

BRKGA com Decodificadores Mistos para o Problema de Roteamento e Atribuição de Comprimentos de Onda

Julliany S. Brandão^{1, 2}, Guilherme V. Leobas³, Thiago F. Noronha³, Celso C. Ribeiro²

¹ Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca
Av. Maracanã, 229, Maracanã, Rio de Janeiro, RJ 20271-110, Brasil
julliany.brandao@cefet-rj.br

² Universidade Federal Fluminense, Instituto de Computação
Rua Passo da Pátria 156, Niterói, RJ 24210-240, Brasil
celso@ic.uff.br

³ Universidade Federal de Minas Gerais, Instituto de Ciências Exatas
Av. Antônio Carlos 6627, Pampulha, Belo Horizonte, MG 31270-010, Brasil
{guilhermel, tfn}@dcc.ufmg.br

RESUMO

Dado um conjunto de requisições de caminhos óticos, o problema de roteamento e atribuição de comprimentos de onda em redes óticas WDM consiste em rotear um subconjunto destas requisições e atribuir um comprimento de onda para cada um deles, de modo que dois caminhos óticos cujas rotas compartilham alguma fibra ótica usem comprimentos de onda diferentes. Existem diferentes variantes para este problema na literatura. O foco deste artigo é a variante que tem como objetivo maximizar o número de requisições aceitas dado um número limitado de comprimentos de onda. Este problema é conhecido como max-RWA. A proposta deste trabalho é desenvolver generalizações do algoritmo genético com chaves aleatórias tendenciosas da literatura (GAPath), utilizando decodificadores mistos. Experimentos computacionais mostram que as estratégias adotadas são promissoras e encontram soluções, em média, tão boas ou melhores que o GAPath para todos os conjuntos de instâncias testados.

PALAVRAS CHAVE. Roteamento e atribuição de comprimentos de onda, Algoritmos genéticos com chaves aleatórias tendenciosas, Metaheurística.

Tópico do artigo: MH - Metaheurísticas

ABSTRACT

Given a set of lightpath requests, the problem of routing and wavelength assignment (RWA) in WDM optical networks consists in routing a subset of these requests and assigning a wavelength to each of them, such that two lightpaths that share a common link are assigned to different wavelengths. There are many variants of this problem in the literature. We focus in the variant in which the objective is to maximize the number of requests that may be accepted, given a limited set of available wavelengths. This problem is called max-RWA. The purpose of this paper is to develop generalizations of the biased random-key genetic algorithm (GAPath) described in the literature using mixed decoders. Computational experiments show that the strategies adopted are promising and find solutions, on average, as good or better than (GAPath) for all sets of instances tested.

KEYWORDS. Routing and Wavelength Assignment. Random-key Genetic Algorithms. Metaheuristics.

Paper topic: MH - Metaheuristics

1. Introdução

As informações são transmitidas em redes óticas através de fibras óticas. Cada enlace de fibra ótica opera a taxas de terabits por segundo, o que é muito mais rápido do que os dispositivos eletrônicos utilizados para transmissão e recepção de dados. A tecnologia de multiplexação de comprimentos de onda (do inglês *Wavelength Division Multiplexing* - WDM) permite que dezenas de conexões sejam transmitidas simultaneamente em um mesmo sinal luminoso, cada uma delas codificada em uma faixa de frequência diferente da luz. Quando o sinal chega na extremidade da fibra ótica, os comprimentos de onda são separados. Em seguida, caso a conexão correspondente esteja deixando a rede, o comprimento de onda é convertido em um sinal elétrico e caso a conexão correspondente esteja seguindo em direção a outro nó da rede, o comprimento de onda é multiplexado novamente em outra fibra ótica. Caminhos óticos são conexões entre origens e destinos onde não há conversão do sinal ótico para o domínio eletrônico nos nós intermediários, sem que ocorram os atrasos causados por estas transformações. Cada caminho ótico é caracterizado por uma rota e um comprimento de onda com o qual é multiplexado. Dois caminhos óticos podem utilizar o mesmo comprimento de onda desde que não compartilhem nenhum enlace.

Dados uma topologia física de uma rede ótica e um conjunto de requisições de caminhos óticos que devem ser estabelecidos definindo a topologia lógica desta rede, o problema de roteamento e atribuição de comprimentos de onda em redes WDM (*Routing and Wavelength Assignment* - RWA, em inglês) consiste em rotear o conjunto de caminhos óticos e atribuir um comprimento de onda para cada um deles, de modo que caminhos óticos que compartilhem algum enlace da rede usem comprimentos de onda diferentes. Versões diferentes de RWA são caracterizadas por diferentes critérios de otimização e padrões de tráfego [Choi et al., 2000] e [Zang et al., 2000]. São consideradas variantes nas quais as requisições de caminho ótico são conhecidas de antemão e não há conversão de comprimento de onda, isto é, o caminho ótico deve ser atribuído ao mesmo comprimento de onda em todos os enlaces de fibras óticas ao longo de seu percurso e o tráfego é assimétrico (se existe um caminho ótico de um nó u para um nó v , não necessariamente existe um caminho ótico de v para u , nem que este último tem que usar a mesma rota ou o mesmo comprimento de onda do primeiro).

Seja $G = (V, A)$ um grafo direcionado representando a topologia física da rede, onde V é o conjunto de nós e A é o conjunto de arcos (cada arco corresponde a um enlace de fibras óticas). Seja também R o conjunto de requisições de caminhos óticos, cada um definido por um nó origem e um destino em V . Denota-se por λ o número de comprimentos de onda disponíveis. Na variante min-RWA do problema [Erlebach e Jansen, 2001], o número de comprimentos de onda disponíveis é ilimitado e o objetivo é minimizar a quantidade utilizada para estabelecer todas as requisições de caminhos óticos em R . Este trabalho se concentra na variante max-RWA [Chen e Banerjee, 1996], onde $\lambda < |R|$. Portanto, pode não ser possível aceitar todas as requisições em R . O objetivo é maximizar o número de requisições que podem ser atendidas. As variantes min-RWA e max-RWA do problema foram provadas ser NP-difícil em [Erlebach e Jansen, 2001] e [Chen e Banerjee, 1996], respectivamente.

Em [Brandão et al., 2015b] foi proposto um algoritmo genético com chaves aleatórias tendenciosas, aqui referenciado como GAPath, que apresentou, em média, resultados melhores que os encontrados pelas heurísticas existentes na literatura. No entanto, notou-se que a escolha da heurística de decodificação e da maneira como os caminhos mínimos são ordenados podem impactar positivamente para algumas instâncias, mas para outras não. Por isso, ao invés de fixar uma heurística e um maneira de ordenação foram propostas neste trabalho duas versões generalizadas deste GAPath, que permitem através de chaves extras, que o algoritmo decida, por exemplo, a heurística e/ou a ordem a ser utilizada em cada geração. O objetivo é encontrar sempre boas soluções independente do grupo de instâncias.

Este trabalho está organizado como segue: Os trabalhos relacionados são apresentados na Seção 2. As versões generalizadas de GAPath com decodificadores mistos são propostas na

Seção 3. Os experimentos computacionais são reportados na Seção 4. Por fim, as conclusões são apresentadas na última seção.

2. Trabalhos relacionados

No estado da arte de max-RWA a grande maioria dos algoritmos são baseados em formulações de programação inteira. No entanto, os algoritmos heurísticos também estão sendo empregados, em especial para resolver problemas com instâncias maiores. As próximas subseções apresentarão os algoritmos existentes na literatura utilizando as duas técnicas.

2.1. Algoritmos e formulações exatas para max-RWA

A maior parte da literatura sobre algoritmos para max-RWA trata de formulações de programação inteira [Jaumard et al., 2009], [Jaumard et al., 2004], [Krishnaswamy e Sivarajan, 2001], [Lee et al., 2000], [Martins et al., 2012] e [Ramaswami e Sivarajan, 1994]. Revisões das formulações para max-RWA podem ser encontradas em [Jaumard et al., 2006], [Jaumard et al., 2007] e [Martins, 2011].

Krishnaswamy e Sivarajan [Krishnaswamy e Sivarajan, 2001] desenvolveram uma formulação compacta baseada em arcos para max-RWA. Esta formulação permite ciclos, mas eles argumentaram que esses ciclos não têm qualquer impacto no valor da função objetivo. A formulação compacta com ciclos foi baseada em uma anterior proposta em [Jaumard et al., 2004]. Esta formulação não melhora os limites superiores de [Jaumard et al., 2004], mas pode ser resolvida de maneira mais eficiente por resolvidores de programação inteira mista. Martins [Martins, 2011] melhorou as formulações compactas de [Jaumard et al., 2004] e [Krishnaswamy e Sivarajan, 2001] e encontrou soluções ótimas para instâncias com até 18 nós.

Ramaswami e Sivarajan [Ramaswami e Sivarajan, 1994] propuseram uma formulação baseada em conjuntos independentes com um número exponencial de variáveis. Eles provaram que os limites superiores encontrados pela sua relaxação linear nunca são menores que os das melhores formulações compactas de programação inteira encontradas na literatura, até o momento da sua publicação. Jaumard et al. [Jaumard et al., 2009] implementaram um algoritmo de geração de colunas baseado nesta formulação, que resolveu até a otimalidade instâncias com até 27 nós.

Lee et al. [Lee et al., 2000] apresentaram uma formulação com base no problema de configuração de roteamento independente com restrições de cardinalidades [M. Grötschel, 1993], no qual a relaxação linear pode ser resolvida por um algoritmo de geração de colunas. Jaumard et al. [Jaumard et al., 2004] e [Jaumard et al., 2009] propuseram uma melhoria nesta formulação usando configuração de roteamento independente maximal e encontraram limites superiores melhores do que aqueles de [Lee et al., 2000] para instâncias com até 27 nós.

Martins et al. [Martins, 2011] e [Martins et al., 2012] propuseram um nova e melhorada formulação baseada em [Ramaswami e Sivarajan, 1994], [Lee et al., 2000] e [Jaumard et al., 2009]. Esta abordagem obteve os primeiros limites superiores para três instâncias baseadas na rede ATT2 com até 71 nós, que não foram possíveis ser calculados nos trabalhos anteriores da literatura por falta de memória disponível. Eles encontraram os melhores limites superiores para os maiores exemplos na literatura de max-RWA com até 90 nós.

2.2. Heurísticas para max-RWA

A complexidade no pior caso dos algoritmos baseados em formulações de programação inteira propostos na literatura cresce exponencialmente com o tamanho da rede. Com isso, apenas para instâncias pequenas as soluções ótimas são conhecidas. O estado da arte destes algoritmos só fornece limites superiores para os valores ótimos das maiores instâncias da literatura. Até o momento deste trabalho, sabe-se que as heurísticas existentes para max-RWA são algoritmos gulosos [Krishnaswamy e Sivarajan, 2001] e [Manohar et al., 2002], uma abordagem de particionamento de grafos em [Belgacem e Puech, 2008], uma heurística de busca tabu em [Dzongang et al., 2005], seis heurísticas construtivas e um algoritmo genético com chaves aleatórias tendenciosas em [Brandão et al., 2015b].

Krishnaswamy e Sivarajan [Krishnaswamy e Sivarajan, 2001] propuseram duas heurísticas de arredondamento baseadas na relaxação linear de suas formulações de programação inteira. Experimentos computacionais realizados em duas redes com 14 e 20 nós mostraram que o gaps de otimalidade relativos médios para a melhor das duas heurísticas foram de 6,0% e 7,2%, respectivamente.

Manohar et al. [Manohar et al., 2002] desenvolveram a heurística Greedy-EDP-RWA. A cada iteração um subconjunto de caminhos óticos é selecionado e roteado com arcos disjuntos pela heurística BGAforEDP para o problema de encontrar o maior subconjunto de caminhos óticos com arcos disjuntos - max-EDP [Kleinberg, 1996]. Em seguida, todos os caminhos óticos neste subconjunto são atribuídos ao mesmo comprimento de onda e o procedimento é repetido com os caminhos óticos restantes. Esta heurística foi proposta para a variante do problema min-RWA, mas os autores argumentaram que ela também pode ser usada para max-RWA, executando BGAforEDP por um certo número de iterações. Os autores mostraram que o algoritmo proposto por eles foi mais rápido e encontrou soluções tão boas quanto os algoritmos de programação linear para min-RWA, até o momento de sua publicação. Não há experimentos computacionais relatados sobre o desempenho desta heurística para max-RWA.

Uma heurística de busca tabu foi proposta por [Dzongang et al., 2005]. Esta heurística possui dois passos principais. No primeiro passo, ela seleciona um conjunto de caminhos no grafo. Em seguida, estes caminhos selecionados são utilizados para construir a solução do problema, de modo que caminhos óticos que compartilhem o mesmo enlace não utilizem o mesmo comprimento de onda. Experimentos computacionais com as mesmas instâncias utilizadas em [Krishnaswamy e Sivarajan, 2001] mostraram que a busca tabu encontrou soluções muito melhores que as da heurística de arredondamento de [Krishnaswamy e Sivarajan, 2001], com gaps médios de otimalidade de 1,41% e 1,53% para as instâncias com 14 e 20 nós, respectivamente.

Belgacem e Puech [Belgacem e Puech, 2008] propuseram uma heurística de decomposição para max-RWA, na qual a instância original é particionada em instâncias menores e são resolvidas exatamente por programação inteira. As soluções locais são combinadas com uma solução viável. Esta proposta foi validada por uma aplicação na rede de transporte europeia EBN57 com 57 nós e para redes planares com até 500 nós geradas aleatoriamente.

Seis heurísticas construtivas e um algoritmo genético com chaves aleatórias tendenciosas (GAPath) para o max-RWA foram propostos por [Brandão et al., 2015b]. Três heurísticas construtivas foram baseadas em algoritmos para o problema de empacotamento e as outras três foram baseadas no problema de escalonamento em múltiplos processadores. Destas seis heurísticas construtivas, a que encontrou as melhores soluções foi SPT. A heurística SPT foi então utilizada como decodificador no algoritmo GAPath e também embutida numa variante multipartida para comparação entre os métodos. A heurística GAPath também foi comparada com o método exato de [Martins, 2011] e a busca tabu de [Dzongang et al., 2005]. Em todos os casos testados, o GAPath encontrou soluções melhores que a heurística multipartida. Ele também encontrou soluções próximas aos limites superiores de [Martins, 2011] e foi, na média, melhor que [Dzongang et al., 2005]. Os algoritmos propostos na próxima seção são generalizações da heurística GAPath.

3. Algoritmos genéticos com chaves aleatórias tendenciosas

Os algoritmos genéticos com chaves aleatórias (RKGA) foram introduzidos por [Bean, 1994] para problemas de otimização combinatória para os quais soluções podem ser representadas por um vetor de permutações. Soluções são representadas por vetores de números reais gerados randomicamente, chamados *chaves*. Um algoritmo determinístico chamado *decodificador* mapeia um vetor de chaves aleatórias numa solução do problema de otimização. O custo desta solução é usado como valor de aptidão. Dois indivíduos são selecionados randomicamente da população para implementar a operação de cruzamento em um RKGA. os indivíduos podem ser selecionados para cruzamento mais de uma vez em uma mesma geração.

Os algoritmos genéticos com chaves aleatórias tendenciosas (BRKGA) diferem do RKGA na maneira como os indivíduos são selecionados para o cruzamento, veja [Gonçalves e Resende, 2011] para uma revisão. Em um BRKGA cada alelo é gerado combinando-se um elemento selecionado aleatoriamente do conjunto elite na população corrente e o outro do conjunto não-elite. A seleção é dita tendenciosa pois a probabilidade de passar o gene de um indivíduo elite qualquer para um descendente é maior. O BRKGA proporciona uma melhor aplicação do princípio da sobrevivência do mais apto de Darwin, uma vez que um indivíduo elite tem uma maior probabilidade de ser selecionado para o cruzamento e com isso, a chance dos descendentes herdarem as características dos indivíduos elites é maior. Esta diferença entre os dois algoritmos faz com que BRKGAs tenham um melhor desempenho do que RKGAs.

O desenvolvimento e aplicação de BRKGA neste tese foi motivada pelo sucesso em diversas aplicações de problemas de otimização em redes, tais como as variantes do problema de roteamento e atribuição de comprimento de onda min-RWA [Goulart et al., 2011; Noronha et al., 2008, 2011; F. e Ribeiro, 2006] e max-RWA [Brandão et al., 2015b,c], roteamento em redes OSPF [Buriol et al., 2005, 2007; Ericsson et al., 2002; Reis et al., 2011], congestionamento rodoviário [Buriol et al., 2010], bem como diversos outros problemas de otimização combinatória.

Duas versões do BRKGA de [Brandão et al., 2015b] para max-RWA foram propostas: GAMixOrdenacao e GAMixDecoder. Ambas evoluem uma população de indivíduos que consiste em vetores de números reais (chaves). Cada solução é representada por um vetor de chaves no intervalo $[0, 1)$. As soluções são decodificadas por uma heurística de decodificação que recebe um vetor de chaves e constrói uma solução viável para max-RWA. No GAMixOrdenacao cada solução é representada por um vetor de tamanho $|R| + 1$, no qual cada chave é um número real no intervalo $[0, 1)$. Cada uma das primeiras $|R|$ chaves estão associadas a uma requisição de caminho ótico em $|R|$. A chave $|R| + 1$ está associada com a maneira em que os indivíduos serão ordenados: ordenação pelos caminhos óticos mínimos e desempates pelas chaves ou ordenação pelas chaves e desempate aleatório. A heurística de decodificação é a SPT proposta em [Brandão et al., 2015b]. A diferença entre o GAMixOrdenacao e o GAMixDecoder consiste no fato de que este último possui uma chave adicional, $|R| + 2$, para decidir qual heurística de decodificação será utilizada: SPT ou LPT, ambas propostas em [Brandão et al., 2015b].

A decodificação consiste em três passos: primeiro define a maneira de ordenação dos indivíduos e a heurística de decodificação. Em seguida, os caminhos óticos são ordenados de acordo com os parâmetros definidos no primeiro passo. A ordem resultante é utilizada como um vetor em SPT ou LPT. O número de comprimentos de onda encontrado pela heurística usando esta ordem é utilizado como valor de aptidão do indivíduo. O algoritmo para quando um número máximo de tempo é atingido ou quando uma solução tão boa quanto o alvo é encontrada.

Para a operação de cruzamento foi utilizada a combinação uniforme parametrizada de [Spears e deJong, 1991], combinando dois indivíduos escolhidos aleatoriamente na população. Seja n o número de genes dos indivíduos. Dados dois indivíduos c_1 e c_2 , escolhidos aleatoriamente na população, p_a é a probabilidade de um indivíduo descendente c_{new} herdar um alelo do indivíduo c_1 . O descendente c_{new} é gerado da seguinte forma. Para $i = 1, \dots, n$, o seu i -ésimo alelo $c_{new}(i)$ recebe a i -ésima chave do indivíduo c_1 com uma probabilidade p_a e do indivíduo c_2 com probabilidade $1 - p_a$. A mutação é introduzida utilizando o conceito de *mutantes* na população. *Mutantes* são vetores de chaves aleatórias gerados da mesma maneira que a população inicial. Em cada geração um pequeno número de *mutantes* são introduzidos na população. Eles previnem a convergência prematura do método para ótimos locais.

As chaves associadas a cada requisição de caminho ótico são geradas randomicamente na população inicial. Em cada geração, a população é particionada em dois conjuntos: *TOP* e *REST*. Consequentemente, o tamanho da população é $|TOP| + |REST|$. O subconjunto *TOP* é composto pelos melhores indivíduos da população. O subconjunto *REST* é formado por dois subconjuntos disjuntos: *MID* e *BOT*, com o subconjunto *BOT* sendo formado pelos piores indivíduos da po-

pulação corrente. Como ilustrado na Figura 1, os indivíduos do conjunto *TOP* são copiadas para a próxima população. $|BOT|$ indivíduos são criados na nova população. O restante dos indivíduos da nova população são obtidos por cruzamento com um indivíduo escolhido randomicamente do conjunto *TOP* e outro de *REST*. Desta maneira, $|MID| = |REST| - |BOT|$ indivíduos descendentes são gerados. A população da nova geração é então ordenada de acordo com os valores de aptidão de seus indivíduos. Um indivíduo elite da geração anterior pode não ser elite na geração atual.

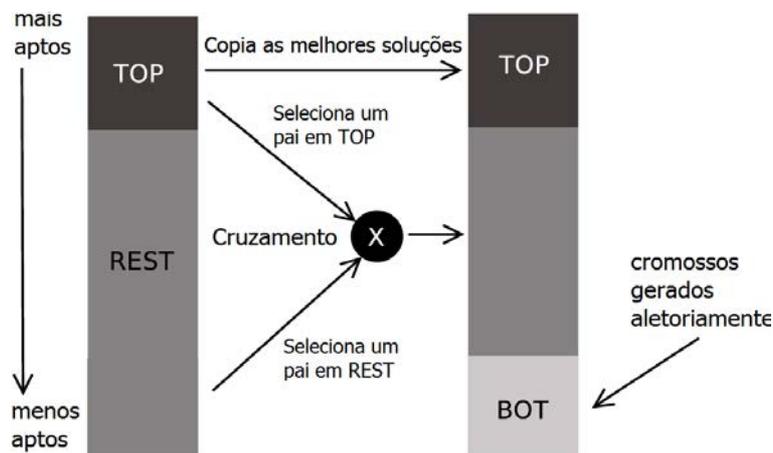


Figura 1: Ilustração do processo de transição entre duas gerações.

4. Experimentos Computacionais

As heurísticas GAPath, GAMixDecoder e GAMixOrdenacao foram implementadas em C++ e compiladas com GNU g++ 4.7.3. A probabilidade de herança p_a no operador de cruzamento foi de 0.7, como recomendado em [Brandão et al., 2015a,b; Gonçalves et al., 2005; Goulart et al., 2011; Noronha et al., 2011; Roque et al., 2014]. O tamanho da população foi $|TOP| + |MID| + |BOT| = |V|$, com os tamanhos dos conjuntos *TOP*, *REST*, e *BOT* iguais a $0.25 \times |V|$, $0.7 \times |V|$, e $0.05 \times |V|$, respectivamente, conforme sugerido e utilizado em [Brandão et al., 2015b; Goulart et al., 2011; Noronha et al., 2011] para o problema de roteamento e atribuição de comprimento de onda. Os experimentos foram executados em um computador Intel(R) Xeon(R) CPU E5645 @2.40GHz com 32GB de memória RAM.

Quatro conjuntos de instâncias são utilizadas nos experimentos. Os três primeiros conjuntos, referenciados aqui como A, B e C, foram propostos em [Martins, 2011] e tem 24 instâncias cada. Eles são baseados nas mesmas 24 redes com até 90 nós, mas diferem um do outro pelo número de comprimento de onda disponíveis. O conjunto A é formado por instâncias com dez comprimentos de onda disponíveis. As instâncias do conjuntos B e C possuem 20 e 30 comprimentos de onda disponíveis, respectivamente. Estas instâncias são as maiores e mais difíceis da literatura de max-RWA. Não existem soluções viáveis disponíveis na literatura, apenas limites superiores (*upper bounds*) obtidos por um algoritmo de geração de coluna de [Martins, 2011]. O quarto conjunto de instâncias, referenciado aqui como D, foi o mesmo utilizado por [Dzongang et al., 2005] e [Brandão et al., 2015b] para avaliar a performance de suas heurísticas. Ele possui 30 instâncias baseadas nas redes NSF e EONNET. Quinze instâncias foram baseadas em NSF e tem de 10 a 24 comprimentos de onda disponíveis, enquanto as outras quinze instâncias são baseadas em EONNET e também tem de 10 a 24 comprimentos de onda disponíveis.

No primeiro experimento, será comparado a qualidade das soluções obtidas por GAPath, GAMixDecoder e GAMixOrdenacao para as instâncias dos conjuntos A, B e C. Para cada heurística foi dado o tempo máximo de execução de dez minutos. Cada heurística foi executada dez vezes para cada instância, com diferentes sementes para o gerador de números aleatórios de [Schrage,

1979]. O desvio relativo médio $(UB - LB)/UB$ entre o valor LB da solução encontrada pela heurística e o limite superior UB apresentado em [Martins, 2011] é calculado para cada instância. Os resultados para as instâncias dos conjuntos A, B e C são apresentados na Tabela 1. A primeira coluna identifica o nome do conjunto das instâncias. O desvio relativo médio do conjunto encontrado pela heurística GAPath é apresentado na segunda coluna. Este valor representa a média dos desvios médio das 24 instâncias que compõem cada conjunto. O desvio relativo médio do conjunto encontrado por GAMixDecoder é apresentado na coluna 3, enquanto o encontrado por GAMixOrdenacao é mostrado na última coluna.

Os três métodos apresentam, em média, o mesmo resultado. Isto valida o aprendizado dos algoritmos propostos através das chaves para definir a melhor heurística e a maneira de ordenação. Nota-se que para as instâncias do grupo C, a heurística GAMixOrdenacao consegue soluções 0,7% melhores que o algoritmo GAPath de [Brandão et al., 2015b]. Apesar de uma diferença ainda pequena, este resultado mostra que a generalização da heurística GAPath encontra, em média, soluções tão boas ou melhores que as obtidas anteriormente por GAPath.

Tabela 1: Desvio relativo médio das heurísticas GAPath, GAMixDecoder e GAMixOrdenacao para os conjuntos de instâncias A, B e C

Conjunto	GAPath (%)	GAMixDecoder (%)	GAMixOrdenacao (%)
A	3,63	3,75	3,70
B	4,04	3,79	3,71
C	3,66	2,99	2,94
Média	3,78	3,75	3,70

No segundo experimento, foi comparado a qualidade das soluções obtidas pelas heurísticas busca tabu (TS) de [Dzongang et al., 2005], GAPath, GAMixDecoder e GAMixOrdenacao para as instâncias do conjunto D. Os limites superiores para as 30 instâncias são conhecidos em [Krishnaswamy e Sivarajan, 2001]. A heurística de busca tabu foi implementada em C++ e os experimentos foram executados em um Pentium 4 com 2.4 GHz. Os tempos de execução para cada instância individualmente não foram reportados. Contudo, os autores estipularam que a busca tabu só poderia ser executada por 60 segundos. Para o experimento anterior utilizou-se o tempo de execução de dez minutos para GAPath, GAMixDecoder e GAMixOrdenação, com diferentes sementes para o gerador de números aleatórios [Schrage, 1979]. Para o conjunto D, no entanto, o critério de parada destas heurísticas foi de 60 segundos, a fim de tornar os seus tempos de execução compatíveis com os da heurística busca tabu.

Os resultados deste experimento são apresentados na Tabela 2. A primeira coluna fornece o número (λ) de comprimentos de onda disponíveis para cada instância. As próximas cinco colunas apresentam o limite superior, desvio relativo médio do TS, GAPath, GAMixDecoder e GAMixOrdenacao para as instâncias NSF correspondentes com λ comprimentos de onda. As últimas cinco colunas mostram o limite superior, desvio relativo médio do TS, GAPath, GAMixDecoder e GAMixOrdenacao para as instâncias EONNET correspondentes com λ comprimentos de onda. O menor desvio padrão para cada instância é apresentado em negrito.

Tabela 2: Comparação das heurísticas TS, GAPath, GAMixDecoder e GAMixOrdenacao para as instâncias do conjunto D.

λ	NSF					EONNET				
	UB	TS (%)	GAPath (%)	GAMixDecoder (%)	GAMixOrdenacao (%)	UB	TS (%)	GAPath (%)	GAMixDecoder (%)	GAMixOrdenacao (%)
10	198	0,51	4,44	4,65	4,85	285	1,40	1,51	1,51	1,58
11	218	4,59	8,76	9,04	8,67	301	2,33	1,50	1,79	1,56
12	218	0,0	3,90	2,61	2,48	317	3,15	1,74	1,80	1,67
13	238	4,20	7,86	5,76	5,76	329	3,34	1,49	1,19	1,37
14	238	0,42	3,36	0,92	1,13	337	2,67	1,01	0,00	0,03
15	248	1,21	3,47	0,69	0,73	344	1,74	0,76	0,00	0,00
16	258	2,33	3,64	1,24	1,01	350	1,43	0,63	0,00	0,00
17	263	1,90	2,24	0,42	0,27	356	1,12	0,59	0,00	0,00
18	267	2,25	1,24	0,15	0,15	362	1,66	0,58	0,00	0,00
19	268	1,49	0,04	0,00	0,00	367	1,63	0,44	0,00	0,00
20	268	1,12	0,00	0,00	0,00	370	1,08	0,30	0,00	0,00
21	268	0,75	0,00	0,00	0,00	373	0,80	0,32	0,00	0,00
22	268	0,37	0,00	0,00	0,00	374	0,53	0,05	0,00	0,00
23	268	0,00	0,00	0,00	0,00	374	0,00	0,00	0,00	0,00
24	268	0,00	0,00	0,00	0,00	374	0,00	0,00	0,00	0,00
Average:		1,41	2,60	1,70	1,67		1,53	0,73	0,42	0,41

Em relação as 15 instâncias com 14 nós e 21 links baseadas em NSF, o desvio relativo médio do algoritmo TS foi 1,41%, enquanto que o GAPath foi 2,60%. GAMixDecoder e GAMixOrdenacao encontraram praticamente os mesmos resultados, e o desvio relativo médio foi 1,70% e 1,67%, respectivamente. Além de encontrarem mais soluções ótimas, GAMixDecoder e GAMixOrdenacao obtiveram, na média, resultados similares ao TS, o que não aconteceu com o GAPath de [Brandão et al., 2015b]. Em relação as instâncias maiores com 20 nós e 39 links baseadas em EONNET, mais uma vez as heurísticas GAMixDecoder e GAMixOrdenacao encontraram praticamente os mesmos resultados e o desvio relativo médio foi 0,42% e 0,41%, respectivamente. No entanto, elas foram quase duas vezes melhores que GAPath e quase quatro vezes melhores que o TS. O desvio relativo médio encontrado pelo TS foi 1,53% e por GAPath, 0,73%. Os resultados mostraram que a utilização do decodificador misto permitiu encontrar soluções promissoras e, em média, tão boas ou melhores que as soluções encontradas pelas heurísticas existentes na literatura para todos os grupos de instâncias testados.

As Figuras 2 e 3 ilustram (para a instância do conjunto B definida pela rede DFN-BWIN com 20 requisições de caminhos óticos) como as melhores soluções encontradas por GAPath, GAMixDecoder e GAMixOrdenacao evoluem ao longo dos seis e sessenta primeiros segundos de tempo de processamento, respectivamente. Elas mostram que o GAMixOrdenacao encontra melhores soluções mais rápido que os demais algoritmos.

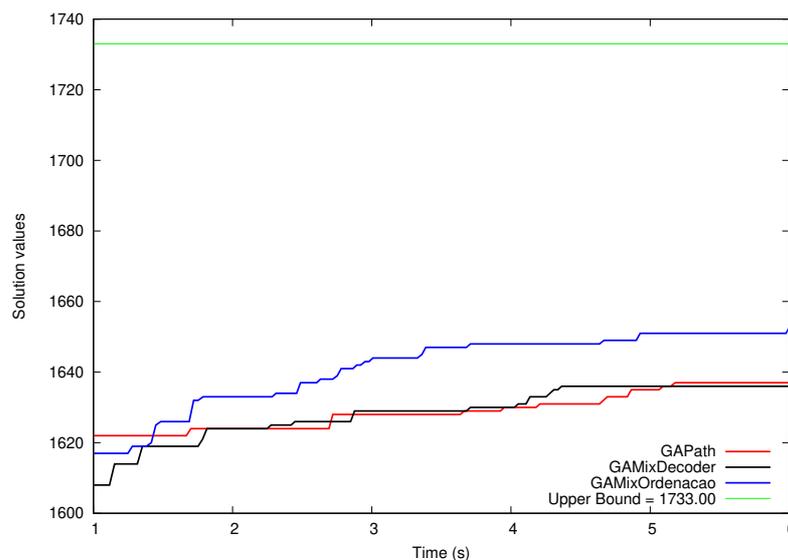


Figura 2: Evolução das melhores soluções encontradas por GAPath, GAMixDecoder e GAMixOrdenacao ao longo dos seis primeiros segundos de tempo de processamento para a instância do conjunto B definida pela rede DFN-BWIN com 20 requisições de caminhos óticos: a melhor solução obtida por GAMixOrdenacao é 1653, enquanto as encontradas por GAPath e GAMixDecoder foram somente 1639 e 1637, respectivamente.

5. Conclusões

Este trabalho tratou o problema de roteamento e atribuição de comprimentos de onda em redes WDM, que consiste em atribuir uma rota e um comprimento de onda a um conjunto de requisições de caminhos óticos, de modo que os caminhos óticos cujas rotas compartilham alguma fibra ótica usem comprimentos de onda diferentes e o número de requisições atendidas seja maximizado (max-RWA).

Foram propostas duas versões generalizadas da heurística GAPath, GAMixDecoder e GAMixOrdenacao. Com os resultados apresentados, pode-se notar que a generalização da heurística GAPath através de decodificadores mistos é uma solução promissora para resolver o problema de max-RWA. As heurísticas GAMixDecoder e GAMixOrdenacao conseguiram encontrar soluções

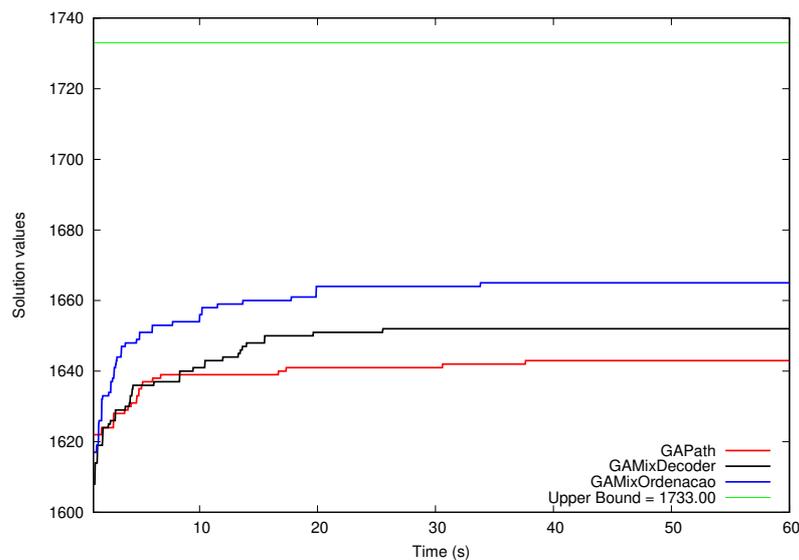


Figura 3: Evolução das melhores soluções encontradas por GAPath, GAMixDecoder e GAMixOrdenacao ao longo dos 60 primeiros segundos de tempo de processamento para a instância do conjunto B definida pela rede DFN-BWIN com 20 requisições de caminhos óticos: a melhor solução obtida por GAMixOrdenacao é **1665**, enquanto as encontradas por GAPath e GAMixDecoder foram somente **1643** e **1652**, respectivamente.

tão boas ou melhores que os demais métodos da literatura para todos os conjuntos de instâncias analisados.

Outra observação importante é que as heurísticas propostas neste artigo encontraram resultados similares em todos os conjuntos. No entanto, GAMixOrdenacao consegue encontrar soluções melhores que o GAMixDecoder já nos primeiros segundos de execução. Isto acontece porque além de escolher a maneira de ordenação, GAMixDecoder precisa definir a heurística que será utilizada. Como os resultados são semelhantes conclui-se que a chave que identifica a heurística é desnecessária pois a utilização da heurística SPT como decodificador já é suficiente para encontrar bons resultados. Por isso, pode-se afirmar que GAMixOrdenacao é a generalização mais promissora para a resolução do max-RWA, independente do conjunto de instâncias adotado.

Referências

- Bean, J. C. (1994). Genetic algorithms and random keys for sequencing and optimization. *ORSA Journal on Computing*, 2:154–160.
- Belgacem, L. e Puech, N. (2008). Solving large size instances of the RWA problem using graph partitioning. In *International Conference on Optical Network Design and Modeling*, Barcelona. IEEE.
- Brandão, J. S., Noronha, T. F., Resende, M. G. C., e Ribeiro, C. C. (2015a). A biased random-key genetic algorithm for single-round divisible load scheduling. *International Transactions Operational Research*, 22:823–839.
- Brandão, J. S., Noronha, T. F., e Ribeiro, C. C. (2015b). A biased random-key genetic algorithm to maximize the number of accepted lightpaths in WDM optical networks. *Journal of Global Optimization*, p. 1–23.
- Brandão, J. S., Noronha, T. F., e Ribeiro, C. C. (2015c). A genetic algorithm for maximizing the accepted demands in routing and wavelength assignment in optical networks. In *Proceedings of the 11th Metaheuristics International Conference*, Agadir.

- Buriol, L. S., Resende, M. G. C., Ribeiro, C. C., e Thorup, M. (2005). A hybrid genetic algorithm for the weight setting problem in OSPF/IS-IS routing. *Networks*, 46:36–56.
- Buriol, L. S., Resende, M. G. C., e Thorup, M. (2007). Survivable IP network design with OSPF routing. *Networks*, 49:51–64.
- Buriol, L. S., Hirsch, M. J., Pardalos, P. M., Querido, T., Resende, M. G. C., e Ritt, M. (2010). A biased random-key genetic algorithm for road congestion minimization. *Optimization Letters*, 4: 619–633.
- Chen, C. e Banerjee, S. (1996). A new model for optimal routing and wavelength assignment in wavelength division multiplexed optical networks. In *Proceedings of the Fifteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer Societies. Networking the Next Generation*, volume 1, p. 64–171, San Francisco.
- Choi, J. S., Golmie, N., Lapeyrere, F., Mouveaux, F., e Su, D. (2000). A functional classification of routing and wavelength assignment schemes in DWDM networks: Static case. In *Proceedings of the 7th International Conference on Optical Communication and Networks*, p. 1109–1115, Paris.
- Dzongang, C., Galinier, P., e Pierre, S. (2005). A tabu search heuristic for the routing and wavelength assignment problem in optical networks. *IEEE Communications Letters*, 9:426–428.
- Ericsson, M., Resende, M. G. C., e Pardalos, P. M. (2002). A genetic algorithm for the weight setting problem in OSPF routing. *Journal of Combinatorial Optimization*, 6:299–333.
- Erlebach, T. e Jansen, K. (2001). The complexity of path coloring and call scheduling. *Theoretical Computer Science*, 255:33–50.
- F., N. T. e Ribeiro, C. C. (2006). Routing and wavelength assignment by partition coloring. *European Journal of Operational Research*, 171:797–810.
- Gonçalves, J. F. e Resende, M. G. C. (2011). Biased random-key genetic algorithms for combinatorial optimization. *Journal of Heuristics*, 17:487–525.
- Gonçalves, J. F., de Magalhães Mendes, J. J., e Resende, M. G. C. (2005). A hybrid genetic algorithm for the job shop scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 167: 77–95.
- Goulart, N., de Souza, S. R., Dias, L. G. S., e Noronha, T. F. (2011). Biased random-key genetic algorithm for fiber installation in optical network optimization. In *Proceedings of the 2011 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, p. 2267–2271, New Orleans.
- Jaumard, B., Meyer, C., Thiongane, B., e Yu, X. (2004). ILP formulations and optimal solutions for the RWA problem. In *Proceedings of the IEEE Global Telecommunications Conference*, volume 3, p. 1918–1924, Dallas.
- Jaumard, B., Meyer, C., e Thiongane, B. (2006). Ilp formulations for the routing and wavelength assignment problem: Symmetric systems. In *Handbook of optimization in telecommunications*, p. 637–677. Springer.
- Jaumard, B., Meyer, C., e Thiongane, B. (2007). Comparison of ILP formulations for the RWA problem. *Optical Switching and Networking*, 4:157–172.
- Jaumard, B., Meyer, C., e Thiongane, B. (2009). On column generation formulations for the RWA problem. *Discrete Applied Mathematics*, 157:1291–1308.

- Kleinberg, J. (1996). *Approximation algorithms for disjoint paths problems*. PhD thesis, MIT, Cambridge.
- Krishnaswamy, R. e Sivarajan, K. (2001). Algorithms for routing and wavelength assignment based on solutions of LP-relaxation. *IEEE Communications Letters*, 5:435–437.
- Lee, T., Lee, K., e Park, S. (2000). Optimal routing and wavelength assignment in wdm ring networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 18:2146–2154.
- M. Grötschel, A. S., L. Lovász (1993). *Geometric Algorithms and Combinatorial Optimization*, volume 2. Algorithms and Combinatorics, Springer-Verlag.
- Manohar, P., Manjunath, D., e Shevgaonkar, R. K. (2002). Routing and wavelength assignment in optical networks from edge disjoint path algorithms. *IEEE Communications Letters*, 5:211–213.
- Martins, A. X. (2011). *Metaheurísticas e Formulações para a resolução do Problema de Roteamento e Alocação de Comprimentos de Onda em Redes Ópticas*. PhD thesis, Universidade Federal de Minas Gerais.
- Martins, A. X., Duhamel, C., Mahey, P., de Souza, M. C., e Saldanha, R. R. (2012). Geração de colunas para o problema de roteamento e atribuição de comprimentos de onda. In *Anais do XLIV Simp. Bras. Pesq. Operacional*, p. 1–12, Rio de Janeiro.
- Noronha, T. F., Resende, M. G. C., e Ribeiro, C. C. (2008). Efficient implementation of heuristics for routing and wavelength assignment. *Lecture Notes in Computer Science*, 5038:169–180.
- Noronha, T. F., Resende, M. G. C., e Ribeiro, C. C. (2011). A biased random-key genetic algorithm for routing and wavelength assignment. *Journal of Global Optimization*, 50:503–518.
- Ramaswami, R. e Sivarajan, K. (1994). Optimal routing and wavelength assignment in all-optical networks. In *Proc. of IEEE INFOCOM Conference on Computer Communications*, p. 970–979, Toronto.
- Reis, R., Ritt, M., Buriol, L. S., e Resende, M. G. C. (2011). A biased random-key genetic algorithm for OSPF and DEFT routing to minimize network congestion. *International Transactions in Operational Research*, 18:401–423.
- Roque, L., Fontes, D., e Fontes, F. (2014). A hybrid biased random key genetic algorithm approach for the unit commitment problem. *Journal of Combinatorial Optimization*, 28(1):140–166.
- Schrage, L. (1979). A more portable Fortran random number generator. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 5:132–138.
- Spears, W. e deJong, K. (1991). On the virtues of parameterized uniform crossover. In Belew, R. e Booker, L., editors, *Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, p. 230–236, San Mateo. Morgan Kaufman.
- Zang, H., Jue, J. P., e Mukherjee, B. (2000). A review of routing and wavelength assignment approaches for wavelength-routed optical WDM networks. *Optical Networks Magazine*, 1:47–60.