

Roteamento, Nível de Modulação e Alocação de Espectro em Redes Ópticas Elásticas via Algoritmo Genético

Rafael Marques, Lisandro Lovisolo, Marcelo Rubinstein e José Franco Amaral

Resumo— Este trabalho propõe um algoritmo genético para tratar o problema de Roteamento, Modulação e Alocação de Espectro (RMLSA - *Routing, Modulation Level and Spectrum Assignment*) em Redes Ópticas Elásticas (EONs - *Elastic Optical Networks*). O algoritmo é configurado para minimizar as taxas de bloqueio e de fragmentação espectral. Os resultados demonstram um melhor desempenho em comparação com um algoritmo voraz, evidenciando a eficácia do algoritmo genético proposto.

Palavras-Chave— Redes Ópticas Elásticas, RMLSA, DWDM, Algoritmo Genético.

Abstract— This work proposes a genetic algorithm for the Routing, Modulation Level, and Spectrum Assignment (RMLSA) problem in Elastic Optical Networks (EONs). The algorithm is configured to minimize blocking and spectral fragmentation ratios. The results demonstrate a better performance when compared with a greedy algorithm, highlighting the effectiveness of the proposed genetic algorithm.

Keywords— Elastic Optical Networks, RMLSA, DWDM, Genetic Algorithm.

I. INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, houve um aumento exponencial na demanda de tráfego de dados, exigindo melhorias significativas da infraestrutura de rede para comportá-la e oferecer serviços de comunicações adequados. As redes ópticas WDM (*Wavelength Division Multiplexing*) se apresentam como uma alternativa para comportar as demandas resultantes no núcleo de rede. Serviços de *streaming*, videoconferência, e processamento em nuvem, e aplicações como jogos online, IoT, entre outros, aumentaram ainda mais a demanda por largura de banda. Em resposta, surgiram as redes ópticas elásticas [1] com alocação de bandas espectrais mais flexível. As EONs (*Elastic Optical Networks*) oferecem capacidade aprimorada de lidar com a variedade das taxas demandadas da rede.

A alocação de rotas para atender às demandas implica a escolha de níveis de modulação e faixas espectrais (sub-portadoras) para atendimento das demandas. Tal problema é conhecido como Roteamento, Modulação e Alocação de Espectro (RMLSA - *Routing, Modulation Level, and Spectrum Assignment*) e trata da escolha de rotas entre os nós de origem e de destino das demandas, seus níveis de modulação e faixas espectrais necessária, ao mesmo tempo que procura maximizar a quantidade de demandas atendidas, ou outros compromissos de desempenho, utilizando os recursos da rede de forma eficiente [1]. Este trabalho investiga a solução do RMLSA utilizando um algoritmo genético (GA - *Genetic Algorithm*) para buscar soluções multiobjetivos; emprega-se

uma função de avaliação que busca minimizar a fração de demandas bloqueadas e a fragmentação do espectro. GAs já foram empregados para o RMLSA anteriormente. Por exemplo, [4] usam um GA para reduzir o bloqueio de demandas quando sob alto tráfego e para minimizar a quantidade de fatias espectrais quando o tráfego é baixo. [5] empregam o GA para resolver o problema de RMLSA e minimizar a quantidade de fatias utilizadas por enlace usando duas populações que evoluem em paralelo com critérios de seleção e taxas de mutação distintos, com migração de indivíduos entre as populações. Mais recentemente, [6] propõem GAs para o RMLSA, codificando a rota e alocação de demandas no mesmo cromossomo (um gene para cada) usando uma série de índices de desempenho de rede (entre eles a fragmentação espectral) para avaliar o desempenho da solução.

Partimos de [3] que empregam o GA para encontrar soluções do RMLSA usando funções de avaliação que visam minimizar o compartilhamento de rotas, minimizar a quantidade de fatias espectrais utilizadas e minimizar conjuntamente a quantidade de rotas e de fatias espectrais separadamente. Este trabalho propõe uma função de avaliação para minimizar conjuntamente o bloqueio e a fragmentação espectral. Diferentemente de [3], [4], [5], consideramos a fragmentação espectral como um objetivo a minimizar. Já [6] considera a fragmentação como um índice de desempenho da solução, mas não como um critério de otimização – sendo um indicador de controle. Ao empregar uma função de avaliação mista, encontramos soluções que minimizam o bloqueio e a fragmentação espectral conjuntamente. Além disso, avaliamos estatisticamente o desempenho do algoritmo sob diferentes condições de operação da EON.

A seguir, a Seção II discorre sobre EONs e o problema RMLSA. A Seção III apresenta o algoritmo voraz. A Seção IV apresenta o GA proposto. A Seção V traz informações sobre a implementação e os cenários de testes e apresenta os resultados obtidos. Por fim, a Seção VI conclui este trabalho.

II. REDES ÓPTICAS ELÁSTICAS E O PROBLEMA RMLSA

Em uma EON [1], utilizando a técnica SLICE (*Spectrum-Sliced Elastic Optical Path Network*) ou “grade flexível”, o espectro é dividido em pequenas fatias (*slots*) de largura de banda fixa, conforme estabelecido pela recomendação ITU-T (*International Telecommunication Union-Telecommunication Standardization Sector*) G.694.1, com granularidade de 12,5 ou 6,25 GHz [10]. Cada caminho óptico é formado por um conjunto de fatias totalizando uma largura de banda mais próxima à demandada. Para uma largura de banda da fibra óptica igual a 4,475 THz [9] e a granularidade de 12,5 GHz por fatia, tem-se 358 fatias em cada enlace.

Inicialmente, tem-se o problema batizado de Roteamento e Alocação de Espectro (*Routing and Spectrum Allocation - RSA*). O uso da tecnologia OFDM (*Orthogonal Frequency*

Rafael Marques, e-mail: rafael.amc97@outlook.com; Lisandro Lovisolo, e-mail: lisandro@uerj.br; Marcelo Rubinstein, e-mail: rubi@uerj.br; José Franco Amaral, e-mail: franco@uerj.br. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Eletrônica (PEL), Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ), Rio de Janeiro, RJ. Este trabalho foi parcialmente financiado pelo CNPq, processo 312743/2023-8 e pela FAPERJ. Além disso, a pesquisa foi parcialmente financiada pelo CNPq (proc. 405940/2022-0) e pela CAPES – Código de Financiamento 88887.954253/2024-00 e Código de Financiamento 001.

Division Multiplexing) e o desenvolvimento de transmissores ópticos melhores tornaram possível a utilização de diferentes níveis de modulação por caminho óptico, o que resulta na adicional atribuição do nível de modulação em cada subportadora [1], o problema RMLSA. Sua solução deve utilizar os recursos da rede de maneira eficiente e diminuir o bloqueio de demandas, um bloqueio ocorre quando faltam recursos de rede para atender a uma demanda.

Em EONs, é importante armazenar caminhos e informações de espectro livre em toda rede para prover adaptabilidade, de forma que algoritmos de roteamento do tipo Estado de Enlace (*Link State - LS*) modificados são mais indicados. Neles, cada nó guarda informações dos recursos disponíveis na rede inteira. Por exemplo, o protocolo OSPF-TE (*Open Shortest Path First - Traffic Engineering*), do tipo LS, comporta informações de engenharia de tráfego, por isso é adequado para EONs [7]. O OSPF utiliza o algoritmo Dijkstra para determinar o caminho de menor custo entre dois nós da rede a partir do conhecimento de toda a topologia da rede. Para prover mais de uma opção de rota, é comum utilizar o algoritmo de Yen (baseado no Dijkstra) para encontrar as K -rotas de menores custos entre dois pontos da rede [11].

Quanto maior o nível de modulação, mais bits por símbolo cada subportadora OFDM carrega. Porém, menor é a robustez ao ruído, i.e., maior é a taxa de erro de bits sob as mesmas condições operacionais. Consequentemente, quanto maior o nível de modulação, menor é o comprimento do enlace sob a mesma OSNR (*Optical Signal to Noise Ratio*), para uma mesma BER (*Bit Error Rate*) e/ou qualidade de transmissão alvos [8]. Em uma subportadora, a taxa de transmissão C é

$$C = B \log_2 M, \quad (1)$$

na qual, B representa a largura do espectro a ser alocada em GHz, e M é o nível de modulação adotado [12]. Num caminho óptico, a taxa de transmissão depende da largura de banda (a quantidade de fatias) e do nível de modulação. O comprimento do caminho óptico da rota empregada para atender uma demanda define o nível de modulação, e quanto maior o percurso menor o nível de modulação. E, o nível de modulação determina a quantidade de fatias necessárias para atender à taxa de uma demanda através de um caminho óptico.

III. SOLUÇÃO VORAZ

Um algoritmo voraz faz uma escolha sem jamais reconsiderá-la, independentemente das consequências futuras dessa escolha [14]. Neste algoritmo, as demandas são ordenadas em ordem decrescente, atendendo primeiro aquelas que demandam maiores taxas de transmissão.

Conforme será detalhado na Seção IV, a ordenação decrescente será empregada para ordenar os genes dos cromossomo de forma a definir a ordem que as demandas serão atendidas pelo GA (primeiro algoritmo proposto). Além disso, propusemos um algoritmo voraz para comparar os resultados do algoritmo genético proposto, descrito a seguir.

O atendimento das demandas nas EONs pode empregar diversos critérios de seleção e políticas de alocação de recursos. Um exemplo de política de alocação é o *First-Fit* [2], que procura acomodar as demandas nas fatias livres mais próximas

ao início do espectro. Esta é a que usamos. Nota-se que a abordagem voraz difere da política de alocação; a última está relacionada à forma como os recursos da rede são empregados para atender às demandas, enquanto o primeiros se refere à ordem em que as demandas são atendidas.

As demandas apresentadas à rede são ordenadas das maiores para as menores taxas (ordem decrescente). Então, inicia-se a alocação de espectro seguindo a política de alocação *First-Fit*. Seguindo a ordem decrescente de taxa, calcula-se o comprimento da rota e a quantidade de fatias e o nível de modulação correspondentes para a k -ésima rota (dentre as K rotas de menor custo retornadas pelo algoritmo Yen). Se há recursos espectrais para atender à demanda, as primeiras fatias livres do espectro são alocadas. Caso contrário, passa-se para a próxima rota, até as K rotas serem testadas. Se nenhuma delas permitir atender satisfatoriamente à demanda, computa-se um bloqueio. Esse processo é iterado para as D demandas em ordem decrescente de taxas.

IV. ALGORITMO GENÉTICO PROPOSTO

Os algoritmos genéticos são inspirados na teoria da seleção natural das espécies de Charles Darwin. Eles são usados para encontrar soluções de problemas usando populações. Cada indivíduo representa uma possível solução. Avalia-se os desempenhos dos indivíduos usando uma função de avaliação para selecionar aqueles que se mantêm na população ou via acasalamento (*crossover*) geram descendentes. Com isso, exploram-se soluções para o problema para procurar a de melhor desempenho.

Cada cromossomo codifica um indivíduo da população; ele representa uma possível solução para o problema RMLSA. Um cromossomo contém $n = 1 \dots D$ genes, i.e, a quantidade de genes é igual à quantidade de demandas apresentadas à rede. O d -ésimo gene codifica uma rota para a d -ésima demanda indexando uma das K rotas de menor custo para a demanda d – o custo é definido pela quantidade de saltos da rota. Tal esquema de codificação é ilustrado na Fig. 1.

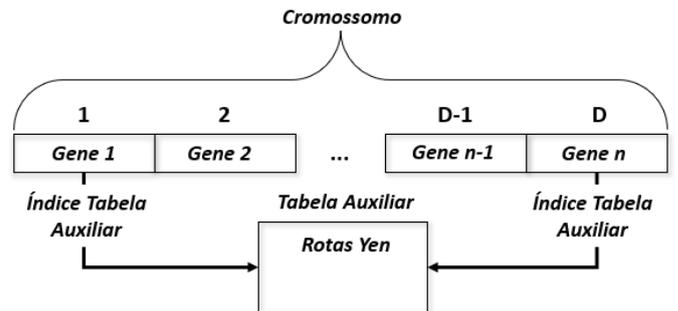


Fig. 1. Codificação do cromossomo usando a tabela auxiliar.

Para seleção, os indivíduos são concatenados sobre uma linha tal que o comprimento da seção correspondente ao indivíduo é proporcional à sua aptidão. Anda-se ao longo da linha com passos de tamanho igual - inicia-se de um ponto menor que o tamanho do passo, sorteado aleatoriamente - e o indivíduo correspondente à seção alcançada no passo é selecionado. Emprega-se elitismo de forma que o indivíduo

que apresenta a melhor aptidão em uma geração é replicado na próxima. Os indivíduos são aleatoriamente selecionados para acasalamento (*crossover*). No acasalamento, aleatoriamente formam-se pares de indivíduos que geram descendentes com metade dos genes de cada progenitor, trocados na metade dos progenitores.

O operador de mutação altera as rotas (genes) dos descendentes aleatoriamente – troca-se a rota codificada no gene por outra dentre as K possíveis. Isso muda o caminho óptico e pode mudar o comprimento da rota e, conseqüentemente, o nível de modulação e o número de fatias necessárias para atender à demanda. A probabilidade de mutação para cada gene foi arbitrada em 0,2 e todos os K caminhos têm probabilidades iguais. O critério de parada é o número de gerações.

Chamamos de bloqueio à razão entre a quantidade de demandas bloqueadas e a quantidade de demandas

$$\text{Bloqueio} = \frac{\text{quant_demandas_bloq}}{\text{quant_demandas_totais}} \times 100. \quad (2)$$

A fragmentação por enlace é a razão entre a quantidade de fatias das lacunas (fatias livres entre quaisquer duas demandas alocadas em um enlace) e a quantidade total de fatias do enlace ($\text{quant_enl} = 358$ fatias). A fragmentação da rede é o valor médio da fragmentação dos enlaces ocupados

$$\text{Fragmentação} = \frac{\sum_{i=1}^{\text{quant_enl}} \text{quant_fatias_lacunas}_i}{\text{quant_enl} \times \text{total_fatias}} \times 100. \quad (3)$$

O percentual de taxa atendida deve ser entendida como o percentual da demandada atendida. Ele é dado por

$$\text{Taxa_atendida} = \frac{\sum_{i=1}^D b_i \text{valor_taxas_demandada}_i}{\sum_{i=1}^D \text{valor_taxas_demandada}_i} \times 100, \quad (4)$$

onde $b_i = 1$ se a demanda for atendida e $b_i = 0$, caso contrário. Por fim, a ocupação espectral

$$\text{Ocupação} = \frac{\sum_{i=1}^{\text{quant_enl}} \text{quant_fatias_ocupadas}_i}{\text{quant_enl} \times \text{total_fatias}} \times 100 \quad (5)$$

é obtida calculando a média das ocupações espectrais em cada enlace (a razão entre a quantidade de fatias ocupadas no enlace e a quantidade total de fatias do enlace - 358 fatias) ocupado.

Os cromossomos são decodificados usando a tabela auxiliar e tem lugar a alocação dos recursos do enlace, usando em ordem decrescente e a política *First-Fit*.

A. Função de Avaliação

A avaliação confere uma aptidão para a alocação do espectro na rede das soluções (cromossomos). Neste trabalho, a função de avaliação atribui uma aptidão menor para os indivíduos que possuem menor fragmentação e menor bloqueio; neste sentido, quanto menor a aptidão, melhor é a solução, lembrando que o indivíduo de menor aptidão é selecionado para o acasalamento. A função de avaliação considera um compromisso entre o bloqueio e fragmentação, com o objetivo de minimizar dois aspectos de desempenho importantes de uma EON. A partir de experimentos prévios, arbitrou-se um peso de cinco para o

bloqueio e três para fragmentação. Assim, a aptidão atribuída à solução codificada em um cromossomo é

$$f_1(\text{Bloqueio}, \text{Fragmentação}) = \begin{cases} 0, & \text{se Bloqueio} = 0 \text{ e Fragmentação} = 0 \\ 0,5, & \text{se Bloqueio} = 0 \text{ e Fragmentação} \neq 0 \\ 5 \times \text{Bloqueio} + 3 \times \text{Fragmentação}, & \text{c.c} \end{cases}, \quad (6)$$

na qual, o termo “Bloqueio” se refere à razão de bloqueio. Estas três condições da função de avaliação representam três principais cenários, destacando cenários muito positivos, nos quais seria importante que aqueles indivíduos com essas características tivessem boa avaliação: o melhor caso, quando ambos o bloqueio e a fragmentação são zero; o caso intermediário, quando o bloqueio é zero, mas a fragmentação é diferente de zero; e todos os demais casos.

Avaiamos o desempenho, usando o bloqueio: o percentual de demandas não atendidas por falta de recursos. Ele deve ser pequeno, idealmente nulo, de forma que o maior número possível de demandas (clientes) seja atendido. Ele é ponderada com a fragmentação: a quantidade de fatias espectrais disjuntas alocadas para atender às demandas. As demandas devem ser o mais contíguas possível, com menos fatias livres entre as fatias que atendem às demandas – a fragmentação da banda pode dificultar a alocação de demandas futuras, desperdiçando recursos e acarretando baixa eficiência [2].

V. AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DOS ALGORITMOS

A. Condições de Simulação

Os algoritmos foram avaliados através de simulação. Como vimos, encontramos as K rotas possíveis para uma demanda através do algoritmo de Yen. Neste trabalho usamos inicialmente $K = 3$ em ambos os algoritmos.

No algoritmo genético, a população inicial é escolhida de forma aleatória. Porém, impõe-se que nela todas as rotas possíveis para todas as demandas estejam presentes, diferentemente de [3]. Isso se deve a uma observação empírica de que, quando rotas são ignoradas, diminuindo a diversidade populacional, o algoritmo pode demorar muito a encontrar uma solução com bom desempenho ou até mesmo não encontrá-la. Para isso, impõe-se que a população inicial seja no mínimo K vezes a quantidade de demandas inseridas na rede. Para aumentar a variedade genética da nossa população inicial, arbitramos a quantidade de indivíduos na população como $(K + 1) \times D$. Por exemplo, para $K = 3$ e 100 demandas, o tamanho da população é de 400 indivíduos. A taxa de mutação é arbitrada em 0,2%, nos experimentos.

A operação de seleção foi a roleta. Nessa abordagem, é como se todos os cromossomos fossem dispostos em uma roleta de forma que a área ocupada por cada cromossomo é diretamente proporcional a sua aptidão, quanto mais bem avaliado o cromossomo, maior a sua área e mais chances ele tem de ser escolhido para o acasalamento. O critério de parada é o atingimento de 50 gerações.

B. Topologia de Rede

Para testar o algoritmo proposto em uma rede com características realísticas, o aplicamos para encontrar soluções para demandas oferecidas à rede NSFNET, um *backbone*

estadunidense, conforme a Fig. 2. A NSFNET possui 16 nós e as distâncias entre os nós correspondem às distâncias reais entre as cidades.

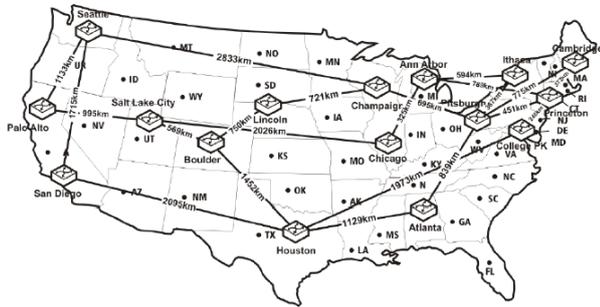


Fig. 2. A rede estadunidense NSFNET [17].

C. Demandas Ofertadas

O algoritmo foi testado com múltiplas rodadas (a seguir discutimos o número de rodadas empregado) para 30, 100 e 150 demandas de entrada, que resultam em populações com 120, 400 e 600 indivíduos respectivamente. Cada rodada executa o GA com 50 gerações. Em cada rodada, a origem, o destino e as taxas da demada são sorteadas. As distribuições empregadas são uniformemente distribuídas. A origem e o destino podem ser quaisquer pontos distintos. As taxas variam entre 10 Gbps e 1 Tbps dentre uma lista de 10 taxas possíveis. O mesmo conjunto de demandas é apresentado ao algoritmo voraz e ao genético e as demandas são ordenadas de forma descendente de acordo com a taxa de transmissão requerida. Os algoritmos são executados 132 vezes (rodadas) de forma a obter as Distribuições de Probabilidade (CDFs - *Cumulative Distribution Functions*) dos índices de desempenho empregados para os diferentes números de demandas, apresentadas nas Figs. 3-5. Tal quantidade foi obtida através do teste de Wilcoxon (U de Mann-Whitney) [15] – determina-se a quantidade de execuções a partir da qual pode-se dizer que as sequências de índices advêm de uma mesma distribuição com grande probabilidade [16].

D. Resultados

O GA foi comparado com o algoritmo voraz em quatro parâmetros de desempenho (métricas) de rede: probabilidade de bloqueio e fragmentação (parâmetros da função de avaliação), percentual da taxa de transmissão total atendida e ocupação espectral da rede (parâmetros de controle do algoritmo). A análise a seguir se refere aos percentis 90 das métricas.

A Fig. 3 apresenta as CDFs para 30 demandas. A probabilidade de bloqueio foi de 0% e o percentual da taxa atendida foi de 100% em todos os casos. A diferença significativa neste cenário ocorre na fragmentação e ocupação, o GA apresentou fragmentação de 24,12% contra 34,83% do voraz, e a ocupação foi de 21,93% contra 14,97%.

A Fig. 4 apresenta as CDFs para 100 demandas. A probabilidade de bloqueio foi de 3% no GA contra 18,80% no voraz e o percentual da taxa atendida foi de 100% para ambos os

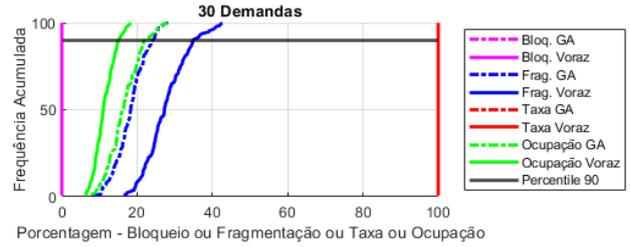


Fig. 3. CDFs dos resultados do GA e Voraz para 30 demandas.

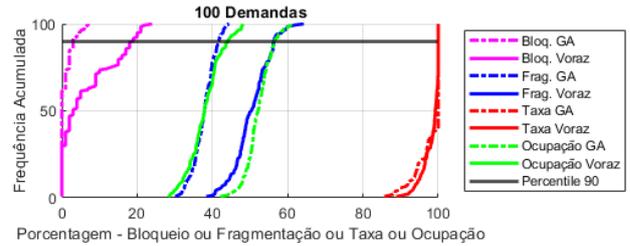


Fig. 4. CDFs dos resultados do GA e Voraz para 100 demandas.

algoritmos. O GA apresentou fragmentação de 41,74% contra 56,35% do voraz, e a ocupação foi de 56,58% contra 44,06%.

A Fig. 5 apresenta as CDFs para 150 demandas. A probabilidade de bloqueio foi de 13,33% no GA contra 50,53% no voraz e o percentual da taxa atendida foi de 94,30% contra 95,34%. O GA apresentou fragmentação de 39,14% contra 46,62% do voraz, e a ocupação foi de 66,35% contra 54,34%.

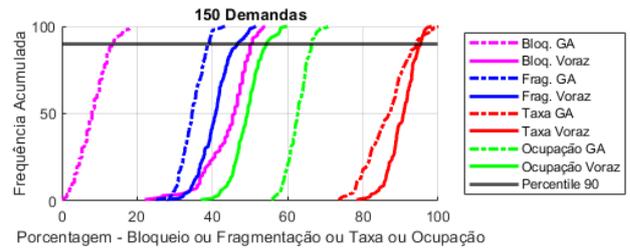


Fig. 5. CDFs dos resultados do GA e Voraz para 150 demandas.

O índice da taxa atendida com o GA é ligeiramente inferior ao do voraz no cenário de 150 demandas. Isso provavelmente se deve ao fato de o GA selecionar indivíduos que eventualmente bloqueiam mais demandas de tamanho intermediário para conseguir alocar uma quantidade maior de demandas total e atender a mais clientes, ao passo que o algoritmo voraz aloca suas demandas por ordem de tamanho, de forma que as maiores demandas encontram sempre a rede vazia e conseguem ser ocupadas, resultando em uma taxa de transmissão total maior. Vemos que a probabilidade de bloqueio menor do GA faz com que suas soluções ocupem mais a rede. Para atender mais demandas as soluções do GA utilizam mais fatias.

De forma geral, em termos de bloqueio e fragmentação (os critérios de desempenho que o GA considera), conclui-se que o algoritmo genético proposto obtém soluções com desempenhos muito superiores às do algoritmo voraz, em especial nos cenários mais demandantes de 100 e 150 demandas.

E. Influência do parâmetro K e do Bloqueio e Fragmentação

Com o objetivo de verificar o impacto dos parâmetros Bloqueio e Fragmentação sobre a função de avaliação f_1 , o GA proposto foi testado com duas funções de avaliação

$$f_2(\text{Bloqueio}) = \text{Bloqueio} \quad e \quad (7)$$

$$f_3(\text{Fragmentação}) = \text{Fragmentação}, \quad (8)$$

minimizando cada um deles individualmente para 100 demandas. A Fig. 6 apresenta a CDF do GA proposto para f_2 e f_3 . A probabilidade de bloqueio foi de 3% para f_2 e de 32% para f_3 , enquanto o percentual da taxa atendida foi de 100% para f_2 e de 96,29% para f_3 . A fragmentação foi de 54,02% para f_2 e 34,09% para f_3 , enquanto a ocupação foi de 53,96% para f_2 contra 56,36% para f_3 .

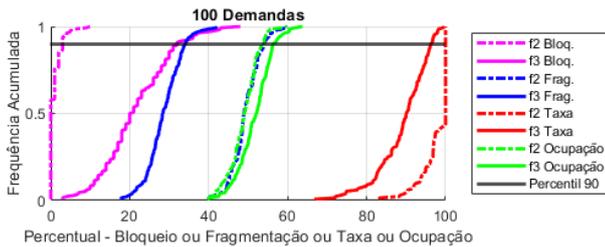


Fig. 6. CDFs dos resultados do GA para f_2 e f_3 para 100 demandas de entrada.

Com a função f_2 , a probabilidade de bloqueio se mantém igual enquanto a fragmentação piora, comparativamente a f_1 ; já, com f_3 , a fragmentação é minimizada enquanto a probabilidade de bloqueio e a taxa atendida deterioram. Estes resultados corroboram o desempenho obtido com os pesos atribuídos a f_2 e f_3 na composição de f_1 (ver Figs. 4 e 6).

Com o objetivo de verificar o impacto da variação do parâmetro K na função de avaliação f_1 , foi simulado o cenário de 100 demandas para o $K = 2$ e $K = 4$. A Fig. 7 apresenta a CDF do GA proposto para f_1 e $K = 2$ e $K = 4$. A probabilidade de bloqueio foi de 3% para $K = 2$ e de 4% para $K = 4$, o percentual da taxa atendida foi de 100% para ambos. A relação de fragmentação foi de 42,06% para $K = 2$ e 42,55% para $K = 4$, enquanto a ocupação foi de 54,46% para $K = 2$ contra 58,45% para $K = 4$.

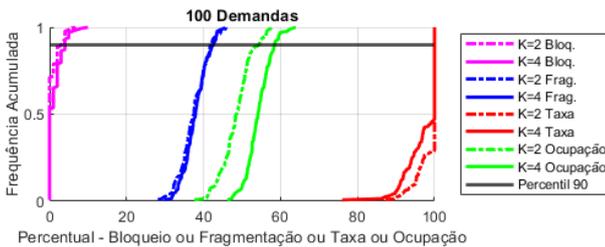


Fig. 7. CDFs dos resultados do GA para f_1 e $K = 2$ e $K = 4$ para 100 demandas de entrada.

Comparando as Figs. 4 e 7, nota-se pouca variação nas CDFs para $K = 2$ e $K = 3$. Como $K = 4$ oferece mais opções de rotas, inicialmente esperávamos resultados melhores; no entanto esta hipótese não se confirmou. Isso pode significar que o tamanho da população ou a quantidade de gerações não foram suficientes para varrer o maior espaço de

busca. Outra justificativa seria que as novas rotas possíveis são mais compridas e requerem mais fatias. Futuramente, pretendemos investigar mais este ponto.

VI. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou um algoritmo genético que procurou minimizar o bloqueio e a fragmentação espectral. Utilizamos uma abordagem estocástica para avaliar a proposta. No cenário da rede NSFNET, quando 150 demandas de taxas diversas são apresentadas à rede, vimos que o GA proposto resulta em percentis 90% iguais a 13,33%, para o bloqueio, e 39,14%, para a fragmentação. Em trabalhos futuros, pretende-se investigar novas funções de avaliação, considerando, por exemplo, a maximização da taxa de transmissão, novos cenários de simulação, entender melhor o impacto da quantidade de rotas possíveis K , e alternativas para os parâmetros do algoritmo genético.

REFERÊNCIAS

- [1] Jinno, M., Takara, H., Kozicki, B., Tsukishima, Y., Sone, Y. and Matsuoka, S. (2009). Spectrum-efficient and scalable elastic optical path network: architecture, benefits, and enabling technologies, *IEEE communications magazine* 47(11): 66–73.
- [2] Chatterjee, B. C., Sarma, N. and Oki, E., *Routing and spectrum allocation in elastic optical networks: a tutorial*. IEEE Communications Surveys & Tutorials, v. 17, n. 3, p. 1776-1800, 2015.
- [3] Fontes, M. F. et al., *Roteamento e alocação de espectro em redes ópticas elásticas via algoritmo genético*, Congresso Brasileira de Inteligência Computacional (CBIC), 2019.
- [4] Zhou, Xiang et al. Dynamic RMSA in elastic optical networks with an adaptive genetic algorithm. In: *2012 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*. IEEE, 2012. p. 2912-2917.
- [5] Gong, Long et al. A two-population based evolutionary approach for optimizing routing, modulation and spectrum assignments (RMSA) in O-OFDM networks. *IEEE Communications letters*, v. 16, n. 9, p. 1520-1523, 2012.
- [6] Villamayor-Paredes, Melisa M. Rosa et al. Routing, modulation level, and spectrum assignment in elastic optical networks. A route-permutation based genetic algorithms. *Optical Switching and Networking*, v. 47, p. 100710, 2023.
- [7] Casellas, Ramon et al. Design and experimental validation of a GMPLS/PCE control plane for elastic CO-OFDM optical networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, v. 31, n. 1, p. 49-61, 2012.
- [8] Bocoi, Adriana et al. Reach-dependent capacity in optical networks enabled by OFDM. In: *2009 Conference on Optical Fiber Communication*. IEEE, 2009.
- [9] Lu, W, et al., *Dynamic Service Provisioning of Advance Reservation Requests in Elastic Optical Networks*; In: *Journal of Lightwave Technology* (Volume 31, Issue 10); IEEE Aerospace and Electronic Systems Society; 26 de março de 2013; p. 1621 - 1627.
- [10] ITU-T. *ITU-T G.694.1: Spectral grids for WDM applications: DWDM frequency grid*. 29 de outubro de 2020. Disponível em: <https://handle.itu.int/11.1002/1000/14498>. Acesso em: 6 jun. 2024.
- [11] Yen, Jin Y., *Finding the k shortest loopless paths in a network*, *Management Science*, vol. 17, no. 11, pp. 712–716, 1971.
- [12] YUAN, Junling et al. A RMSA algorithm for elastic optical network with a tradeoff between consumed resources and distance to boundary. *Optical Fiber Technology*, v. 46, p. 238-247, 2018.
- [13] Zhang, Fatai et al., *GMPLS OSPF-TE extensions in support of flexible-grid in DWDM networks*, *RFC 8363*, 2012. <https://doi.org/10.1007/BF01386390>.
- [14] Talebi, Sahar et al. Spectrum management techniques for elastic optical networks: A survey. *Optical Switching and Networking*, v. 13, p. 34-48, 2014.
- [15] Wilcoxon, Frank et al. Critical values and probability levels for the Wilcoxon rank sum test and the Wilcoxon signed rank test. *Selected tables in mathematical statistics*, v. 1, p. 171-259, 1970.
- [16] Rodrigues, C. F. F., Lovisollo, L., and Mello, L. S., "Alocação de Recursos da Interface Aérea 5G a partir de um Critério de Utilidade," in *XL Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais (SBt2022)*, Sep. 2022, doi: 10.14209/sbrt.2022.1570814168.
- [17] Bibi, Hafsa et al. Dynamic wavelength grouping for quality of service in optical packet switching. *IEEE Access*, v. 9, p. 60946-60959, 2021.