MODELOS DE ENGENHARIA DE TRÁFEGO COM PREDIÇÃO DE CONGESTIONAMENTO MÁXIMO

Talison Augusto Correia de Melo
Departamento de Engenharia Elétrica - UFBA
Rua Prof. Aristídes Novis, nº 2 - Bairro Federação - Salvador/BA - CEP: 40210-630
talisonmelo@ufba.br

Paulo Henrique Ribeiro do Nascimento
Centro de Ciências Exatas - UFRB
Rua Rui Barbosa, nº 710 - Bairro Centro - Cruz das Almas/BA - CEP: 44.380-000
nascimento.p@ufrn.edu.br

Karcius Day Rosario Assis
Departamento de Engenharia Elétrica - UFBA
Rua Prof. Aristídes Novis, nº 2 - Bairro Federação - Salvador/BA - CEP: 40210-630
karcius.assis@ufba.br

RESUMO

Estimar a capacidade do *link* de uma rede antes de seu projeto é de fundamental importância para a tomada de decisão eficaz na alocação de recursos para redes em geral. Estudos recentes investigaram métodos de aprendizado de máquina para prever com precisão se a configuração de uma rede em potencial satisfaz uma métrica de interesse, como capacidade ou congestionamento máximo, e isso é um problema difícil devido à flutuação do tráfego, complexidade computacional, dificuldade de previsão etc. Para a amenizar esses problemas, este artigo apresenta uma investigação de uma nova técnica para determinar a taxa de congestionamento de uma rede com base nos modelos pipe e HSDT (*Hose model with bounds of Source-Destination Traffic*) através de regressão linear. Os resultados encontrados demonstram a viabilidade da metodologia proposta para previsão de taxa de congestionamento nos modelos de tráfego.

PALAVRAS CHAVE. Modelos de Tráfego, Regressão Linear, Tráfego Congestionado.

Tópicos. Pesquisa Operacional em Telecomunicações e Sistemas de Informações, Programação Matemática.

ABSTRACT

Estimating the link capacity of a network prior to its design is of pivotal importance for effective decision making in resource allocation for networks in general. Recent studies investigated machine learning methods to accurately predict whether the configuration of a prospective network satisfies a interest metric such as the capacity or maximum congestion and that is a difficult problem due to traffic fluctuation, computational complexity, prediction difficulty etc. To alleviate these problems, this article presents an investigation of a new technique to determine the congestion rate of a network based on the pipe and HSDT (Hose model with bounds of Source-Destination Traffic) models through linear regression. The results found demonstrate the feasibility of the proposed methodology for forecasting congestion rates in traffic models.

KEYWORDS. Traffic Models, Linear Regression, Traffic Congestion.

Paper topics. Operations Research in Telecommunications and Information Systems, Mathematical Programming.

https://proceedings.science/p/157376?lang=pt-br

1. Introdução

O problema de roteamento e alocação de recursos em redes tem sido estudado por um longo tempo, a nível internacional [Chiu e Jain, 1989] e na comunidade nacional de redes de computadores [Oliveira e Monteiro, 1998; Kamienski e Sadok, 2000]. Alguns trabalhos recentes com aplicações podem ser vistos em [Al-Najjar et al., 2021; Wong, 2021; Panayiotou e Ellinas, 2021].

Adotar uma estratégia adequada de roteamento pode aumentar a taxa de utilização, *throughput*, diminuir custos e, também, evitar bloqueio de requisições ou demandas futuras. É nítido, nos dias atuais, a flutuação de demanda, o que leva a uma dificuldade de previsão do tráfego e do quão robusta uma rede deve ser na sua fase de planejamento. Uma estratégia muito utilizada, diante dessa imprevisibilidade, é planejar a rede com o objetivo de minimizar a taxa máxima de utilização dos enlaces, também chamada taxa de congestionamento da rede. Minimizar essa taxa possibilita incremento na admissibilidade de futuras demandas. Logo, os benefícios de se prever possíveis congestionamentos dada uma determinada demanda são relevantes para os mecanismos de controle de congestionamento das atuais redes, pois evitam o desperdício de recursos através de medidas de controle que vão desde o descarte de pacotes até o provisionamento de largura de banda adicional nos canais, passando pela limitação da taxa de entrada de pacotes na rede.

Nas modernas redes ópticas e redes sem fio, ou seja, *backbones* de redes em geral, estimar o congestionamento máximo direciona o projetista de rede à definição da capacidade dos enlaces da rede [Savory, 2014] [Mesquita et al., 2021]. Por exemplo, em uma rede óptica elástica, o problema de projeto da topologia virtual define um congestionamento máximo nos enlaces virtuais em Gbps, que em outra granularidade, com junção ou não de outros enlaces virtuais em um determinado enlace físico, define a capacidade destes enlaces em termos de *slots* [Assis et al., 2016].

A maioria dos problemas de roteamento em redes usa métodos de programação linear (*Linear Programming - LP*) ou (*Mixed Integer Linear Programming - MILP*) para minimizar o congestionamento máximo da rede, resultando em uma solução ótima. Entretanto, esses métodos podem ser custosos em termos de tempo computacional e, algumas vezes, a complexidade do tratamento matemático pode não ser usada eficientemente pelo projetista.

Neste artigo, consideramos o rigor matemático através de formulações LP/MILP para construir um banco de dados que pode ser usado com técnicas de aprendizado de máquinas para estimar o congestionamento da rede para um dado tráfego futuro. Especificamente, usamos dois modelos de tráfego: 1) o modelo *pipe* [Juttner et al., 2003; Duffield et al., 2002; Kumar et al., 2001], em que a demanda é especificada por uma matriz de tráfego exata e 2) o modelo *hose* com limites no par fonte-destino da demanda de tráfego (*Hose model with bounds of Source-Desination Traffic demands - HSDT*, [Oki e Iwaki, 2009, 2010]).

A principal contribuição deste trabalho está na proposta de um mecanismo de estimativa de congestionamento através de regressão linear. A estratégia proposta constitui, portanto, uma nova abordagem para prognósticos de congestionamentos de tráfego de redes.

Este trabalho está organizado da seguinte forma. Após esta introdução de definição do estudo, a seção 2 mostra os modelos exatos *pipe* e HSDT. A seção 3 introduz a técnica de regressão linear e a seção 4 explana a metodologia usada para resolver o problema. A seção 5 mostra os resultados das simulações e, finalmente, a seção 6 conclui o trabalho e propõe possíveis direções para trabalhos futuros.

2. Modelos de Tráfego

Uma rede pode ser modelada como um grafo direcionado $G(V, E)$ em que V é o conjunto de vértices e E é o conjunto de elos (arestas) [Oki, 2013].

https://proceedings.science/p/157376?lang=pt-br

Tomando como base [Kitahara e Oki, 2011] e [Oki, 2013], temos as seguintes definições. Seja $Q \subseteq V$, o conjunto de nós de aresta através dos quais o tráfego é admitido na rede. Um elo do nó $i \in V$ ao nó $j \in V$ é denotado como $(i,j) \in E$. c_{ij} é a capacidade de $(i,j) \in E$. y_{ij} é a carga do *link* de $(i,j) \in E$. A demanda de tráfego do nó p para o nó q é denotada como t_{pq}. A matriz de tráfego é denotada como $T = \{t_{pq}\} \cdot x_{ij}^{pq}$, onde $0 \leq x_{ij}^{pq} \leq 1$ é a porção do tráfego do nó $p \in Q$ para o nó $q \in Q$ roteado por $(i,j) \in E$. X é representado como uma matriz de roteamento quadridimensional cujo elemento é x_{ij}^{pq}, ou $X = \{x_{ij}^{pq}\}$, onde $0 \leq x_{ij}^{pq} \leq 1$. $\{X\}$ é um conjunto de X. $x_{ij}^{pq} > 0$ significa que (i,j) é um *link* em uma das rotas para t_{pq}. $x_{ij}^{pq} = 0$ significa que (i,j) não é um *link* em nenhuma rota para t_{pq}. No caso de $0 < x_{ij}^{pq} < 1$, t_{pq} é dividido em várias rotas.

A taxa de congestionamento da rede r se refere ao valor máximo de todas as taxas de utilização do *link* na rede [Zhang-Shen e McKeown, 2008] e é definido por:

$$r = \max_{(i,j)\in E} \left\{ \frac{y_{ij}}{c_{ij}} \right\}, \quad 0 \leq r \leq 1. \tag{1}$$

Para trabalhar com o problema de roteamento de tráfego em relação ao seu desempenho na redução da taxa de congestionamento (r), abordaremos alguns modelos de tráfegos, em que as restrições de cada modelo impõem uma matriz de tráfego (T) distinta.

2.1. Formulação Ótima para o Modelo pipe

O modelo *pipe* é extremamente restritivo pois considera que a matriz de tráfego T é conhecida e bem definida, o que dificilmente é verdade para problemas do mundo real [Wong, 2021; Juttner et al., 2003]. A taxa de congestionamento da rede para o Modelo *pipe* é obtida resolvendo um problema de Programação Linear definido nas Equações (2) a (7) [Kitahara e Oki, 2011], onde temos a função objetivo, equações de fluxo e capacidade. Todas as variáveis presentes nas equações estão definidas na subseção anterior.

Função Objetivo:

$$\text{Minimizar} : r, \tag{2}$$

Restrições:

$$\sum_{j:(i,j)\in E} x_{ij}^{pq} - \sum_{j:(j,i)\in E} x_{ji}^{pq} = 1, \forall\, p,q \in Q, \text{se } i = p \tag{3}$$

$$\sum_{j:(i,j)\in E} x_{ij}^{pq} - \sum_{j:(j,i)\in E} x_{ji}^{pq} = 0, \quad \forall p,q \in Q, i(\neq p,q) \in V \tag{4}$$

$$\sum_{p,q\in Q} t_{pq} x_{ij}^{pq} \leq c_{i,j} \cdot r, \forall (i,j) \in E \tag{5}$$

$$0 \leq x_{ij}^{pq} \leq 1, \forall\, p,q \in Q, (i,j) \in E \tag{6}$$

$$0 \leq r \leq 1 \quad . \tag{7}$$

2.2. Formulação Ótima para o Modelo HSDT

Devido a dificuldade do operador especificar uma matriz de tráfego exata, no modelo *Hose*, a matriz de tráfego não precisa ser definida. Esse modelo utiliza os limitantes α_p e β_p para estimar o tráfego. O limitante α_p é a taxa máxima de tráfego que o nó p pode enviar para a rede e em nosso problema é definido como $\alpha_p = \sum_q t_{pq}$, enquanto o limitante β_p é a taxa máxima de tráfego que o nó q pode receber da rede e está definido como $\beta_p = \sum_q t_{pq}$. Neste modelo, várias matrizes de tráfego são testadas até alcançar o menor congestionamento. Dessa forma, *Hose* é menos restritivo

em relação a matriz de tráfego se comparado com o *pipe*, porém como consequência, a taxa de congestionamento é pior [Juttner et al., 2003] [Duffield et al., 2002] [Kumar et al., 2001].

O modelo HSDT adiciona restrições em relação a matriz de tráfego do modelo de *Hose*, tornando-o mais restritivo, com o intuito de melhorar o baixo desempenho apresentado pelo modelo *Hose* se comparado ao *pipe*, no entanto, mantendo a sua vantagem de não ser necessário especificar tão precisamente a matriz de tráfego. O baixo desempenho do modelo *Hose* resulta da necessidade de considerar todas as possibilidades de matrizes de tráfego. Para melhorar este desempenho, acrescenta-se limitantes inferior e superior que restringem o conjunto de matrizes a serem consideradas. Os limitantes são definidos baseado na experiência do operador e de estudos técnicos. A restrição adicional ao modelo *Hose* é definida como $\delta_{pq} \leq t_{pq} \leq \gamma_{pq}$ para cada par de nó de origem p e destino q, onde γ_{pq} e δ_{pq} são os limites superior e inferior de t_{pq} [Oki e Iwaki, 2009] [Oki e Iwaki, 2010]. A taxa de congestionamento da rede para o modelo HSDT é obtida resolvendo um problema de Programação Linear definido nas Equações de (8) a (15), onde temos a função objetivo, equações de fluxo e capacidade. Todas as variáveis presentes nas equações estão definidas na subseção anterior.

Função Objetivo:

$$\text{Minimizar} : r \tag{8}$$

Restrições:

$$\sum_{j:(i,j)\in E} x_{ij}^{pq} - \sum_{j:(j,i)\in E} x_{ji}^{pq} = 1, \forall p,q \in Q, \text{se } i = p \tag{9}$$

$$\sum_{j:(i,j)\in E} x_{ij}^{pq} - \sum_{j:(j,i)\in E} x_{ji}^{pq} = 0, \forall p,q \in Q, i \neq p, i \neq q) \tag{10}$$

$$\sum_{p\in Q} \alpha_p \pi_{ij}(p) + \sum_{p\in Q} \beta_p \lambda_{ij}(p) + \sum_{p,q\in Q} [\gamma_{pq}\eta_{ij}(p,q) - \delta_{pq}\theta_{ij}(p,q)] \leq c_{ij} \cdot r, \quad \forall (i,j) \in E \tag{11}$$

$$x_{ij}^{pq} \leq \pi_{ij}(p) + \alpha_{ij}(q) + \eta_{ij}(p,q) - \theta_{ij}(p,q), \forall p,q \in Q, (i,j) \in E \tag{12}$$

$$\pi_{ij}(p), \alpha_{ij}(q), \eta_{ij}(p,q), \theta_{ij}(p,q) \geq 0, \forall p,q \in Q, (i,j) \in E \tag{13}$$

$$0 \leq x_{ij}^{pq} \leq 1, \forall p,q \in Q, (i,j) \in E \tag{14}$$

$$0 \leq r \leq 1 \quad . \tag{15}$$

3. Regressão Linear

Quando verificamos que uma distribuição de dados no plano possui uma tendência linear, utilizamos o Método dos Mínimos Quadrados (MMQ) para obter a equação da reta que melhor se ajusta a esse conjunto de pontos [Hoffman et al., 1973]. Dessa forma, devemos determinar os valores dos coeficientes angular (α_1) e linear (α_2) da reta.

Considere a distribuição

$$R = \{(x_k, y_k) \in \mathbb{R}^2, 1 \leq k \leq n\}$$

e seja

$$X^t = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \end{bmatrix}^t \quad \text{e} \quad Y^t = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & \dots & y_n \end{bmatrix}^t$$

as representações matriciais, de ordem $n \times 1$ das abscissas e ordenadas de R.

O que pretendemos é obter valores das ordenadas Z em uma reta que estejam próximos dos valores de Y da distribuição, utilizando o MMQ. Então, definindo

$$Z = \alpha_1 X + \alpha_2 \Im = \begin{bmatrix} x_1\alpha_1 + \alpha_2 \\ x_2\alpha_1 + \alpha_2 \\ \vdots \\ x_n\alpha_1 + \alpha_2 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \\ x_n & 1 \end{bmatrix}}_{\overline{X}} \underbrace{\begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{bmatrix}}_{\alpha},$$

em que $\Im = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}^t$ é uma matriz de ordem $n \times 1$, $\overline{X}$ é de ordem $n \times 2$ e α de ordem 2×1, vamos minimizar a função

$$F(\alpha) = (Y - Z)^2 = (Y - \overline{X}\alpha)^2$$

e, para tal, devemos determinar α que satisfaz a:

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \frac{\partial F}{\partial \alpha} = \frac{\partial Z}{\partial \alpha}\frac{\partial F}{\partial Z}.$$

Uma vez que

$$\frac{\partial F}{\partial Z} = \frac{\partial}{\partial Z}(Y - Z)^2 = -2\underbrace{(Y - Z)}_{\text{matriz } n\times 1} \quad \text{e} \quad \frac{\partial Z}{\partial \alpha} = \frac{\partial}{\partial \alpha}(\overline{X}\alpha) = \underbrace{\overline{X}^t}_{\text{matriz } 2\times n},$$

segue que

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \frac{\partial F}{\partial \alpha} = -2\overline{X}^t(Y - Z) = -2\overline{X}^t(Y - \overline{X}\alpha),$$

ou seja,

$$\overline{X}^t Y = \overline{X}^t\overline{X}\alpha \Longrightarrow \alpha = (\overline{X}^t\ \overline{X})^{-1}\overline{X}^t T. \tag{16}$$

Os valores de α_1 e α_2, após alguns cálculos, são dados por:

$$\alpha_1 = \frac{\sum_{k=1}^{n} x_k \sum_{k=1}^{n} y_k - n\sum_{k=1}^{n} x_k\, y_k}{\left(\sum_{k=1}^{n} x_k\right)^2 - n\sum_{k=1}^{n} x_k^2} \quad \text{e} \quad \alpha_2 = \frac{\sum_{k=1}^{n} y_k - \alpha_1 \sum_{k=1}^{n} x_k}{n}$$

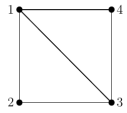
Uma forma de avaliar a tendência linear dos dados distribuídos no plano é dado pelo cálculo do coeficiente de correlação de Pearson, Equação (17), sendo que quanto mais próximo for o seu valor absoluto de 1, mais forte é a relação entre as variáveis. Para um valor absoluto igual a 1, temos uma relação linear perfeita e se perto de 0, indica que não há relação linear entre as variáveis.

4. Metodologia

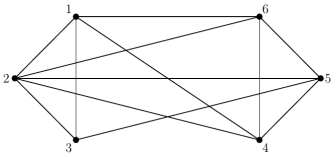
Para validar a proposta deste artigo, trataremos o Problema 1:

Problema 1 *Considere uma rede com uma matriz de capacidade $C = c_{ij}$, onde c_{ij} é a capacidade do link (i, j), e uma matriz de tráfego $T = t_{pq}$, onde t_{pq} é a demanda de tráfego do nó p para o nó q. Com base em uma demanda, determine a taxa de congestionamento da rede.*

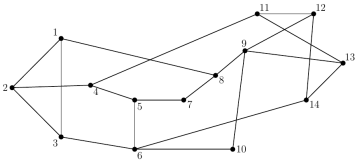
Figura 1: Cenários de simulação



(a): Cenário 1



(b): Cenário 2



(c): Cenário 3

Para resolver o Problema 1, trabalharemos com três cenários distintos (ver Figura 1). As simulações foram realizadas através da linguagem Python e para a otimização com programação linear utilizou-se o software CPLEX [CPLEX, 2013]. Foi construído um banco de dados, o qual armazena informações relevantes a cada modelo de tráfego (*pipe* e HSDT), e mais especificamente, informações de demanda de tráfego e taxa de congestionamento. Aplicou-se métodos de programação linear para a obtenção das taxas de congestionamento.

Uma análise preliminar sobre as demandas de tráfego e taxa de congestionamento foi feita a fim de verificar a correlação entre essas duas variáveis. Para isto, utilizamos o Coeficiente de Correlação de Pearson $\rho(r)$, definida pela Equação (17), que provê o quão linearmente estão relacionadas duas variáveis.

$$\rho(r) = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x}) \cdot (x_i' - \overline{x'})}{\sqrt{\text{var}(x) \cdot \text{var}(x')}} \tag{17}$$

Validada a correlação entre a demanda de tráfego e a taxa de congestionamento, aplicamos a técnica de regressão linear para obter uma função afim que represente os modelos *pipe* e HSDT.

Obtida a reta representativa para cada modelo, propomos demandas de tráfego distintas das utilizadas no banco de dados para efeito validativo e comparativo entre os resultados encontrados através da regressão linear e da programação linear. Para etapa de validação realizaremos três predições tomando como base a reta de regressão linear obtida para os modelos, em seguida mensuramos a taxa de congestionamento através da programação linear.

As métricas utilizadas para avaliar o desempenho do modelo proposto neste artigo foram os erros Absoluto Médio (MAE), Quadrático Médio (MSE), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE), Quadrático Médio Normalizado (NMSE), R2-Score e Fator de 2 (Fac2), dados por:

$$\text{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|x_i - x_i'\right| \quad \text{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - x_i')^2 \quad \text{RMSE} = \sqrt{\text{MSE}}$$

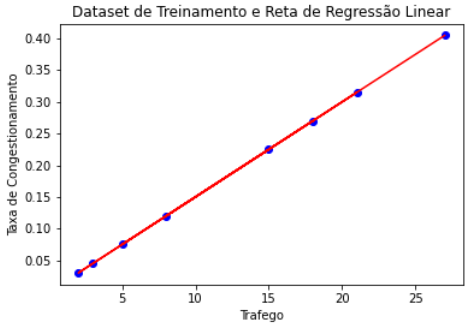
$$\text{NMSE} = \frac{\text{MSE}}{\text{var}(x)} \quad \text{R2-Score} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \hat{x_i})^2}{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2} \quad \text{Fac2} = \frac{\sum_{i=1}^{n}[0.5 \leq \frac{x_i}{x_i'} \leq 2.0]}{N}$$

Para as métricas de erros MSE, RMSE, NMSE e MAE, os valores menores indicam melhores modelos, enquanto para as métricas R2-Score e Fac2, valores maiores e mais próximos de 1 indicam os melhores desempenhos.

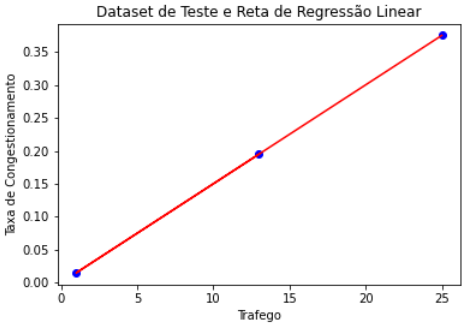
5. Simulações e Resultados

As simulações foram realizadas em três cenários distintos, conforme ilustrado na Figura 1. A capacidade do *link* (i, j) manteve-se fixo no valor de 100 e toda a demanda de tráfego entre

Figura 2: Datasets com a Reta de Regressão Linear - Modelo pipe (Cenário 1)



(a): Dataset de Treinamento e Reta de Regressão Linear



(b): Dataset de Teste e Reta de Regressão Linear

os nós eram iguais em cada simulação. No caso do modelo HSDT, para todas simulações, ficou definido uma taxa de 25% para a margem do limite superior (δ_{pq}) e 20% para a margem do limite inferior (γ_{pq}) de t_{pq}.

5.1. Cenário 1

Suponha uma rede com 4 nós distribuídos conforme a Figura 1(a). A matriz de capacidade C possuí ordem 4×4 e para cada enlace formado entre os nós atribuí-se um valor de 100. Já a matriz de tráfego T é de mesma ordem da matriz C, sendo sua diagonal principal formado por zeros e os demais elementos por t_{pq}. O valor de t_{pq} varia entre valores de 1 até 27. O *dataset* possui 11 instâncias, sendo 8 instâncias usadas para o treinamento e 3 para teste dos modelos.

Com base no banco de dados para o modelo *pipe* e HSDT, plotamos os gráficos de dispersão para ambos os modelos, conforme ilustrado nas Figuras 2 e 3. Ambos os modelos apresentaram correlação de Pearson igual a 1, ou seja, forte correlação entre a demanda de tráfego e a taxa de congestionamento.

Para o Cenário 1, a reta de regressão linear que representa o modelo *pipe* é definida pela Equação (18). Na Figura 2 observamos os *datasets* de treinamento e teste com a reta definida na Equação (18). Enquanto que a reta de regressão linear que representa o modelo HSDT é definida pela Equação (19). Na Figura 3, observamos os *datasets* de treinamento e teste com a reta definida na Equação (19).

$$Y = 0.015 \cdot X \tag{18}$$

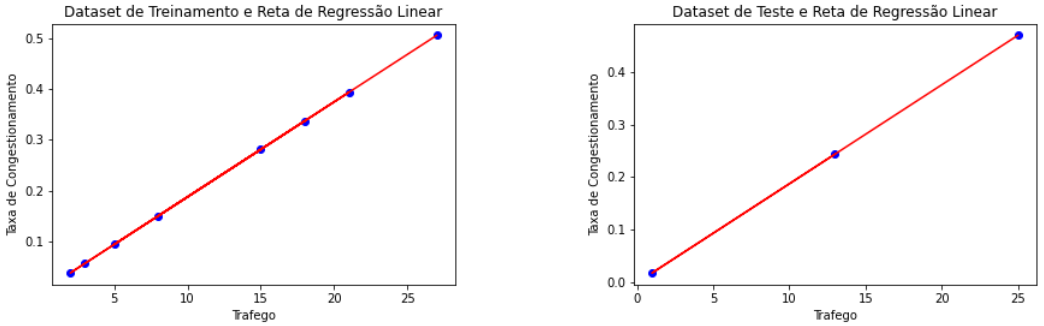
$$Y = 0.01875 \cdot X \tag{19}$$

De posse das retas que representam os modelos *pipe* e HSDT na configuração do Cenário 1, propomos três novas demandas para validar a predição através da regressão linear. Os resultados para cada modelo estão dispostos na Tabela 1.

5.2. Cenário 2

Para o Cenário 2, temos uma configuração de uma rede com 6 nós como apresentada na Figura 1(b). A matriz de capacidade C possuí ordem 6×6 e para cada enlace formado entre os nós atribuí-se um valor de 100. Já a matriz de tráfego T é de mesma ordem da matriz C, sendo sua diagonal principal formado por zeros e os demais elementos por t_{pq}. Trabalhamos com um *dataset*

Figura 3: Datasets com a Reta de Regressão Linear - Modelo HSDT (Cenário 1)



(a): Dataset de Treinamento e Reta de Regressão Linear

(b): Dataset de Teste e Reta de Regressão Linear

Tabela 1: Validação dos Modelos pipe e HSDT (Cenário 1)

	pipe			**HSDT**		
Demanda	4	16	26	4	16	26
Regressão Linear	0.06	0.24	0.39	0.075	0.3	0.4875
Programação Linear	0.06	0.24	0.39	0.075	0.3	0.4875

com 8 instâncias, distribuído 6 para o treinamento e 2 para teste. Nas Figuras 4 e 5, podemos checar os gráficos de dispersão dos *datasets* dos modelos para o Cenário 2. O valor de t_{pq} varia entre valores de 1 até 18. A correlação entre a demanda de tráfego e a taxa de congestionamento para os modelos *pipe* e HSDT são 0.9999 e 0.9998, respectivamente.

Para o Cenário 2, a reta de regressão linear que representa o modelo *pipe* é definida pela Equação (20). Na Figura 4 observamos os *datasets* de treinamento e teste com a reta definida na Equação (20). Enquanto, a reta de regressão linear que representa o modelo HSDT é definida pela Equação (21). Na Figura 5 observamos os *datasets* de treinamento e teste com a reta definida na Equação (21).

$$Y = -5.47553669 \cdot 10^{-12} + 0.01666667 \cdot X \tag{20}$$

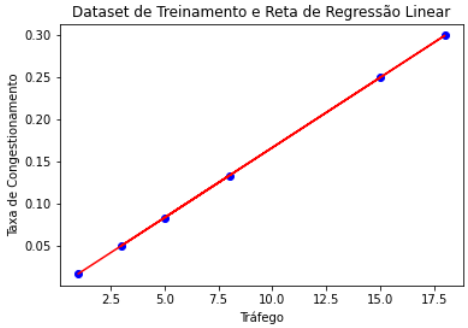
$$Y = 0.00123788 + 0.02054842 \cdot X \tag{21}$$

Definidas as retas de regressão dos modelos *pipe* e HSDT para o Cenário 2, submetemos três novas demandas para validar o modelo. Idem ao Cenário 1, temos o valor predito gerado pela regressão linear e o valor observado quantificado através da programação linear. Os resultados estão ilustrados na Tabela 2.

Tabela 2: Validação dos Modelos pipe e HSDT (Cenário 2)

	pipe			**HSDT**		
Demanda	6	11	17	6	11	17
Regressão Linear	0.1	0.1833	0.2833	0.125	0.2272	0.3505
Programação Linear	0.1	0.1833	0.2833	0.125	0.2291	0.3528

Figura 4: Datasets com a Reta de Regressão Linear - Modelo pipe (Cenário 2)

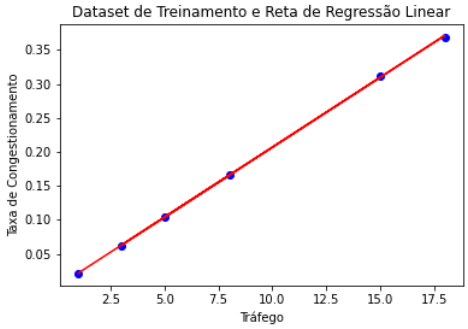


(a): Dataset de Treinamento e Reta de Regressão Linear



(b): Dataset de Teste e Reta de Regressão Linear

Figura 5: Datasets com a Reta de Regressão Linear - Modelo HSDT (Cenário 2)

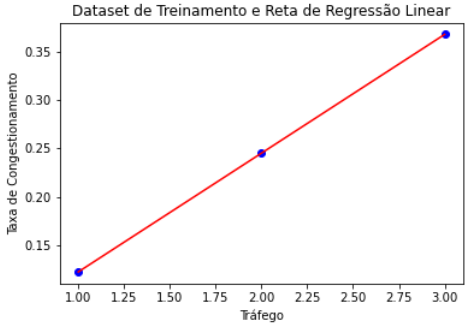


(a): Dataset de Treinamento e Reta de Regressão Linear

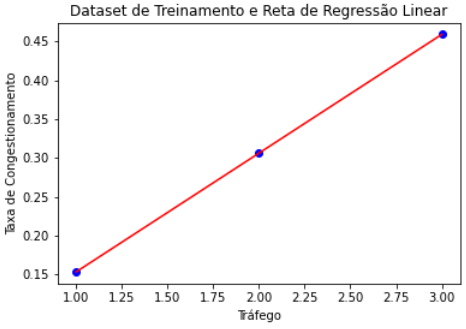


(b): Dataset de Teste e Reta de Regressão Linear

Figura 6: Dataset de Treinamento com a Reta de Regressão Linear (Cenário 3)



(a): Modelo pipe



(b): Modelo HSDT

5.3. Cenário 3

A Figura 1(c) representa o Cenário 3 e a rede contém 14 nós. A matriz de capacidade C possuí ordem 14×14 e para cada enlace formado entre os nós atribuí-se um valor de 100. Já a matriz de tráfego T é de mesma ordem da matriz C, sendo sua diagonal principal formado por zeros e os demais elementos por t_{pq}. Restringimos ainda mais o conjunto de dados para esse último exemplo com objetivo de verificar o desempenho da regressão linear em uma situação crítica com poucos dados disponíveis. Utilizamos somente 3 instâncias, todas para o treinamento. Conforme cenários anteriores, as taxas de congestionamentos foram mensuradas com o auxílio da programação linear no CPLEX. A partir da Figura 6, verificamos os gráficos de dispersão dos *datasets* dos modelos. Para o modelo *pipe*, a correlação entre a demanda de tráfego e a taxa de congestionamento é 1, enquanto que para o modelo HSDT é 0.9999.

Para o Cenário 3, a reta de regressão linear que representa o modelo *pipe* está definida na Equação (22). Enquanto, a reta de regressão linear que representa o modelo HSDT está definida na Equação (23).

$$Y = 1.11022302 \cdot 10^{-16} + 0.1225 \cdot X \tag{22}$$

$$Y = 1.11022302 \cdot 10^{-16} + 0.153125 \cdot X \tag{23}$$

Na Figura 6, observamos o *dataset* de treinamento com a reta de Equação dos modelos *pipe* e HSDT.

Encontradas as retas características para os modelos em estudo no Cenário 3, impomos três novas demandas para validar o modelo. Igual aos cenários anteriores, definimos o valor predito obtido pela regressão linear e o valor observado encontrado através da programação linear. Os resultados estão mostrados na Tabela 3.

Tabela 3: Validação dos Modelos pipe e HSDT (Cenário 3)

	pipe			**HSDT**		
Demanda	4	5	6	4	5	6
Regressão Linear	0.49	0.6125	0.735	0.6125	0.765625	0.91875
Programação Linear	0.49	0.6125	0.735	0.6125	0.765625	0.91875

5.4. Discussões

Analisando os resultados obtidos em relação as taxas de congestionamento para o modelo *pipe* e HSDT nos três cenários e estabelecendo uma relação entre desempenho do modelo e o grau de restrição que cada um impõe sobre a matriz de tráfego, tem se que quanto mais restrito for o modelo em relação as condições de tráfego, maior será o desempenho na minimização da taxa de congestionamento. Como o modelo *pipe* considera a matriz de tráfego exata, ele torna-se o modelo mais restritivo e consequentemente alcança as menores taxas de congestionamento. Já o modelo HSDT considera uma faixa de valores nas condições de tráfego restringidos por um limite superior e inferior. O diagrama na Figura 7 ilustra essas considerações.

Em relação ao desempenho preditivo obtido pela regressão linear para os modelos *pipe* e HSDT, considerando as métricas de erros (MSE, RMSE, MAE e NMSE), observamos que a maioria dos resultados alcançaram zero ou muito próximo disto, o que mostra que a taxa de erro é praticamente nula. Se verificamos as métricas R2-Score e Fac2, sabendo que quanto mais próximo de 1 melhor o desempenho, os modelos também atingem praticamente valores ideias.

https://proceedings.science/p/157376?lang=pt-br

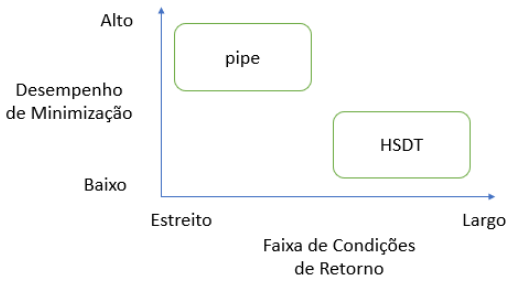


Figura 7: Diagrama.

Conforme fica claro na Equação (1), a taxa de congestionamento deve está no intervalo $[0, 1]$, valores fora desta faixa não podem ser registrados. Essa restrição é facilmente inserida na programação linear e, normalmente, em uma simulação onde configurações podem gerar taxas fora do intervalo limitante, a simulação resulta em um erro. Na equação da reta obtida através da regressão linear, o usuário está livre para trabalhar com quaisquer valores de demandas, inclusive valores que gerem taxas bem maiores que 1 ou menores que zero. Nessa situação, então, exigi-se conhecimentos prévios sobre a temática para que valores de demandas condizentes sejam aplicados nas equações, bem como, para realização da interpretação dos resultados.

Outro ponto importante é que no modelo HSDT, a partir do momento que a rede começa a ficar saturada em função dos altos valores de demanda, observa-se uma perda de linearidade do crescimento da taxa de congestionamento, o que pode resultar em erros significativos. Podemos exemplificar no Cenário 2 para o modelo HSDT uma demanda de valor 21, o resultado obtido através da programação linear é 0.4007 enquanto pela Equação (21) o valor predito seria 0.4327. Isso não é verdade para o modelo *pipe*, nesse mesmo contexto, para uma demanda de 21 o valor observado pela programação linear é 0.35 e através da Equação (20) é 0.35.

6. Conclusões

Neste trabalho, propomos um mecanismo de predição da taxa de congestionamento de uma rede dada uma demanda especifica através da técnica de regressão linear. Para esse estudo, trabalhamos com dois modelos de tráfego (*pipe* e HSDT) aplicados em três topologias distintas com demandas de tráfego homogêneas.

Os resultados foram satisfatórios e demonstram a viabilidade da utilização da técnica de regressão linear para previsão da taxa de congestionamento máxima. O desempenho preditivo obtido pela regressão linear, considerando as métricas de erros, alcançaram, em sua maioria, zero. Em relação as métricas R2-Score e Fac2, os modelos atingiram valores próximos a 1.

Pesquisas futuras devem focar na predição de taxas de congestionamento de outros modelos de engenharia de tráfego (ex.: *Hose* e HLT), bem como na aplicação de outras técnicas de *Machine Learning*. Além disso, demandas de tráfego heterogêneas serão consideradas.

Referências

Al-Najjar, Y., Ben-Ameur, W., e Leguay, J. (2021). On the approximability of robust network design. *Theoretical Computer Science*, 860:41–50.

Assis, K. D., Hammad, A., Almeida, R. C., e Simeonidou, D. (2016). Approaches to maximize the open capacity of elastic optical networks. In *2016 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, p. 1–6. IEEE.

Chiu, D.-M. e Jain, R. (1989). Analysis of the increase and decrease algorithms for congestion avoidance in computer networks. *Computer Networks and ISDN systems*, 17(1):1–14.

CPLEX, I. (2013). Ibm ilog cplex: high-performance mathematical programming engine. URL `http://www.ibm.com/`.

Duffield, N. G., Goyal, P., Greenberg, A., Mishra, P., Ramakrishnan, K. K., e van der Merwe, J. E. (2002). Resource management with hoses: Point-to-cloud services for virtual private networks. *IEEE/ACM Trans. on Networking.*

Hoffman, K., Kunze, R., e Finsterbusch, H. E. (1973). *Álgebra linear*. Prentice-Hall Internacional.

Juttner, A., Szabo, I., e Szentesi, A. (2003). On bandwidth efficiency of the hose resource management model in virtual private networks. *IEEE Infocom 2003.*

Kamienski, C. A. e Sadok, D. (2000). Engenharia de tráfego em uma rede de serviços diferenciados. *18º SBRC*.

Kitahara, Y. e Oki, E. (2011). Optimal routing strategy by hose model with link-traffic bounds. *IEEE Global Telecommunications Conference - GLOBECOM 2011*.

Kumar, A., Rastogi, R., Silberschatz, A., e Yener, B. (2001). Algorithms for provisioning virtual private networks in the hose model. *The 2001 Conference on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications.*

Mesquita, L. A., Assis, K. D., Pinho, L. V., Almeida Jr, R. C., Simas Filho, E. F., e Alencar, M. S. (2021). Resource planning on elastic optical networks using traffic matrix prediction. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 134:153615.

Oki, E. e Iwaki, A. (2009). Performance comparisons of optimal routing by pipe, hose, and intermediate models. *IEEE Sarnoff 2009.*

Oki, E. e Iwaki, A. (2010). Performance of optimal routing by pipe, hose, and intermediate models. *IEICE Trans. Commun.*

Oki, E. (2013). *Linear Programming and Algorithms for Communication Networks*. CRC Press.

Oliveira, A. e Monteiro, J. (1998). Modelos de tráfego para a multiplexação estatística do tráfego de dados em redes atm. *Anais do XVI Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores-SBRC*, p. 703–722.

Panayiotou, T. e Ellinas, G. (2021). Optimal and near-optimal alpha-fair resource allocation algorithms based on traffic demand predictions for optical network planning. *Journal of Optical Communications and Networking*, 13(3):53–68.

Savory, S. J. (2014). Congestion aware routing in nonlinear elastic optical networks. *IEEE Photonics Technology Letters*, 26(10):1057–1060.

Wong, R. T. (2021). Telecommunications network design: Technology impacts and future directions. *Networks*, 77(2):205–224.

Zhang-Shen, R. e McKeown, N. (2008). Designing a fault-tolerant network using valiant load-balancing. *IEEE Infocom 2008.*

https://proceedings.science/p/157376?lang=pt-br