

Modelagem do Tráfego de Redes de Comunicações: Uma Abordagem Multifractal Baseada em Poucos Parâmetros

Maykon Renan Pereira da Silva e Flávio Geraldo Coelho Rocha

Resumo—Neste trabalho, a fim de modelar os processos de tráfego de redes de comunicações, propõe-se um modelo multifractal eficiente que utiliza menos parâmetros que outros modelos presentes na literatura. O modelo MEV (Modelagem Exponencial para a Variância dos multiplicadores) é baseado em uma cascata multiplicativa no domínio *wavelet* capaz de sintetizar amostras de tráfego de redes de comunicações que apresentam características como autossimilaridade e ampla Largura de Espectro Multifractal (MSW). Para tal finalidade, no modelo MEV, o decaimento de energia dos coeficientes *wavelet* é capturado por meio de uma modelagem exponencial para a variância dos multiplicadores ao longo dos estágios da cascata. Avalia-se o desempenho do modelo MEV em descrever as características do tráfego de redes em comparação a outros modelos presentes na literatura. Para tanto, são utilizadas séries reais de tráfego de redes de comunicações.

Palavras-Chave—Autossimilaridade, Desempenho de Rede, Modelagem Multifractal, Tráfego de Redes de Comunicações.

Abstract—In this work, in order to model network traffic processes, an efficient multifractal model is proposed based on fewer parameters than other models present in the literature. The MEV model (Exponential Modeling for the multipliers' Variance) is based on a multiplicative cascade in the wavelet domain capable of synthesizing communication networks traffic traces which present characteristics such as self-similarity and wide Multifractal Spectrum Width (MSW). For such a purpose, in the MEV model, the energy decay of the wavelet coefficients is captured by means of an exponential modeling for the multipliers' variance along the cascade scales. The performance of the MEV model to represent the networks traffic characteristics is evaluated in comparison to other models present in the literature. For such a purpose, real communication networks traffic traces are used.

Keywords—Self-Similarity, Network Performance, Multifractal Modeling, Communication Networks Traffic.

I. INTRODUÇÃO

A melhoria no desempenho das redes de comunicações tem sido alvo de pesquisas constantes, e muitos são os trabalhos propondo modelos para descrição do tráfego de redes [1]–[6].

Dentre os modelos existentes para a caracterização do tráfego de redes de comunicações, modelos autossimilares e multifractais têm recebido grande atenção devido aos seus desempenhos em termos de análise e modelagem relacionados ao tráfego real de redes. Os modelos multifractais baseados em cascatas multiplicativas podem ser mais precisos e abrangentes

Os autores fazem parte do Grupo INCOMM (Information and Communication Engineering Group) da Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação (UFG), Goiânia-GO, Brasil, e-mail: maykoon.renan@gmail.com, flaviogcr@ufg.br.

quando aplicados ao controle do tráfego [7], [8], já que em situações práticas o grau de autossimilaridade do tráfego é variante com o tempo, o que não ocorre em modelos Gaussianos e monofractais, reduzindo o horizonte de aplicação destes modelos. Estas propriedades de séries temporais, que vão além daquelas descritas pelos fractais, influenciaram o surgimento de propostas baseadas em multifractais. Desta forma, com uma caracterização do tráfego mais detalhada utilizando análise multifractal, espera-se obter melhores estimativas para a modelagem do tráfego de redes de comunicações.

No entanto, os modelos multifractais podem ser complexos e suas aplicações práticas podem ser limitadas pelo número de seus parâmetros, que geralmente é alto e dependente do número de amostras de tráfego de redes que se deseja modelar.

Neste trabalho propõe-se um modelo multifractal baseado em um número reduzido (quando comparado a outros modelos presentes na literatura) e fixo (não dependente do número de amostras de tráfego a ser modelado) de parâmetros.

O restante do artigo está organizado da seguinte forma: a Seção II apresenta alguns dos modelos multifractais presentes na literatura; na Seção III é proposto o modelo multifractal MEV baseado na caracterização da variância dos multiplicadores de uma cascata multiplicativa no domínio *wavelet*; na Seção IV é avaliada a eficiência do modelo MEV em comparação a outros modelos presentes na literatura: β MWM (Multifractal Wavelet Model) [1], VVGM (Variable Variance Gaussian Model) [2] e MFHSW (MultiFractal Hurst Spectrum Width) [3], utilizando dados reais; na Seção V são apresentadas as conclusões obtidas.

II. TRABALHOS RELACIONADOS

O modelo multifractal MWM é baseado em uma cascata multiplicativa no domínio *wavelet* [1], tendo sido recentemente utilizado para a modelagem do tráfego de redes [9], [3]. No MWM, a variável $U_{j,k}$ representa os coeficientes de escala; $W_{j,k}$ representa os coeficientes *wavelets* e $A_{j,k}$ representa os multiplicadores da cascata multiplicativa; o índice j representa o estágio da cascata (também chamado de escala) e k é o instante de tempo dentro da escala j .

Para se gerar um processo segundo o modelo MWM é preciso aplicar a transformada *wavelet* discreta (DWT- Discrete Wavelet Transform) ao tráfego de redes, calcular os momentos de segunda ordem dos coeficientes *wavelet* ($W_{j,k}$) em cada escala da cascata, a média e a variância dos coeficientes de escala ($U_{j,k}$) na escala de menor resolução e calcular ρ_j ,

variável usada para capturar o decaimento de energia dos coeficientes *wavelet* ($W_{j,k}$) em função da escala j . A Figura 1 ilustra como é construída a cascata multiplicativa no domínio *wavelet* a partir dos parâmetros descritos anteriormente.

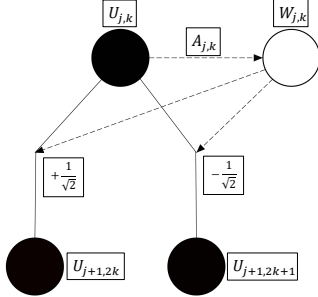


Fig. 1. Cascata multiplicativa formada pelos coeficientes de escala $U_{j,k}$, coeficientes *wavelet* $W_{j,k}$ e pelos multiplicadores $A_{j,k}$.

Quando os multiplicadores $A_{j,k}$ podem ser descritos por meio de uma distribuição $\beta(\cdot, \cdot)$, o modelo MWM é chamado de β MWM.

No β MWM o número de parâmetros para gerar uma série sintética de tráfego de redes depende do tamanho da série real de tráfego, ou seja quanto maior o número de amostras da série real de tráfego, maior o número de escalas n necessárias para se construir a cascata multiplicativa e consequentemente maior o comprimento do vetor ρ_j ($j = 0, 1, 2, \dots, n - 1$). Assim, o número de parâmetros necessários para gerar um processo de tráfego no β MWM é de $(n + 2)$, onde n é o número de termos do vetor ρ_j e os parâmetros μ_c e σ_c correspondem a média e ao desvio padrão do coeficiente de escala $U_{0,0}$, respectivamente, gerado segundo uma distribuição Gaussiana.

O modelo VVGM [2] baseia-se em uma cascata multiplicativa onde os valores correspondentes aos multiplicadores da cascata são amostras de uma distribuição Gaussiana a cada estágio da cascata, ou seja, nesse modelo assume-se que a distribuição dos multiplicadores é Gaussiana com média (μ) igual a 0.5 e variância (σ_j) que varia a cada escala da cascata, a medida que ela é sintetizada a partir do parâmetro x^N que representa o valor agregado das N amostras de tráfego.

O VVGM atribui um valor fixo de média para os multiplicadores de todas as escalas o que pode comprometer o processo de modelagem, visto que séries reais de tráfego de redes apresentam multiplicadores com média variável a cada escala. Assim como o β MWM, o VVGM requer $(n + 2)$, parâmetros para a síntese de amostras de tráfego de redes. Maiores detalhes sobre o VVGM podem ser obtidos em [2].

O modelo MFHSW [3] permite ao projetista de redes a configuração a priori dos parâmetros de *Hurst* (H) e de largura do espectro multifractal (*MSW - Multifractal Spectrum Width*). Assim como o β MWM, o MFHSW baseia-se em uma cascata multiplicativa no domínio *wavelet* e o número de parâmetros necessários para gerar uma série sintética de tráfego está diretamente ligado ao número de amostras da série real de tráfego, além de ser necessário estimar os parâmetros μ_c , σ_c e ρ_j , o MFHSW precisa que o projetista ajuste os parâmetros H e *MSW*, o que torna o MFHSW um algoritmo

que precisa de $(n + 5)$ parâmetros para gerar um processo de tráfego sintético. Não obstante, caso a série sintética obtida não atenda aos parâmetros H e *MSW* predeterminados, essa série é descartada e o algoritmo é reiniciado, o que melhora a precisão do modelo, mas aumenta consideravelmente o tempo de execução do algoritmo.

III. MODELAGEM EXPONENCIAL PARA A VARIÂNCIA DOS MULTIPLICADORES (MEV)

Nesta seção, apresenta-se a **Proposição 1**, e sua respectiva demonstração, que fundamenta o modelo MEV. A **Proposição 1** baseia-se em uma estrutura de cascata multiplicativa no domínio *wavelet* onde a variância dos multiplicadores ao longo das escalas da cascata é modelada por meio de uma função exponencial. Para tanto, na nova abordagem proposta, os valores de ρ_j , que estão relacionados com o decaimento de energia dos coeficientes *wavelets* do modelo β MWM, são calculados de forma paramétrica ao se modelar os momentos de segunda ordem dos multiplicadores da cascata ($\mathbb{E}[A_{(j)}^2]$) a partir do parâmetro de *Hurst* (H). Em seguida apresenta-se dois algoritmos que constituem o modelo MEV: o **Algoritmo 1 (Estimação de Parâmetros)** responsável pela modelagem dos parâmetros do modelo MEV com base na estrutura da cascata multiplicativa no domínio *wavelet*, como mostra a Figura 1; o **Algoritmo 2 (Sintetização de Tráfego)** responsável por gerar amostras sintéticas de tráfego de redes com base nos parâmetros estimados pelo **Algoritmo 1**.

Proposição 1: Uma série temporal de tráfego real de redes $C(t)$ pode ser descrita por um processo sintético $C^{(n)}[k]$ gerado por meio do modelo MEV que é baseado em três parâmetros: média (μ_c) e desvio padrão (σ_c) do coeficiente de escala $U_{0,0}$ e parâmetro de *Hurst* (H). A taxa de distribuição (α) e o parâmetro de localização (γ) de uma função exponencial utilizada para modelar a variância dos multiplicadores $A_{(j)}$ são obtidos a partir do valor de H . O processo sintético é definido pela seguinte equação:

$$C^{(n)}[k] \stackrel{d}{=} 2^{-n} G(\mu_c, \sigma_c) \left[1 + \beta \left(\frac{2 - 4^H}{4^H - 4}, \frac{2 - 4^H}{4^H - 4} \right) \right] \times \prod_{j=0}^{n-2} \left[1 + \beta \left(\frac{e^{\alpha(j+1-\gamma)} - 1}{2}, \frac{e^{\alpha(j+1-\gamma)} - 1}{2} \right) \right], \quad (1)$$

onde $k = 0, 1, \dots, 2^{j-1}$ é o deslocamento de tempo para $j = 0, 1, \dots, n - 1$ e n é a variável relacionada à escala de tempo mais fina (de maior resolução) de uma cascata multiplicativa no domínio *wavelet*.

Demonstração: O processo para se gerar uma série sintética de tráfego de redes pode ser definido pela seguinte equação [1]:

$$C^{(n)}[k] \stackrel{d}{=} 2^{-n} U_{0,0} \prod_{j=0}^{n-1} [1 + A_{(j)}], \quad (2)$$

onde $U_{0,0} \stackrel{d}{=} G(\mu_c, \sigma_c)$ e $A_{(j)}$ representa $A_{j,k}$, pois os multiplicadores podem ser descritos por uma distribuição β simétrica, onde $A_{(j)} \stackrel{d}{=} \beta(\rho_j, \rho_j)$. Os valores de $\beta(\rho_j, \rho_j)$ estão contidos no intervalo $[-1, 1]$.

A partir do parâmetro de *Hurst* (H) calcula-se o parâmetro ρ_j para $j = n - 1$ (última escala), da seguinte forma [1]:

$$\rho_{n-1} = \frac{2^{2H-1} - 1}{2 - 2^{2H-1}}, \quad (3)$$

onde,

$$\lim_{H \rightarrow 0.5} \rho_{n-1} = 0 \quad e \quad \lim_{H \rightarrow 1.0} \rho_{n-1} = \infty,$$

logo, $\forall H \in \mathbb{R}, \exists \epsilon > 0 \mid \lim_{\epsilon \rightarrow 0} H \in [0.5 + \epsilon, 1.0 - \epsilon]$.

Pode-se calcular a variância de $A_{(j)}$ em função de ρ_j pela seguinte relação [1]:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[A_{(j)}^2] - \mathbb{E}[A_{(j)}]^2 &= \frac{1}{2\rho_j + 1}, \\ \mathbb{E}[A_{(j)}^2] &= \frac{1}{2\rho_j + 1}, \end{aligned} \quad (4)$$

onde $\mathbb{E}[A_{(j)}] = 0$. Substituindo (3) em (4) pode-se calcular $\mathbb{E}[A_{(j)}^2]$ para a última escala, pela seguinte equação:

$$\mathbb{E}[A_{(n-1)}^2] = \frac{1}{\frac{2^{2H-1}-1}{2-2^{2H-1}} + 1} = 2^{2-2H} - 1. \quad (5)$$

Assumindo que para $j = 0$ a cascata multiplicativa na primeira escala é formada por apenas um multiplicador $A_{(0)}$, a variância de apenas um termo é teoricamente zero. Na abordagem proposta assume-se que a variância é infinitesimal e definida por:

$$\mathbb{E}[A_{(0)}^2] = \epsilon. \quad (6)$$

Na prática, o valor de ϵ representa o grau de variabilidade entre os valores agregados ($U_{0,0}$) de tempos entre chegadas de amostras de tráfego de redes. Assumindo que a variância dos multiplicadores pode ser modelada por uma função exponencial de 2 parâmetros (α e γ), obtém-se:

$$\mathbb{E}[A_{(j)}^2] = e^{-\alpha(j+1-\gamma)}, \quad \text{para } j = 0, 1, \dots, n-1. \quad (7)$$

Substituindo (5) e (6) em (7), obtém-se:

$$\begin{cases} e^{-\alpha(n-\gamma)} &= 2^{2-2H} - 1, \\ e^{-\alpha(1-\gamma)} &= \epsilon. \end{cases} \quad (8)$$

Tendo H como parâmetro de entrada, soluciona-se (8) para obter α e γ :

$$\alpha = \frac{\ln(2^{2-2H} - 1) - \ln(\epsilon)}{1 - n}, \quad (9)$$

$$\gamma = \frac{\ln(2^{2-2H} - 1) + \ln(\epsilon) + \alpha(N + 1)}{2\alpha}. \quad (10)$$

Com os parâmetros α e γ já estimados pode-se calcular ρ_j para as escalas $j = 0, 1, \dots, n-1$. Isolando ρ_j em (4), obtém-se:

$$\rho_j = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\mathbb{E}[A_{(j)}^2]} - 1 \right). \quad (11)$$

Substituindo (5) em (11), tem-se ρ_j para a última escala:

$$\rho_{n-1} = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{2^{2-2H} - 1} - 1 \right) = \frac{2 - 4^H}{4^H - 4}. \quad (12)$$

Substituindo (7) em (11), tem-se ρ_j para as outras escalas da cascata:

$$\rho_j = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{e^{-\alpha(j+1-\gamma)}} - 1 \right) = \frac{e^{\alpha(j+1-\gamma)} - 1}{2}. \quad (13)$$

Por fim, substituindo (12) e (13) em (2), obtém-se (1). ■

No modelo MEV os valores de ρ_j para todas as escalas são calculados de forma paramétrica. Por isso, para gerar uma série sintética de tráfego de redes por meio do MEV são necessários apenas 3 parâmetros (μ_c , σ_c e H), o que faz do modelo proposto um algoritmo cujo o número de parâmetros não depende da quantidade de amostras de tráfego. O modelo MEV é dividido em dois algoritmos apresentados a seguir:

Algoritmo 1 (Estimação de Parâmetros): Estimação dos parâmetros do modelo MEV a partir de uma série real de tráfego de redes $C(t)$.

Entrada: $C(t)$; Saída: μ_c , σ_c , H .

- 1) Determinar $U_{j,k}$ e $W_{j,k}$ por meio da DWT (*Discrete Wavelet Transform*), dado que $W_{j,k} = \langle C(t), \psi_{j,k} \rangle$, onde $\psi_{j,k}$ é a *wavelet* de Haar;
- 2) Utilizar a estrutura da cascata multiplicativa obtida no passo 1 para determinar μ_c e σ_c , média e desvio padrão de $U_{0,0}$, respectivamente;
- 3) Utilizar $W_{j,k}$ para estimar H por meio do diagrama log-escala (*LD - Logscale Diagram*) proposto por [10].

Algoritmo 2 (Sintetização de Tráfego): Gerar amostras sintéticas de tráfego de redes a partir dos 3 parâmetros obtidos na saída do **Algoritmo 1**.

Entrada: μ_c , σ_c , H ; Saída: $C^{(n)}[k]$.

- 1) Utilizar H para determinar α e γ por meio de (9) e (10);
- 2) Para $j = 0$, gerar $U_{0,0}$ de acordo com uma distribuição Gaussiana com parâmetros μ_c e σ_c , i.e., $G(\mu_c, \sigma_c)$;
- 3) Utilizar α e γ para calcular ρ_j por meio de (12) e (13) para cada escala j , e gerar k valores aleatórios de acordo com a distribuição $\beta(\rho_j, \rho_j)$ para obter $A_{(j)}$;
- 4) Utilizar (1) para gerar uma série de amostras sintéticas ($C^{(n)}[k]$) de tráfego de redes.

O modelo proposto diferencia-se dos modelos β MWM, VVGM e MFHSW, por ser eficiente e não utilizar uma quantidade de parâmetros dependente do número de amostras a serem modeladas. O modelo MEV utiliza um número fixo e reduzido de parâmetros, sendo eles: a média (μ_c) e desvio padrão (σ_c) do tráfego agregado e o parâmetro de *Hurst* (H). Por meio desses parâmetros, é possível gerar tráfego sintético utilizando o **Algoritmo 2**.

IV. RESULTADOS

Foram conduzidas simulações com o objetivo de avaliar o desempenho do modelo MEV em descrever com acurácia as características das séries reais de tráfego de redes. São apresentados resultados obtidos utilizando as séries reais *BC-pAug89* [11] e *dec-pkt-2* [11] que, apesar de não serem atuais, são clássicas na literatura. Além disso, são apresentados os resultados utilizando a série de tráfego *MultipathTCP* [12]. Essas séries de tráfego de redes apresentam amostras de tempo

entre chegadas de pacotes dado em segundos. Resultados similares foram obtidos para outras séries reais de tráfego.

A Figura 2 apresenta a variância dos multiplicadores para as séries reais de tráfego *BCpAug89*, *dec-pkt-2* e *MultipathTCP* e para as séries sintéticas geradas por meio dos modelos β MWM, VVGM, MFHSW e MEV.

A respeito dos resultados para a variância dos multiplicadores, para as séries de tráfego analisadas, o modelo MEV, que utiliza menos parâmetros que os demais modelos, obteve desempenho similar ou superior aos demais, em termos de representação da curva da variância real dos multiplicadores. A Tabela I corrobora essa afirmação.

TABELA I
EQM DAS CURVAS DA VARIÂNCIA DOS MULTIPLICADORES.

Modelos Multifractais	Erro Quadrático Médio (EQM)		
	<i>BCpAug89</i>	<i>dec-pkt-2</i>	<i>MultipathTCP</i>
β MWM	0,0050	0,0205	0,0399
VVGM	0,0155	0,0247	0,0438
MFHSW	0,0346	0,5437	0,0797
MEV	0,0041	0,0204	0,0384

A Tabela II apresenta estatísticas e o erro relativo percentual ($E(\%)$) para as séries reais e sintéticas geradas a partir dos modelos considerados. Os resultados da Tabela II foram obtidos com uma média de 30 simulações. Analisando os resultados é possível observar que o modelo MEV apresentou o menor $E(\%)$ para o parâmetro de *Hurst*, além disso apresentou erro apenas ligeiramente maior do que o β MWM para a variância. O VVGM foi o único modelo que apresentou resultados destoantes para a média das amostras das séries reais de tráfego. O modelo MFHSW obteve o pior desempenho em relação à variância das amostras de tráfego de redes, apresentando um alto $E(\%)$, decorrente de sua ineficiência em estimar a variância dos multiplicadores para diferentes escalas, como mostrou a Figura 2 para diferentes séries reais de tráfego.

TABELA II
ESTATÍSTICAS PARA MÉDIA, VARIÂNCIA E *H*.

<i>BCpAug89</i>	Média (10^{-3})	Variância (10^{-9})	<i>H</i>
Real	3,00	2,90	0,7156
β MWM $E(\%)$	3,00 (0,0)	2,90 (0,0)	0,7275 (1,7)
VVGM $E(\%)$	3,30 (10,0)	1,48 (48,9)	0,7981 (11,5)
MFHSW $E(\%)$	3,00 (0,0)	58,22 (1907,5)	0,7097 (0,8)
MEV $E(\%)$	3,00 (0,0)	2,92 (0,7)	0,7141 (0,2)
<i>dec-pkt-2</i>	Média (10^{-3})	Variância (10^{-6})	<i>H</i>
Real	2,00	8,43	0,7195
β MWM $E(\%)$	2,00 (0,0)	8,44 (0,12)	0,6963 (3,22)
VVGM $E(\%)$	2,10 (5,0)	9,40 (11,5)	0,7432 (3,29)
MFHSW $E(\%)$	2,00 (0,0)	55,18 (554,5)	0,7271 (1,05)
MEV $E(\%)$	2,00 (0,0)	7,92 (6,04)	0,7231 (0,5)
<i>MultipathTCP</i>	Média (10^{-2})	Variância (10^{-4})	<i>H</i>
Real	1,11	7,78	0,6092
β MWM $E(\%)$	1,11 (0,0)	7,82 (0,5)	0,6218 (2,1)
VVGM $E(\%)$	1,08 (2,7)	4,99 (35,8)	0,7084 (16,3)
MFHSW $E(\%)$	1,11 (0,0)	54,00 (594,1)	0,6209 (1,92)
MEV $E(\%)$	1,11 (0,0)	7,52 (3,3)	0,6041 (0,8)

A Figura 3 e a Tabela III apresentam os resultados obtidos relacionados ao espectro multifractal. O espectro apresenta múltiplos valores para o expoente de Hölder, que podem ser utilizados para medir o grau de singularidades locais de um processo estocástico.

Para processos multifractais, o espectro geralmente apresenta uma forma parabólica côncava, cuja a largura (*MSW*) é proporcional a variabilidade dos expoentes de Hölder [1], [3]. A Figura 3 apresenta os espectros multifractais para as séries reais de tráfego de redes *BCpAug89*, *dec-pkt-2* e *MultipathTCP*. O modelo MEV apresentou um espectro largo e com uma concavidade similar ao apresentado pelas séries reais. Essa afirmação é corroborada pela Tabela III, onde o modelo MEV apresentou o menor $E(\%)$ para a *MSW* para as 3 séries utilizadas. Embora o MFHSW tenha apresentado uma *MSW* próxima à largura das séries reais, observa-se por meio da Figura 3 que a curva do espectro do modelo MFHSW utilizando a série *dec-pkt-2* está deslocada no eixo dos expoentes de Hölder em relação às curvas obtidas para a série real e para o modelo proposto (MEV).

TABELA III
LARGURA DO ESPECTRO MULTIFRACTAL (*MSW*).

Modelos Multifractais	<i>BCpAug89</i>	<i>dec-pkt-2</i>	<i>MultipathTCP</i>
Real	1,1780	0,9278	1,2057
β MWM $E(\%)$	1,1486 (2,5)	1,1464 (23,6)	1,1420 (5,3)
VVGM $E(\%)$	1,1434 (2,9)	1,1980 (29,1)	1,2845 (6,5)
MFHSW $E(\%)$	1,1665 (1,0)	1,0685 (15,2)	1,1915 (1,2)
MEV $E(\%)$	1,1811 (0,3)	1,312 (11,1)	1,2149 (0,8)

A Tabela IV apresenta os parâmetros necessários para gerar amostras sintéticas de tráfego de redes de acordo com os modelos MEV, β MWM, VVGM e MFHSW. Os modelos β MWM, VVGM e MFHSW apresentam um vetor de parâmetros, onde o tamanho do mesmo depende do número de escalas *j* (que está diretamente relacionada com a quantidade de amostras de tráfego de rede a serem modeladas), ou seja, quanto maior o número de escalas maior o vetor e consequentemente maior o número de parâmetros. O modelo MEV diferente dos demais modelos comparados apresenta um número fixo e reduzido de parâmetros, que independe do número de escalas, ou seja, o número de parâmetros independe da quantidade de amostras do tráfego a ser modelado.

TABELA IV
PARÂMETROS DE ENTRADA PARA A SÍNTESE DE TRÁFEGO DE REDES DE CADA MODELO MULTIFRACTAL.

Modelos	Parâmetros
β MWM	μ_c, σ_c, ρ_j
VVGM	$x^N, \mu \text{ e } \sigma_j$
MFHSW	$\mu_c, \sigma_c, \rho_j, H, MSW$
MEV	μ_c, σ_c, H

A Tabela V apresenta a soma dos tempos de execução (em segundos) dos modelos multifractais na modelagem de parâmetros e síntese de amostras de tráfego de redes. Analisando o tempo de execução percebe-se que os modelos β MWM e MEV apresentaram os menores tempos de execução para uma série real de tráfego com $N = 2^{10}$ e $N = 2^{16}$ amostras.

TABELA V
TEMPO DE EXECUÇÃO DOS MODELOS MULTIFRACTAIS.

Número de Amostras	β MWM	VVGM	MFHSW	MEV
$N = 2^{10}$	0,0021	0,0373	19,5770	0,0012
$N = 2^{16}$	0,0233	25,8024	23,0805	0,0195

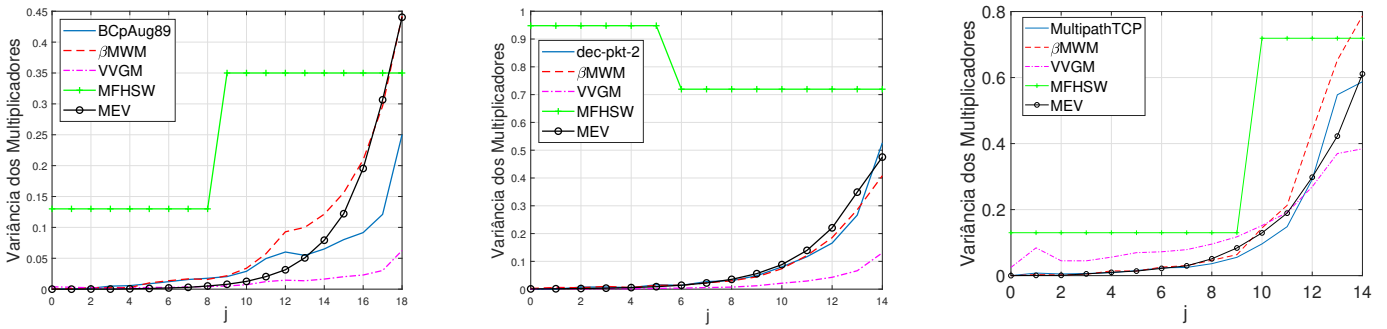


Fig. 2. Variância dos multiplicadores para as séries reais e estimadas pelos modelos multifractais.

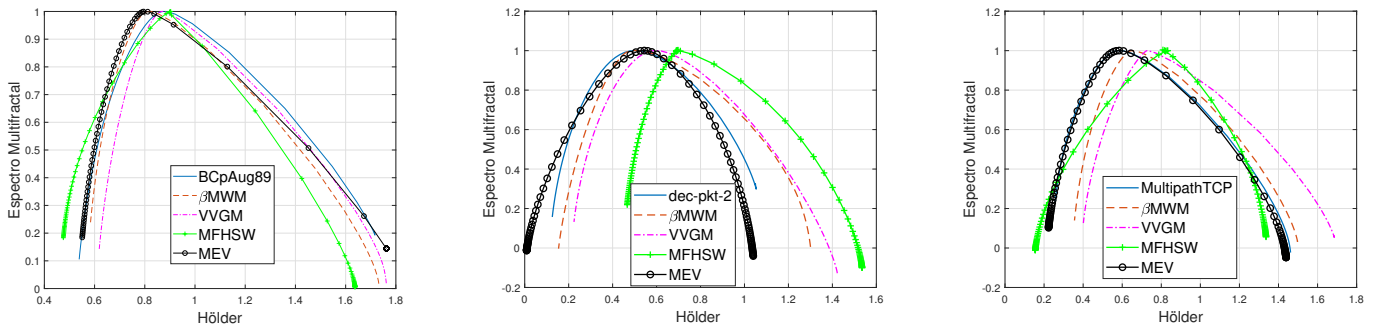


Fig. 3. Espectro Multifractal para as séries reais e sintéticas geradas por meio dos modelos multifractais.

V. CONCLUSÕES

Neste trabalho, foi proposto o modelo MEV (Modelagem Exponencial para a Variância dos multiplicadores) para caracterização do tráfego de redes com características multifractais. O modelo utiliza uma função exponencial para obter de forma paramétrica a variância dos multiplicadores ao longo das escalas de uma cascata multiplicativa no domínio *wavelet*.

Os resultados obtidos por meio de simulações utilizando séries reais de tráfego de redes mostraram que o modelo proposto é eficiente em descrever estatísticas de primeira e segunda ordem (média e variância, respectivamente), parâmetro de *Hurst* e também a largura do espectro multifractal (*MSW*). O modelo MEV foi comparado aos modelos β MWM, VVGM e MFHSW. Ao contrário dos demais modelos comparados, independente do número de amostras de tráfego que se deseja modelar, o modelo proposto utiliza um número fixo e reduzido de parâmetros (μ_c , σ_c e H). Essas características tornam o modelo eficiente, mais simples de ser compreendido, mais rápido de ser executado e mais fácil de ter seus parâmetros armazenados do que os demais modelos comparados.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior -Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

REFERÊNCIAS

- [1] R. Riedi, M. Crouse, V. Ribeiro, and R. Baraniuk, "A multifractal wavelet model with application to network traffic." *IEEE Transaction on Information Theory*, vol. 45, no. 3, p. 992–1018, 1999.
- [2] M. P. Krishna, V. Gadre, and U. B. Desai, *Multifractal based network traffic modeling*. Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [3] M. Tuberquia-David, F. Vela-Vargas, H. López-Chávez, and C. Hernández, "A multifractal wavelet model for the generation of long-range dependency traffic traces with adjustable parameters," *Expert Systems With Applications*, vol. 62, no. 2016, pp. 373–384, 2016.
- [4] A. Shojaefard, K. A. Hamdi, E. Alsusa, D. K. C. So, and J. Tang, "Modeling and analysis of cellular networks with elastic data traffic," *IEEE International Conference on Communications (ICC)*, pp. 1–5, 2016.
- [5] Q. Grandemange, Y. Bhujwala, M. Gilson, O. Ferveur, and E. Gnaedinger, "An as-level approach to network traffic analysis and modelling," *IEEE International Conference on Communications (ICC)*, pp. 1–6, 2017.
- [6] J.-F. Wang, X. He, S.-Z. Si, H. Zhao, C. Zheng, and H. Yu, "Using complex network theory for temporal locality in network traffic flows," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 524, pp. 722–736, 2019.
- [7] A. Feldmann, A. C. Gilbert, and W. Willinger, "Data networks as cascades: Investigating the multifractal nature of internet wan traffic." *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, vol. 28, no. 4, p. 42–55, 1998.
- [8] F. H. T. Vieira and L. L. Lee, "An admission control approach for multifractal network traffic flows using effective envelopes," *International Journal of Electronics and Communications*, vol. 64, no. 7, pp. 629–639, 2010.
- [9] D. C. Abrahão, F. H. T. Vieira, and M. V. Gonzaga, "Resource allocation algorithm for lte networks using β mwm modeling and adaptive effective bandwidth estimation," *International Workshop on Telecommunications (IWT)*, pp. 1–8, 2015.
- [10] P. Abry and D. Veitch, "A wavelet analysis of long-range dependent traffic," *IEEE Trans. on Information Theory*, vol. 44, pp. 2–15, 1998.
- [11] P. Danzig, J. Mogul, V. Paxson, and M. Schwartz. (2000) The internet traffic archive. Último acesso em 17-05-2019. [Online]. Available: <http://ita.ee.lbl.gov/>
- [12] Q. D. Coninck, M. Baerts, B. Hesmans, and O. Bonaventure. (2016) Community resource for archiving wireless data at dartmouth. Último acesso em 17-05-2019. [Online]. Available: https://crawdad.org/uclouvain/mptcp_smartphone/20160304