Limitantes de Desempenho de Fila para Tráfego Multifractal de Redes

FLÁVIO HENRIQUE TELES VIEIRA 1 LEE LUAN LING 2

Unicamp - Universidade Estadual de Campinas DECOM - Departamento de Comunicações FEEC-Faculdade de Engenharia Elétrica Cx Postal 6101 - CEP 13.083-970 Campinas (SP) ¹(flavio)@decom.fee.unicamp.br ²lee@decom.fee.unicamp.br

Resumo. Neste artigo, investigamos o comportamento de fila no *buffer* para tráfego multifractal de redes. Inicialmente, derivamos um parâmetro de escala global para processos multifractais. Por meio deste parâmetro, obtemos uma expressão para a banda efetiva de fluxos de tráfego multifractais. Em seguida, estabelecemos limitantes de desempenho de fila para redes através da banda efetiva proposta aliada a conceitos de Cálculo de Rede Estatístico. A abordagem proposta de estimação de desempenho de fila foi avaliada por simulações com tráfego real Internet e Ethernet, constatando sua eficiência em capturar a probabilidade de perda e a ocupação média de bytes no *buffer*. Verificamos que o limitante proposto para a probabilidade de perda de bytes é mais preciso do que o obtido pela Teoria dos Grandes Desvios.

Palavras-Chave: Limitantes, Tráfego Multifractal, Banda Efetiva, Cálculo de Rede, Parâmetro de Escala Global.

Queueing Performance Bounds for Network Multifractal Traffic

Abstract. In this paper, we investigate the queueing behavior of multifractal traffic flows. Initially, we derive a global scaling parameter for multifractal processes. Next, we obtain a global scaling based expression for the effective bandwidth of multifractal flows. Relating this effective bandwidth estimate to the statistical network calculus, we propose performance bounds for high-speed networks. Our performance bound estimation approach is evaluated by simulations with Internet and Ethernet traffic traces, verifying its efficiency in capturing byte loss probability and mean buffer occupation. We verify that the proposed byte loss probability bound is tighter than that given by the Large Deviations Theory.

Keywords: Performance Bounds, Multifractal Traffic, Effective Bandwidth, Network Calculus, Global Scaling Parameter.

(Received April 17, 2007 / Accepted October 04, 2007)

1 Introdução

Probabilidade de perda e atraso de pacotes são medidas de desempenho fundamentais associadas a qualidade de serviço (QoS) em redes de computadores. Procura-se

caracterizar o tamanho médio da fila e a distribuição do número de pacotes no *buffer* para se estabelecer limitantes para essas medidas de desempenho. Através do conhecimento destes limitantes é possível garantir a qualidade de serviço requerida pelos fluxos de tráfego.

Limitantes de desempenho de rede podem ser obtidos usando as seguintes ferramentas: Banda Efetiva [8] e Cálculo de Rede [1]. A banda efetiva de um fluxo de tráfego está relacionada com a taxa necessária fornecida a este fluxo para que se atenda determinado critério de OoS. O conceito de banda efetiva tem sido aplicado largamente e é visto como um método apropriado para controle de admissão e alocação de recursos em redes [9]. Já o Cálculo de Rede consiste de uma série de resultados matemáticos fundamentados na álgebra Min-Plus capaz de fornecer soluções para vários problemas de redes. Utilizando o conceito de Processo Envelope Linear (PEL) oriundo do Cálculo de Rede, R.L.Cruz obteve limitantes determinísticos [1][2]. C. S. Chang por sua vez, derivou limitantes de desempenho tanto determinísticos quanto estatísticos usando o conceito de mínimo PEL e relacionando o mesmo com a banda efetiva do tráfego [3]. Com base no trabalho de Chang, Liyi Dai obteve limitantes de desempenho mais rígidos [4]. Estes dois últimos trabalhos citados levam em consideração a banda efetiva dos fluxos de tráfego, ao invés de somente se trabalhar com processo envelope. A vantagem disso é que estimativas de banda efetiva podem ser feitas baseadas em um modelo de tráfego. Outros trabalhos se seguiram neste sentido, principalmente usando cálculo de rede, mas sem o uso do conceito de banda efetiva [5][6][7].

Algumas características do tráfego nas redes atuais dificultam a estimativa de desempenho de rede utilizando modelos mais simplificados, como modelos Markovianos. Há muitos estudos que revelam a alta variabilidade do tráfego Internet, ou seja, o tráfego apresenta rajadas em uma gama de escalas de tempo, em contraste da suposição de que rajadas de tráfego só existem em escalas curtas de tempo [10][11]. Mostrouse que estas incidências de rajadas multiescalas tem um impacto significativo no desempenho das redes [10][11] [12]. Modelos mais realistas foram propostos, inicialmente caracterizando a auto-similaridade do tráfego Internet e Ethernet [6]. Processos auto-similares possuem algumas estatísticas que não variam com a mudança de escala. Auto-similaridade assintótica de segunda ordem implica em longa-dependência (LRD) e vice-versa. A característica de longa-dependência está relacionada ao decaimento lento (hiperbólico) da função de autocorrelação do processo. O termo auto-similaridade se refere normalmente a processos assintoticamente auto-similares de segunda ordem ou monofractais [13]. O parâmetro de Hurst mede o grau de auto-similaridade do processo.

No entanto, para muitos processos de tráfego de rede, a energia em escala dos coeficientes wavelet ou os gráficos variância-tempo normalmente não demonstram comportamento linear. Muitos destes processos têm comportamento fractal com parâmetro de Hurst variado em diferentes escalas de tempo pequenas [14], ou seja, são multifractais. De fato, o desempenho de fila depende grandemente das irregularidades do tráfego em escalas de tempo pequenas devido à dinâmica complexa das redes de dados [15][16].

Neste trabalho, obtemos uma expressão analítica para o parâmetro de escala global para tráfego multifractal. Através deste parâmetro, calculamos a banda efetiva dos fluxos e a incorporamos no Cálculo de Rede [3]. Nosso objetivo final é a obtenção de limitantes de desempenho de fila, neste caso, limitantes para probabilidade de perda e tamanho médio da fila. Mostramos que os limitantes de desempenho obtidos são mais precisos em relação ao que a Teoria dos Grandes Desvios prega para tráfego monofractal.

O artigo está organizado da seguinte forma: na seção 2, discursamos sobre processos multifractais baseados em cascata multiplicativa. Na seção 3, derivamos o parâmetro de escala global para tráfego multifractal. Na seção 4, apresentamos a equação de banda baseada no parâmetro de escala obtido. Na seção 5, mostramos como o conceito de banda efetiva se relaciona com o Cálculo de Rede Estatístico. Na seção 6, são apresentados os testes realizados para validar a proposta de cálculo de limitantes de desempenho de fila. Por fim, na seção 7, apresentamos as conclusões obtidas.

2 Processos Multifractais

O conceito de multifractal foi introduzido por Mandelbrot no contexto de turbulência nos anos 70 [18]. Desde então a teoria multifractal é usada em vários campos tais como processamento de imagem, geofísica, etc. O tráfego de redes ao ser considerado multifractal, significa que possui uma estrutura de forte dependência inerente, com incidência de rajadas em várias escalas [17] [13]. Estas características fazem com que o desempenho da rede seja pior do que o considerado por modelos Gaussianos e de curta-dependencia. O conceito de 'multifractalidade' se estende facilmente a processos estocásticos:

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

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

onde T e Q são intervalos da reta real, $\tau(q) \in c(q)$ são funções no domínio Q. Além disso, supõe-se que T e Q possuam comprimentos positivos, e que $0 \in T$, $[0, 1] \subseteq Q$.

Assim, descrevemos 'multifractalidade' em termos de momentos em que $\tau(q)$ é a função de escala e c(q)é o fator de momento de um processo multifractal. Se $\tau(q)$ é linear em q, o processo é chamado monofractal; caso contrário, é multifractal. Para processos autosimilares com parâmetro de Hurst H, pode-se mostrar que $\tau(q) = qH - 1$ e $c(q) = E(|X(1)|^q$.

2.1 Cascatas Multiplicativas

A cascata binomial é um método para se obter um processo multifractal, que consiste de um procedimento iterativo no intervalo compacto [0,1]. Sejam $m_0 e m_1$ (multiplicadores da cascata) dois números positivos cuja soma é 1. No estágio k = 0 da cascata, obtemos a medida inicial μ_0 do processo com distribuição de probabilidade uniforme em [0,1]. No estágio k = 1, a medida μ_1 distribui massa utilizando a distribuição uniforme, sendo, m_0 no subintervalo [0,1/2] e massa igual a m_0 em [1/2, 1]. Em k = 2, o intervalo [0,1/2] é subdividido em [0,1/4] e [1/4,1/2] e o mesmo acontece com intervalo [1/2,1], obtendo [18]:

$$\mu_2[0, 1/4] = m_0 m_0 \quad \mu_2[1/4, 1/2] = m_0 m_1$$

$$\mu_2[1/2, 3/4] = m_1 m_0 \qquad \mu_2[3/4, 1] = m_1 m_1$$

Considere o intervalo diádico $[t, t + 2^{-k}]$ em que $t = 0.\eta_1 \dots \eta_k = \sum_{i=1}^k \eta_i 2^{-i}$. Sejam φ_0 e φ_1 as freqüências relativas de 0's e 1's no desenvolvimento da cascata. A medida μ no intervalo diádico é dada por:

$$\mu[t, t+2^{-k}] = m_0^{k\varphi_0} m_1^{k\varphi_1} \tag{2}$$

Este processo preserva a massa dos intervalos diádicos em cada estágio, por isso é chamado de cascata conservativa ou microcanônica. Em cada estágio da cascata os intervalos podem ser divididos em intervalos de b > 2 de tamanho igual, este processo é definido como cascata multinomial. Se os multiplicadores usados têm um valor fixo para m_0 e b = 2, então a cascata multiplicativa é binomial determinística com função de escala [18]: $\tau(q) = -\log_2(m_0^q + m_1^q) + 1$.

Ao se permitir que os multiplicadores da cascata r sejam variáveis aleatórias independentes em [0,1], com densidade de probabilidade $f_R(x)$, obtém-se uma estrutura mais geral do que a determinística em que os multiplicadores são valores fixos (Figura 1). Desta forma, o processo multifractal obtido terá no estágio k da cascata no intervalo diádico de comprimento $\Delta t_k = 2^{-k}$, que começa em $t = 0.\eta_1 \dots \eta_k = \sum_{i=1}^k \eta_i 2^{-i}$, a seguinte medida μ :

$$\mu(\Delta t_k) = R(\eta_1) \cdot R(\eta_1, \eta_2), \dots, R(\eta_1, \dots, \eta_k)$$
(3)



Figura 1: Processo de Construção da Cascata

onde $R(\eta_1, \ldots, \eta_i)$ é o multiplicador no estágio *i* da cascata. Uma vez que os multiplicadores *r* são independentes e identicamente distribuídos (i.i.d), pode-se demonstrar que a medida μ satisfaz a seguinte relação de escala:

$$E(\mu(\Delta t_k)^q) = (E(R)^q)^k = \Delta t_k^{-\log_2 E(R^q)}$$
(4)

Esta relação define um processo multifractal com função de escala $\tau(q) = -\log_2 E(R^q)$.

2.2 Captura das Características Multifractais

Os dados de tráfego reais apresentam suas propriedades multifractais caracterizadas pela função de escala $\tau(q)$ e o fator de momento c(q) [33]. Assim, um modelo multifractal deve capturar estas duas propriedades multifractais. Isto pode ser obtido pelo produto de uma cascata e uma variável aleatória i.i.d positiva Y. A variável Y é independente da medida da cascata $\mu(\Delta t_k)$, então a série obtida denotada por $X(\Delta t_N)$ satisfaz a seguinte equação:

$$E(X(\Delta t_N)^q) = E(Y^q)E(\mu(\Delta t_N)^q) = E(Y^q)\Delta t_N^{\tau_0(q)}$$
(5)

Comparando-se (5) e (4), pode-se notar que as variáveis R e Y são tais que:

$$-\log_2(E(R^q)) = \tau_0(q) \tag{6}$$

$$E(Y^q) = c(q) \tag{7}$$

Assim, um processo multifractal apresentando as propriedades mencionadas pode ser visto como o produto da taxa de pico do fluxo Y, pela medida de rajada $\mu(\Delta t_N)$ na escala de tempo aplicada Δt_N .

A função de escala pode ser precisamente modelada ao se assumir que *R* é uma variável aleatória em [0,1] com distribuição beta simétrica $\text{Beta}(\alpha, \alpha) \text{ com } \alpha > 0$ [19]:

$$\tau_0(q) = \log_2 \frac{\Gamma(\alpha)\Gamma(2\alpha + q)}{\Gamma(2\alpha)\Gamma(\alpha + q)}$$
(8)

onde $\Gamma(.)$ corresponde a função Gama.

Em [19], os autores mostram que a variável Y pode ser considerada lognormal definida pelos parâmetros ρ e γ e momento $E(Y^q) = e^{\rho q + \gamma^2 q^2/2}$. Assim, o fator de momento c(q) para o processo em questão será dado por:

$$c(q) = e^{\rho q + \gamma^2 q^2/2}$$
 (9)

Utilizando propriedades estatísticas das cascatas multiplicativas, pode-se mostrar que a média e a variância para este modelo multifracal são dadas respectivamente pelas seguintes equações [19]:

$$E(X(t)) = e^{\rho + \gamma^2/2}$$
 (10)

$$var(X(t)) = e^{2\rho + 2\gamma^2} \left(\frac{\alpha + 1}{\alpha + 1/2}\right)^N - e^{2\rho + \gamma^2}$$
 (11)

3 Parâmetro de Escala Global para Tráfego Multifractal

Nesta seção, nós derivamos um fator de escala global associado a processos multifractais. Para isso, assumese que o processo multifractal é descrito pelo produto de uma cascata multiplicativa e uma variável aleatória, conforme mencionado anteriormente. A vantagem de se ter um parâmetro de escala global é a possibilidade de se obter um modelo de fila para processos multifractais [21]. Isto proporciona por exemplo, uma determinação mais precisa da probabilidade de perda e da banda efetiva para esses processos. No desenvolvimento desta teoria, usaremos alguns resultados oriundos do estudo de processos auto-similares [22].

Seja X(t) um processo auto-similar com parâmetro de Hurst H, com média zero e variância σ^2 , tal que a seguinte relação seja válida:

$$X \stackrel{d}{=} m^{1-H} X^m \tag{12}$$

em que m é o parâmetro de agregação. Define-se um processo Y(t) = X(t) - X(t-1), que é o processo de incrementos de X(t). Uma vez que o processo agregado de Y(t) tem características auto-similares, podemos afirmar que:

$$\overline{Y} \stackrel{a}{=} m^{H-1}Y(1) \tag{13}$$

A média do processo agregado \overline{Y} é zero e a variância do mesmo, em função do parâmetro de agregação *m*, é dada em logarítmo por:

$$\log_2\{var[\overline{Y}]\} = (2H - 2)\log_2 m + \log_2 \sigma^2 \quad (14)$$

Agora, pretendemos estabelecer uma relação similar a anterior, assim como um parâmetro de escala global H_g para processos multifractais. O seguinte lema será empregado na obtenção do parâmetro H_g .

Lema 1 Seja X(k) um processo multifractal com parâmetros α , $\rho \in \gamma$ e o processo agregado $X^m \det X(k)$ definido como:

$$X^{m} = \frac{1}{m} \sum_{(k-1)m+1}^{km} X(k)$$
(15)

A variância do processo agregado $var[X^m]$, onde $m = 2^k$ é determinada pela seguinte equação:

$$var[X^{m}] = e^{2\rho + 2\gamma^{2}} \left(\frac{\alpha + 1}{\alpha + 1/2}\right)^{N-k} - (e^{2\rho + \gamma^{2}} 2^{2k-2N})$$
(16)

Prova: Ver apêndice

Proposição 1 Seja o processo multifractal X(k) com parâmetros α , $\rho \in \gamma$. O parâmetro de escala global para este processo é dado por:

$$H_g = 1 - \frac{\log_2(\frac{\alpha+1}{\alpha+1/2})}{2}$$
(17)

Prova: O Lema1 descreve o comportamento da variância $var[X^m]$ do processo agregado em função do parâmetro de agregação m. Quando o número de estágios N na geração da cascata é grande, o termo $(e^{2\rho+\gamma^2}2^{2k-2N})$ da equação (16) pode ser seguramente ignorado. Aplicando logaritmo em (16), obtemos:

$$\log_2 var[X^m] =$$

$$= \log_2 e^{2\rho + 2\sigma^2} + \log_2 \left(\frac{\alpha + 1}{\alpha + 1/2}\right)^N + \log_2 \left(\frac{\alpha + 1}{\alpha + 1/2}\right)^{-\log_2 m}$$
(18)

Comparando-se (14) e (18), pode-se verificar a correspondência entre os termos envolvidos. Assim, o parâmetro H_g é dado pela seguinte equação:

$$H_g = 1 - \frac{\log_2(\frac{\alpha+1}{\alpha+1/2})}{2}$$

Dessa forma, podemos definir um parâmetro de escala global H_g para o tráfego multifractal, análogo ao parâmetro de Hurst H no caso monofractal.

3.1 Estimação da Função de Escala

O cálculo de H_g envolve a estimação do valor de α , um parâmetro da função escala t(q). A função de escala t(q) pode ser estimada utilizando o método descrito a seguir [35]: Dado o processo de incrementos $\{X_1, X_2, \ldots, X_n\}$, definimos a série agregada $\{X^m\}$ no nível *m* por:

$$X_k^m = X_{(k-1)m+1} + X_{(k-1)m+2} + \dots + X_{(k)m}$$
(19)

onde $k, m = 1, 2, \ldots$

Caso a série $\{X_k\}$ possua propriedades em escala, então o gráfico dos momentos absolutos $E(|x(t)|^q)$ versus m em um escala logarítmica em ambos eixos, deve resultar em uma reta descrita pela seguinte equação:

$$\log E(|x(t)|^q) = \tau_0(q) \log m + \log c(q)$$
 (20)

A inclinação desta reta provê uma estimativa de $\tau_0(q)$ e sua intersecção corresponde ao valor de $\log c(q)$.

Aplicando o método de mínimos quadrados, obtemos a curva $\hat{\tau}_0(q)$. Neste trabalho calculamos o parâmetro α da equação (8) por meio de um algoritmo de otimização não-linear. Mais especificamente, aplicamos o algoritmo de Levenberg-Marquardt [23] para se achar o valor ótimo para o parâmetro α da equação (8) de acordo com os pontos obtidos para a curva $\hat{\tau}_0(q)$. Dessa forma, o algoritmo se encarrega de encontrar o valor do parâmetro α para um determinada série de tráfego.

A equação de atualização do algoritmo de Levenberg-Marquardt para estimação do parâmetro α é [23]:

$$\alpha_{i+1} = \alpha_i - (H_{es} + \eta diag(H))^{-1} \nabla \phi(\alpha_i)$$
 (21)

onde H_{es} é a matriz Hessiana $(H_{es} = \nabla^2 \phi(\alpha_i)), \eta$ é um parâmetro de controle, α_i é o valor do parâmetro α na *i*-ésima iteração do algoritmo e ∇ representa o operador gradiente de uma função.

4 Banda Efetiva Usando o Parâmetro de Escala Global

O conceito de banda efetiva provê um modo de caracterizar os requisitos de recursos de uma conexão. A banda efetiva de um fluxo de tráfego é uma taxa maior que a taxa média, mas menor que a taxa de pico deste fluxo de dados. Ela corresponde a capacidade que pode ser usada para atender os parâmetros de QoS exigidos por um fluxo. Além disso, se vários fluxos de tráfego são simultaneamente servidos à uma taxa equivalente à sua banda efetiva, então as demandas de QoS não serão violadas [24]. A banda efetiva pode ser modelada de forma paramétrica. Neste caso, algumas equações de banda efetiva analítica são conhecidas, por exemplo para processos de Poisson, On-Off e ruído gaussiano fracionário (fGn) [8]. Por outro lado, temos os cálculos de 'banda efetiva medida', ou seja, onde não se assume um modelo, mas sim, se obtém a banda efetiva diretamente pela medição da fonte. Entre estes métodos têm-se: estimator direto, estimator em bloco, estimator baseado na distância de Kullback-Leibler, baseado em regressão linear e banda efetiva empírica [25].

Seja X[0,t] o tráfego acumulado durante o intervalo de tempo [0,t] para um fluxo de tráfego. A banda efetiva de um fluxo de tráfego é definida pela seguinte equação [24]:

$$\alpha(\theta, t) = \lim_{t \to \infty} \frac{1}{st} \log E(e^{\theta X[0, t]}), \qquad (22)$$

que é uma função do parâmetro de espaço $\theta > 0$ e da função geradora de momento $E(e^{\theta X[0,t]})$. Quando não se possui uma expressão analítica para a função geradora de momento, uma das forma de se calcular a banda efetiva é através do conceito de banda efetiva empírica . No cálculo de banda efetiva empírica considerase $\hat{E}_{N_t}[e^{\theta}X(0,t)]$, a função geradora de momento medida para a série de tráfego com N_t amostras. Para processos de Poisson e On-Off, a banda efetiva empírica é muito próxima de suas respectivas bandas efetivas analíticas [25].

Seja X(t) um processo multifractal com parâmetro de escala global H_g . A função geradora de momento de um processo multifractal com média μ e variância σ^2 pode ser dada por [35]:

$$E(e^{\theta X[0,\tau]}) = exp\left(\mu\tau\theta + \frac{\tau^{2H_g}\sigma^2\theta^2}{2}\right)$$
(23)

Assim, de acordo com as equações (22) e (23), a banda efetiva do processo multifractal descrito na seção 2, cujo parâmetro de escala global é H_g , pode ser dada por:

$$\alpha(\theta,t) = e^{\rho + \gamma^2/2} + \frac{\theta}{2} \left(e^{2\rho + 2\gamma^2} \left(\frac{\alpha + 1}{\alpha + 1/2} \right)^N - e^{2\rho + \gamma^2} \right) \tau^{H_g}$$
(24)

onde θ é o parâmetro de espaço e τ é a escala de tempo.

Neste trabalho, tomamos a banda efetiva empírica como exemplo de banda efetiva 'medida' e a de Norros [26], que se baseia no modelo monofractal fBm, para efeito de comparação nas simulações. Diferentemente da de Norros, a banda efetiva proposta utiliza parâmetros de um modelo multifractal, incluindo o parâmetro de escala global. Na seção 2, mostramos que processos multifractais possuem parâmetro de escala global H_a , similar ao parâmetro de Hurst para tráfego monofractal. Entretanto, o valor de H_g pode ser obtido analiticamente pela equação (17). Já o parâmetro de Hurst é estimado por meio de algoritmos específicos [31]. Caso o tráfego analisado seja monofractal, os resultados da nossa proposta de banda efetiva e a de Norros serão semelhantes. Ou seja, a proposta de banda efetiva leva em consideração as características mono e multifractais do tráfego de redes.

Limitantes de Desempenho de Redes 5

As pesquisas em limitantes de desempenho de redes têm aberto novos rumos à análise e projeto de redes de alta velocidade [27] [34]. Nesta seção, mostramos como a banda efetiva se relaciona com os conceitos do Cálculo de Rede e como pode ser usada para se obter os limitantes de desempenho para atraso e tamanho de fila.

Um dos conceitos envolvidos com o Cálculo de Rede é o de processo envelope [1] [5]. Considere uma seqüência não-negativa $\{a(t), t = 0, 1, 2, ...\}$ correspondente ao processo de chegada de tráfego e seja $A(t_1, t_2) =$ $\sum_{t=t_1}^{t_2-1} a(t)$. Um processo $\hat{A}(t)$ é dito ser um processo envelope de a(t) se:

$$A(t_1, t_2) \le \hat{A}(t_1, t_2) \quad \forall \quad t_1 \le t_2$$
 (25)

De forma análoga, consideremos $\hat{A}(\theta, t)$ um processo 'limitante' de a(t) tal que:

$$\frac{1}{\theta} \log E e^{\theta A(t_1, t_2)} \le \hat{A}(\theta, t_2 - t_1) \qquad \forall \quad t_1 \le t_2$$
(26)

O processo $\hat{A}(\theta, t)$ é denominado processo envelope de a(t) com relação a θ [3]. Então, o processo envelope mínimo (PEM) em relação a θ pode ser calculado por:

$$A^*(t) = \sup_{s \ge 0} \frac{1}{\theta} \log E e^{\theta A(s,s+t)}$$
(27)

se a taxa de envelope mínima (TEM) de a(t) em relação a θ através da seguinte equação [3]:

$$a^*(\theta) = \lim \sup_{t \to \infty} \frac{A^*(\theta, t)}{t}$$
 (28)

A definição de TEM está conectada à Teoria dos Grandes Desvios através do Teorema de Gärtner-Ellis [20]. É necessário considerar as seguintes condições para a(t), t = 0: i) $\{a(t), t \ge 0\}$ deve ser estacionário e ergódico; ii) $a^*(\theta) = \lim_{t \to \infty} \frac{A^*(\theta,t)}{t}$ para todo 0 < t $\theta < \infty$; iii) $\theta a^*(\theta)$ deve ser estritamente convexo e diferenciável para todo $0 < \theta < \infty$. Sob estas condições, a sequência $\{A(0,t), t \ge 1\}$ obedece ao princípio dos grandes desvios com função de taxa I(v) dada por [28]:

$$I(v) = \sup_{a} \{\theta v - \theta a^*(\theta)\}$$
(29)

A TEM $a^*(\theta)$ para variáveis aleatórias i.i.d é citada como banda efetiva por Kelly [8]. O par $(\alpha^*(\theta), \sigma^*(\theta))$ define um processo envelope linear (PEL) mínimo $\alpha^*(\theta)t+$ **5.1** $\sigma^*(\theta)$ com relação a θ :

$$\alpha^*(\theta) = \lim_{t \to \infty} \sup \frac{1}{t} \sup_{\theta \ge 0} \frac{1}{\theta} \log E e^{\theta A(t_1, t_2)}$$
(30)

$$\sigma^{*}(\theta) = \inf\{\sigma(\theta)|\frac{1}{\theta}\log Ee^{\theta A(t_{1},t_{2})}$$
$$\leq \alpha^{*}(\theta)(t_{2}-t_{1}) + \sigma(\theta)\}$$
(31)

onde $t_2 \ge t_1 \ge 0$. O PEL mínimo é definido para qualquer tipo de processo. Os valores de $a(t_1)$ e $a(t_2)$ não são necessariamente independentes. Caso o seguinte limite exista:

$$h(\theta) = \lim_{t \to \infty} \frac{1}{t} \log E e^{\theta A(0,t)}$$
(32)

então $h(\theta)/\theta$ é a banda efetiva de a(t) com relação a θ . Assim, $\alpha^*(\theta)$ é exatamente a banda efetiva com relação a θ.

Seja $\{W(t)\}$ o processo correspondente ao tamanho da fila no *buffer* (*backlog*). Considerando-se que a(t)é independente de W(0) e $\alpha^*(\theta) < c$, então a função geradora de momento para o processo de backlog é limitada por [4]:

$$E[e^{\theta W(t)}] \le e^{\theta(\alpha^*(\theta) - c)t} e^{\theta \sigma^*(\theta)} E[e^{\theta W(0)}] + B(\theta)$$
(33)

onde

$$B(\theta) = \frac{(1 - e^{-c\theta})e^{\theta\sigma^*(\theta)}}{1 - e^{\theta(\alpha^*(\theta) - c)}}$$
(34)

O valor limite para a função geradora de momento pode ser usado para se derivar limitantes para o backlog, atraso médio, o processo envelope mínimo e a dis-Utilizando o processo envelope mínimo $A^*(t)$, calcula- tribuição de cauda do tamanho da fila no buffer. Considerando-se que a(t) é independente de W(0) e $\alpha^*(\theta) <$ c, para um nó com um único servidor podemos afirmar que [4]:

> i) A probabilidade de perda de bytes é limitada exponencialmente por:

$$P[W(t) \ge w] \le e^{-\theta w} \{ e^{\theta(\alpha^*(\theta) - c)t} e^{\theta \sigma^*(\theta)} E[e^{\theta W(0)}] + B(\theta) \}$$
(35)

ii) O tamanho médio da fila é limitado em:

$$E[W(t)] \le \frac{\{e^{\theta(\alpha^{*}(\theta) - c)t}e^{\theta\sigma^{*}(\theta)}E[e^{\theta W(0)}] + B(\theta)\}}{(1 - e^{-\theta})}$$
(36)

Dessa forma, usando a equação de banda efetiva (24), calculamos limitantes de desempenho para uma fila alimentada com processo multifractal. Os limitantes para a probabilidade de perda de bytes e tamanho médio da fila são dados pelas equações (35) e (36), respectivamente.

Probabilidade de Perda para Processos com Longa-Dependência

Várias questões de engenharia de tráfego, como dimensionamento de buffer e controle de fluxo estão relacionadas ao comportamento de fila do tráfego. A característica de longa-dependência do tráfego tem um impacto significativo em seu comportamento de fila [15].

Norros [26] e Duffield e O'Connell [24] apresentaram limitantes inferiores de probabilidade de perda para processos auto-similares. Entretanto, em muitos casos, esta aproximação subestima a probabilidade de perda P(Q > b). O limitante inferior para P(Q > b)decai assintoticamente (para *buffer* muito grande) de acordo com uma função de Weibull. A probabilidade de cauda de ocupação da fila é muito mais 'pesada' (*heavy tailed*) do que a distribuição exponencial predita por modelos de tráfego tradicionais de curta-dependência. A distribuição do tamanho da fila ou a probabilidade de perda para processos que têm parâmetro de Hurst $H \in$ (0.5, 1) pode ser dada, segundo a Teoria dos Grandes Desvios por [24]:

$$\lim_{b \to \infty} b^{-2(1-H)} \ln P(Q > b) = -a^{-2(1-H)} (a+c)^2 / 2$$
(37)

onde a = c/H - c.

6 Simulações e Resultados

Utilizamos nas simulações, traços de tráfego TCP/IP (lbl-pkt-5) obtidos da Digital Equipment Corporation ¹, traços Ethernet (Bc-Aug) obtidos da Bellcore² e traços capturados entre os anos de 2000 e 2002 na rede Petrobrás através de um analisador de dados da ActernaTM com uma resolução de 32 microsegundos [29]. Consideramos amostras de tráfego em uma escala de agregação de 100ms, devido ao fato de os traços apresentarem característica multifractal nesta escala [30]. Apresentamos neste artigo, os resultados obtidos com a séries de tráfego: lbl-pkt-5 com $N_t = 2^{15}$ amostras, Bc-Aug com $N_t = 2^{14}$ amostras e 10-7-S-1 (Petrobrás) com $N_t = 2^{12}$.

A Tabela 1 apresenta os valores para o parâmetro de Hurst e o parâmetro de escala global H_g para duas das séries utilizadas na análise de desempenho de fila. O parâmetro de Hurst é calculado segundo o método descrito em [31]. Note que os valores para o parâmetro de escala global proposto H_g são próximos de H, mas não iguais.

Para realizarmos as estimativas de probabilidade de perda e tamanho médio da fila precisamos, segundo a nossa abordagem, da banda efetiva das séries de tráfego. A Figura 2 apresenta a banda efetiva obtida usando a equação (24) em comparação à banda efetiva empírica e a de Norros, para uma probabilidade de perda de 10^{-7}

Tabela 1: Parâmetro de Hurst e H_g .

Série	P.Hurst	H_g
lbl-tcp-5	0,7811	0,8062
Bc-Aug	0,8617	0,8797

e tamanho do *buffer* igual a 60Kbytes para a série lbltcp-5. Pode-se notar por esta figura que a banda efetiva dada pela equação (24) é próxima à proposta por Norros. Sabe-se que, realmente a banda efetiva proposta por Norros é mais conservadora do que a banda efetiva empírica [26]. Assim como a banda efetiva de Norros, a nossa proposta leva em consideração o parâmetro de escala global da série de tráfego. Entretanto, a banda efetiva proposta é mais geral pois é descrita por parâmetros de um modelo multifractal, resultando em uma estimativa mais precisa para tráfego com características multifractais.



Figura 2: Banda efetiva para série lbl-tcp-5

Na avaliação da proposta de cálculo de probabilidade de perda utilizando a equação (35), consideramos um servidor com *buffer* finito com capacidade igual a c=(p)x média da série, onde p é igual a 5.6, 1.7 e 3.1 para as séries lbl-tcp-5, 10-7-S-1 e Bc-Aug, respectivamente. Apresentamos na Figura 3, a probabilidade de perda em regime permanente, ou seja, para $t \rightarrow \infty$, obtida para séries reaais de tráfego. A abordagem de Duffield e O'Connell subestima a porcentagem de perda para o tráfego real, como pode ser visto pela Figura 3. Nota-se também que, assim como a proposta de Duffield, a nossa provê melhores resultados para *buffers* maiores.

A Figura 4 mostra o tamanho médio da fila utilizando

⁻¹http://ita.ee.lbl.gov/html/contrib/DEC-PKT.html

²http://ita.ee.lbl.gov/html/contrib/BC.html



(a) Traço de tráfego lbl-tcp-5



Figura 3: Probabilidade de perda de bytes versus tamanho do buffer

a equação (36). Pode-se notar que a medida que se aumenta o tamanho do buffer, o limitante para a ocupação média do buffer se torna mais próximo da ocupação obtida com o traço de tráfego real.

7 Conclusões

O tráfego de redes, mesmo ao apresentar características multifractais, possui uma lei de escala global que tem grande influência no comportamento de fila nos buffers. Demonstramos neste artigo, que este comportamento de fila pode ser melhor caracterizado utilizando-se o parâmetro de escala global e Cálculo de Rede Estatístico.

Derivamos inicialmente, o parâmetro de escala global para tráfego multifractal e associamos o Cálculo de Rede à teoria da banda efetiva. Os valores para o parâmetro de escala global H_q se mostraram próximos ao parâme-



(a) Traço de tráfego lbl-tcp-5



Figura 4: Ocupação média do buffer

tro de Hurst. No entanto, o parâmetro H_q é obtido a partir de um modelo multifractal.

O Cálculo de Rede nos permitiu obter expressões para a probabilidade de perda de bytes e tamanho médio da fila. Mostramos que a inserção do Cálculo de Rede torna mais preciso o limitante para a probabilidade de perda de bytes em comparação, por exemplo, ao obtido pela Teoria dos Grandes Desvios para processos com longa-dependência, que não considera um processo envelope para o tráfego de entrada.

Os limitantes para probabilidade de perda e tamanho médio da fila se mostraram adequados tanto para tráfego Internet quanto Ethernet. Mesmo o tráfego de 'backbone' Internet sendo monofractal em escalas de tempo pequenas (1 a 100ms) como afirmam alguns trabalhos [32], nossa proposta também é aplicável a esses casos, pois engloba o caso monofractal. Isso possibilita a inclusão desta abordagem em esquemas de controle de admissão e outros tipos de controle de tráfego para garantir QoS. Além do mais, com a possibilidade de análise de vários fatores como perda e ocupação do *buffer*, diferentes parâmetros de QoS podem ser simultaneamente analisados. O que de fato provê uma descrição mais completa do cenário de rede em questão. Como trabalho futuro, analisaremos o impacto da variação de parâmetros multifractais nos limitantes de desempenho obtidos.

Agradecimentos

Os autores agradecem a Fapesp (Proc. 06/60363-6) pelo apoio à pesquisa.

8 Apêndice: Prova do Lema 1

Sejam $m = 2^k$ e $x_{(N-k)} = \sum_{(k-1)m+1}^{km} X_k$. Então, o processo agregado X^m pode ser escrito como:

$$X^m = 2^{-k} x_{(N-k)} (38)$$

(39)

A variância do processo agregado X^m pode ser escrita como:

$$var[X^{(m)}] = var(2^{-k}x_{N-k})$$
$$var[X^{m}] = E[\{2^{-k}x_{(N-k)}\}^{2}] - E^{2}[2^{-k}x_{(N-k)}]$$

Devido ao fato de o processo X ser o produto de uma variável aleatória lognormal Y e um cascata multiplicativa μ , a seguinte relação é válida:

$$x_{(N-k)} = \sum_{(k-1)m+1}^{km} Y_k \mu(\Delta t_k)$$
(40)

Usando a equação (40) e os momentos $M_{\varepsilon}(q)$ do processo agregado da cascata multiplicativa dados por:

$$M_{\varepsilon}(q) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} X(i)^{q} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (Y_{i} \mu(\Delta t_{i}))^{q} \quad (41)$$

obtemos:

$$var[X^m] = E[Y^2]E[R^2]^{N-k} - E^2[Y](\frac{1}{2})^{2(N-k)}$$

$$var[X^{m}] = e^{2\rho + 2\sigma^{2}} \left(\frac{\alpha + 1}{\alpha + 1/2}\right)^{N-k} - (e^{2\rho + \gamma^{2}} 2^{2k-2N})$$
(42)

Referências

- Cruz, R. L. A calculus for network delay Part I: Network elements in isolation, IEEE Trans. Information Theory, v. 37, pp.114-131, 1991.
- [2] Cruz, R. L. A calculus for network delay Part II: Network Analysis", IEEE Trans. Information Theory, v. 37, pp.132-141, 1991.
- [3] Chang, C. S. Stability, queue length and delay of deterministic and stochastic queueing networks, IEEE Trans. Automat. Contr., v. 39, n. 5, pp. 913-931, 1994.
- [4] Dai, L. Effective bandwidths and performance bounds in high-speed communication systems, Decision and Control, Proceedings of the 36th IEEE Conference, v.5, pp.4580-4585, 1997.
- [5] LeBoudec, J. Y. e Thiran P. Network Calculus, Lecture Notes in Computer Science. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [6] Liebeherr, J.; Patek, S. D.; Burchard, A. Statistical per-flow service bounds in a network with aggregate provisioning, IEEE INFOCOM., v. 3, 30 Março a 3 Abril, pp.1680-1690, 2003.
- [7] Boorstyn, R. R.; Burchard, A.; Liebeherr, J.; Oottamakorn, C.Statistical service assurances for traffic scheduling algorithms, IEEE Transactions on Selected Areas in Communications, v. 18, n. 12, Dezembro, pp.2651-2664, 2000.
- [8] Kelly, F. P. Notes on effective bandwidths, Stochastic Networks.Oxford, U.K.: Clarendon, pp. 141-168, 1996.
- [9] Gibbens, R.J. e Kelly, F.P. Measurement-based connection admission control, Proc. of the 15th International Teletraffic Symposium, pp. 879-888, 1991.
- [10] Leland, W. E.; Taqqu, M. S.; Willinger, W. e Wilson, D. V. On the self-similar nature of Ethernet traffic (extended version). IEEE/ACM Transactions on Networking, v. 2, n. 1, pp.1-15, 1994.
- [11] Paxson, V. e Floyd, S. Wide-area traffic: The failure of Poisson modeling. IEEE/ACM Transactions on Networking, v.3, n.3, pp.226-244, 1995.
- [12] Erramilli, A.; Narayan, O.; Willinger; W. Experimental Queueing Analysis with Long-Range Dependent Packet Traffic, IEEE/ACM Trans. on Net., v. 4, n.2, Abril, 1996.

- [13] Park, K. e Willinger, W. Self-similar Network Traffic and Performance Evaluation", John Wiley and Sons, New York, 2000.
- [14] Li, Q.; Mills, D. Investigating the Scaling Behavior, Crossover and Anti-persistence of Internet Packet Delay Dynamics, Globecom 3,pp. 1843-1852, 1999.
- [15] Grossglauser, M. e Bolot, J. -C. On the relevance of long-range dependence in network traffic. IEEE/ACM Transactions on Networking, v. 7, n.5, pp.629-640, Outubro, 1999.
- [16] Kant, K. On aggregate Traffic Generation with Multifractal Properties, Globecom 2, pp.801-804, 1999.
- [17] Riedi,R. H.; Crouse,M.S.;Ribeiro, V.J. e Baraniuk, R.G. A Multifractal Wavelet Model with Application to Network Traffic, IEEE Trans. on Information Theory, v. 45, n.3, Abril, 1999.
- [18] Mandelbrot, B. B.; Fisher, A. e Calvet, L. A Multifractal Model of Asset Return. Yale University, Yale University, 1997.
- [19] Dang, T. D.; Molnár, S. e Maricza, I. Capturing the complete characteristics of multifractal network traffic, "GLOBECOM 2002, Taipei, Taiwan, Novembro, 2002.
- [20] Papoulis, A. Probability, Random Variables, and Stochastic Processes, 3rd ed. New York: McGraw-Hill, 1991.
- [21] Murali, K. P.; Gadre, V. M. Global scaling exponent for variable variance gaussian multiplicative (VVGM) multifractal cascades, Proc. SP-COM'01, pp. 19-25, 2001.
- [22] Beran, J. Statistics for Long-Memory Processes. Chapman and Hall, One Penn Plaza, New York, NY 10119, 1995.
- [23] Marquardt, D. W. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics, v.11, pp.431-441, 1963.
- [24] Duffield, N. G. e O'Connell, N. Large deviations and overflow probabilities for the general singleserver queue, with applications,"Dublin Institute for Advanced Studies-Applied Probability Group, Tech. 1 Rep. DIAS-STP-93-30, 1993.

- [25] Tartarelli, S.; Falkner,M.; Devetsikiotis,M. e Lambadaris,I. e Giordano,S. Empirical effective bandwidths, IEEE Globecom'00, v.33, San Francisco, 2000.
- [26] Norros, I. A storage model with self-similar input, Queueing Systems, v. 16, pp.387-396, 1994.
- [27] Kurose, J. On computing per-session performance bounds in high-speed multi-hop computer networks, Proc. ACM Sigmetrics, pp. 128-139, 1992.
- [28] Bucklew,J. A. Large deviation techniques in decision, simulation and estimation, J.Wiley, New York, 1990.
- [29] Perlingeiro, R. F. e Lee, L. L. Estudo de Estimação de Banda Efetiva para Tráfego Auto-similar com Varância Infinita. SBRT'05, Campinas, Setembro, pp. 326-331, 2005.
- [30] Erramilli, A.; Narayan, O.; Neidhardt, A. e Saniee, I. Performance impacts of multi-scaling in wide area TCP/IP traffic. Proc.IEEE Infocom, Março, 2000.
- [31] Veitch, D.; Abry, D. A wavelet based joint estimator for the parameters of LRD, IEEE Trans. Info. Theory., v. 45, n.3, Abril, 1999.
- [32] Zhang, Z.-L; Ribeiro, V.; Moon, S. e Diot, C. Small-time scaling behaviors of Internet backbione traffic: an empirical study, IEEE Infocom, San Francisco, Março, 2003.
- [33] Lee, I. W. C. e Fapojuwo, A. O. Stochastic processes for computer network traffic modeling. Computer Communications, v. 29, pp. 1-23, Março, 2005.
- [34] Rolls, D. A.; Michailidis, G. e Hernández-Campos, F. Queueing analysis of network traiffc: methodology and visualization tools. Computer Networks, v.48, pp. 447-473, Janeiro, 2005.
- [35] Krishna, M. P.; Gadre, V. M. e Dessay, U. B. Multifractal based network traffic modeling. Kluwer Academic Publishers, 2003.