obter o *fitness* de um indivíduo  $i$  por:

$$F(i) = R(i) + D(i). \quad (6)$$

- Seleção ambiental: como previamente mencionado, o arquivo mantém uma representação da fronteira não-dominada entre todas as soluções consideradas até o instante. Porém, há possibilidade de perder soluções externas uma vez que o tamanho do arquivo em SPEA2 é constante e então um método de truncamento é necessário. Mas essas soluções deveriam ser mantidas no arquivo para obter um bom espalhamento de soluções não-dominadas. Devido a esse fato, o método de truncamento tem que evitar remover soluções nos extremos. Primeiro, para se obter  $P'_{t+1}$ , todos os indivíduos não-dominados da população e do arquivo devem ser mantidos, ou seja, todos os indivíduos que têm *fitness* menor que um. Seguindo, se o tamanho do arquivo for  $N'$ , a seleção ambiental é terminada. Caso contrário, se é menor que  $N'$ ,

os  $N' - |P'_{t+1}|$  melhores indivíduos restantes da população e arquivo com *fitness* maior que 1 são copiados para  $P'_{t+1}$ . Quando for maior que  $N'$ , uma técnica de truncamento é executada para remover  $|P'_{t+1}| - N'$  indivíduos do novo arquivo. Tal técnica leva em conta as distâncias de um indivíduo para todos os outros na população. É executada de modo iterativo onde  $|P'_{t+1}| - N'$  é o número de iterações (número de indivíduos que devem ser removido do arquivo). Em cada iteração um indivíduo é removido, o qual tem a distância mais curta de algum outro, isto é, a distância para seu vizinho mais próximo (primeira comparação). Se dois ou mais indivíduos tiverem distâncias iguais na primeira comparação, a segunda é considerada (segundo vizinho mais próximo dos indivíduos) e assim por diante até que algum indivíduo tenha a distância mais curta que é o indivíduo selecionado para remoção. Esse método é ilustrado na Fig. 7.

- Seleção e operadores genéticos: depois de aplicar seleção ambiental, é verificado se o número de gerações foi alcançado. Se sim, o algoritmo termina e retorna o conjunto de indivíduos não-dominados do arquivo. Se não, é efetuado um torneio binário como método de seleção de indivíduos para a realização de *crossover* e *mutação* e assim gerar uma nova população para a próxima iteração do algoritmo.

## V. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Nesta seção serão apresentadas e descritas as experiências que foram executadas usando o algoritmo explicado na seção acima. Os parâmetros utilizados no algoritmo foram:

- Topologia da rede: uma rede hipotética com 40 nós foi usada para as experiências. Tal rede é feita de nós de rádio cognitivos equipados com múltiplos rádios que podem transmitir por múltiplos canais. Há 20 canais na rede para uso deliberado com 512 kb/s cada um. Também, certa ocupação de canal que atribui o uso dos mesmos (transmitindo ou recebendo) para cada nó na rede é inicialmente determinada e o objetivo do algoritmo é estabelecer um enlace de comunicação entre os nós 1 e 40 (a rota passa ao longo da rede), isto é, achar a melhor rota entre esses nós levando em conta mínimos saltos, interferência mínima a nós vizinhos e máxima capacidade do enlace ao longo do caminho.
- Parâmetros do algoritmo genético: o algoritmo foi configurado com 100 indivíduos para a população e para o arquivo, 120 gerações e taxas de *crossover* e *mutação* 1 e  $1/(\text{número de enlces no indivíduo} + \text{número de enlces no indivíduo} \times \text{total de canais na rede})$ , respectivamente. Tal taxa de *mutação* é devido ao número de variáveis no indivíduo que podem ser mudadas (é possível fazer *mutação* em um enlace ou na alocação de um canal em cada um deles). O algoritmo foi executado cerca de 30 vezes e o melhor indivíduo obtido na maioria dos experimentos tem número de saltos 10, capacidade dos enlces 4096 kb/s e 40 canais interferentes ao longo do caminho. Na Tabela I são descritos os outros indivíduos obtidos pelo algoritmo.

TABELA I  
INDIVÍDUOS OBTIDOS PELO ALGORITMO

Salto	Capacidade (kb/s)	Interferências
10	4198.4	50
10	4096	44
10	4096	43
10	4198.8	52
10	4096	37
10	4147.2	47
10	4147.2	65
10	4096	72
10	4147.2	46
10	4505.6	103
10	4300.8	62
10	4147.2	41

O resultado de uma das execuções obtidas pelo algoritmo é mostrado na Fig. 8. Por meio deles podemos notar que o algoritmo convergiu depois de algumas gerações para otimização de saltos. Isso é porque, para o cenário hipotético que foi usado nesse artigo, só alguns caminhos curtos para a comunicação entre 1 e 40 eram possíveis. Analisando a otimização da capacidade dos enlaces é possível ver que é necessário um número maior de iterações para alcançar convergência e mais instabilidade inicial está presente. Tal fato é devido às configurações dos canais existentes serem mais numerosas que o número de rotas para o enlace de comunicação em questão. Também, comportamento semelhante aparece na otimização de canais interferentes já que a alocação de canal provoca mudanças na a capacidade do enlace e interferência. Esses dois objetivos, como previamente mencionado, competem entre si. Enquanto o número de saltos é mais independente deles dois porque a configuração dos canais pode ser definida de maneiras diferentes na mesma rota, sem necessariamente mudar as conexões dos enlaces. Para efeito de informação, em [28] foi constatado que a complexidade computacional do SPEA2 é  $O(K^2 \log K)$  onde  $K = N + N'$ .

## VI. CONCLUSÕES

Neste artigo é proposto um algoritmo evolutivo para o problema de caminho mais curto e aplicado ao roteamento e atribuição de espectro em redes de rádio cognitivo de múltiplos saltos. Em tais problemas, objetivos conflitantes aparecem frequentemente o que sugere o uso de abordagens multiobjetivo para tentar encontrar uma possível solução para o problema. O algoritmo proposto tem como vantagem determinar quais canais um enlace usa bem como a rota do enlace pois considera o tamanho da rota em saltos e alocação de espectro o que define a capacidade de cada enlace assim como interferências nas estações próximas. Geralmente, conforme visto inicialmente, abordagens existentes levam em conta roteamento e outros parâmetros da rede, desconsiderando uso de espectro, ou vice-versa. Este trabalho visou apresentar um método que poderia resolver o roteamento e a alocação de canal como sendo apenas um problema baseado em uma abordagem única multiobjetivo. E os resultados alcançados pelo algoritmo bem como o estudo que foi realizado durante o trabalho demonstram que é possível desenvolver algoritmos evolutivos multiobjetivo para redes de rádio cognitivo procurando apenas criar codificações genéticas e operadores de mutação e *crossover* apropriados

para uso com algum algoritmo genético. Para os trabalhos futuros, podem ser levados em conta outros parâmetros de rede, aplicações em um número maior de casos (com um *hardware* mais apropriado, como um *cluster*), comparações com certos métodos para ajuste de parâmetros e algoritmos evolutivos além do SPEA2.

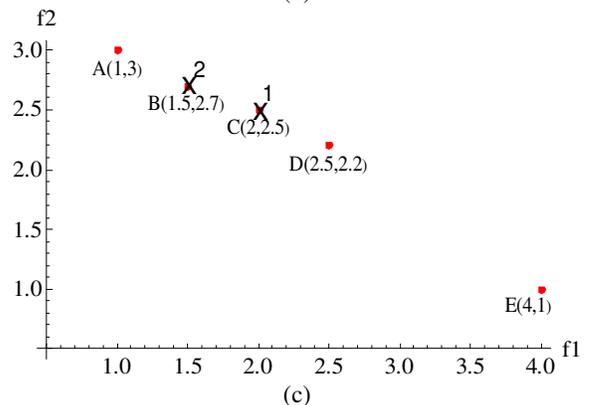
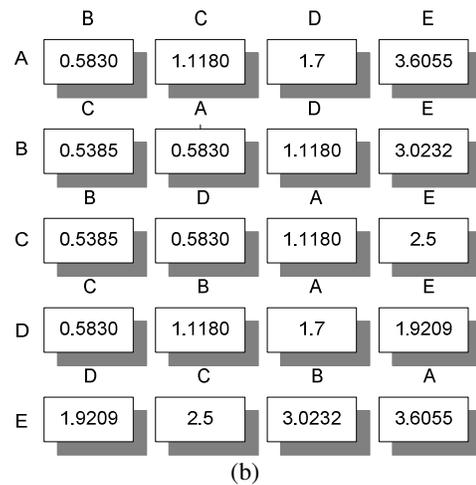
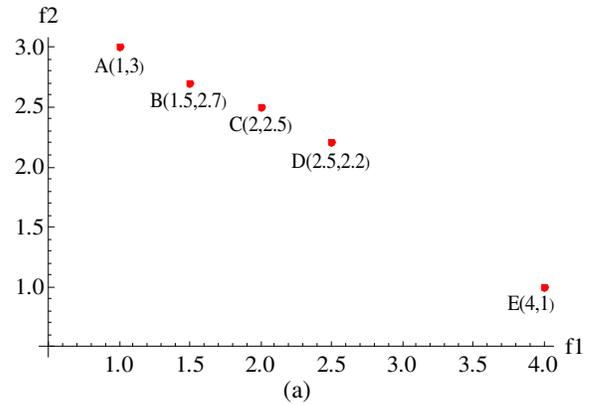


Fig. 7. Exemplo da técnica de truncamento. O novo arquivo tem 5 indivíduos (A, B, C, D e E) para um problema com duas funções objetivo (a). Distâncias entre os indivíduos no arquivo (b). Para manter o número de indivíduos no arquivo igual para 3 (por exemplo), na primeira iteração do método de truncamento, o indivíduo C é removido, uma vez que tem a distância mais curta depois de 3 comparações (2.5 para o indivíduo E) com o indivíduo B; próxima iteração, o indivíduo B é selecionado para remoção pois é mais próximo ao indivíduo D que A depois de duas comparações (c).

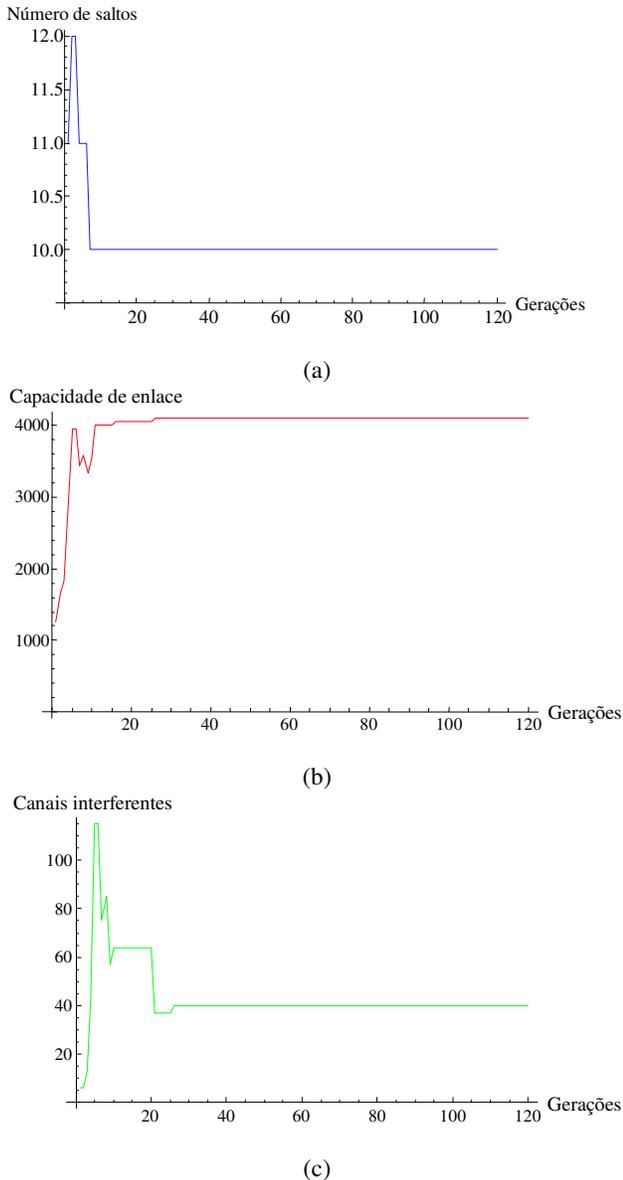


Fig. 8. Resultados experimentais. (a) Número de saltos em cada iteração do algoritmo. Capacidade dos enlaces obtida pelo algoritmo em kb/s (b). Número de canais que causam interferência (c).

#### REFERÊNCIAS

- [1] S. Haykin. "Cognitive Radio: Brain-Empowered Wireless Communications," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Special Issue on Cognitive Networks*, vol. 23, pp. 201-220, Fevereiro 2005.
- [2] K. Smith e M. Palaniswami, "Static and Dynamic Channel Assignment Using Neural Networks," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 15, pp. 238 – 249, Fevereiro 1997.
- [3] M. R. Garey e D. S. Johnson, "Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-completeness," Editora W. H. Freeman, 1ª Edição, Janeiro 1979.
- [4] Y. Shi e Y. T. Hou. "A Distributed Optimization Algorithm for Multi-hop Cognitive Radio Networks," *The 27th Conference on Computer Communications IEEE INFOCOM*, Abril 2008.
- [5] Yi Shi, Y. T. Hou e S. Kompella. "A Cross-layer Approach to Multi-hop Networking with Cognitive Radios," *Military Communications Conference IEEE MILCOM*, Novembro 2008.
- [6] Y. Yuan, P. Bahl, R. Chandra, T. Moscibroda e Y. Wu. "Allocating Dynamic Time-Spectrum Blocks for Cognitive Radio Networks," *Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc)*, Setembro 2007.
- [7] C. Peng, H. Zheng e B. Y. Zhao "Utilization and Fairness in Spectrum Assignment for Opportunistic Spectrum Access," *Mobile Networks and Applications*, vol. 11, pp. 555 – 576, Agosto 2006.
- [8] D. H. Friend, M. Y. ElNainay, Y. Shi e A. B. MacKenzie "Architecture and Performance of an Island Genetic Algorithm-based Cognitive Network," *Consumer Communications and Networking Conference CCNC*, Janeiro 2008.
- [9] P. Hu, R. Robinson, M. Portmann e J. Indulska, "Context-Aware Routing in Wireless Mesh Networks," *2nd ACM International Conference on Context-Awareness for Self-Managing Systems*, Maio 2008.
- [10] K. R. Chowdhury e I. F. Akyildiz, "Cognitive Wireless Mesh Networks with Dynamic Spectrum Access," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 26, pp. 168 - 181, Janeiro 2008.
- [11] M. Sharma, A. Sahoo e K. D. Nayak, "Channel Selection under Interference Temperature Model in Multi-hop Cognitive Mesh Networks," *2nd IEEE International Symposium on new Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*, Abril 2007.
- [12] A. T. Hoang e Ying-Chang Liang, "Downlink Channel Assignment and Power Control for Cognitive Radio Networks," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 7, pp. 3106 – 3117, Agosto 2008.
- [13] H. Khalife, S. Ahuja, N. Malouch e M. Krunz "Joint Routing and Spectrum Selection for Multihop Cognitive Radio Networks," Technical Report, UPMC - Paris 6, 2008.
- [14] R. Pal. "On the Reliability of Multi-Hop Dynamic Spectrum Access Networks Supporting QoS Driven Applications," *IEEE International Conference on Communications*, Junho 2007.
- [15] T. Fujii e Y. Yamao. "Multi-band Routing for Ad-hoc Cognitive Radio Networks," *Software Defined Radio Technical Conference and Product Exposition*, Novembro 2006.
- [16] Q. Wang e H. Zheng. "Route and Spectrum Selection in Dynamic Spectrum Networks," *3rd IEEE Consumer Communications and Networking Conference*, Fevereiro 2006.
- [17] B. Ozcam, "Genetic Algorithms for Solving Disjoint Path Problem with Proportional Path-Costs," Ph.D. Thesis, North Carolina State University, Julho 2001.
- [18] Y. Li, R. He e Y. Guo. "Faster Genetic Algorithm for Network Paths," *International Symposium on Operations Research and Its Applications*, Agosto, 2006.
- [19] E. Martins e J. Santos, "The labeling algorithm for the multiobjective shortest path problem," Departamento de Matemática, Universidade de Coimbra, Novembro 1999.
- [20] G. Tsaggouris e C. Zaroliagis, "Multi-objective optimization: improved FPTAS for shortest paths and non-linear objectives with applications," *Theory of Computing Systems*, vol. 45, pp. 162-186, Abril 2009.
- [21] J. Granat e F. Guerriero, "The interactive analysis of the multicriteria shortest path problem by the reference point method," *European Journal of Operational Research*, vol. 151, pp. 103-118, Novembro 2003.
- [22] F. Kaabi , S. Ghannay , e F. Filali, "Channel Allocation and Routing in Wireless Mesh Networks: A survey and qualitative comparison between schemes," *International Journal of Wireless & Mobile Networks*, vol. 2, pp. 132-150 Fevereiro 2010.
- [23] E. Zitzler e L. Thiele, "Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength pareto approach," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 3, pp. 257–271, Novembro 1999.
- [24] D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning", Addison-Wesley, Reading, 1989.
- [25] M. Ehrgott e X. Gandibleux, "A survey and annotated bibliography of multi-objective combinatorial optimization," *OR Spectrum*, vol. 22, pp. 425-460, Abril 2000.
- [26] B. He, B. Xie e D. P. Agrawal , "Optimizing the Internet Gateway Deployment in a Wireless Mesh Network," *IEEE International Conference on Mobile Adhoc and Sensor Systems*, Outubro 2007.
- [27] Y. Shi e T. Hou, "Optimal power control for programmable radio networks," *IEEE Conference on Computer Communications*, 2007.
- [28] E. Zitzler, M. Laumanns e L.Thiele, "SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm," Relatório técnico 103, Gloriatrasse 35, CH-8092 Zurique, Suíça, Maio 2001.
- [29] S. Mahfoud "Niching Methods for Genetic Algorithms," Ph.D. thesis, University of Illinois at Urbana-Champaign, Maio 1995.