

A Novel Strategy for Selecting Individuals in Manyobjective Algorithms with Local Search Applied to the Network Design Problem

Jorge Candeias do Nascimento¹, Danilo R. B. de Araújo¹, Péricles Miranda¹

¹Departamento de Computação - Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE)
Recife – PE – Brasil

elntele@gmail.com, danilo.araujo@ufrpe.br, pericles.miranda@ufrpe.br

Abstract. *The increase in transmission rates required for new Internet-related services is driving further studies on network optimization. Optimization algorithms with local search have shown promise in an attempt to design networks that satisfy different objectives such as: cost, blocking probability, energy expenditure and robustness indicators. This work proposes a new strategy for selecting individuals for local search, aiming to improve Pareto's quality in terms of hypervolume, and also to obtain efficiency gains. The proposed strategy was compared with a base method, in a simulated scenario of a backbone network for the state of Pernambuco. According to the results, the proposed strategy was able to make the algorithm more effective, improving its performance in all objectives, and more efficient; surpassing the base method in both aspects studied.*

Resumo. *O aumento das taxas de transmissão necessárias para novos serviços relacionados à Internet impulsiona novos estudos sobre otimização de rede. Algoritmos de otimização com busca local têm se mostrado promissores na tentativa de projetar redes que satisfaçam diferentes objetivos como: custo, probabilidade de bloqueio, gasto de energia e indicadores de robustez. Este trabalho propõe uma nova estratégia de seleção do indivíduos para a busca local, objetivando melhorar a qualidade do Pareto em termos de hipervolume, e ainda obter ganhos em eficiência. A estratégia proposta foi comparada com um método base, em um cenário simulado de uma rede de alta capacidade para o estado de Pernambuco. De acordo com os resultados, a estratégia proposta foi capaz de tornar o algoritmo mais eficaz, melhorando o desempenho em todos os objetivos, e mais eficiente; superando o método base em ambos os aspectos estudados.*

1. Introdução

O planejamento de redes é uma tarefa que envolve muitas etapas na arquitetura lógica e física, como protocolos, topologia, área de cobertura, entre outros [Ramaswami et al. 2009]. O projeto da topologia da rede traz muitos desafios, principalmente porque a sua configuração pode alterar as características sistêmicas de uma rede óptica (desempenho, custo, gasto energético, etc). Espera-se como resultado de um projeto de topologia física de redes ópticas (PTD - *Physical Topology Design*), as especificações dos nós da rede, o conjunto de cabos ópticos que interconectam seus nós e as características desses enlaces.

Um PTD envolve objetivos que são mensurados por diferentes métricas, tais como: probabilidade de bloqueio (PB) de novas conexões; consumo energético dos equipamentos da rede; custo com a implantação (CAPEX); ou ainda métricas associadas à robustez, como a conectividade algébrica (CA) [Nascimento et al. 2018, Araújo 2015]. Essa complexidade justifica os diversos estudos na área, que buscam oferecer soluções de projeto de redes que apresentem melhores compromissos entre este conjunto de métricas. Portanto, o PTD tem sido tratado por alguns trabalhos como um problema multiobjetivo [Araújo 2015, Nascimento et al. 2018].

Um trabalho recente desenvolvido em [Nascimento et al. 2018] mostrou que algoritmos de otimização com busca local têm se mostrado promissores na tentativa de projetar redes que satisfaçam diferentes objetivos. No entanto, o trabalho de [Nascimento et al. 2018] apresenta limitações em relação ao custo computacional, e a efetividade da estratégia de busca local na otimização dos quatro objetivos. O presente trabalho propõe uma nova estratégia de busca local objetivando melhorar a eficácia do algoritmo na otimização do Pareto em termos de *hipervolume*. Além disso, a nova estratégia é projetada para privilegiar a diversidade, e economizar recursos; objetivando proporcionar uma exploração de soluções de forma eficiente. A nova estratégia proposta foi comparada com a abordagem aplicada em [Nascimento et al. 2018], considerando o mesmo cenário utilizado neste trabalho, que corresponde ao projeto de uma rede de alta capacidade para o estado de Pernambuco (*backbone* óptico). Os resultados mostraram que a estratégia de busca local proposta é capaz de tornar o algoritmo mais eficaz, melhorando o desempenho em todos os objetivos, e mais eficiente; superando o método base em ambos os aspectos estudados.

O restante deste artigo está dividido da seguinte forma: na Seção 2, são apresentados conceitos teóricos relevantes para o melhor entendimento do trabalho. A Seção 3 apresenta trabalhos relacionados. Na Seção 4 é apresentada uma formalização do problema de PTD considerado no trabalho. Na Seção 5 é apresentada a proposta. Na Seção 6 é feito um detalhamento dos experimentos e parâmetros considerados nos algoritmos. Na Seção 7 são apresentados os resultados alcançados. Finalmente, a Seção 8 conclui o trabalho e apresenta sugestões para trabalhos futuros.

2. Fundamentação Teórica sobre Redes Ópticas

2.1. Enlace e Nó Terminal

Enlace, interconexão ou *link* é o meio de transmissão entre dois nós terminais de uma rede, esse meio de transmissão pode ser por ondas de rádio, por cabos metálicos, ou, como no foco deste trabalho, por fibras ópticas [Tanenbaum 2016].

Em uma topologia de rede óptica o nó terminal ou POP (*point of presence*), é composto pelos equipamentos ópticos que fazem a comutação e multiplexação dos sinais óticos, por exemplo os ROADMs (*Reconfigurable optical add-drop multiplexer*) um tipo de OADM que permite configurar remotamente a comutação do tráfego em redes WDM (*Dense Wavelength Division Multiplex*). Esses equipamentos são instalados em estruturas físicas, como um prédio ou torre com contêiner e, portanto, têm localização geográfica como um bairro ou uma cidade. Para questões técnicas envolvendo as características de uma topologia de rede, a localização de um nó terminal (latitude e longitude) é indispensável para poder se levantar questões importantes como a distância entre os nós,

o custo e as características dos enlaces que os interligam entre outros [Nascimento et al. 2018]. São a partir dos nós terminais das redes de transporte onde o sinal é distribuído para redes locais, com alcance menor como, as redes PON (*passive optical network*).

2.2. Topologias, Redes de Transporte e Redes Passivas

Uma rede pode ser modelada como um grafo no qual os nós terminais são os pontos do grafo e os enlaces as arestas. Uma topologia de rede é a forma como os pontos do grafo se interconectam através das arestas [Tanenbaum 2016]. Dessa forma, uma topologia de rede pode ser vista como um problema combinatorial no qual os pontos podem se interligar através das arestas de diversas formas possíveis. Variar uma topologia de rede é alterar a maneira como esses pontos se interconectam. Quanto maior for a quantidade de pontos do grafo, maior a complexidade das interligações onde os pontos podem se ligar de forma direta ou por meio de pontos intermediários. No presente trabalho, a única restrição imposta é que a topologia de rede represente um grafo conexo.

Rede de transporte, rede ativa ou ainda *backBone* é a rede principal de uma região. Geralmente uma rede de transporte interliga outras redes como redes passivas PON [Heron et al. 2008]. As redes de transporte de fibra ópticas são redes de longo alcance e por isso utilizam tecnologias de redes mais caras como WDM ou DWDM (*Dense Wavelength Division Multiplex*).

3. Trabalhos Relacionados

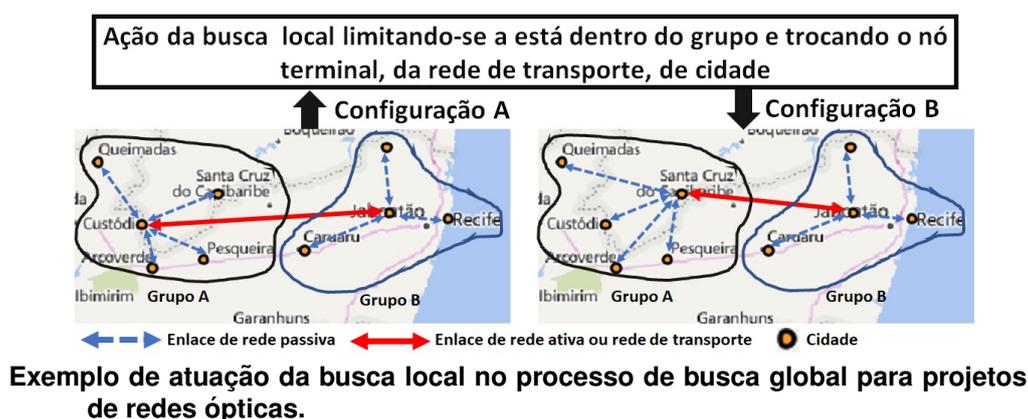
O PTD tem sido tratado por alguns trabalhos como um problema multiobjetivo. Em [Dupleix et al. 2016] e [Figueiredo et al. 2016] foram utilizados o NSGA-II e o maOPSO, respectivamente, para propor redes de fibra óptica. Em ambos os trabalhos, as meta-heurísticas receberam como entrada a localização dos nós terminais. O processo de otimização é responsável por variar as topologias de rede e fornecer configurações de equipamentos que irão operar nos nós envolvidos. A saída são topologias de redes ópticas promissoras que tivessem um bom compromisso entre diferentes funções objetivo, tais como PB, CAPEX, consumo energético e robustez da rede. Os resultados de ambos os trabalhos mostraram o potencial das abordagens utilizadas no projeto de topologias, em termos de *hipervolume*.

Um projeto de topologia de redes, para uma grande região, atende não só as cidades que recebem os nós terminais da rede de transporte, também chamados de POP, mas sim, todo um conjunto de cidades que ficam ao entorno das cidades que detém o POP. Entretanto, não é possível colocar um POP em toda cidade da grande região, e o motivo para isso é que a rede de transporte, e seus componentes, tem o custo elevado. Para mitigar esse aspecto as cidades que ficam ao redor das cidades onde está o POP são atendidas por rede passiva, distribuídas a partir da cidade que detém o POP. Em trabalhos como [Dupleix et al. 2016] e [Figueiredo et al. 2016], a localização dos POPs são definidas em fase de projeto e são dadas ao algoritmo como um parâmetro de entrada. Contudo, em [Nascimento et al. 2018] os nós da rede que geralmente são tratados como uma variável de entrada oferecida pelo projetista, passa a ser uma variável de decisão do algoritmo e a tarefa de projeto foi organizado em duas etapas: a etapa de agrupamento e a etapa de otimização. A entrada da etapa de agrupamento é um superconjunto de possibilidades de nós. Esse superconjunto de nós compõem um mapa de uma grande região, um estado

inteiro, por exemplo. No final da etapa de agrupamento, o mapa da grande região fica dividido em agrupamentos de cidades, agrupamento esses feitos em função da localização geográfica. A saída da primeira etapa, então, é o mapa da grande região dividido em grupos de cidades, bem como os centroides de cada grupo e as cidades-centroides são os POP de cada grupo. A saída da primeira etapa é usada como a entrada para a segunda etapa. Dessa forma, a etapa de otimização, adota o conjunto de cidades que compõem os centroides de cada grupo como nós terminais iniciais da rede de transporte. Vale salientar que a otimização pode alterar o conjunto de cidades centroides que compõem os nós terminais da rede de transporte. Em outras palavras, o processo de otimização global possui também uma busca local, com a função de encontrar cidades vizinhas para substituir as cidades usadas como nós terminais da rede de transporte. Caso uma solução melhor seja encontrada (em termos de dominância), haverá uma troca de cidades.

A Figura 1 mostra um exemplo de troca do nó terminal da rede de transporte entre cidades apresentada em [Nascimento et al. 2018]. Da configuração A para a Configuração B, o nó terminal da rede de transporte, o qual interconecta o grupo A com o Grupo B, troca de uma cidade para outra dentro do grupo A. Após essa troca é feita uma nova avaliação de aptidão e se a nova solução dominar a primeira a busca local troca as soluções na população. A busca é aplicada em um dos k grupos aleatoriamente, e são considerados como vizinhos apenas as 3 cidades mais próximas da cidade que detém o nó terminal dentro do grupo. Em [Nascimento et al. 2018] foi demonstrado que uma busca local no caso do problema do PTD, consegue melhorar o desempenho da meta-heurística na otimização. Esta descoberta abriu caminhos para novas investigações usando a mesma modelagem do problema.

Figura 1. Fonte: o autor.



Porém, o trabalho de [Nascimento et al. 2018] apresenta limitações em relação ao custo computacional e a efetividade da busca local em função dos 4 objetivos. A busca local é executada considerando-se todos os indivíduos da população desde a primeira iteração e isso pode inviabilizar a estratégia em um cenário alta dimensionalidade e em futuros produtos para as empresas do setor. A outra questão é que esta busca local não uniformiza os benefícios para os quatro objetivos do problema, apresentando dificuldades em otimizar a robustez da rede.

4. Perguntas de Pesquisa

Este trabalho propõe uma nova abordagem para projeto de redes ópticas baseada em [Nascimento et al. 2018], mas a nova proposta ataca três principais falhas do algoritmo-base: 1) execução exaustiva de soluções na busca local; 2) ausência de soluções de qualidade em termos de robustez (medida por conectividade algébrica); e 3) baixa diversidade de soluções. Este trabalho possui as seguintes perguntas de pesquisa.

PERGUNTA DE PESQUISA 1: *a nova proposta para busca local é capaz de melhorar a efetividade de algoritmos de otimização em função de todos os objetivos considerados?*

PERGUNTA DE PESQUISA 2: *A estratégia proposta para busca local é capaz de melhorar a eficiência de algoritmos na otimização de topologias de rede?*

5. Definição Formal do Problema de PTD de Redes Ópticas

A modelagem do problema de otimização de topologia de redes ópticas adotado neste trabalho é o mesmo proposto em [Nascimento et al. 2018], acrescentando o número de comprimentos de onda como variável de decisão. A modelagem é detalhada a seguir: dado um super-conjunto de cidades $C = (c_1, c_2 \dots c_n)$ e suas localizações geográficas, uma matriz de tráfego e um algoritmo de roteamento, e alocação de comprimento de onda (RWA), o objetivo é encontrar o subconjunto de cidades c e um conjunto $L = (l_1, l_2 \dots l_n)$ de enlaces que interconecte estas cidades, de modo a otimizar diferentes objetivos. Além disso, considera-se a restrição de que o grafo da rede seja um grafo conexo. A posição dos nós foram representados por coordenadas cartesianas $P = (x_i, y_i)$ onde $i = \{1, \dots, n\}$ e n é o número de nós tratados. A matriz de adjacências é representada por:

$$\begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,n} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ a_{n,1} & a_{n,2} & \dots & a_{n,n} \end{bmatrix}$$

A matriz é dada por $\frac{n(n-1)}{2}$, pois, as possibilidades de interconexão por fibra são de $n(n-1)$ nós, dado que, qualquer nó não pode se conectar a ele mesmo. Como a fibra é considerada bidirecional, toda conexão entre $a_{i,j}$ e $a_{j,i}$ é tida como uma só o que reduz as conexões pela metade então, $\frac{n(n-1)}{2}$ nós. Os elementos da matriz são descritos como $(a_{ij} \in \{0, 1\})$, onde $a_{ij} = 0$ significa que o nó i e o nó j não são conectados, e $a_{ij} = 1$, significa que são conectados. O vetor de representação da rede é definido como $\vec{X} = \{x_i\}$ em que $(i \in 1, 2, 3, \dots, K+2)$ e $K = N + \frac{(N^2-N)}{2}$. N são os nós terminais. Os dois últimos parâmetros que entram no fim do vetor são as especificações de ROADM $\delta = x_{k+1}$, e o número de comprimentos de ondas $W = x_{k+2}$, com w_{min} sendo o número mínimo e w_{max} sendo o número máximo de comprimentos de onda [Dupleix et al. 2016].

Descrição formal do problema: dado um vetor de variáveis de decisão:

$$\vec{X} = [P_1 \dots P_n \quad a_{1,2} \quad a_{1,3} \dots a_{n-1,n} \quad \delta \quad w] \quad (1)$$

Os objetivos considerados são: probabilidade de bloqueio (PB) de novas conexões; consumo energético dos equipamentos da rede; custo com a implantação (CAPEX); bem como a conectividade algébrica (CA). Todos os objetivos devem ser naturalmente minimizados, exceto a conectividade algébrica. Portanto, um indicador de robustez derivado foi utilizado usando a conectividade algébrica por meio de $ca_i = \frac{1}{CA+1}$, em que $ca_i = 1$, significa que a topologia é um grafo desconexo. Deste modo, deseja-se:

$$\text{minimizar} = \begin{cases} f1(\vec{X}) & = CAPEX \\ f2(\vec{X}) & = PB \\ f3(\vec{X}) & = ca_i = \frac{1}{CA+1} \\ f4(\vec{X}) & = \text{Consumo energético} \end{cases}$$

Sujeito à função de restrição $g(\vec{X}) = CA > 0$, que implica em um grafo conexo.

6. Proposta

Este trabalho propõe uma nova abordagem para o projeto de redes ópticas que é baseada em [Nascimento et al. 2018], mas incorpora modificações em três dos nove passos principais do algoritmo, conforme ilustrado na Fig. 2.

Figura 2. Fonte: o autor.

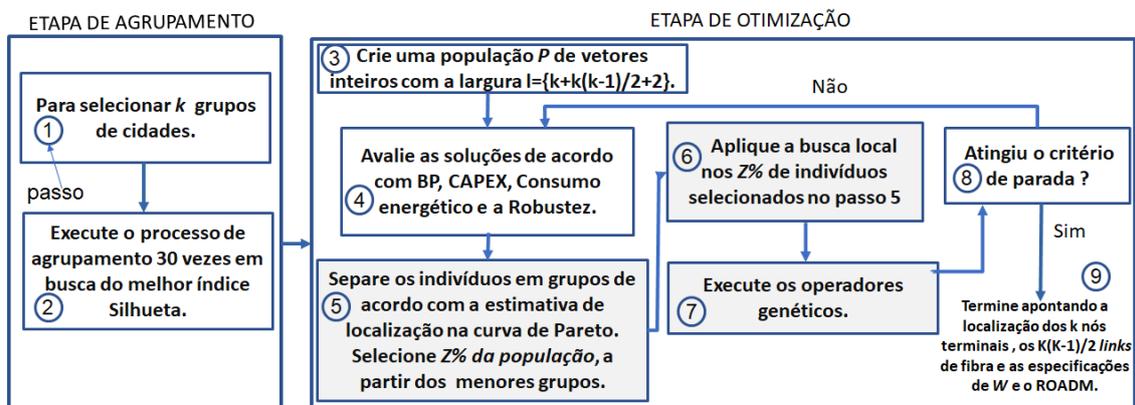


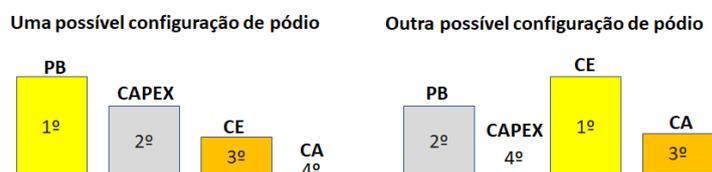
Diagrama esquemático da proposta, com os novos passos destacados.

No passo 1 a entrada da Etapa de Agrupamento é um arquivo contendo o nome e a localização geográfica (latitude e longitude) de cada cidade em um mapa de região, além de, o número k de grupos que serão processados. Então, no passo 2 é executado o *Kmeans*, um algoritmo de agrupamento, para separar as cidades em grupos de cidades de acordo com a sua localização geográfica. Esse processo de agrupamento é repetido por 30 vezes em busca de um resultado robusto, promovendo uma maior coesão de cada grupo. Esse aspecto é importante porque de acordo com o projeto, as cidades internas aos grupos se interconectarão por rede PON, que tem limites de distância reduzidos. A aferição da qualidade do agrupamento foi feita através do índice de silhueta [Brun et al. 2007]. A saída da etapa de agrupamento são duas listas, uma contendo os grupos de cidade e outra contendo as cidades centroides dos grupos, onde cada grupo tem uma cidade centroide. A entrada da etapa de otimização inclui as duas listas oriundas da etapa de agrupamento.

No passo 3 é criada uma população inicial de topologias de redes de fibra óptica, com as especificações contidas na seção 5. Usando a lista de cidades centroides como nós terminais, o algoritmo NSGA-III [Deb and Jain 2013] cria a população inicial variando a topologia aleatoriamente. Em seguida, dá-se início o processo iterativo do algoritmo de otimização. No passo 4, as topologias de rede são avaliadas de acordo com os quatro objetivos especificados na subseção 5.

O passo 5 foi modificado neste trabalho e possui um procedimento para selecionar indivíduos mais promissores (inspirado na técnica de [Das and Dennis 1998]) para o passo seguinte (passo 6). Para isso, foi definido um sistema de classificação de indivíduos, baseado em pódio, levando-se em conta o desempenho na otimização de cada objetivo. Estima-se que em situações em que os objetivos de duas soluções possuem a mesma configuração de pódio, para efeitos práticos, uma solução está em localização espacialmente próxima da outra na curva de Pareto. A Figura 3 ilustra a configuração do pódio dos objetivos de dois indivíduos. O indivíduo da esquerda obteve o melhor resultado (1º) no objetivo PB, já o indivíduo da direita no objetivo CE. O CAPEX foi o segundo melhor objetivo otimizado pelo indivíduo da esquerda. Em relação ao indivíduo da direita, o CAPEX ficou na quarta posição do pódio em termos de qualidade. Esta divergência também acontece com os demais objetivos. Deste modo, estes indivíduos estão em localizações, relativamente, distantes na curva de Pareto. Indivíduos seriam considerados próximos se os mesmos tivessem pódios similares em relação aos seus objetivos.

Figura 3. Fonte: o autor.



Exemplo de pódios de duas soluções diferentes.

Uma vez computado o pódio para cada indivíduo, os mesmos são agrupados por similaridade de pódio. Logo, aquelas soluções que são diferentes em termos de pódio, não pertencem ao mesmo grupo. Um indivíduo é considerado *raro* se este tem uma configuração de pódio que se repete em uma minoria na população. Observe o fato de que para quatro objetivos, haverá um pódio com quatro lugares, com isso a possibilidade de localizações espaciais na frente de Pareto são de, no mínimo, um arranjo simples de quatro elementos arranjados de quatro em quatro, ou seja, vinte e quatro localizações. Esses grupos são ordenados crescentemente pelo seu tamanho. De todos os indivíduos envolvidos, apenas $Z\%$ são selecionados. Sendo que os indivíduos de grupos com tamanhos menores (raros) tem preferência nesta seleção. O intuito é dar privilégio às soluções mais diversas, para promover a exploração.

No passo 6 a busca local é aplicada nos $Z\%$ indivíduos selecionados no passo 5. Esta pré-seleção realizada no passo 5 reduz o custo computacional desta etapa do algoritmo, quando comparado com a versão proposta por [Nascimento et al. 2018]. Além disso, foi proposta uma mudança no processo de busca local. A nova busca local apresentada na Figura 4, acrescenta um enlace novo a um par de nós, sorteados, da rede de

Figura 4. Fonte: o autor.



Exemplo de atuação da nova busca local.

transporte. Na Figura 4, da configuração A para a configuração B a busca local troca o nó terminal da rede de transporte entre cidades no Grupo 3. Neste ponto a busca local também adiciona um novo enlace entre os nós terminais do Grupo 1 e o Grupo 3. Então a solução nova passa por uma avaliação de aptidão e se a nova solução dominar a primeira haverá uma substituição de soluções. Esta nova operação visa explorar melhor o objetivo relacionado com a robustez da rede (CA), que foi negligenciado pela busca local de [Nascimento et al. 2018]. No passo 7, o operador de seleção dos pais faz uma pré-seleção com indivíduos raros. A modificação neste passo também visa promover maior diversidade da população. No passo 8 é verificado se o critério de parada do algoritmo é atingido. Caso positivo, o processo chega ao fim e a saída da etapa de otimização é uma população de redes com as localizações finais dos nós terminais de cada uma das redes da população. Além das especificações de W e a ROADM.

Para efeitos práticos de notação, a proposta de [Nascimento et al. 2018] será chamada de NSGA-III^{old}; e o algoritmo proposto neste trabalho para o projeto de redes ópticas será denominado NSGA-III^{new}.

7. Metodologia Experimental

A abordagem proposta foi avaliada em termos de 1) eficácia e 2) eficiência. A eficácia foi analisada em relação à qualidade do Pareto, calculada em termos de *hipervolume*. O *hipervolume* é uma métrica de avaliação que mede ao mesmo tempo a convergência e a diversidade das soluções da frente de Pareto [Zitzler et al. 2002]. O intuito desta avaliação é verificar se as modificações propostas neste trabalho tornam o algoritmo mais eficaz na otimização dos quatro objetivos considerados: CAPEX, PB, CA e Consumo energético. A eficiência foi analisada em termos de tempo de execução vs. qualidade das soluções. O intuito desta avaliação é verificar se as mudanças propostas tornaram o algoritmo capaz de melhorar seu desempenho, e ainda assim reduzir seu custo.

7.1. Cenário de Otimização

O cenário de otimização adotado para o experimento se trata de uma rede de alta capacidade para o estado de Pernambuco. Foram adotados quinze nós terminais para rede de transporte, em função de um bom compromisso entre cobertura da rede sobre a região do projeto e divisão bem feitas das cidades cobertas por cada um dos nós do ponto de vista de

distribuição da rede passiva a partir dos nós da rede de transporte. O espaço total de busca é formado pela quantidade de possíveis topologias (vide seção 5), os cinco tipos de RO-ADM e até quarenta canais considerados no simulador de redes, que fornece: $2^{105} * 5 * 40$ possibilidades.

7.2. Configurações

Na etapa de agrupamento, o algoritmo k -means adotou o valor $k = 15$, assim como definido em [Nascimento et al. 2018]. Na etapa de otimização, os parâmetros adotados pelos NSGA-III^{new} e NSGA-III^{old} são apresentados na Tabela 1. No caso do NSGA-III^{new}, há o parâmetro Z (pertencente ao passo 5 modificado) criado para determinar o percentual de indivíduos, da geração corrente, a serem selecionados para a busca local (passo 6). Neste trabalho, $Z = 2\%$ da população, e foi determinado empiricamente. Ambos os algoritmos foram executados 13 vezes para que a comparação seja em relação ao valor médio de *hipervolume*. O cálculo das funções objetivo de cada solução, durante o processo de otimização, foi utilizado o simulador de rede SIMTON [Araújo 2015]. Este simulador é largamente utilizado na literatura, e sua popularidade é proveniente de sua capacidade de simular e avaliar diferentes tipos de redes de forma robusta [Araújo 2015]. Nos experimentos todos os valores dos objetivos foram normalizados entre 0 e 1. A quantidade de cenários e o número de execuções independentes foi limitado de certa forma pelo elevado custo computacional do simulador de redes que fornece a avaliação de *fitness* das soluções. Uma avaliação de PB da rede pode requerer até 8 segundos, o que leva uma execução completa do algoritmo evolucionário para até uma semana.

Tabela 1. Tabela de parâmetros numéricos.

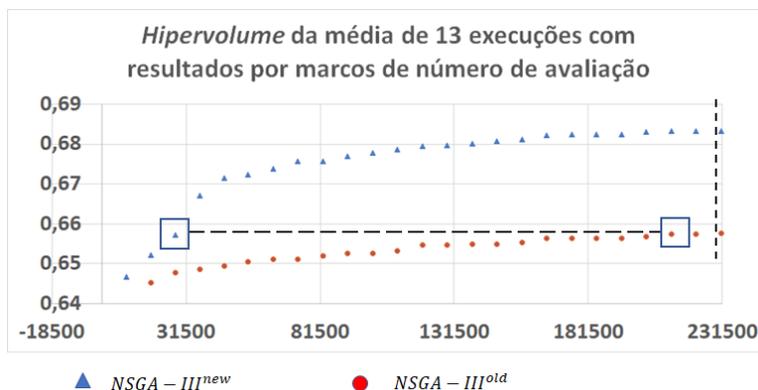
Parâmetro	Valor
Probabilidade de cruzamento	1.0
<i>Distribution Index</i> para cruzamento	20
Probabilidade de mutação	1/tamanho do cromossomo
<i>Distribution Index</i> para mutação	20
Tamanho da população	456
Número máximo de gerações	500
Número execuções	13
Operador de cruzamento	IntegerSBXCrossover
Operador de mutação	IntegerPolynomialMutation
Operador de seleção de pais	1/BinaryTournamentSelection

8. Resultados

Para a análise da eficácia, o NSGA-III^{new} e o NSGA-III^{old} são comparados em termos de *hipervolume*. A Figura 5 apresenta a evolução dos valores médios do *hipervolume* (eixo-y) em relação ao número de soluções avaliadas (eixo-x).

Como se pode ver na Figura 5, a NSGA-III^{new} supera a NSGA-III^{old} desde as primeiras iterações do algoritmo, e mantém a vantagem até a finalização da execução. Como a busca local do NSGA-III^{old} avalia todas as soluções da geração corrente, isto promove um refinamento (*exploitation*) indesejado nas primeiras iterações do algoritmo, nas quais a priorização deve ser em *exploration*. Em contrapartida, o NSGA-III^{new}, seleciona soluções raras, que promovem a diversidade (*exploration*), para serem otimizadas

Figura 5. Fonte: o autor.



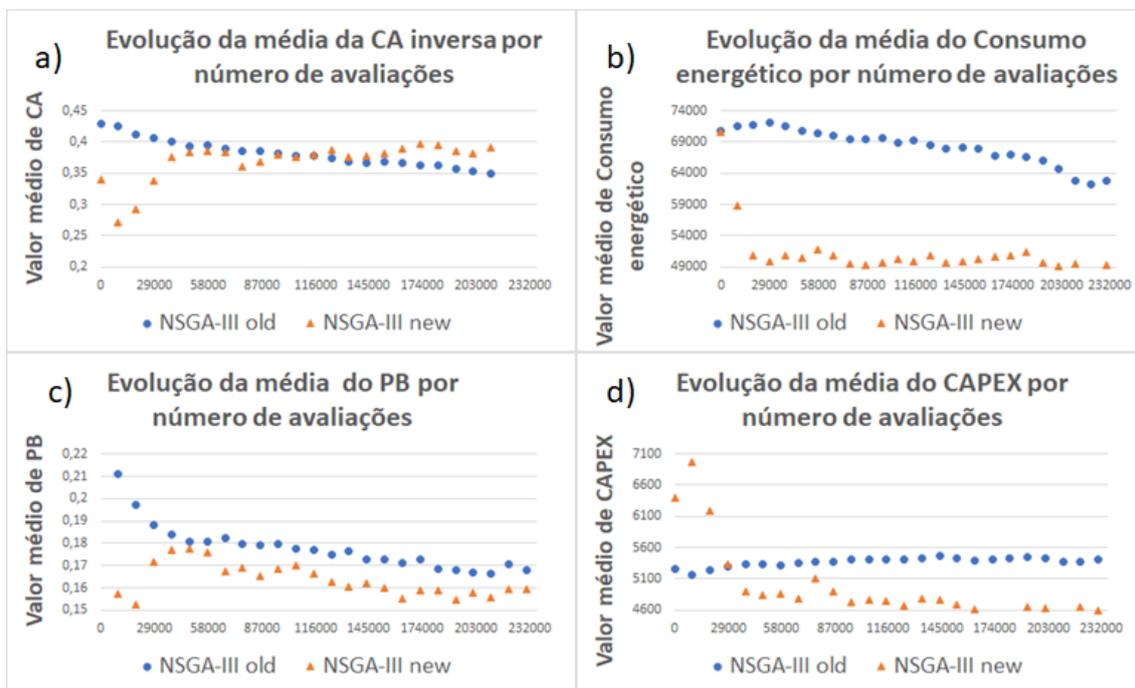
Evolução do hipervolume para a NSGA-III^{old} NSGA-III^{new}.

e reavaliadas na busca local. Esse detalhe faz com que o NSGA-III^{new} economize em número de avaliações e promova a diversidade, produzindo melhorias para as gerações futuras.

Para complementar a análise da eficácia, a Fig. 6 apresenta o desempenho médio das abordagens NSGA-III^{new} e NSGA-III^{old}, em cada objetivo, com o passar do número de avaliações. O intuito é verificar a capacidade de cada algoritmo no processo de otimização de cada objetivo, individualmente. A Fig. 6-a mostra o desempenho médio das abordagens em termos de CA. Com o objetivo CA inverso sendo minimizado, o intuito é obter valores maximizados de CA. Como se pode ver, as modificações propostas neste trabalho promovem uma estabilidade relativa aos outros objetivos em termos de CA. A melhora da abordagem NSGA-III^{new} se evidencia em termos de uma análise geral considerando o *trade-off* entre os demais objetivos (Figs. 6-b, c e d). Os demais objetivos são minimizados e mesmo assim a CA se manteve em um bom patamar mesmo considerando as relações de compromisso (como robustez na Fig. 6-a vs. custo na Fig. 6-d, por exemplo). Entretanto, mesmo o CAPEX tendo uma melhora tão relevante logo nas primeiras avaliações da abordagem NSGA-III^{new}, o CA, após chegar a um certo limiar, se manteve estável a tal ponto que a abordagem NSGA-III^{old} só consegue alcançá-lo na segunda metade da evolução do algoritmo. A Fig. 6-b apresenta os resultados em termos de consumo energético. Quanto menor o valor de consumo energético da rede, melhor. Analisando o gráfico, percebe-se que o NSGA-III^{new}, desde o início das simulações, encontrou soluções com consumo energético melhores que o NSGA-III^{old}. O desempenho das abordagens em termos de PB pode ser visto na Fig. 6-c. Novamente, o NSGA-III^{new} foi superior ao NSGA-III^{old} em todos os momentos da evolução. Os resultados apresentados em termos de eficácia respondem positivamente à *Pergunta de Pesquisa 1*. Além disso, as mudanças tornaram o algoritmo capaz de melhorar a otimização nos diferentes objetivos, inclusive o CA.

Para a análise de eficiência, o NSGA-III^{new} e o NSGA-III^{old} são comparados em termos de tempo de execução vs. qualidade das soluções. Na Figura 5, os pontos marcados por dois quadrados e interligados por uma linha horizontal tracejada, destacam, a vantagem do NSGA-III^{new} em relação ao NSGA-III^{old}. Por volta de 58871 avaliações,

Figura 6. Fonte: o autor.



Evolução das abordagens NSGA-III^{old} e NSGA-III^{new} por objetivo.

o NSGA-III^{new} alcança patamares de *hipervolume* que só serão alcançados pela NSGA-III^{old} no final do processo, em torno de 231500 avaliações. Ou seja, a nova abordagem requer aproximadamente apenas 25% do tempo requerido pela abordagem anterior mantendo o mesmo nível de qualidade das soluções. Em termos absolutos, essa diferença pode significar uma economia de tempo de execução de até 432.000 segundos (5 dias). Esse resultado é muito expressivo, pois uma empresa do setor, usando o NSGA-III^{new}, poderia implantar uma rede de alta capacidade com qualidade e custo idênticos, mas obtida com dias de antecipação. Diante do que foi colocado, a resposta à *Pergunta de Pesquisa 2* também é respondida positivamente.

9. Conclusão

Este artigo propõe uma nova estratégia de seleção de indivíduos para o algoritmo NSGA-III com busca local, quando aplicado na otimização de redes ópticas de alta capacidade. O experimento considerou um cenário simulado de uma rede de alta capacidade para o estado de Pernambuco. Foram considerados 4 objetivos conflitantes na otimização desta rede: custo, probabilidade de bloqueio, gasto energético e robustez da rede óptica. Os resultados mostraram que a abordagem proposta superou estatisticamente o método base, alcançando melhores valores de *hipervolume*, e promovendo uma redução no tempo de execução de até 75%. Este resultado é útil devido à relevância das redes ópticas de transporte na atualidade e devido ao elevado tempo de execução exigido pelas ferramentas de planejamento nas empresas do setor. Estudos futuros podem investigar o impacto da quantidade de soluções raras sobre o desempenho do algoritmo e diferentes definições de vizinhança no problema tratado. Além disso, outros trabalhos podem avaliar se a abordagem proposta neste artigo também é vantajosa para outros problemas multiobjetivos

quaisquer que apresentam mais de 3 objetivos conflitantes.

10. Agradecimentos

Os autores agradecem o apoio financeiro fornecido pela UFRPE e CNPq.

Referências

- Araújo, D. R. B. (2015). *Planejamento de redes ópticas usando inteligência computacional e ciência das redes*. PhD thesis, Universidade Federal de Pernambuco.
- Brun, M., Sima, C., Hua, J., Lowey, J., Carroll, B., Suh, E., and Dougherty, E. R. (2007). Model-based evaluation of clustering validation measures. *Pattern recognition*, 40(3):807–824.
- Das, I. and Dennis, J. E. (1998). Normal-boundary intersection: A new method for generating the pareto surface in nonlinear multicriteria optimization problems. *SIAM journal on optimization*, 8(3):631–657.
- Deb, K. and Jain, H. (2013). An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part i: solving problems with box constraints. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 18(4):577–601.
- Dupleix, V., Araújo, D. R., and Bastos-Filho, C. J. (2016). Designing the optical network of haiti using a multi-objective evolutionary approach. In *2016 IEEE Latin American Conference on Computational Intelligence (LA-CCI)*, pages 1–6. IEEE.
- Figueiredo, E. M., Araújo, D. R., Bastos Filho, C. J., and Ludermir, T. B. (2016). Physical topology design of optical networks aided by many-objective optimization algorithms. In *2016 5th Brazilian Conference on Intelligent Systems (BRACIS)*, pages 409–414. IEEE.
- Heron, R. W., Pfeiffer, T., Veen, D. T. v., Smith, J., and Patel, S. S. (2008). Technology innovations and architecture solutions for the next-generation optical access network. *Bell Labs Technical Journal*, 13(1):163–181.
- Nascimento, J. C., Araujo, D. R., Bastos-Filho, C. J., and Martins-Filho, J. F. (2018). Manyobjective optimization to design physical topology of optical networks with undefined node locations. In *2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, pages 1–7. IEEE.
- Ramaswami, R., Sivarajan, K., and Sasaki, G. (2009). *Optical networks: a practical perspective*. Morgan Kaufmann.
- Tanenbaum, A. S. (2016). *Redes de computadores e internet*. 6a edição. Editora Campus.
- Zitzler, E., Thiele, L., Laumanns, M., Fonseca, C. M., and Da Fonseca Grunert, V. (2002). Performance assessment of multiobjective optimizers: An analysis and review. *TIK-Report*, 139.