

CONTROLE DE TRÁFEGO DE REDE UTILIZANDO ESTIMAÇÃO ADAPTATIVA DO PARÂMETRO DE HURST E DE PARÂMETROS NO DOMÍNIO WAVELET

FLÁVIO G. C. ROCHA*, FLÁVIO H. T. VIEIRA†, RICARDO A. P. FRANCO†, RAFAEL R. C. VAZ†

* *Universidade Federal de Goiás
Instituto de Informática
Goiânia, Goiás, Brasil*

† *Universidade Federal de Goiás
Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação
Goiânia, Goiás, Brasil*

flavio@inf.ufg.br, flavio@emc.ufg.br, ricardofranco3@gmail.com, engrafaelrcv@gmail.com

Abstract— In this article, we propose an approach for adaptive estimation of parameters of a Multifractal Model in the Wavelet Domain in order to describe the computer network traffic behavior. Based on this approach, we present an algorithm for adaptive estimation of the Hurst parameter that is used to describe the self-similarity characteristic in the network traffic process. These algorithms are used in an adaptive control scheme to manage network resources. Comparisons with other methods present in the literature are carried out to verify the performance of the proposed method of adaptive rate control to increase the use of network resources.

Keywords— Multifractal Process, Rate Provisioning, Hurst Parameter, Network Traffic.

Resumo— Neste artigo, propõe-se uma abordagem para estimação adaptativa dos parâmetros de um Modelo Multifractal no domínio *Wavelet* para descrever o comportamento do tráfego de redes de computadores. Com base nessa abordagem, propõe-se o cálculo adaptativo do parâmetro de *Hurst* que descreve a característica de autossimilaridade de um processo de tráfego. Esses algoritmos propostos são utilizados em um esquema de controle adaptativo das taxas de transmissão de um servidor de rede. Comparações com outros métodos da literatura são realizadas, verificando a eficiência do método proposto de controle adaptativo de taxa em aumentar a utilização dos recursos de rede.

Palavras-chave— Processo Multifractal, Alocação de Taxa, Parâmetro de *Hurst*, Tráfego de Rede.

1 Introdução

O desempenho de redes é alvo de pesquisas constantes, e muitos são os trabalhos propondo modelos para descrição do tráfego de redes (Lee e Fapojuwo, 2005; Rocha e Vieira, 2011) e meios para controle e melhoria do serviço oferecido aos usuários (Riedi et al., 1998; Angrishi, 2013).

Dentre os modelos de tráfego existentes, modelos monofractais e multifractais têm recebido grande atenção devido aos seus desempenhos em termos de análise do comportamento do tráfego real de redes (Toral-Cruz et al., 2013).

No cenário de controle de tráfego de redes, vários algoritmos e métodos de controle de congestionamentos e alocação de taxas de transmissão foram propostos (Wang et al., 2007; Solis Barreto e Portela de Carvalho, 2009). Alguns deles não utilizam mecanismos adaptativos e outras propostas baseiam-se em tecnologias de rede ou em protocolos específicos, como aqueles apresentados em (Nejad et al., 2006; Oueslati et al., 2012).

Neste trabalho, é proposta uma nova abordagem para estimação adaptativa de parâmetros de um modelo multifractal no domínio *Wavelet* e do parâmetro de *Hurst*, também conhecido como parâmetro de escala global. Além disso, esses algoritmos são utilizados na proposta de um esquema de controle adaptativo da taxa de transmissão de um servidor cujo comportamento de tráfego é de-

terminado por séries reais de tráfego de rede.

2 Análise Multifractal

A análise multifractal tem aplicações na descrição de comportamentos locais de medidas e funções de forma geométrica e estatística. Ela foi primeiramente introduzida em estudos envolvendo turbulência (Mandelbrot e Ness, 1968) e, posteriormente, estudada como uma ferramenta matemática para tratar fenômenos que ocorrem em escala. Assim como os fractais, multifractais são utilizados em diversas áreas para análise de fenômenos tais como terremotos, reconhecimento de padrões, processamento de sinais, classificação de séries temporais e modelagem de tráfego de redes (Riedi et al., 1998; Toral-Cruz et al., 2013).

O tráfego de redes ao ser considerado multifractal significa que possui uma estrutura de forte dependência entre as amostras, autossimilaridade e rajadas em várias escalas (Riedi et al., 1998). Define-se processos multifractais a seguir.

Definição 1: Um processo estocástico $X(t)$ é multifractal se satisfaz a equação (1):

$$E(|X(t)|^q) = c(q)t^{\tau(q)+1} \quad (1)$$

onde $t \in T$, $q \in Q$, T e Q são conjuntos positivos, $0 \in T$, $[0, 1] \subseteq Q$, $\tau(q)$ e $c(q)$ são funções no

domínio Q .

A *Definição 1* permite que *multifractalidade* seja descrita em termos de q momentos, onde $\tau(q)$ é a função de escala e $c(q)$ é o fator de momento de um processo multifractal. Dentre os modelos multifractais no Domínio *Wavelet* existentes na literatura, destaca-se o MWM (Riedi et al., 1998) (*Multifractal Wavelet Model*). No MWM, $C(t)$ é um sinal positivo e pode apresentar longa dependência entre as amostras. Assim, seja $C^{f_s}[k]$ um sinal discreto no tempo e uma aproximação de $C(t)$ na resolução de 2^{-f_s} , onde f_s é a variável relacionada a escala de tempo mais fina de uma cascata multiplicativa. Essa cascata é formada pelos coeficientes *Wavelet* $W_{j,k}$, coeficientes de escala $U_{j,k}$ e multiplicadores $A_{j,k}$, onde j é a escala da cascata com valores no intervalo $[0, f_s]$ e $k = 0, 1, \dots, 2^j$ é o índice dos termos em uma escala.

Nesse modelo, pode-se relacionar o deslocamento k_j de um coeficiente de escala ao deslocamento de um de seus dois descendentes diretos k_{j+1} por meio de $k_{j+1} = 2k_j + k'_j$, onde $k'_j = 0$ é o descendente levogiro e $k'_j = 1$ o descendente dextrogiro da cascata. Escreve-se os coeficientes de escala e os coeficientes *Wavelet* do MWM como:

$$U_{j,k_j} = 2^{-j/2} U_{0,0} \prod_{i=0}^{j-1} [1 + (-1)^{k'_i} A_{i,k_i}], \quad (2)$$

$$W_{j,k_j} = 2^{-j/2} A_{j,k_j} U_{0,0} \prod_{i=0}^{j-1} [1 + (-1)^{k'_i} A_{i,k_i}]. \quad (3)$$

No MWM assume-se que os multiplicadores $A_{j,k}$ são independentes e identicamente distribuídos (i.i.d) de acordo com alguma variável aleatória simétrica $A_j \in [-1, 1]$, onde A_j representa o vetor de multiplicadores $A_{j,k}$ na escala j e para todos os valores de k . Então, fazendo $j = f_s$ em (2) e (3), é possível obter $C^{f_s}[k]$, a função do processo de tráfego sintético do MWM (Riedi et al., 1998):

$$C^{f_s}[k] \stackrel{d}{=} 2^{-f_s} U_{0,0} \prod_{j=0}^{f_s-1} [1 + A_j]. \quad (4)$$

A equação (4) relaciona, em igualdade de distribuição, o processo de tráfego sintético $C^{f_s}[k]$ na escala mais fina f_s ao coeficiente de escala na escala mais grosseira (de menor resolução) $U_{0,0}$ e aos multiplicadores A_j . Na seção 3, propõe-se uma abordagem adaptativa para estimação dos parâmetros do modelo MWM.

3 Estimação Adaptativa de Parâmetros

Nesta seção, objetiva-se propor uma abordagem de modelagem do comportamento do tráfego de redes que seja ao mesmo tempo eficiente e não dependente de toda série de tráfego. Para este fim,

a abordagem proposta, baseada no modelo MWM, calcula parâmetros do modelo de forma recursiva e apenas os parâmetros são armazenados.

Resumidamente, a medida que os dados chegam ao servidor, para cada janela de tempo processada, apenas os parâmetros são armazenados. Os parâmetros da janela seguinte são calculados com base nos dados da nova janela e com base nos parâmetros da janela anterior. Na notação que se segue, a janela de tempo atual é dada pela variável $n = [0, t)$, onde t é o instante de tempo.

3.1 Estimação Adaptativa de Parâmetros do MWM

No MWM, quando os multiplicadores A_j são modelados para cada escala j segundo uma distribuição beta simétrica $\beta(p_j, p_j)$ com valores no intervalo $[-1, 1]$, o modelo é chamado de β MWM (Riedi et al., 1998). O β MWM relaciona o decaimento de energia dos coeficientes *Wavelet* n_j por escala j com os valores dos parâmetros p_j . O decaimento de energia dos coeficientes *Wavelet* é dado por (Riedi et al., 1998):

$$n_j = E[W_{j-1,k}^2] / E[W_{j,k}^2], \quad (5)$$

e os valores de p_j são estimados recursivamente por:

$$p_j = 0.5[n_j(p_{j-1} + 1) - 1]. \quad (6)$$

Além do p_j , a média e a variância dos coeficientes de escala $U_{0,k}$, isto é μ_c e σ_c^2 , respectivamente, são parâmetros do modelo β MWM. A seguir, propõe-se um algoritmo para estimação adaptativa desses 3 parâmetros.

Algoritmo 1: Algoritmo para Estimação Adaptativa dos Parâmetros do β MWM

1. Inicializa-se o segundo momento dos coeficientes *Wavelet*, $E[W_{j,k}^2](0) = 0$; a média e a variância dos coeficientes de escala $U_{0,0}$, ou seja, $\mu_c(0) = 0$ e $\sigma_c^2(0) = 0$; e o contador de janela $n = 0$;
2. Calcula-se a transformada *Wavelet* de Haar da janela n para obter os coeficientes *Wavelet* $\tilde{W}_{j,k}$ para cada escala j e o coeficiente de escala $\tilde{U}_{0,0}$ na escala $j = 0$;
3. Atualiza-se o segundo momento $E[W_{j,k}^2]$ dos coeficientes *Wavelet* por meio de:

$$E[W_{j,k}^2](n+1) = (n/(n+1))E[W_{j,k}^2](n) + \frac{2^j}{n+1} \sum_{i=0}^{2^j-1} \tilde{W}_{j,i}^2 \quad (7)$$

4. As taxas de energia n_j são recalculadas segundo a equação (5) e os parâmetros p_j são recalculados por meio de (6);

5. A média μ_c e a variância σ_c^2 dos coeficientes de escala $U_{0,0}$ são atualizados por:

$$\mu_c(n+1) = n\mu_c(n)/(n+1) + \tilde{U}_{0,0}/(n+1) \quad (8)$$

$$\sigma_c^2(n+1) = (\sigma_c^2(n) + \mu_c^2(n))/(n/(n+1)) - (\mu_c(n+1))^2 + (\tilde{U}_{0,0})^2/(n+1) \quad (9)$$

6. Repete-se os passos de 2 a 5 para cada nova janela de tempo $n+1$, incrementando o valor da variável n , obtendo adaptativamente os parâmetros do modelo β MWM.

Uma vez obtidos os parâmetros $p_j(n)$, $\mu_c(n)$ e $\sigma_c^2(n)$, pode-se gerar tráfego sintético para quaisquer janelas de tempo n da seguinte forma (Riedi et al., 1998):

$$C^{fs}[k] = 2^{-n} G(\mu_c, \sigma_c^2) \prod_{j=0}^{fs-1} (1 + \beta(p_j, p_j)) \quad (10)$$

onde $\beta(\cdot, \cdot)$ é uma variável aleatória beta simétrica e $G(\mu, \sigma^2)$ é uma variável aleatória Gaussiana com média μ e variância σ^2 .

3.2 Estimação Adaptativa do Parâmetro de Hurst

A autossimilaridade está associada aos fractais, uma vez que os fractais são objetos cuja forma não muda em decorrência da mudança de escala. Processos monofractais e multifractais apresentam autossimilaridade (Riedi, 1997).

O chamado parâmetro de Hurst (H) mede o grau de autossimilaridade do processo com característica fractal (Abry e Veitch, 1998). Esta medida está basicamente relacionada com o decaimento da função de autocorrelação do processo envolvido. Para processos com regularidade local que varia em função do tempo, como os processos multifractais, o cálculo adaptativo do parâmetro de Hurst pode ser mais representativo para descrever a autossimilaridade do processo que o cálculo de um parâmetro global.

Em (Dang, 2003), os autores apresentaram a seguinte equação que relaciona o parâmetro p dos multiplicadores de uma cascata multiplicativa ao parâmetro de Hurst H :

$$H = 1 - 0.5 \log_2((p+1)/(p+0.5)). \quad (11)$$

Na subseção anterior foi proposto o *Algoritmo 1* para estimação adaptativa dos parâmetros p_j , μ_c e σ_c do Modelo Multifractal β MWM. Assim, a medida que os valores de p_j são estimados e atualizados para cada janela de tempo n é possível também calcular adaptativamente os valores do parâmetro de Hurst H a cada janela n por:

$$H(n) = 1 - 0.5 \log_2[(p_{fs}(n) + 1)/(p_{fs}(n) + 0.5)], \quad (12)$$

onde $p_{fs}(n)$ é o parâmetro p_j do modelo MWM na escala de maior resolução, i.e., $j = fs$, e na janela de tempo n .

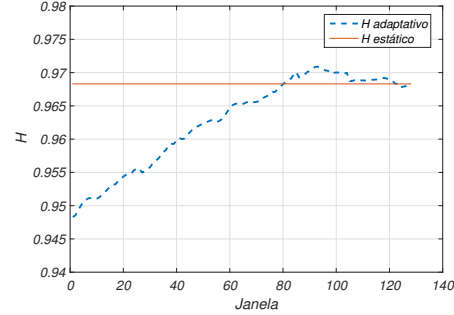


Figura 1: Cálculo Adaptativo do Parâmetro de Hurst

A Figura 1 apresenta os valores de H obtidos adaptativamente e de forma estática para a série real de tráfego Waikato1. Note que o valor final de $H(n)$ converge para o parâmetro de Hurst H calculado para toda a série de tráfego.

Na seção 4, a seguir, primeiramente é descrito um esquema para alocação dinâmica de taxa de transmissão que utiliza o parâmetro de Hurst H , a média μ e o desvio padrão σ de toda a série de tráfego de rede. Em seguida, propõe-se um esquema que não depende de estatísticas calculadas *a priori*.

4 Alocação Adaptativa de Recursos

O DRA (*Dynamic Resource Allocation*) é um esquema de alocação de recursos proposto em (Trinh e Miki, 1999). No DRA a taxa de transmissão C a ser alocada a um servidor de rede é calculada com base em uma equação recursiva de previsão do tráfego e em três estatísticas pré-definidas: μ é a taxa média do tráfego, σ é o desvio padrão do tráfego de entrada e H é o parâmetro de Hurst.

No DRA, o processo de tráfego é dividido em n blocos e definido como:

$$X_n^{(m)} = \frac{1}{m} (X_{nm-m+1} + \dots + X_{nm}), \quad (13)$$

onde $m, n = \{1, 2, \dots\}$, m é o tamanho do bloco, e n é o índice do bloco.

As adaptações da taxa de transmissão C são feitas para cada bloco n de tráfego de rede de tamanho m . Os valores dos parâmetros μ , σ e H são definidos *a priori* e estão sempre disponíveis para o controlador de taxa de transmissão, assim como para o preditor $\hat{X}_n^{(m)}$ do tráfego $X_n^{(m)}$, conforme esquematizado na Figura 2.

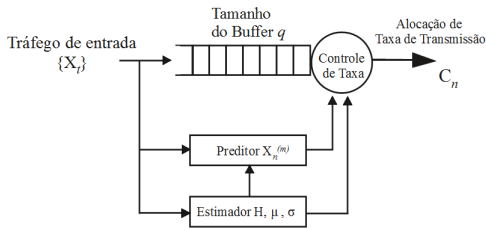


Figura 2: Esquema de Aloca  o de Recursos (DRA–*Dynamic Resource Allocation*), adaptado de (Trinh e Miki, 1999).

A predic  o de $X_n^{(m)}$   feita da seguinte forma:

$$\hat{X}_n^{(m)} = aX_{n-1}^{(m)} + (1-a)\mu, \quad (14)$$

onde $a = (2^{2H} - 2)/2$ e $a \in (0, 1)$. A taxa de transmiss  o C alocada ao bloco n   dada por:

$$C_n = X_n^{(m)} + \Delta C, \quad (15)$$

onde ΔC   calculado por meio de:

$$\Delta C \approx \left\{ \frac{\zeta^{1/2} \sigma (1-a) H^H (1-H)^{1-H}}{q^{1-H}} \right\}^{1/H}, \quad (16)$$

onde $\zeta = -2\ln(\epsilon) + 2\ln(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}y^{-1})$ e ϵ   a probabilidade do tamanho da fila exceder o tamanho do *buffer* q , σ   o desvio padr o do tr fego de entrada. A vari vel y est  relacionada ao ϵ :

$$\epsilon \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi}} y^{-1} \exp\left(-\frac{1}{2}y^2\right). \quad (17)$$

O DRA pode apresentar desempenho superior a um esquema de aloca  o fixa de recursos em termos de utiliza  o dos recursos dispon veis. No DRA a taxa de transmiss  o alocada   alterada pelo controlador de tr fego a cada bloco de tr fego de tamanho m . Para tanto, o controlador de taxa do DRA utiliza valores de predic  o de tr fego obtidos com base na m dia μ e no par metro de *Hurst* H ; al m do valor predito o controlador de taxa do DRA precisa calcular ΔC que depende de σ (desvio padr o do tr fego), outra estat stica que   calculada para todo o tr fego.

Assim, estimativas imprecisas de μ , σ e H podem tornar imprecisas as estimativas de taxas de transmiss  o a serem alocadas pelo controlador de taxa do DRA. Um esquema que n o dependa de estat sticas calculadas *a priori* pode ser mais adequado para tr fegos com diferentes caracter sticas e pode proporcionar uma maior utiliza  o dos recursos dispon veis do que o DRA.

Na se  o anterior, foi proposto o c lculo adaptativo do par metro de *Hurst* H . Al m disso, foram propostas equa  es para c lculo recursivo da m dia μ e do desvio padr o σ dos coeficientes de escala $U_{0,0}$ do modelo MWM. As equa  es (8) e

(9) tamb m podem ser utilizadas para o processo de tr fego $X(t)$. Em outras palavras, por meio do *Algoritmo 1* e das equa  es (8), (9) e (12),   poss vel calcular adaptativamente os par metros necess rios para o esquema de aloca  o din mica de recursos da equa  o (15).

5 An lise de Desempenho do M todo de Controle Adaptativo Proposto

Nesta se  o s o apresentados os resultados de simula  es utilizando uma s rie de tr fego obtida em 2011 no Departamento de Ci ncia da Computa  o da Universidade de Waikato. A s rie WaikatoVIII-20111027-213205-5¹   chamada neste trabalho apenas de Waikato1. S o apresentados tamb m resultados para a s rie de tr fego dec-pkt-2² na escala de 100 ms. Resultados similares foram obtidos para outras s ries reais de tr fego de rede.

Simula  es foram conduzidas utilizando o esquema proposto de aloca  o adaptativa de taxa de transmiss  o, o DRA e um esquema de taxa de transmiss  o fixa. Os desempenhos dos tr s m todos s o avaliados em termos de capacidade de predic  o, utiliza  o m dia do enlace, estimativas de taxa de perda e ocupa  o m dia do *buffer*.

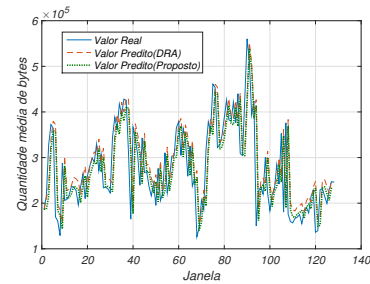


Figura 3: Predi  o da m dia do tr fego para n blocos de tamanho m - S rie Waikato1.

O tamanho da janela de tr fego do Modelo Multifractal   igual ao tamanho do bloco do esquema de aloca  o de taxa. A Figura 3 apresenta a m dia de $n = 128$ blocos de tr fego de tamanho $m = 8$ e os valores preditos utilizando o m todo DRA e o m todo proposto. Para avaliar o desempenho desses m todos de predic  o, foi utilizado o conceito de Erro Quadr tico M dio Normalizado (EQMN), conforme *Defini  o 2*:

Defini  o 2. Seja σ_x^2 a vari ncia do processo X , dada por $\sigma_x^2 = E[(\mu - x)^2]$, onde μ   a m dia do processo. Define-se Erro M dio Quadr tico Normalizado como:

¹Waikato University - Computer Science Department, dispon vel em <http://wand.net.nz/wits/waikato/8/>,  ltimo acesso em: 01-04-2016.

²The Internet Traffic Archive, s rie dispon vel em <http://ita.ee.lbl.gov/html/contrib/DEC-PKT.html>,  ltimo acesso em: 01-04-2016.

$$EQMN = \frac{EQM}{\sigma_x^2} = \frac{E[(\hat{x} - x)^2]}{E[(\mu - x)^2]}, \quad (18)$$

onde x é o valor real da série a ser predita e $\hat{x}$ é o valor predito.

A Tabela 1 apresenta os resultados de EQMN para o DRA e para o método proposto, referente aos resultados da Figura 3. É possível observar que o método proposto, ao utilizar o cálculo adaptativo e em tempo real de μ , σ e H , obtém EQMN menor que o método DRA.

Tabela 1: EQMN de predição do tráfego.

Waikato1	EQMN de Predição
DRA	0.6474
PROPOSTO	0.6206

A utilização média do enlace (u) mede a fração da capacidade do servidor usada para servir o fluxo de dados observados no período de tempo T , calculada por:

$$u = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \min \left\{ \frac{r_t}{C_t}, 1 \right\}, \quad (19)$$

onde r_t denota o valor observado da taxa de tráfego e C_t a capacidade do servidor no instante de tempo t . Além disso, o desempenho do esquema de alocação adaptativa de taxa de transmissão foi avaliado utilizando o conceito de Fator de Adequação Médio (*Average Goodness Factor* - AGF). O AGF mede o grau com o qual a taxa de transmissão alocada é capaz de acompanhar, em termos de rapidez e proximidade, a dinâmica da taxa de entrada do tráfego de redes (Tran e Ziegler, 2005).

A ideia básica é a de que, em um caso ideal, a utilização do enlace seja mantida constante em um nível ótimo, chamado de u_{opt} . O valor de u_{opt} é obtido experimentalmente ao utilizar-se um modelo de tráfego Gaussiano para o tráfego considerado a fim de deduzir uma relação ótima entre a utilização do enlace e o atendimento aos parâmetros de QoS considerados. Matematicamente, o valor de AGF é definido como:

Definição 3. Assumindo que para a janela j , a taxa de transmissão alocada para o enlace seja c_j e a taxa de tráfego para esta mesma janela j seja r_j , define-se o Fator de Adequação (*Goodness Factor* - GF) como (Tran e Ziegler, 2005):

$$GF_j := \begin{cases} \frac{(c_j - r_j)/r_j}{u_{opt}} & \text{se } c_j \leq r_j \\ \frac{r_j/c_j}{u_{opt}} & \text{se } c_j > r_j \text{ e } r_j/c_j \leq u_{opt} \\ \frac{u_{opt}}{r_j/c_j} & \text{se } c_j > r_j \text{ e } r_j/c_j > u_{opt} \end{cases} \quad (20)$$

O valor de AGF é obtido por meio da média dos valores de GF obtidos para cada janela j , uti-

lizando (Tran e Ziegler, 2005):

$$AGF = \sum_{j=1}^M GF_j / M, \quad (21)$$

onde M representa a quantidade total de janelas.

A interpretação do valor de AGF é feita da seguinte forma: quanto maior o grau de superdimensionamento ou subdimensionamento do enlace, menor o valor de AGF. Quanto maior a acurácia do esquema de provisão de taxa de transmissão, mais próximo o valor de AGF será de 1.

Tabela 2: Resultados de utilização e AGF.

	Waikato1		dec-pkt-2	
Método	Utilização	AGF	Utilização	AGF
Estático	0.6666	0.7460	0.6497	0.7034
DRA	0.8214	0.9077	0.5871	0.6577
Proposto	0.9008	0.9104	0.7833	0.8608

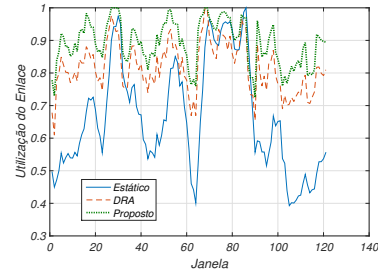


Figura 4: Utilização do enlace - Série Waikato1.

Para as séries Waikato1 e dec-pkt-2, os valores de u_{opt} encontrados foram, $u_{opt} = 0.8580$ e 0.9253 , respectivamente. O valor de ϵ (probabilidade de transbordo do *buffer*) foi configurado para 10^{-2} . O tamanho do *buffer* é escolhido de $q/\Delta C \gg m$.

Por meio da Tabela 2, observa-se que o método proposto obteve melhor utilização e melhor valor de AGF (mais próximo de 1) do que os demais métodos comparados, o que também pode ser observado por meio da Figura 4. O esquema de alocação estática de taxa de transmissão baseia-se na estimativa da menor taxa de transmissão necessária para o que o valor de perda média seja inferior ao valor de ϵ .

Além disso, foram aferidos os valores relativos à taxa de perda de *bytes* no enlace e a ocupação média do *buffer*. Por meio da Tabela 3, observa-se que não houve registro de transbordo do *buffer* tanto para o método proposto quanto para o DRA, mas houve registro de perda de dados para o método de alocação estática de taxa de transmissão.

Observa-se, por meio dos resultados apresentados, que o método proposto de alocação de taxa provê maiores utilização do enlace e AGF a custo de um ligeiro aumento da ocupação do *buffer*, mas mantendo a taxa de perda abaixo da estipulada

($\epsilon = 10^{-2}$). Para as séries aqui apresentadas, a taxa de perda obtida foi zero nas simulações de um enlace com um servidor. Em várias outras simulações com séries diferentes, constatou-se resultado semelhante.

Tabela 3: Taxa de perda média (P_{medio}), máxima (P_{max}), e ocupação média do *buffer* B_{medio} .

Waikato1 $b = 1.8 \cdot 10^6 \text{ bytes}$			
Método	P_{medio}	P_{max}	B_{medio}
Estático	0.0015	0.0502	0.0478
DRA	0.0000	0.0000	0.0568
Proposto	0.0000	0.0000	0.1399
dec-pkt-2 $b = 1.3 \cdot 10^5 \text{ bytes}$			
Método	P_{medio}	P_{max}	B_{medio}
Estático	0.0009	0.0352	0.0660
DRA	0.0000	0.0000	0.0218
Proposto	0.0000	0.0000	0.0766

6 Conclusões

Mostrou-se que a partir de um algoritmo de estimação de parâmetros do modelo MWM é possível estimar adaptativamente o grau de autossimilaridade de processos de tráfego de rede. O algoritmo implementado foi utilizado em um esquema de controle adaptativo de taxa de transmissão, o que melhorou a utilização dos recursos de rede sem comprometer as estatísticas de outros parâmetros de QoS, tais como probabilidade de transbordo do *buffer* e ocupação média do *buffer*.

Como trabalho futuro, objetiva-se, usando cálculo de rede, propor uma equação para estimativa de retardo na rede a partir do processo envelope do modelo de tráfego proposto e da curva de serviço obtida por meio das taxas de transmissão alocadas adaptativamente. Além disso, deseja-se investigar a aplicação dos algoritmos propostos em redes LTE-A e 5G que necessitam de alocação dinâmica de blocos de recursos.

Agradecimentos

À FAPEG (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Goiás) pelo apoio financeiro recebido (2014.102.67000400).

Referências

- Abry, P. e Veitch, D. (1998). Wavelet analysis of long-range-dependent traffic, *Information Theory, IEEE Transactions on* **44**(1): 2–15.
- Angrishi, K. (2013). An end-to-end stochastic network calculus with effective bandwidth and effective capacity, *Computer Networks* **57**(1): 78 – 84.
- Dang, T.D., M. S. M. I. (2003). Queuing performance estimation for general multifractal

- traffic, *Int. J. Commun. Syst.* **16**(2): 117–136.
- Lee, I. W. e Fapojuwo, A. O. (2005). Stochastic processes for computer network traffic modeling, *Computer Communications* **29**(1): 1 – 23.
- Mandelbrot, B. B. e Ness, J. W. V. (1968). Fractional brownian motions, fractional noises and applications, *SIAM Review* **10**(4): pp. 422–437.
- Nejad, H. V., Yaghmaee, M. H. e Tabatabaee, H. (2006). Fuzzy tcp: Optimizing tcp congestion control, *Communications, 2006. APCC'06. Asia-Pacific Conference on*, IEEE, pp. 1–5.
- Oueslati, S., Roberts, J. e Sbihi, N. (2012). Flow-aware traffic control for a content-centric network, *INFOCOM, 2012 Proceedings IEEE*, IEEE, pp. 2417–2425.
- Riedi, R. H. (1997). An introduction to multifractals, *Rice University ECE Technical Report*.
- Riedi, R. H., Crouse, M. S., Ribeiro, V. J. e Baraniuk, R. G. (1998). A multifractal wavelet model with application to network traffic, *IEEE Transactions on Information Theory* **45**: 992–1018.
- Rocha, F. G. C. e Vieira, F. H. T. (2011). Modeling of mpeg-4 video traffic using a multifractal cascade with autoregressive multipliers, *IEEE Latin America Transactions* **9**(5): 860 – 867.
- Solis Barreto, P. e Portela de Carvalho, P. H. (2009). A planning and adaptive routing methodology for multimedia networks, *Latin America Transactions, IEEE (Revista IEEE America Latina)* **7**(6): 673–680.
- Toral-Cruz, H., Pathan, A.-S. K. e Pacheco, J. C. R. (2013). Accurate modeling of voip traffic qos parameters in current and future networks with multifractal and markov models, *Mathematical and Computer Modelling* **57**(11 - 12): 2832 – 2845.
- Tran, H. T. e Ziegler, T. (2005). Adaptive bandwidth provisioning with explicit respect to qos requirements, *Computer Communications* **28**(16): 1862 – 1876.
- Trinh, N. C. e Miki, T. (1999). Dynamic resource allocation for self-similar traffic in atm network, *Communications, 1999. APCC/OECC'99*, Vol. 1, IEEE, pp. 160–165.
- Wang, C., Liu, J., Li, B., Sohrawy, K. e Hou, Y. T. (2007). Lred: a robust and responsive aqm algorithm using packet loss ratio measurement, *Parallel and Distributed Systems, IEEE Transactions on* **18**(1): 29–43.