

Aplicando Métricas de Ciências das Redes para Expansão de Redes Ópticas que dão Suporte a Comunicações Móveis

Fabio L. A. Almeida, e-mail: flaa76@hotmail.com, *Student Member, University of Pernambuco*; Clodomir J. S.

Junior, e-mail: clodomir@ieee.org, *Student Member, University of Pernambuco*; Carmelo J. A. Bastos-Filho, e-mail: carmelofilho@ieee.org, *Senior Member IEEE*; Daniel A. R. Chaves, e-mail: darc@ecomp.poli.br, *Member IEEE*

Resumo—Redes ópticas são muito utilizadas em sistemas de comunicações móveis e necessitam possuir uma boa relação de balanceamento de tráfego combinada com um grande resiliência diante a falhas sistêmicas. Formas tradicionais de expansão de redes ópticas nem sempre são eficientes no que diz respeito a melhor desempenho e maior poder de robustez, no qual aspectos importantes não são analisados e nem melhorados. Nesse âmbito, a aplicação de Ciências das Redes pode ser utilizada para analisar aspectos que geralmente são negligenciados no processo de expansão de uma rede, levando em consideração características funcionais de cada tipo de rede utilizando algumas métricas de desempenho. O objetivo deste artigo é propor um método de ampliação, aplicando conceitos de Ciências das Redes com o auxílio de otimização multiobjetivo com suporte de computação evolucionária, na adição de enlaces entre os nós existentes de forma eficiente tecnicamente, buscando mais balanceamento de tráfego e maior resiliência desta rede.

Index Terms—Redes ópticas, comunicações móveis, ciência das redes, resiliência, otimização multiobjetivo, inteligência computacional

I. INTRODUÇÃO

Com o grande número de dispositivos móveis que utilizam redes de telefonia móvel, como *smartphones*, *tablets* e *laptops*, houve um aumento na demanda de tráfego e, conseqüentemente, uma necessária elevação na oferta a acesso de transmissão de dados pelas operadoras de telecomunicações. A infraestrutura de rede de transmissão de dados para prover acesso à Internet e outros serviços de Telecomunicações exige elevadas taxas de transmissão e é constituída, basicamente, por redes de comunicações ópticas [1].

Atualmente, os sistemas ópticos oferecem possibilidade de expansão da capacidade de transmissão aliada à alta disponibilidade e confiabilidade [2]. Uma fibra óptica pode fornecer centenas de canais em diferentes comprimentos de onda, cada um podendo operar em até centenas de Gb/s [3]. O fornecimento de maior tráfego de dados está diretamente relacionado, entre outros fatores, a um melhor desempenho desta rede óptica. Uma rede com um tráfego de dados balanceado e uma alta resiliência impacta diretamente para um bom desempenho na disponibilização de serviços de transporte de dados.

Conceitos de Ciência das Redes e métricas de redes complexas, podem ser úteis na análise de redes ópticas [1]. Arranjos topológicos impactam diretamente no tráfego de dados e no processo de recuperação de falhas. Redes com

poucos enlaces compartilham, com mais frequência, os enlaces existentes tornando essa rede mais vulnerável diante de falhas que interrompam ligações em nós estratégicos. Com um processo de expansão do número de enlaces dessa rede há uma melhoria na divisão de tráfego de dados, diminuindo o compartilhamento de enlaces e promovendo o aumento da robustez dessa topologia. Uma forma de mensurar a divisão de carga de tráfego é a utilização da métrica centralidade entre nós (*Betweenness Centrality*- BC), que mede a importância relativa de um nó, medindo a quantidade de tráfego fluindo através desse nó para outros nós na rede. Quanto menor o valor de BC, mais equânime a distribuição da carga. A robustez de uma rede pode ser mensurada com a utilização da métrica conectividade algébrica (*algebraic connectivity*- AC) que depende diretamente do número de nós e da maneira pela qual os nós estão ligados. Quanto maior o AC, maior a robustez, portanto uma rede mais resiliente.

Alterações topológicas envolvem aspectos conflitantes e difíceis de serem avaliados, pois em diversas situações, apresentam objetivos distintos. As abordagens multi-objetivo- MO são muito eficazes para a solução desses tipos de problemas. Uma forma de lidar com situações em que mais de um objetivo deve ser alcançado é a utilização de algoritmos evolucionários multiobjetivos (*Multiobjective Evolutionary Algorithms*- MOEAs), que são eficazes em problemas que envolvem MO. MOEAs podem ser utilizados para resolver problemas relacionados com arranjos topológicos de redes que apresentem abordagens multiobjetivos [4]. O algoritmo apresenta um conjunto de soluções com relação de compromisso entre os objetivos. Para isso, a análise do resultado denominado Frente de Pareto (*Pareto front*), significa que uma ação no sentido de aumentar o valor de um objetivo irá, necessariamente, diminuir o valor do outro objetivo. A Frente de Pareto é uma ferramenta muito eficaz, pois auxilia na tomada de decisão diante de um conjunto de melhores resultados [5].

No presente trabalho propõe-se desenvolver uma metodologia para realizar expansão de redes ópticas. São utilizados algoritmos multiobjetivos eficazes na resolução de problemas com objetivos distintos. A aplicação dos algoritmos de otimização, se dá em ambiente de simulação [2] e com o intuito de determinar a alocação de novos enlaces na arquitetura topológica [6].

O restante deste artigo está organizado da seguinte forma:

Seção II apresenta a fundamentação teórica; A Seção III a metodologia aplicada ao problema; A Seção IV os resultados obtidos e a Seção V conclusões.

II. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nessa sessão são descritas métricas de Ciência das Redes complexas e algoritmos multiobjetivos.

A. Métricas de Ciência de Redes complexas

Uma rede pode ser modelada como um grafo $G = (N, L)$, em que N é um conjunto denominado de nós ou vértices e L é um conjunto de enlaces ou arestas que representam as ligações entre os nós desta rede. Para quantificar o número de nós e o número de enlaces da rede, usa-se $n = |N|$ e $l = |L|$, respectivamente. Um formato típico de representação de G é por meio de matrizes de adjacências. Uma matriz de adjacências \mathbf{A} indica se há ligação entre dois nós i e j de G quando um elemento $a_{i,j} = 1$, enquanto $a_{i,j} = 0$ indica que não há. Se a rede representada por G possui apenas conexões bidirecionais, a matriz \mathbf{A} é simétrica [1] em relação a diagonal principal.

Um grafo é dito conexo quando existe um caminho entre todos os pares de nós origem-destino. Quando não há caminho para conectar pelo menos um par de nós da rede, o grafo é dito não conexo. Sendo assim grafo conexo representa uma rede conectada e o grafo não conexo representa uma rede não conectada.

Existem várias métricas que são utilizadas em redes complexas. Uma medida de centralidade amplamente usada é a centralidade por proximidade (*closeness*), que avalia a distância média de um a todos os demais nós da rede, considerando os caminhos mais curtos (*shorter paths*- SPs).

Além disso, também é útil quantificar a capacidade de um grafo de facilitar o fluxo de informações por meio de métricas de centralidade que consideram a rede como um todo. Freeman [7] realizou um estudo abrangente sobre centralidade de grafos e propôs a métrica de centralização.

A métrica centralidade entre nós (*Betweenness Centrality*- BC) é uma medida de centralidade de um vértice em uma rede. Ela é igual ao número de SPs de todos os vértices para quaisquer outros vértices que passam por um determinado nó [8], representa a centralidade de um nó ou de um enlace em relação à rede como um todo.

Os nós (ou enlaces) que são usados para compor muitos SPs possuirão valor elevado de BC. Em contrapartida, nós (ou enlaces) que são usados para compor poucos SPs possuirão baixo valor de BC [9]. O valor médio de BC considerando todos os nós (enlaces) do grafo pode ser usado como medida de centralidade geral da rede.

Outro grupo de métricas usado para análise de redes é derivado dos autovalores de matrizes que representam a rede. Além da matriz de adjacências (\mathbf{A}), são usadas na análise espectral a matriz de grau (\mathbf{D}) e a matriz laplaciana da rede (\mathbf{L}). A matriz \mathbf{D} é uma matriz diagonal $N \times N$ que contém o grau dos nós na sua diagonal principal. A matriz \mathbf{L} é definida como $\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{A}$. O conjunto ordenado dos N autovalores de \mathbf{A} ou de \mathbf{L} é conhecido como espectro do grafo G . Se existem

dois grafos com conjuntos similares de autovalores, é provável que estes dois grafos apresentem uma estrutura semelhante ou um isomorfismo [10]. O maior autovalor de \mathbf{A} é denominado raio espectral (ρ). Esta métrica é usada para análise de fluxo em redes, como em estudos sobre disseminação de doenças [11]. O segundo menor autovalor de \mathbf{L} é denominado conectividade algébrica (*algebraic connectivity*- AC). Este autovalor está associado a diferentes variantes de grafos importantes, tais como número isoperimétrico e o diâmetro. Foi comprovado que grafos com AC alta tem propriedades de alta conectividade importantes em várias aplicações relacionadas a nós concentradores e expansores [12]. Um elevado valor de AC indica uma maior dificuldade para dividir o grafo em duas componentes quando arestas são removidas deste grafo [13].

Foram escolhidas as métricas centralidade entre nós- BC por apresentar medida referente a divisão de cargas de tráfego e a métrica conectividade algébrica- AC por representar a robustez de uma rede. À medida que uma rede apresenta um aumento de tráfego de dados em determinados enlaces consequentemente diminui sua resiliência, pois a rede fica mais vulnerável a falhas que interrompam o tráfego desses dados ao longo da rede.

B. Algoritmos evolucionários multiobjetivos- MOEAs

Nas últimas duas décadas diversos problemas relacionados à otimização tem sido tratados por meio da utilização de algoritmos de otimização [14]. Em muitos cenários práticos existem situações com mais de um objetivo conflitantes, que devem ser analisados com o intuito de se obter uma solução ou um conjunto de soluções para um determinado problema [15]. Nos casos em que os objetivos são conflitantes e não se sabe exatamente a relação de ponderação entre eles, é necessário utilizar algoritmos que sejam capazes de avaliar e comparar as soluções de uma forma mais adequada utilizando inteligência computacional [16]. Uma das formas e a utilização do critério de dominância, em que uma solução domina outra quando seus valores são melhores em todos os objetivos [17]. Em problemas multiobjetivos, as soluções ótimas são aquelas que não são dominadas por qualquer outra solução. As melhores soluções não dominadas são guardadas em um arquivo externo ou utiliza-se elitismo para manter o conhecimento das melhores soluções no processo iterativo.

Muitos trabalhos utilizam algoritmos multiobjetivos- MO para resolução de problemas, como relações entre o desempenho de rede e o custo foram estudados em diversos trabalhos. Araújo et. al [18] propuseram uma abordagem evolucionária multiobjetivo que considera a probabilidade de bloqueio e o custo de implantação da rede. Bastos-Filho et. al [19] propuseram uma abordagem que visa obter soluções que reduzem simultaneamente o consumo de energia, a probabilidade de bloqueio e o custo da rede. Dharmaweera et. al [20] propuseram uma heurística para planejar redes ópticas considerando consumo de energia, custo e resiliência. Já Paiva et. al [21] propuseram o uso de *twin graphs* para o planejamento de redes de transporte ópticas. Em todos os casos, conhecer o impacto que os valores das métricas topológicas fornecem sobre o desempenho de uma rede em operação é útil para o processo

de análise e de planejamento e otimização de topologias de redes.

Existem exemplos desses algoritmos em computação evolucionária- CE e inteligência de enxames- IE. Entre os de CE podem ser citados o *Nondominated sorting Genetic Algorithm II*- NSGAI [22] e o *Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2*- SPEA2 [23]. Entre algoritmos oriundos da área de IE pode ser citado o *Speed-constrained Multiobjective Particle Swarm Optimization*- SMPSO [24].

Como o problema estudado nesse trabalho é modelado em apenas dois objetivos conflitantes, foram utilizados esses três algoritmos: NSGAI, SMPO e SPEA2 como metas heurísticas para a adição de novos enlaces em uma rede, pois são amplamente utilizados nesse tipo de problema. Araújo et al. [27] compararam o uso de várias metas heurísticas, incluindo NSGAI, SPEA2 e SMPSO, e mostraram que os algoritmos NSGAI e SPEA2 fornecem os melhores resultados e apresentaram desempenhos semelhantes para os casos de estudo. Além disso, outros trabalhos sobre o projetos de redes ópticas aplicaram o algoritmo NSGAI e demonstraram que a melhoria na qualidade das soluções ocorre principalmente devido a ajustes relacionados aos operadores [18]. Assim, a meta-heurística implantada tem um impacto secundário na qualidade da Frente de Pareto obtida. Algoritmos multi-objetivos visam encontrar a melhor frente de Pareto para um determinado problema. O melhor conjunto de soluções não dominadas é conhecido como *Pareto Optimal Set* [25].

Muitas métricas foram propostas para avaliar o desempenho dos MOEAs [28]. O hipervolume- HP pode ser utilizado como um indicador que pode avaliar a convergência e a diversidade simultaneamente. O cálculo do HP é implementado para avaliar um valor referente à área da superfície limitada entre a frente de Pareto e as retas obtidas a partir dos valores máximos encontrados para as funções objetivo dentre os resultados comparados. O HP foi proposto por Zitzler e Thiele [29].

Outra maneira para avaliar os resultados de MO's é pelas Frontes de Pareto (*Pareto front*- PF) que, tem por definição, para promover um aumento no valor de um objetivo consequentemente ocasionará a diminuição do outro objetivo. O ótimo de Pareto (*Pareto optimal*- PO) é o conjunto de soluções onde os objetivos são alocados de forma mais eficiente. PO é bastante eficaz, pois auxilia na tomada de decisão diante de um conjunto de melhores resultados [5].

III. METODOLOGIA

Nesta seção serão descritos a definição do problema abordado, finalidade da proposta, base de dados e recursos utilizados nas simulações.

A. Definição do problema abordado

Neste artigo é tratado o seguinte problema: Dada a posição dos nós e os enlaces que interligam esses nós, de forma arbitrária, foi sugerida a adição de três novos enlaces (como poderia ser outra quantidade de novos enlaces) para, simultaneamente, melhorar a distribuição tráfego na rede e sua resiliência com relação a falhas nos enlaces. Esses dois objetivos

são quantitativamente avaliados usando as métricas centralidade entre nós (*Betweenness Centrality*- BC) e conectividade algébrica (*algebraic connectivity*- AC). As posições dos nós são definidas como $P = (x_i; y_i)$, tendo que $(i \in 1, 2, \dots, N)$, x_i e y_i são coordenadas cartesianas do nó e N é o número total de nós. O modelo computacional utiliza uma matriz de adjacência A , com o elementos $a_{i,j}$; portanto $a_{i,j} \in \{0,1\}$. Cada enlace nessa rede é bidirecional entre cada par de nós, $a_{i,j} = a_{j,i}$. Como a matriz A é simétrica ($a_{i,j} = a_{j,i}$), pode-se representar essa matriz por um vetor justapondo as linhas da diagonal principal do matriz A . Além disso, na formulação do presente problema o grafo que representa a topologia de rede óptica deve estar conectado. Esta restrição é necessária para garantir a comunicação de qualquer par arbitrário de nós.

B. Finalidade da proposta

Neste trabalho a finalidade é a criação de uma ferramenta que indica a melhor forma de alocação de um número qualquer de novos enlaces entre os nós existentes. As execuções principais dos algoritmos evolucionários são baseadas nos algoritmos NSGAI, SMPSO e SPEA2. Nesse estudo foram utilizados os seguintes passos no processo de otimização:

- 1) Definição de uma topologia de rede de transmissão por fibra óptica que se quer melhorá-la;
- 2) Análise e construção da matriz de adjacências (A), baseada na topologia escolhida;
- 3) Criação de um algoritmo inicializador para calcular as métricas definidas;
- 4) Aplicação dos MOEAs para a adição de novos enlaces na rede;
- 5) Análise das soluções obtidas para adição de enlaces criando uma nova topologia de rede, levando em conta as compensações em relação de distribuição de tráfego e resiliência.

C. Base de dados

Em muitas redes a distribuições de nós e os enlaces que os interligam apresentam pontos de vulnerabilidades que tornam esse arranjo topológico frágil do ponto de vista da integridade da rede. Em muitos casos alguns enlaces são essenciais para interligar um grupo de nós a outro da mesma rede, além de ter um grande fluxo de dados que, no caso de uma falha desses enlaces poderão promover o isolamento de parte dessa rede.

No presente estudo de caso foi utilizada uma topologia de rede que apresenta alguns enlaces fundamentais para que haja a integralidade e a conexão de qualquer par de nó dessa rede. Com a finalidade de promover uma melhoria dessa rede de uma operadora de telecomunicações, composta de trinta e três nós relacionados às estações celulares e quarenta e seis enlaces. Assim, este problema implica em um vetor de variáveis de decisão com 528 posições. Informações sobre a disposição topológica se deu por meio de acesso aos terminais de gerenciamento e monitoramento dos equipamentos que utilizam essa topologia lógica de rede óptica, conforme Figura 1.

Foram utilizados os mesmos parâmetros para os MOEAs em ambas as abordagens: 100 indivíduos na população, probabilidade de cruzamento de 0,9, probabilidade de mutação de

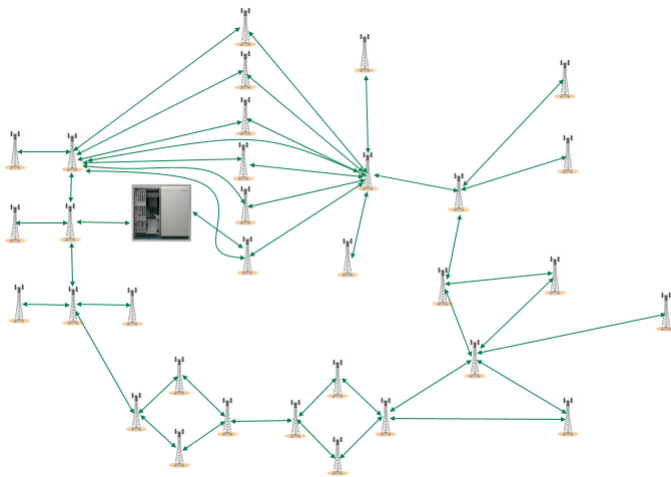


Figura 1: Topologia utilizada nas simulações.

0,01 e 10.000 avaliações das funções objetivos como o critério de parada.

D. Recursos utilizados nas simulações

Foram utilizados dois computadores, um com o sistema operacional *Windows 10 Home single Language* e o outro *windows 7 Professional*, ambos com os programas *Eclipse IDE for Java Developers Version: 2018-09 (4.9.0)* e *PyCharm 2018.2.1 (Community Edition)*. Os algoritmos multiobjetivos NSGAI, SMPSO e SPEA2 foram executados na linguagem de programação java, ja o algoritmo que foi utilizado como inicializador foi executado na linguagem de programação Python.

IV. RESULTADOS

Nesta seção são mostrados os resultados dos cálculos das métricas que, usando algoritmos multiobjetivos, podem ajudar com sucesso na concepção de expansão de uma rede óptica, a partir da adição de três enlaces nessa rede, buscando melhor divisão de tráfego e maior resiliência. São fornecidos os resultados dos algoritmos NSGAI, SMPSO e SPEA2 em relação à evolução do hipervolume e às frentes de Pareto. Em seguida é mostrada uma proposta, dentre um conjunto propostas, de cada algoritmo para a adição de três novos enlaces.

A Figura 2 apresenta o gráfico de hipervolume a partir dos resultados obtidos de cada algoritmo em função do número de iterações.

Na Figura 3 são apresentadas as frentes de Pareto obtido com a utilização dos algoritmos NSGAI, SMPSO e SPEA2. O critério de escolha de uma solução, dentre as demais, se baseia na combinação simultânea do menor valor de BC com o maior valor para AC, em termos absolutos, destacados no gráfico.

Na Tabela 1, são descritos os valores das BC e AC antes da adição dos três novos enlaces e também os valores calculados após a adição dos três novos enlaces conforme soluções destacadas na Figura 3.

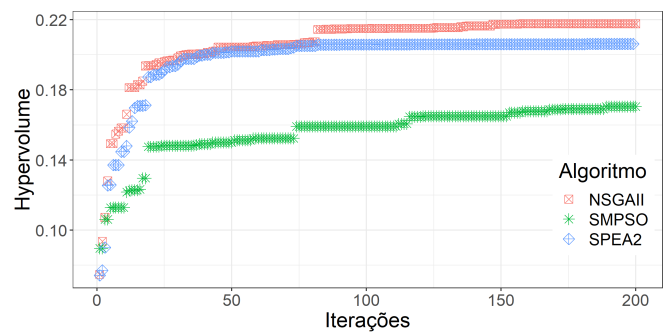


Figura 2: Hipervolume NSGAI, SMPSO e SPEA2.

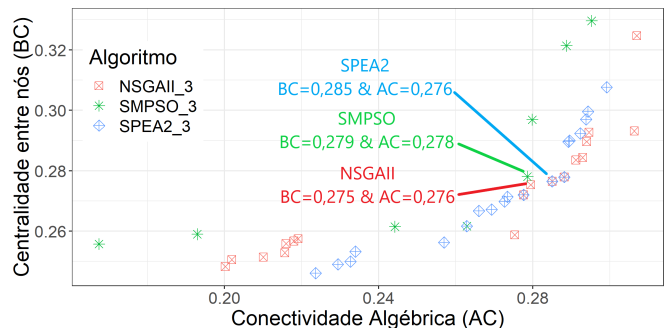


Figura 3: Frente de Pareto obtida com o NSGAI, SMPSO e SPEA2.

O algoritmo NSGAI, em seu melhor resultado, apresentou uma diminuição do BC em 22,68% e um aumento de AC de 32,21%. Já o SMPSO, para BC uma redução de 17,01% e um incremento em AC de 34,13%. Para o SPEA2 um menor BC em 17,61% e um maior AC de 37,01%. Portanto, em termos comparativos em ambos os casos, o NSGAI mostrou-se mais eficiente ao lidar com os objetivos conflitantes, obtendo uma redução maior em BC e um aumento na mesma ordem dos outros dois algoritmos para os valores de AC.

As Figuras 4, 5 e 6 mostram (em linhas azuis) os três novos enlaces e a quais nós esses estão interligando na nova topologia criada, conforme uma proposta de cada algoritmo, baseado em um conjunto de soluções. É possível notar que os algoritmos NSGAI e SPEA2 calcularam as melhores relações entre as métricas propostas, menor BC e maior AC, propondo uma topologia que leva em consideração aspectos de melhor desempenho de rede. A nova topologia apresenta uma adição de três novos enlaces entre os nós existentes, melhorando a divisão do tráfego de dados e aumentando a resiliência dessa rede.

V. CONCLUSÕES

Com o auxílio de algoritmos multiobjetivos, no tratamento de objetivos conflitantes, foram estabelecidos métodos eficazes no processo de ampliação de redes ópticas, comumente usadas como rede de transporte em operadoras de telecomunicações. Com a meta de adicionar novas rotas de interligação entre as estações existentes, esse método pode

	BC	AC
VALORES DE MÉTRICAS DA REDE	0,335	0,208
VALORES DE MÉTRICAS COM O NSGAI	0,259	0,275
VALORES DE MÉTRICAS COM O SMP	0,278	0,279
VALORES DE MÉTRICAS COM O SPEA2	0,276	0,285

Tabela I: Resultados das métricas antes e após a adição dos enlaces com a utilização dos algoritmos Multi-objetivos.

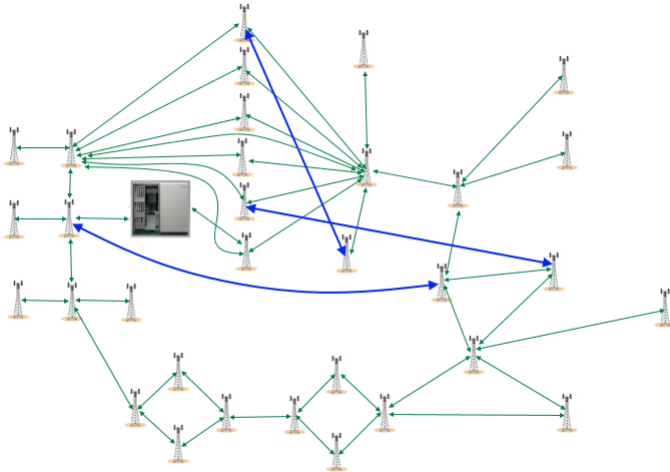


Figura 4: Proposta de adição de três enlaces pelo algoritmo NSGAI.

fornecer avanços sobre a forma tradicional de escolhas de alocação de novos recursos. Com base nos resultados obtidos é possível obter, usando a abordagem adequada, um ganho no desempenho funcional dessa rede, promovendo a divisão de tráfego aumentando sua robustez, poder de resiliência. Além disso, o problema pode ser modelado com outros objetivos como desempenho, as despesas de capital, despesas operacionais, resiliência, entre outros. Como trabalhos futuros pretende-se levar em considerações outros aspectos (como capacidades técnicas ou aspectos físicos) de redes ópticas, se baseando em outras métricas, para desenvolver outros métodos sempre como meta aumentar desempenho e resiliência de redes.

VI. APÊNDICE

Neste apêndice são descritos os pseudocódigos dos algoritmos NSGAI, SMP e SPEA2 utilizados neste artigo.

Pseudocódigo NSGAI

- Inicialize os parâmetros;
- Gere a população inicial aleatoriamente usando uma distribuição uniforme;
- Avalie a adequação de toda a população;
- Calcule a distância de aglomeração de cada agente;
- Enquanto um critério de rescisão não é atendido
- Selecione os cromossomos pai da população usando um torneio binário;
- Aplique o cruzamento aos pais, formando a nova população;
- Aplique a mutação à cada novo cromossomo;
- Avalie os novos indivíduos;
- Combine a população atual com novos indivíduos;
- Calcule todos grupos e a distância de aglomeração;

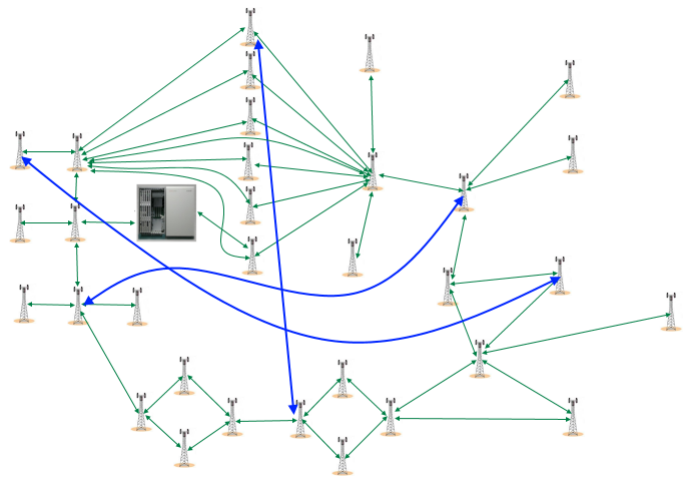


Figura 5: Proposta de adição de três enlaces pelo algoritmo SMP.

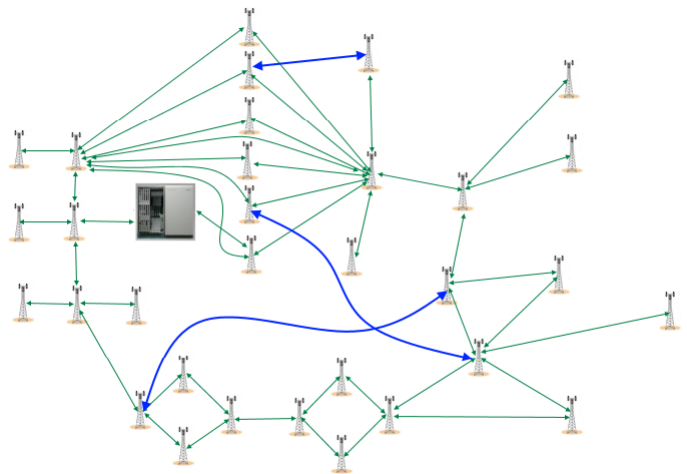


Figura 6: Proposta de adição de três enlaces pelo algoritmo SPEA2.

-Selecione os melhores 50 % da população para gerar a nova população;

-Volte o melhor Pareto encontrado;

Pseudocódigo SMP

- Inicialize a posição de todas as partículas aleatoriamente usando uma distribuição uniforme;
- Inicialize a velocidade das partículas;
- Inicialize a posição mais conhecida das partículas como sua posição inicial;
- Avalie a adequação de todo o enxame;
- Inicialize o arquivo dos líderes com as soluções não dominadas;
- Defina como a posição da partícula que tem a melhor aptidão;
- Enquanto um critério de rescisão não é atendido
- Para cada partícula $i = 1, \dots, N$
- Calcule a velocidade das partículas
- Atualize a posição das partículas
- Aplique o operador de mutação/ turbulência;
- Atualize a aptidão da partícula;
- Se $f(x_i) < pbest_i$;
- Atualize a melhor posição conhecida da partícula;
- Se $f(x_p) < gbest$;

- Atualize a melhor posição conhecida do enxame;
 - Atualize o arquivo dos líderes;
 - Retorne o arquivo dos líderes como a solução final;
- Pseudocódigo SPEA2
- Inicialize o tamanho da população (N), o tamanho do arquivo externo N_a e o critério de parada;
 - Gere aleatoriamente a população inicial de cromossomos usando uma distribuição uniforme;
 - Produza um arquivo externo vazio;
 - Avalie a adequação de cada indivíduo na população;
 - Enquanto um critério de parada não é alcançado
 - Encontre as soluções não dominadas no arquivo externo;
 - Se Número de soluções não dominadas $> N_a$
 - Calcule a distância de aglomeração das soluções não dominadas;
 - Mantenha as melhores soluções não dominadas por N_a no arquivo externo ;
 - Preencha o arquivo até ficar cheio usando as melhores soluções dominadas;
 - Selecione os cromossomos pai na população usando um torneio binário;
 - Aplique o operador de cruzamento aos pais, formando a nova população;
 - Realize a mutação para cada cromossomo nos indivíduos gerados;
 - Avalie todos os novos indivíduos;
 - Combine a população atual com os novos cromossomos;
 - Retorne as soluções não dominadas no arquivo externo;

REFERÊNCIAS

- [1] D. R. de Araujo, C. J. Bastos-Filho, and J. F. Martins-Filho, Métricas de redes complexas para análise de redes ópticas,"2014.
- [2] D. A. Chaves, H. A. Pereira, C. J. Bastos-Filho, and J. F. Martins-Filho, Simton: A simulator for transparent optical networks,"Journal of Communication and Information Systems, vol. 25, no. 1, 2015.
- [3] A. Jarray, B. Jaumard, and A. C. Houle, Minimum capex/opex design of optical backbone networks, in Ultra Modern Telecommunications and Workshops, 2009. ICUMT'09. International Conference on, pp. 18, IEEE, 2009.
- [4] R. Kumar, P. K. Singh, and P. Chakrabarti, Multiobjective e a approach for improved quality of solutions for spanning tree problem,"in International Conference on Evolutionary Multi- Criterion Optimization, pp. 811825, Springer, 2005.
- [5] P. Ngatchou, A. Zarei, and A. El-Sharkawi, Pareto multi objective optimization,"in Intelligent Systems Application to Power Systems, 2005. Proceedings of the 13th International Conference on, pp. 8491, IEEE, 2005.
- [6] A. Phillips, J. Senior, R. Mercinelli, M. Valvo, P. Vetter, C. Martin, M. Van Deventer, P. Vaes, and X.-Z. Qiu, Redundancy strategies for a high splitting optically amplified passive optical network,"Journal of lightwave technology, vol. 19, no. 2, pp. 137149, 2001.
- [7] FREEMAN, Linton C. Centrality in social networks conceptual clarification. Social networks, 1978, 1.3: 215-239.
- [8] Kido, G. S., Junior, S. B. Topic Modeling em redes Mini Mundo no Twitter.
- [9] P. Holme, B. J. Kim, C. N. Yoon, and S. K. Han, "Attack vulnerability of complex networks," Physical Review, vol. 65:056109, 2002.
- [10] E. R. van Dam and W. H. Haemers, "Which graphs are determined by their spectrum?" Linear Algebra and its Applications, vol. 373, pp. 241–272, 2003.
- [11] Y. Wang, D. Chakrabarti, C. Wang, and C. Faloutsos, "Epidemic spreading in real networks: An eigenvalue viewpoint," Proceedings of the 22nd Symposium in Reliable Distributed Computing, 2003.
- [12] MOHAR, B. The Laplacian Spectrum of Graphs. Graph Theory, Combinatorics, and Applications, págs. 871- 898, 1991.
- [13] M. Fiedler, "Algebraic connectivity of graphs," Czechoslovak Mathematical Journal, vol. 23, pp. 298–305, 1973.
- [14] A. P. Engelbrecht. Computation Intelligence. John Wiley Sons, 2007.
- [15] C. A. Coello-Coello, G. B. Lamont and D. A. V. Veldhuizen. Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems. Springer, second edition, 2007.
- [16] BASTOS-FILHO, Carmelo JA; ARAÚJO, Danilo RB; MARTINS-FILHO, Joaquim F. Usando Inteligência Computacional para Problemas em Telecomunicações. Revista de Tecnologia da Informação e Comunicação, 2018, 8.2: 8-14.
- [17] DEB, Kalyanmoy. Multi-objective optimization using evolutionary algorithms. John Wiley Sons, 2001.
- [18] D. R. B. Araujo, C. J. A. Bastos-Filho, E. A. Barboza, D. A. R. Chaves, and J. F. Martins-Filho, "An efficient multi-objective evolutionary optimizer to design all-optical networks considering physical impairments and CAPEX," in Proc. of 11th International Conference on. Intelligent Systems Design and Applications (ISDA), 2011, pp. 76–81.
- [19] C. J. A. Bastos-Filho, D. R. B. Araujo, E. A. Barboza, D. A. R. Chaves, and J. F. Martins-Filho, "Design of transparent optical networks considering physical impairments, CAPEX and energy consumption," in Proceeding of 13th International Conference on Transparent Optical Networks ICTON 2011, 2011, pp. 1–4.
- [20] N. Dharmaweera, R. Parthiban, and Y. A. Sekercioglu, "Multi-constraint physical topology design for all optical networks," in Telecommunications (ICT), 2011 18th International Conference on, May 2011, pp. 463–469.
- [21] M. H. M. Paiva, G. Caporossi, and M. E. V. Segatto, "Twin graphs for OTN physical topology design," Les Cahiers du GERAD, vol. 48, pp. 1–12, 2013.
- [22] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 6(2):182–197, Apr 2002.
- [23] ZITZLER, Eckart; LAUMANN, Marco; THIELE, Lothar. SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm. TIK-report, v. 103, 2001.
- [24] NEBRO, Antonio J. et al. Smpso: A new pso-based metaheuristic for multi-objective optimization. In: Computational intelligence in multicriteria decision-making, 2009. mcdm'09. ieeec symposium on. IEEE, 2009. p. 66-73.
- [25] C. A. Coello Coello, C. Dhaenens, and L. Jourdan. Multi-objective combinatorial optimization: Problematic and context. Advances in Multi-objective Natural Inspired Computing, pages 1–21, 2010.
- [26] K. Deb and H. Jain. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part i: Solving problems with box constraints. Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 18(4):577–601, Aug 2010.
- [27] Danilo RB Araújo, Carmelo JA Bastos-Filho, Erick A Barboza, Daniel AR Chaves, Daniel AR Martins-Filho, and F Joaquim. A performance comparison of multi-objective optimization evolutionary algorithms for all-optical networks design. In Computational Intelligence in Multicriteria Decision-Making (MDCM), 2011 IEEE Symposium on, pages 89–96. IEEE, 2011.
- [28] J. Knowles and D. Corne. On metrics for comparing nondominated sets. Congress on Evolutionary Computation (CEC 2002), 1:711–716, 2002.
- [29] E. Zitzler, L. Thiele, M. Laumanns, C.M. Fonseca, and V. Grunert da Fonseca. Performance assessment of multiobjective optimizers: An analysis and review. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 7(2):117–132, 2003.