

Uma análise da relação entre invariantes de grafos e coeficiente de bloqueio em Redes Ópticas Elásticas

Roseli Wenzel¹, Yrui G. Neris², Marcia H. M. Paiva², Claunir Pavan¹

¹ Ciência da Computação – Universidade Federal da Fronteira Sul (UFFS)
Chapecó – SC – Brasil

²Laboratório de Telecomunicações – Universidade Federal do Espírito Santo (UFES)
Vitória – ES – Brasil

roseliwen@gmail.com, yrui.neris@edu.ufes.br
marcia.paiva@ufes.br, claunir.pavan@uffs.edu.br

Abstract. *The dynamic nature of current Internet traffic requires network and traffic engineering techniques to optimize transmission capacity. In this paper, we show the correlation between the performance of network topologies, measured in terms of blocking requests, with graph invariants. The quantified correlations allow us to know the sensitivity of each invariant in the network behavior. The invariant standard deviation of the link betweenness centrality revealed the strongest correlation with the topology performance. It works as a reference for decision-making in network dimensioning and optimization tasks.*

Resumo. *O caráter dinâmico do atual tráfego da Internet demanda o aperfeiçoamento de técnicas de engenharia de rede e tráfego para otimizar a capacidade de transmissão. Neste artigo, demonstramos a correlação entre o desempenho de topologias de rede, medido em termos de bloqueio de requisições, e invariantes de grafo. São apresentadas e quantificadas correlações que possibilitam conhecermos a sensibilidade de cada invariante no comportamento da rede. A invariante desvio padrão da centralidade de intermediação do enlace apresentou a mais forte correlação com o desempenho das topologias, e serve como uma referência para tomada de decisões em tarefas de dimensionamento e otimização de redes.*

1. Introdução

Redes de telecomunicações devem ser dimensionadas periodicamente de forma a suportar a crescente demanda de tráfego oriunda de serviços como computação em nuvem e transmissões de vídeo de alta resolução. Atualmente a tecnologia utilizada para transporte é a Multiplexação por Divisão de Comprimento de Onda (WDM, *Wavelength-division Multiplex*), que opera com uma grade de canais de espaçamento fixo de 50 GHz ou 100 GHz, e são compatíveis com requisições de até 100 Gb/s [Chatterjee et al. 2015]. O desperdício de espectro causado pela grade fixa pode ser minimizado com a implementação de Redes Ópticas Elásticas (EON, *Elastic Optical Networking*), que suportam até 1 Tb/s, em razão da flexibilidade de espaçamento entre os canais [Gerstel et al. 2012].

De qualquer forma, mesmo as EONs apresentam novas oportunidades de otimizações. Um exemplo é o problema do Roteamento e Atribuição de Espectro (RSA,

Routing and Spectrum Assignment), que consiste em encontrar um caminho para cada requisição e alocar espaços, *slots*, no espectro para o seu atendimento ao longo do caminho, e pode gerar bloqueios de requisições por falta de recursos ou por violação de restrições como continuidade e contiguidade de espectro. A organização topológica das redes também tem um papel importante no desempenho da rede. Durante a fase de planejamento da topologia da rede, operadores consideram variáveis de interesse para otimização objetivando reduzir custos, maximizar a capacidade de transmissão, maximizar a capacidade de recuperação em caso de falhas, entre outras questões. Contudo, a otimização de uma variável pode impactar significativamente em outras, comprometendo custos de capital (CapEx) ou de operação (OpEx).

Atualmente são conhecidas mais de 300 invariantes de grafo, e os autores de [Depizzol et al. 2018] apresentaram um subconjunto aplicável à otimização do número de comprimentos de onda em redes de telecomunicações. Neste artigo, vamos buscar nesse subconjunto e em outros invariantes de grafos, aqueles que têm correlação com o desempenho da rede, medido a partir do coeficiente de bloqueio, que representa a razão entre o número de requisições bloqueadas pela rede e o número total de requisições demandadas. Conhecer essas invariantes permite identificar, mais facilmente, topologias com melhor desempenho. Neste trabalho, o desempenho da rede é dado pela taxa de bloqueio, e a topologia com melhor desempenho é a que possui menor taxa de bloqueio.

2. Bloqueio em Redes Ópticas de Telecomunicações

Em EONs, o bloqueio é um evento de impossibilidade de acomodação de uma requisição por conexão devido à falta de recursos (ex. transponders, caminhos, *slots*), e pode ser utilizado como parâmetro de avaliação de desempenho da rede. O Coeficiente de bloqueio é influenciado por aspectos como a organização topológica e a política de Roteamento e Atribuição de Espectro (RSA, *Routing and Spectrum Assignment*), e pode ser calculado como $B = T_b/T$, onde T_b é o número de requisições bloqueadas e T é o número total de requisições recebidas. Esforços que buscam minimizar o bloqueio em redes não são escassos na literatura e revelam a importância do assunto.

O Problema do RSA consiste em encontrar um caminho para cada requisição e alocar *slots* para a requisição ao longo do caminho. A solução deve obedecer a restrição de continuidade de espectro, em que um mesmo índice de espectro deve ser utilizado ao longo de todo o caminho, e a restrição de contiguidade de espectro, em que, caso sejam necessários múltiplos *slots* para atender a requisição, devem ser adjacentes.

A Figura 1 exibe as restrições de continuidade e contiguidade de espectro para uma rede de 4 nós e 4 enlaces. Considerando uma requisição entre os nós 1 e 4, que demande 2 *slots*, dois caminhos são possíveis, $1 \rightarrow 2 \rightarrow 4$ e $1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 4$. Contudo, o primeiro caminho viola a restrição de continuidade. Os enlaces 1-2 (*enlace* 1) e 2-4 (*enlace* 4) possuem 2 *slots* contíguos, porém não são contínuos ao longo do caminho. Neste caso a requisição será bloqueada. Por outro lado, o segundo caminho respeita as duas restrições, sendo possível alocar a requisição nos *slots* 5 e 6 em todos os enlaces do caminho.

O problema do RSA é de complexidade *NP-Difícil* [Wang et al. 2011], por isso geralmente trata-se primeiro apenas o subproblema do roteamento, que serve como entrada para o subproblema da alocação de espectro. A literatura apresenta diversas metodologias para tratar cada subproblema [Chatterjee et al. 2015].

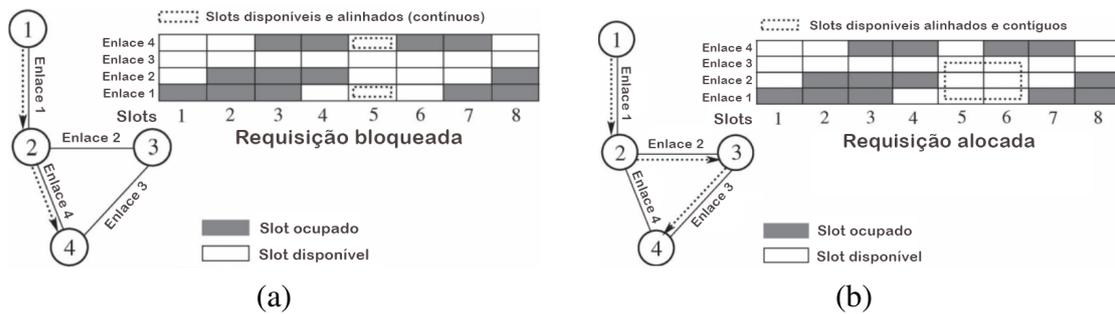


Figura 1. (a) Exemplo de bloqueio de requisição devido à Restrição de Continuidade e Contiguidade. (b) Alocação de requisição atendendo a Restrição de Continuidade e Contiguidade [Chatterjee et al. 2015].

3. Definição de grafos e invariantes

Grafos podem ser utilizados para representar topologias de redes de telecomunicações. Um grafo é uma estrutura $G = G(V, E)$, onde $V(G)$ é um conjunto finito e não vazio de elementos denominados nós ou vértices; e $E(G)$ é um conjunto de subconjuntos $\{u, v\}$, também denotados por uv , com $u, v \in V(G)$, denominados arestas. Vamos usar n para representar o número de nós, e m para representar o número de arestas do grafo, que representam os enlaces bidirecionais da rede.

Invariantes de grafos são parâmetros numéricos associados a grafos, que não mudam com a mudança dos rótulos dos nós. Invariantes são importantes porque descrevem o grafo e, conseqüentemente, a topologia da rede modelada pelo grafo. Um exemplo de invariante de grafo é o grau médio, que relaciona o número de nós e o número de arestas do grafo, e é amplamente utilizado para caracterizar topologias de redes ópticas [Pavan et al. 2010].

No trabalho [Depizzol et al. 2018] foram estudadas 315 invariantes e o resultado revelou um subconjunto de invariantes que possuem correlação com o número de comprimentos de onda necessários em uma rede *WDM*. Neste trabalho vamos considerar invariantes de grafos relacionadas a esse subconjunto (Grau nodal, Centralidade de intermediação do enlace e Centralidade de excentricidade) e algumas adicionais, e identificar a correlação entre essas invariantes e o desempenho da rede, calculado a partir do coeficiente de bloqueio. As seguintes invariantes de grafos serão avaliadas:

- Invariantes relacionadas ao Grau Nodal (G), que corresponde à quantidade de arestas que incidem sobre um nó:
 - Grau máximo ($G1$) - quantidade de arestas do nó de maior grau do grafo;
 - Grau mínimo ($G2$) - quantidade de arestas do nó de menor grau do grafo;
 - Grau médio ($G3$) - soma dos graus de todos os nós dividido pela quantidade de nós do grafo;
 - Amplitude do grau ($G4$) - o maior grau menos o menor grau;
 - Desvio padrão ($G5$) - a medida de dispersão em torno da média dos graus;
 - Variância do grau ($G6$) - a medida da sua dispersão estatística, ou seja, a diferença entre o maior e o menor grau da topologia;
 - Densidade do grafo ($G7$) - é uma função entre o número de nós e o número de arestas, calculada como $densidade = (2m)/(n(n-1))$ para grafos não

direcionados.

- Número de cliques (N) - é o número de cliques existentes no grafo. Uma clique em um grafo G é um subgrafo completo induzido em G , ou seja, é um subconjunto de nós de G tal que todo par $v, w \in V(G)$ está interligado por uma aresta $\{v, w\}$.
- Invariantes relacionadas à Centralidade de Intermediação do enlace (*Edge Betweenness Centrality*) (I), que é proporcional à soma da fração dos caminhos mais curtos de todos os pares que passam em $\{v, w\}$, ou seja, baseia-se na ideia de que um enlace é mais central à medida que mais caminhos mínimos passam por ele. Nesse cálculo são considerados os caminhos mínimos entre todos os pares de nós da rede:
 - Máximo (I1) - é o maior valor de centralidade de intermediação do enlace, dentre todas as arestas do grafo;
 - Mínimo (I2) - é o menor valor de centralidade de intermediação do enlace, dentre todas as arestas do grafo;
 - Média (I3) - soma de todos os valores de centralidade de intermediação do enlace, dividido pela quantidade de arestas do grafo;
 - Amplitude (I4) - a diferença entre o maior e o menor valor de centralidade de intermediação do enlace;
 - Desvio padrão (I5) - a medida de dispersão em torno da média de centralidade de intermediação do enlace.
- Invariantes relacionadas à Centralidade de Excentricidade (*Eccentricity Centrality*) (E), que é a distância máxima de um nó v a todos os outros nós do grafo;
 - Máximo (E1) - é o maior valor de excentricidade dentre todos os nós do grafo, e corresponde ao diâmetro do grafo;
 - Mínimo (E2) - é o menor valor de excentricidade dentre todos os nós do grafo;
 - Média (E3) - é a soma de todos os valores de excentricidade dividido pela quantidade de nós, e corresponde ao número médio de saltos da rede;
 - Amplitude (E4) - a diferença entre o maior e o menor valor de excentricidade;
 - Desvio padrão (E5) - a medida de dispersão em torno da média da excentricidade.

4. Cenário Analisado

A fim de identificarmos a correlação das invariantes com o coeficiente de bloqueio, criamos dois conjuntos de topologias tendo como base a topologia da rede RNP (Rede Nacional de Ensino e Pesquisa) que possui 22 nós e 31 enlances. O “Conjunto 1”, contém a topologia original e mais 200 topologias, onde cada uma é composta pela topologia RNP original com um enlace adicional, a partir de todas as combinações de origem-destino possíveis ($(n(n-1)/2) - m$). O “Conjunto 2”, contém 500 topologias distintas com grau médio entre 2,9 (32 enlances, o grau da topologia original + 1) e 5,09 (56 enlances), sendo 25 grupos com 20 topologias cada, um grupo para cada valor de grau médio. As topologias de redes ópticas de transporte reais apresentam grau médio entre 2,2 e 4,5 [Pavan 2011] [Depizzol et al. 2018]. Neste artigo estendemos o estudo até o grau 5 como margem de segurança.

A Figura 2 mostra duas topologias do Conjunto 1, que possuem a mesma quantidade de nós e enlances, diferindo apenas no enlace adicional (ver enlances tracejados).

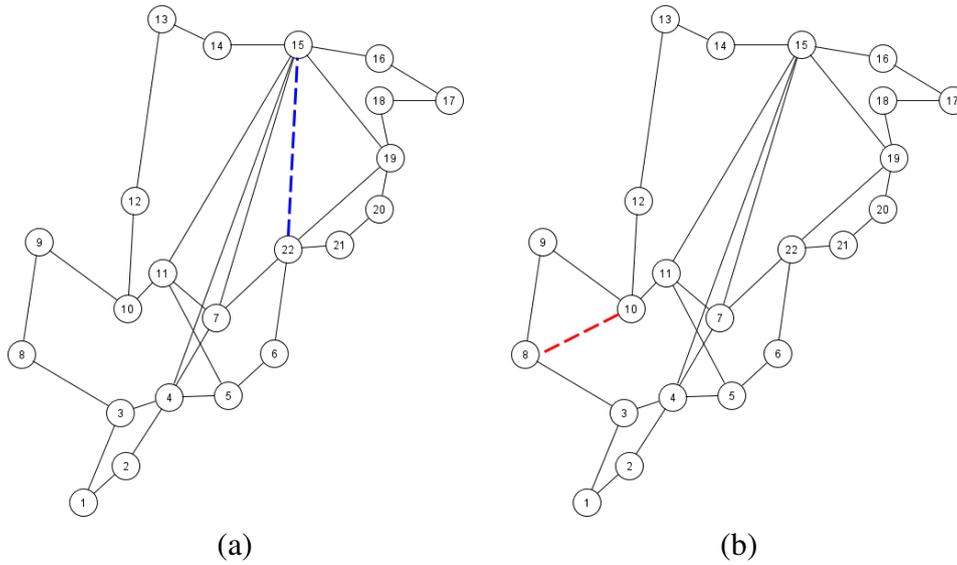


Figura 2. Exemplo de topologias, (a) Topologia com o enlace adicional $\{22, 15\}$. (b) Topologia com o enlace adicional $\{8, 10\}$.

Cada conjunto de topologias foi simulado separadamente, na ferramenta de simulação de redes ópticas ElasticO++ [Tessinari et al. 2016] [Neris et al. 2019], a fim de aplicar o RSA e obter do Coeficiente de Bloqueio, B , para cada topologia. Para a obtenção do valor das invariantes e a sua correlação com B , produzimos um *script* em linguagem *Python*.

Para cada topologia foram aplicadas cinco cargas de tráfego, e as análises do bloqueio foram feitas através do Método de Avaliação considerando as Cargas da Rede (MCR) [Neris et al. 2020]. O MCR avalia os resultados atribuindo um valor de importância para cada carga da rede, podendo dar maior importância para as cargas mais baixas ou mais altas. Embora o bloqueio se manifeste mais intensamente nas cargas mais altas, em razão da saturação da rede, em cargas mais baixas o bloqueio também acontece devido à violação de restrições como a de continuidade e contiguidade de espectro. Neste trabalho todas as cargas são avaliadas, mas definimos as mais baixas como mais importantes considerando que as redes são periodicamente redimensionadas para manter capacidade adicional para expansão.

Este método permite avaliar um conjunto de curvas de bloqueio, que são os resultados de bloqueio para cada simulação, e identificar qual é a curva que representa o melhor resultado. Para cada curva de bloqueio obtida através da aplicação do RSA, o MCR calcula um valor único, que é dado pela comparação com as demais curvas para cada carga da rede, sendo consideradas com melhor desempenho as curvas com o valor maior. Este valor será o utilizado para verificar a correlação com as invariantes das topologias.

4.1. Cenário de simulação

Para ambos os conjuntos as topologias foram configuradas como EONs. A configuração para a simulação, no *software* ElasticO++, foi feita da forma seguinte. Como algoritmo de roteamento, foi utilizado o algoritmo de *Dijkstra* [Dijkstra et al. 1959], considerando a distância como o número de saltos entre os nós origem e destino; b) o for-

mato de modulação utilizado foi o *DP-QPSK* [Gerstel et al. 2012]; e c) o modelo de gerenciamento de espectro utilizado foi o *First Fit* [Chatterjee et al. 2015]. A escolha das técnicas para fazer a alocação e roteamento das requisições foi feita com base nos artigos [Neris et al. 2020] [Tessinari et al. 2016], que também utilizaram estas configurações.

Para aplicação do RSA no Conjunto 1 de topologias, foram utilizadas as seguintes configurações: a) requisições de 40, 100, 400 e 1000 Gb/s, com padrão de tráfego 4:3:2:1; b) intervalo de cargas de 200 a 600 *Erlang*, com aumentos de 50 *Erlang*; c) 200.000 requisições por simulação; d) 5 repetições; e e) 360 *slots* de 12,5 GHz por enlace (360 * 12,5 GHz = 4,5 THz). Para o Conjunto 2, foram utilizadas 300.000 requisições por simulação, e as demais configurações foram mantidas iguais. O número de requisições para cada conjunto varia em razão do número de enlaces de cada topologia. Note que no Conjunto 1 as topologias possuem 32 enlaces e no Conjunto 2 existem topologias com até 56 enlaces.

Cada requisição é composta pela indicação de um nó de origem, um nó de destino e o tipo de tráfego. As informações que compõem uma requisição são geradas de forma randômica utilizando como semente o número da repetição, ou seja, repetição 1 será a semente 1, repetição 2 será a semente 2 e assim sucessivamente.

Após a obtenção dos resultados, foi aplicado o método MCR, considerando as cargas de rede mais baixas como mais importantes, conforme apresentado na Tabela 1. O valor de importância é usado para evidenciar a diferença entre os pontos das curvas de bloqueio para um mesmo conjunto de topologias, de forma a facilitar a identificação da curva mais adequada. Neste artigo priorizamos as topologias que possuem um desempenho melhor para as cargas mais baixas.

Tabela 1. Valores de importância para cada carga da rede

| Carga da Rede (<i>Erlangs</i>) | Valor de Importância |
|----------------------------------|----------------------|
| 200 | 1 |
| 250 | 0,9 |
| 300 | 0,8 |
| 350 | 0,7 |
| 400 | 0,6 |
| 450 | 0,5 |
| 500 | 0,4 |
| 550 | 0,3 |
| 600 | 0,2 |

4.2. Métodos de identificação de correlação

A correlação entre as invariantes e os valores obtidos pelo método MCR a partir dos coeficientes de bloqueio são calculados utilizando os coeficientes de correlação de *Pearson* e de *Spearman*.

O método de *Pearson* mede o grau de relação estatística linear entre duas variáveis e resulta em um valor entre -1 e 1. Quando uma variável tende a aumentar à medida que

a outra diminui, o coeficiente de correlação é negativo. Caso as duas variáveis tendam a aumentar conjuntamente, o coeficiente é positivo [Stanton 2001].

O coeficiente de correlação de *Spearman* é uma medida não paramétrica da relação estatística entre duas variáveis [Spearman 1961]. Como a correlação de *Pearson*, mede a força e direção da associação entre as variáveis.

A partir dos valores numéricos resultantes, em geral se interpreta como correlação fraca para valores entre $\pm 0,1$ a $\pm 0,4$, como moderada para $\pm 0,5$ a $\pm 0,8$ e forte para $\pm 0,8$ a ± 1 , com ligeiras diferenças entre distintos autores.

Ao compararmos os dois métodos, o de *Pearson* funciona melhor quando as variáveis possuem um grau de relação linear e é fortemente influenciado pela média da distribuição e, por isso, para que o método seja adequado aos dados analisados, é necessário observar se os dados obedecem a uma distribuição normal. Para identificar a normalidade dos dados utilizamos o teste *Shapiro Wilk* [Shapiro and Wilk 1965].

5. Resultados

Para a obtenção dos resultados, todas as simulações foram executadas em um *notebook* com sistema operacional *Windows 10 Home* de 64 bits, com processador *Intel(R) Core(TM) i5-4210U* CPU de 1.7 GHz 2.40GHz e memória *RAM* de 6 GB.

Na primeira etapa de obtenção dos resultados foi aplicado o algoritmo de RSA aos dois conjuntos de topologias, utilizando a ferramenta de simulação de rede *ElasticO++*.

O número de simulações para cada conjunto foi calculado como o produto de três variáveis: a quantidade de topologias, a quantidade de repetições e a quantidade de cargas da rede. Assim, o Conjunto 1 resultou em ($201 * 5 * 9 = 9.045$) simulações de 200.000 requisições, enquanto o Conjunto 2 em ($500 * 5 * 9 = 22.500$) simulações de 300.000 requisições.

Os coeficientes de bloqueio obtidos a partir das simulações são apresentados na Figura 3. Na Figura 3 (a), temos os resultados do Conjunto 1, onde podemos ver que topologias que possuem a mesma quantidade de recursos apresentam resultados consideravelmente diferentes. Para exemplificação, note que ao aplicar uma carga de 500 *Erlang*, algumas topologias apresentam coeficiente de bloqueio próximo a 1%, enquanto outras, próximo de 4%, e a única diferença entre elas é a posição do enlace adicional.

Na Figura 3 (b), são apresentados os resultados de bloqueio do Conjunto 2. Para fins de visualização, o conjunto foi dividido em 5 subconjuntos de 100 topologias cada, separadas pelo grau médio. Note que existem topologias que obtiveram um desempenho melhor do que outras que possuem um grau médio maior. Estes resultados revelam que a adição de enlaces pode impactar positivamente ou negativamente nos resultados de bloqueio da topologia, quando mantida a mesma estratégia de RSA.

Ao analisar de forma visual as curvas de bloqueio de ambos os conjuntos, é possível perceber a dificuldade de identificar quais são os melhores ou piores resultados, devido à sobreposição das curvas. Para facilitar a identificação utilizamos o método MCR e apresentamos na Tabela 2 as 10 topologias com melhor desempenho. Na coluna “Conjunto 1” estão indicados os enlaces adicionais, em que $10 \leftrightarrow 17$ corresponde à topologia que possui o enlace adicional entre os nós 10 e 17. Na coluna “Conjunto 2”, está

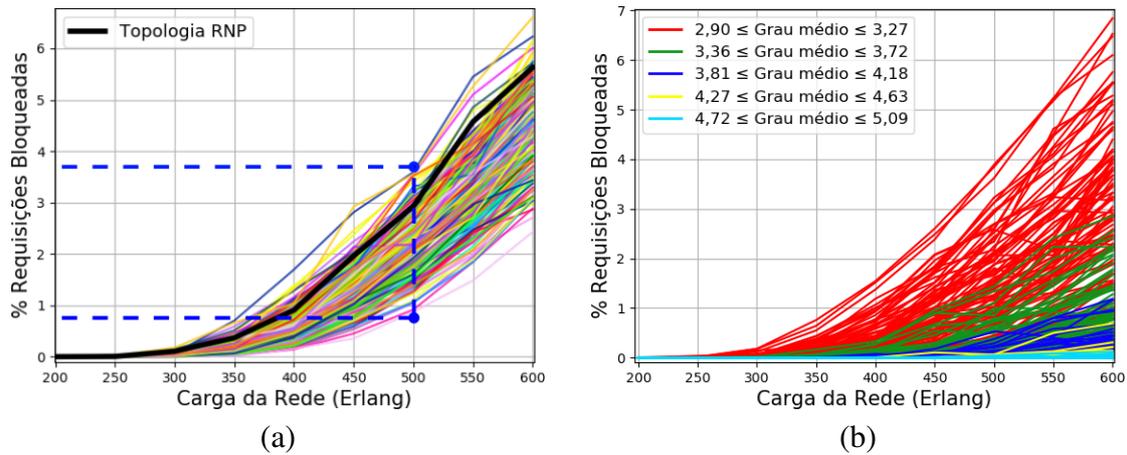


Figura 3. Coeficientes de bloqueio. (a) Conjunto 1 (a topologia RNP original, mais 200 topologias com um enlace adicional), e (b) Conjunto 2 (500 topologias que variam o grau médio de 2,9 até 5,09).

indicado o grau médio da topologia com melhor desempenho.

A partir dos resultados da Tabela 2, conforme avaliação do método MCR, é possível observar que, no Conjunto 1, entre as 10 melhores existem nós que se repetem, e entre as melhores do Conjunto 2, as topologias que possuem mais enlaces, em sua maioria, apresentam melhor desempenho. No entanto, dentre as 10 primeiras topologias, podemos observar que na 8ª posição está uma topologia com 20 enlaces adicionais (grau médio 4,6). Sabendo que cada grupo tem 20 topologias com a mesma quantidade de recursos (mesmo número de nós e enlaces), a topologia com grau médio 4,6 superou 93 redes, ou seja, superou o desempenho de todas as topologias com 21, 22, 23, 24 e 25 enlaces adicionais, exceto as 7 que estão listadas acima dela. Isso ilustra que nem sempre adicionar enlaces melhora o desempenho das topologias.

| Posição | Conjunto 1 | Conjunto 2 |
|---------|------------|------------|
| 1ª | 10 ↔ 17 | 5,09 |
| 2ª | 10 ↔ 16 | 5,09 |
| 3ª | 1 ↔ 17 | 5,00 |
| 4ª | 10 ↔ 18 | 5,09 |
| 5ª | 0 ↔ 17 | 4,90 |
| 6ª | 9 ↔ 17 | 5,00 |
| 7ª | 10 ↔ 19 | 5,00 |
| 8ª | 9 ↔ 16 | 4,60 |
| 9ª | 0 ↔ 16 | 5,09 |
| 10ª | 9 ↔ 19 | 4,80 |

Tabela 2. Os 10 melhores resultados de cada conjunto de topologias, avaliados pelo método MCR.

Para verificação de existência de correlação entre as invariantes e o desempenho, obtido pelo método MCR a partir do coeficiente de bloqueio, foram utilizados os métodos

de *Pearson* e *Spearman*. Na Tabela 3 podemos ver os resultados para os dois conjuntos de topologias e os métodos de correlação considerados.

| Invariante | Conjunto 1 | | Conjunto 2 | |
|--|------------|----------|------------|----------|
| | Pearson | Spearman | Pearson | Spearman |
| Grau máximo (G1) | -0.217 | -0.232 | 0.468 | 0.684 |
| Grau mínimo (G2) | 0 | 0 | 0.159 | 0.371 |
| Grau médio (G3) | 0.093 | 0.108 | 0.703 | 0.929 |
| Amplitude do grau (G4) | -0.217 | -0.232 | 0.443 | 0.608 |
| Grau desvio padrão (G5) | -0.254 | -0.218 | 0.453 | 0.570 |
| Variância do grau (G6) | -0.255 | -0.218 | 0.428 | 0.570 |
| Densidade (G7) | 0.093 | 0.108 | 0.703 | 0.929 |
| Número de cliques (N) | 0.452 | 0.471 | 0.557 | 0.689 |
| Máxima cent. de int. do enlace (I1) | -0.775 | -0.726 | -0.846 | -0.935 |
| Mínima cent. de int. do enlace (I2) | 0.560 | 0.523 | -0.243 | -0.403 |
| Média cent. de int. do enlace (I3) | -0.698 | -0.703 | -0.820 | -0.941 |
| Amplitude cent. de int. do enlace (I4) | -0.800 | -0.768 | -0.842 | -0.916 |
| Des. padrão cent. de int. do enlace (I5) | -0.911 | -0.898 | -0.894 | -0.952 |
| Máxima central. de excentricidade (E1) | 0 | 0 | -0.555 | -0.812 |
| Mínima central. de excentricidade (E2) | 0 | 0 | -0.211 | -0.402 |
| Média central. de excentricidade (E3) | 0.001 | -0.021 | -0.737 | -0.942 |
| Amplitude cent. de excentricidade (E4) | 0 | 0 | -0.451 | -0.588 |
| Desvio padrão cent. de excentricidade (E5) | -0.208 | -0.208 | -0.515 | -0.812 |

Tabela 3. Resultados de correlação entre o desempenho e as invariantes das topologias.

Para o nosso caso, o método de *Spearman* se mostrou mais adequado, pois todas as invariantes que possuem uma correlação superior a $|0,7|$ não apresentaram uma distribuição normal. Utilizando como exemplo a invariante de Desvio padrão da centralidade de intermediação do enlace, que apresentou a melhor correlação para ambos os conjuntos, podemos ver na Figura 4 que o teste de *Shapiro Wilk* revela que em ambas as distribuições o pressuposto da normalidade é violado. Para a avaliação utilizando *Shapiro Wilk* é necessário que o resultado do teste de normalidade seja maior que 0,05, e essa restrição não foi atendida para nenhuma das invariantes consideradas.

6. Análise dos resultados de correlação

A Tabela 3 apresenta a correlação entre o desempenho das topologias e as invariantes. Aqui consideramos desempenho como uma relação inversa ao bloqueio, ou seja, quanto menor o bloqueio, melhor será o desempenho da topologia. Note que alguns resultados para o Conjunto 1 apresentam correlação nula (zero). Isso ocorre porque as invariantes não alteram seu valor já que todas as topologias do conjunto têm o mesmo número de nós e enlaces (exceto uma, a original RNP).

Avaliando os resultados para o método *Spearman* em ambos os conjuntos e considerando somente os resultados que possuem uma correlação superior a $|0,8|$ podemos destacar as invariantes Grau médio (G3), Densidade (G7), Máxima centralidade de intermediação do enlace (I1), Média da centralidade de intermediação do enlace (I3), Amplitude da centralidade de intermediação do enlace (I4), Desvio padrão da centralidade de intermediação do enlace (I5), Máxima centralidade de excentricidade (E1) e Desvio padrão da centralidade de excentricidade (E5).

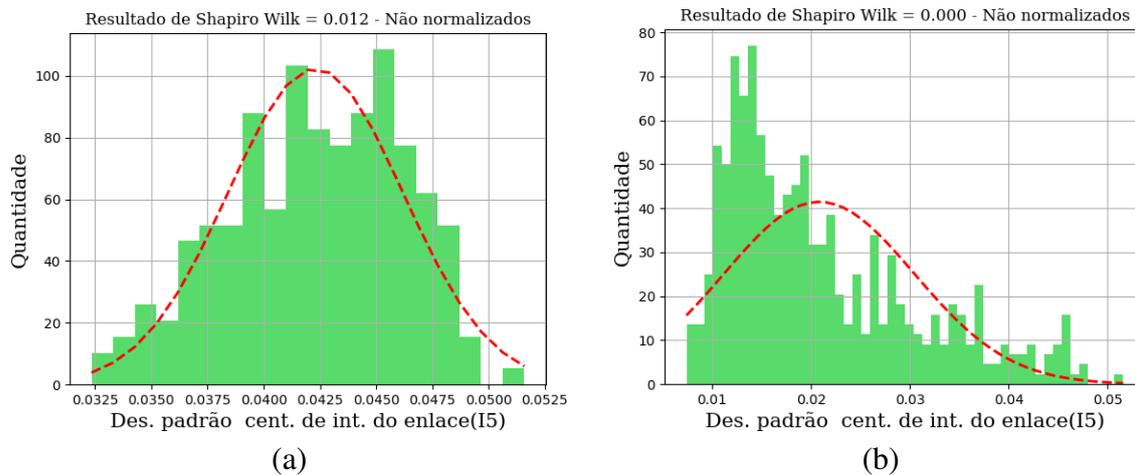


Figura 4. Teste de Shapiro-Wilk para normalidade considerando a invariante de desvio padrão da Centralidade de intermediação do enlace (I5). (a) Conjunto 1. (b) Conjunto 2.

Embora o comportamento da maioria das variáveis que apresentaram correlação seja intuitivo, é importante perceber a força da correlação. Por exemplo, é esperado que aumentar o grau médio de uma topologia tende a diminuir os comprimentos dos caminhos entre alguns pares de nós, resultando na possibilidade de acomodação de mais requisições, diminuindo o bloqueio e aumentando, portanto, o desempenho. Contudo, a depender da posição em que novos enlaces são adicionados (a fim de aumentar o grau médio), as medidas de centralidade se alteram. Por exemplo, a Centralidade de Intermediação do Enlace indica a proporção de caminhos mínimos que utilizam um determinado enlace. Um aumento nessa medida indica que o enlace estará mais congestionado e a tendência será de aumento do bloqueio de requisições. Isso pode ser um dos motivos pelos quais nem sempre a adição de um enlace resulta em mais desempenho na rede. Neste contexto, ao criar novas topologias ou estender existentes, é importante que se observe as medidas de centralidade da topologia que têm forte correlação com o desempenho, aqui discutido em termos de bloqueio.

As invariantes Grau médio (G3), Densidade (G7) e Média da centralidade de excentricidade (E3) apresentaram uma correlação forte para o Conjunto 2 e uma correlação muito fraca para o Conjunto 1. Este comportamento acontece porque as invariantes alteram os seus valores com a adição de enlaces, e a maioria das topologias com mais enlaces possuem os melhores resultados.

As invariantes G3 e G7 estão diretamente relacionadas à quantidade de nós e enlaces da topologia, ou seja, seu valor aumenta com a quantidade de enlaces e têm mostrado correlação positiva forte.

A invariante E3 é relacionada à distância entre os nós da rede. A adição de enlaces diminui a distância média entre os nós. A correlação entre E3 e o resultado de bloqueio é forte negativa pois, conforme os enlaces são adicionados, o valor de E3 diminui, e as topologias que possuem mais enlaces, em sua maioria, apresentam os melhores resultados do conjunto.

Adicionar um enlace na topologia, quando avaliados os resultados de bloqueio, pode gerar impactos negativos na rede. Na Figura 5, onde temos os resultados de bloqueio do Conjunto 1, foi destacada a curva de bloqueio da topologia RNP original e podemos perceber que, mesmo possuindo um enlace a menos, em nenhuma carga da rede ela apresenta o pior desempenho se comparado com as demais topologias.

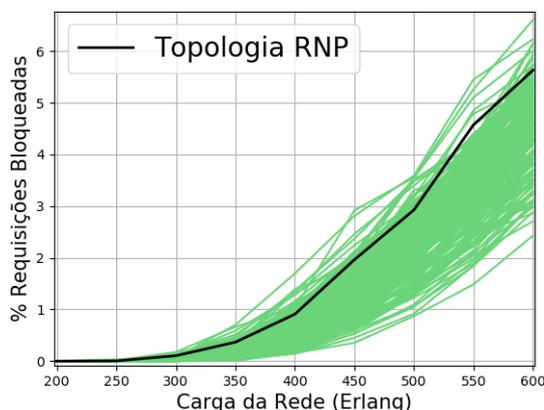


Figura 5. Topologia original RNP e demais topologias do conjunto Alteradas.

Levando em consideração que adicionar enlaces nem sempre traz um impacto positivo, para os nossos resultados vamos desconsiderar todas as invariantes que só possuem correlação para o Conjunto 2, pois elas tendem a ter relação direta com a quantidade de enlaces da rede. Neste caso, as invariantes de Grau médio (G3), Densidade (G7) e Média da centralidade de excentricidade (E3), restando as invariantes relacionadas à Centralidade de intermediação do enlace (I).

Das cinco invariantes relacionadas à Centralidade de intermediação do enlace (I) quatro apresentam uma correlação forte para o Conjunto 2, a saber, I1, I3, I4 e I5. Para este trabalho, dessas quatro invariantes vamos destacar as que possuem uma correlação forte em ambos os conjuntos de topologias (Conjunto 1 e Conjunto 2). As invariantes que apresentam uma correlação forte para ambos os conjuntos têm maiores chances de serem aplicadas a outras redes pois os conjuntos possuem redes com tamanhos diferentes. Das quatro invariantes, a única que apresentou uma correlação forte (superior a $|0,8|$) para ambos os conjuntos foi a invariante Desvio padrão da Centralidade de intermediação do enlace (I5).

Na Figura 6 temos as correlações entre o desempenho da rede e o desvio padrão da Centralidade de intermediação do enlace (I5), na Figura 6 (a) a correlação do Conjunto 1 e na Figura 6 (b) do Conjunto 2. Relativamente à Figura 6 (a) podemos identificar uma certa linearidade na distribuição dos dados, bem como uma maior correlação revelada pelo método de *Pearson* quando comparado ao de *Spearman* (ver Tabela 3). Já na Figura 6 (b), podemos observar que a distribuição não possui uma linearidade, fazendo com que o método de *Spearman* identifique uma correlação maior entre as duas variáveis. Para ambos os casos a correlação é negativa, pois quando o desempenho da rede diminui com o aumento do desvio padrão.

A correlação forte negativa do desvio padrão da centralidade de intermediação do enlace indica que as topologias tendem a ter mais desempenho conforme o valor dessa medida diminui. Ou seja, quando o desvio padrão dessa medida é baixo, significa que

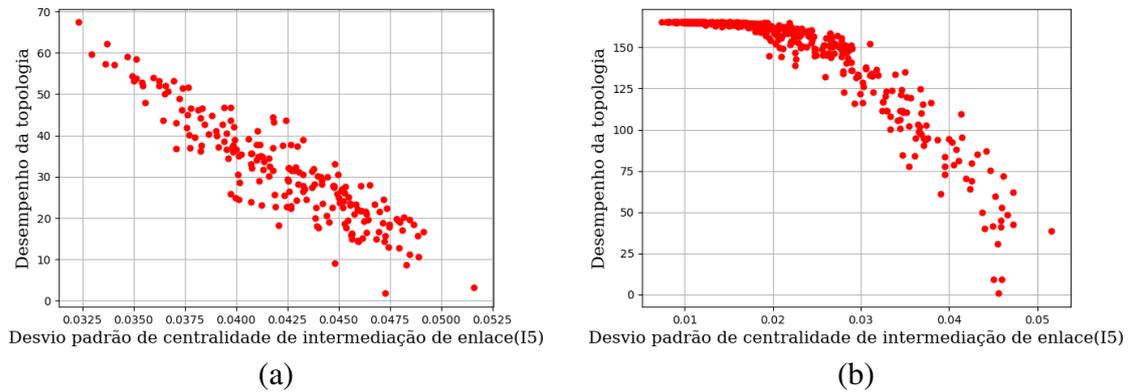


Figura 6. Correlação entre o desempenho das topologias dos conjuntos com a invariante Desvio Padrão da Centralidade de Intermediação do Enlace (I5). (a) Conjunto 1 e (b) Conjunto 2.

os caminhos mínimos estão mais distribuídos pela topologia, e não há um conjunto pequeno de enlaces que fazem parte da maioria dos caminhos. Trata-se de uma importante invariante para observação.

Das oito invariantes de grafos identificadas na Tabela 3 como sendo correlacionadas com um menor coeficiente de bloqueio, quatro aparecem também como invariantes relevantes para a otimização do número de comprimentos de onda em uma rede óptica *WDM* [Depizzol et al. 2018], a saber, as invariantes I1, I3, I4 e I5. Isso sugere que a otimização da topologia da rede com respeito a essas invariantes pode levar simultaneamente à redução do número de comprimentos de onda necessários para a comunicação e a um melhor desempenho da rede com relação ao coeficiente de bloqueio. Esses resultados não são triviais e serão alvo de investigações futuras.

7. Conclusão e trabalhos futuros

Neste trabalho identificamos a correlação entre um conjunto de invariantes de grafos aplicadas a topologias de redes e o desempenho da rede, medido a partir do coeficiente de bloqueio. Testamos ao todo a correlação de 18 invariantes e chegamos à conclusão que a invariante que mais tem correlação e melhor se aplica ao nosso estudo é o desvio padrão da centralidade de intermediação do enlace.

Juntamente com a identificação da correlação, também foi mostrado que a estrutura topológica de uma rede impacta no seu desempenho e muitas vezes adicionar recursos pode trazer impactos negativos, sendo necessário verificar as características da rede que trazem impactos positivos no desempenho para a mesma, exigindo um melhor planejamento na hora de criar, alterar ou expandir a rede.

A métrica analisada neste trabalho foi o coeficiente de bloqueio de requisições. Os resultados de bloqueio foram gerados a partir da simulação do tráfego em dois conjuntos de topologias, criadas através da alteração (adição de enlace) da rede RNP. A estratégia utilizada para a identificação da correlação se demonstrou eficiente, e pode ser aplicada como modelo para a análise de outras métricas, outros conjuntos de redes e outras técnicas de roteamento e alocação de espectro.

Para trabalhos futuros, pretendemos expandir os cenários de testes, aumentando a

quantidade de topologias e utilizando outras técnicas de roteamento e alocação de espectro. Além disso, pretendemos investigar otimizações topológicas baseadas em invariantes que potencialmente levem simultaneamente à redução do número de comprimentos de onda necessários para a comunicação e a um melhor desempenho da rede com relação ao coeficiente de bloqueio.

Agradecimentos

Agradecemos ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio financeiro ao projeto CAGETOTE - CAracterização e GEração de TOpologias físicas para redes de transporte de Telecomunicações, processo n. 406924/2016-3, e à Fundação de Amparo à Pesquisa e Inovação do Espírito Santo (FAPES).

Referências

- Chatterjee, B. C., Sarma, N., and Oki, E. (2015). Routing and spectrum allocation in elastic optical networks: A tutorial. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 17(3):1776–1800.
- Depizzol, D. B., Montalvão, J., de Oliveira Lima, F., Paiva, M. H. M., and Segatto, M. E. V. (2018). Feature selection for optical network design via a new mutual information estimator. *Expert Systems with Applications*, 107:72–88.
- Dijkstra, E. W. et al. (1959). A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische mathematik*, 1(1):269–271.
- Gerstel, O., Jinno, M., Lord, A., and Yoo, S. B. (2012). Elastic optical networking: A new dawn for the optical layer? *IEEE Communications Magazine*, 50(2):s12–s20.
- Neris, Y. G., Tessinari, R. S., Garcia, A. S., Segatto, M. E. V., and Paiva, M. H. M. (2019). Enabling User-Friendly EON Simulations with a Graphical Interface for ElasticO++. In *Proceedings of IMOC 2019*. 2019 SBMO/IEEE MTT-S International Microwave and Optoelectronics Conference (IMOC).
- Neris, Y. G., Tessinari, R. S., Lopes, D. C. F., Garcia, A. S., Pavan, C., and Paiva, M. H. M. (2020). Métodos de avaliação do desempenho de redes ópticas analisando as curvas de bloqueio. In *Anais do XXXVIII Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos*, pages 742–755. SBC.
- Pavan, C. (2011). *Dimensioning of multilayer optical networks*. PhD thesis, Universidade de Aveiro (Portugal).
- Pavan, C., Morais, R. M., da Rocha, J. R. F., and Pinto, A. N. (2010). Generating realistic optical transport network topologies. *J. Opt. Commun. Netw.*, 2(1):80–90.
- Shapiro, S. S. and Wilk, M. B. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52(3/4):591–611.
- Spearman, C. (1961). The proof and measurement of association between two things. *Appleton-Century-Crofts*.
- Stanton, J. M. (2001). Galton, pearson, and the peas: A brief history of linear regression for statistics instructors. *Journal of Statistics Education*, 9(3).

Tessinari, R. S., Puype, B., Colle, D., and Garcia, A. S. (2016). ElasticO++: An elastic optical network simulation framework for OMNeT++. *Optical Switching and Networking*, 22:95–104.

Wang, Y., Cao, X., and Pan, Y. (2011). A study of the routing and spectrum allocation in spectrum-sliced elastic optical path networks. *2011 Proceedings IEEE INFOCOM*.