

# Uma Nova Abordagem para Estimação da Banda Efetiva em Processos Fractais

Firmiano R. Perlingeiro, *Membro, IEEE* e Lee L. Ling, *Membro, IEEE*

**Resumo** – O objetivo deste trabalho é apresentar uma solução ampla para estimação da banda efetiva para um determinado tráfego, considerando os requisitos de QoS, proporcionando uma melhor alocação dos recursos no planejamento e projeto de redes. Recentes e extensos estudos de uma vasta gama de medidas de tráfegos, oriundos de diferentes tipos de rede, têm demonstrado a natureza “monofractal” ou “multifractal” de uma grande variedade de tráfegos e o impacto desses fenômenos no desempenho das redes. Baseados em estudos sobre o comportamento “monofractal” e “multifractal” do tráfego de redes, em métodos de estimação da banda efetiva e na caracterização de tráfego real, introduzimos um novo parâmetro de tráfego que representa simultaneamente as características “monofractal” e “multifractal” e ainda propomos uma solução mais ampla para estimação da banda efetiva. Para esse fim, os conceitos básicos sobre banda efetiva e fractais são aqui apresentados. Com a finalidade de validar nosso método realizamos um extenso estudo de caracterização de tráfego, incluindo análise “multifractal”, e simulações com vários tipos de arquivos de tráfego real. Os resultados analíticos e experimentais obtidos demonstram que a metodologia proposta, baseada nessa nova abordagem, atende adequadamente a estimação da banda efetiva para os diversos tipos de tráfegos analisados.

**Termos** – Banda Efetiva, “buffers”, atraso, probabilidade de perda de pacotes, qualidade de serviço (QoS), processos auto-similares, dependência de longo prazo, multifractal, processos de Markov e parâmetros de tráfego.

## I. INTRODUÇÃO

Quando consideramos a questão de “qualidade de serviço” [13], o estudo da “estimação da banda efetiva” [30] é crucial em termos do dimensionamento de recursos de rede e também no tratamento do tráfego. Dentre os diversos desafios existentes para garantir QoS em uma rede de comunicações, estimar a banda efetiva o mais precisamente possível é sem dúvida o que mais se destaca. Embora ainda não exista uma definição precisa para banda efetiva, podemos dizer que é uma taxa de transmissão de informação, em geral com valor entre a taxa média e a taxa de pico, que atende aos requisitos de QoS estabelecidos a priori para atender a um determinado tráfego. O conceito de banda efetiva pode ser aplicado a uma conexão, fluxo ou agregado de tráfego com mesmos requisitos de QoS. É importante salientar que a banda efetiva é uma medida que depende do modelo de tráfego, da disciplina da fila e dos critérios de desempenho adotados. Para efetuar essa

estimação, foram desenvolvidos nos últimos anos, vários métodos baseados em diversas técnicas e abordagens, tais como: probabilidade de perda de pacotes [6][11], atraso fim a fim [50], redes neurais [47], lógica nebulosa [48], mapas caóticos [49] e teoria de jogos [46].

A banda efetiva necessária para atender aos requisitos de QoS também depende das características do tráfego. Ocorre que o comportamento do tráfego é fortemente influenciado pelo serviço que está utilizando a rede. Esse serviço pode produzir padrões completamente aleatórios, gerando uma grande gama de processos estocásticos – entre eles, “monofractais” e “multifractais” –, em várias escalas de tempo. Outro fator que contribui para aumentar a complexidade dos processos de tráfego em uma rede é a estrutura em camadas dos protocolos envolvidos na comunicação e em seu encapsulamento. Além disso, o fenômeno de agregação do tráfego produzido pelos processos de multiplexação também podem gerar diferentes comportamentos aleatórios [10]. Nesse sentido, a análise fractal do tráfego de rede tem recebido considerável atenção.

A partir do trabalho de Leland [52], vários estudos têm demonstrado que muitos tipos de tráfego exibem auto-similaridade e dependência de longo prazo [8][9][10][14][24]. Alguns métodos de estimação da banda efetiva para esse tipo de tráfego foram propostos [6][51]. Contudo, Jacques Lévy Véhel e Rudolf H. Riedi [22] estudaram o fenômeno “multifractal” e encontraram características além da auto-similaridade e dependência de longo prazo. Essas características referem-se ao conteúdo de alta frequência contido no sinal não identificado pela característica auto-similar. A. Feldmann, A. Gilbert e W. Willinger demonstraram a existência do comportamento “multifractal” do tráfego de redes por meio do fenômeno de escala [1][2][20]. O comportamento “multifractal” pode ser detectado através da análise “multifractal” que trata da descrição da estrutura de singularidades do sinal de forma local e global. De forma simplificada, podemos dizer que a análise “multifractal” diz respeito ao outro extremo do espectro de Fourier, ou seja, a análise do conteúdo de alta frequência do sinal [22][26]. Consideramos que a caracterização do tráfego, o mais detalhada possível, torna-se um ponto indispensável para a estimação mais precisa da banda efetiva. No entanto, somente a caracterização do tráfego como “mono” ou “multifractal” não é suficiente: é necessário, ainda, quantificar o grau desses comportamentos.

O objetivo deste trabalho, baseado na caracterização do tráfego incluindo a análise “mono” e “multifractal”, é fornecer uma solução o mais ampla possível para o problema de alocação de banda para os diversos tipos de tráfego transportados pelas redes de comunicações atuais. Nossa

Este estudo foi suportado financeiramente pelo Projeto UNI20 do Convênio UNICAMP e ERICSSON.

Firmiano Ramos Perlingeiro, Departamento de Engenharia Elétrica da UNICAMP (e-mail: firmiano@decom.fee.unicamp.br).

Lee Luan Ling, Departamento de Engenharia Elétrica da UNICAMP (e-mail: lee@decom.fee.unicamp.br).

abordagem baseia-se na medida de probabilidade de perda de pacotes proposta por H.G.Duffield e O’Connell [44], estimada através da Teoria dos Grandes Desvios [35]. Adicionalmente, emprega métodos analíticos e heurísticos para a estimação da banda efetiva e técnicas de simulação com o uso de arquivos de tráfego real para validação dos resultados. Com a finalidade exclusiva de estimação da banda efetiva introduzimos um novo parâmetro de tráfego denominado parâmetro de estimação fractal empírica. Esse parâmetro pretende representar o impacto das características “mono” e “multifractal” do tráfego considerado. Além disso, foi desenvolvido um processo de otimização para banda efetiva em relação ao tamanho do “buffer” utilizado.

A metodologia proposta, além de inédita – uma vez que é aplicável na estimação da banda efetiva para tráfego com características “mono” e “multifractal” ou não –, é fortemente fundamentada na caracterização do tráfego, e por isso, consegue refletir mais precisamente o impacto do comportamento do tráfego na estimação da banda efetiva. Os resultados obtidos experimentalmente demonstram que essa metodologia é eficiente para a estimação da banda efetiva para qualquer tipo de tráfego analisado, seja de fonte única ou agregado produzido por diversas aplicações.

Neste trabalho, resumimos na seção II os conceitos de “mono” e “multifractal”. A seção III mostra alguns resultados da análise de tráfego real. Na seção IV, definimos o parâmetro de estimação fractal empírica e introduzimos o método proposto. Na seção V, apresentamos os resultados experimentais obtidos e, finalmente, na seção VI, concluimos.

II. OS CONCEITOS DE “MONOFRAGMENTAL” E “MULTIFRACTAL”

Na década de 70, Mandelbrot empregou o termo “fractal” para descrever uma entidade caracterizada pela sua inerente ocorrência de irregularidades que governam sua forma e complexidade, possuindo uma estrutura fina, com detalhes em todos os níveis de resolução [31]. Um fractal pode ser avaliado através de sua dimensão fractal ou dimensão de Hausdorff-Besicovitch, que mede o grau dessa irregularidade possuindo, geralmente, valores fracionários. A dimensão fractal  $D_H$ , introduzida por Hausdorff em 1919, para um conjunto de pontos  $S$ , é um número real não negativo para o qual o limite  $N(r)r^{D_H}$  converge para um valor finito positivo quando  $r \rightarrow 0$ .

Note que  $r$  representa o tamanho da medida de uma partição arbitrada do fractal.  $N(r)$  é o número de partições tomadas do objeto fractal e  $D_H$  é calculado como

$$D_H = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log N(r)}{\log(1/r)} \quad (1)$$

No caso específico de fractais geométricos determinísticos,  $N(r)$  copia a forma original do objeto a cada interação. Exemplos clássicos de fractais incluem a curva de Van Koch, o conjunto cardióide de Mandelbrot e o triângulo de Sierpinski, todos gerados recursivamente [3].

Existem outras formas de definir uma dimensão  $D(S)$  de um conjunto  $S$  semelhante à dimensão de Hausdorff para se

avaliar um fractal: Dimensão Capacidade, Dimensão de Correlação e Dimensão Informação.

A Dimensão Capacidade ( $D_C$ ) de um conjunto foi definida por Kolmogorov [3][32]. Assumimos que o número de elementos desse conjunto é inversamente proporcional a  $\varepsilon^D$  onde  $\varepsilon$  é a escala de cobertura dos elementos do conjunto e  $D$  é uma constante. Considere, por exemplo, um segmento de uma curva qualquer (em uma dimensão) e tente cobrir esse segmento de curva com segmentos de reta de um determinado comprimento. Suponha ainda que inicialmente necessitemos de três segmentos de reta para cobrir o segmento da curva completamente. Para cobrir o mesmo segmento de curva com segmentos de reta com metade do comprimento inicial, espera-se que sejam necessários seis segmentos de reta, ou seja, nesse caso, o número de segmentos de reta requeridos para cobrir o segmento de curva é inversamente proporcional ao comprimento dos segmentos de reta. Portanto, para objetos do espaço unidimensional teremos  $N(\varepsilon) \approx s/\varepsilon$ , onde  $\varepsilon$  representa o comprimento de segmento de reta,  $N(\varepsilon)$  é o número de segmentos de reta do tamanho requerido para cobrir o conjunto e  $s$  é uma constante. Se considerarmos um objeto de um espaço bi-dimensional, como um pedaço de papel (desprezando a espessura), será necessário cobrir esse pedaço de papel com pequenos quadrados e, nesse caso, teremos  $N(\varepsilon) \approx s/\varepsilon^2$ . Como consequência, para um objeto de  $D$ -dimensional, pode-se esperar que  $N(\varepsilon) \approx s/\varepsilon^D$  [32]. Com a finalidade de obter o valor de  $D$  da equação  $N(\varepsilon) \approx s/\varepsilon^D$ , tomamos o limite de  $\varepsilon \rightarrow 0$ , o que permite concluir que a

$$D_C = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln N(\varepsilon)}{\ln 1/\varepsilon} \quad (2)$$

Dimensão Capacidade  $D_C$  é dada através de

A Dimensão de Correlação ( $D_R$ ) pode ser calculada através das distâncias entre os pontos de cada par  $s(i, j)$  de um conjunto com  $N$  pontos, onde  $s(i, j) = |X_i - X_j|$  [32].

A função de correlação  $\rho(\tau)$  é calculada através de

$$\rho(\tau) = \frac{1}{N^2} [\text{número de pares } (i, j), \text{ com } s(i, j) < \tau] \quad (3)$$

Podemos escrever  $\rho(\tau)$  mais formalmente como

$$\rho(\tau) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N^2} \sum_{j=1}^N \sum_{i=j+1}^N \theta(\tau - |X_i - X_j|) \quad (4)$$

onde  $\theta$  é a função degrau de Heaviside [41], descrita como

$$\theta(\tau - |X_i - X_j|) = \begin{cases} 1, & 0 \leq (\tau - |X_i - X_j|) \\ 0, & 0 > (\tau - |X_i - X_j|) \end{cases} \quad (5)$$

$\rho(\tau)$  pode ser achada seguindo uma lei de potência semelhante à utilizada na Dimensão Capacidade, ou seja,  $\rho(\tau) \approx s\tau^D$ . Portanto, a Dimensão de Correlação [32] pode ser calculada como

$$D_R = \lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{\ln \rho(\tau)}{\ln \tau} \quad (6)$$

A Dimensão Informação ( $D_I$ ) é relacionada ao conceito de entropia, ou seja, a informação perdida por um sistema denotada por  $I(\varepsilon)$ . Considere um espaço de estado  $\Phi$ , isto é, um espaço utilizado para representar o comportamento de um sistema cujas dimensões são as variáveis desse sistema. Denominados atrator um conjunto de valores desse espaço de

estado para o qual o sistema migra no decorrer do tempo, podendo ser representado por um ponto ou uma coleção de pontos. Para determinar  $D_I$  dividimos a região do atrator do espaço  $\Phi$  em células  $c$  de lado  $\varepsilon$ . Se o número de pontos contidos em uma determinada célula  $c_i$  do espaço  $\Phi$  é  $N_i$ , a probabilidade de essa célula estar ocupada é  $p_i = N_i / N$ , onde  $N$  é o número total de pontos na região do atrator. Então

$$I(\varepsilon) = -\sum_{i=1}^N p_i \ln p_i \quad (7)$$

a dimensão informação é definida como [32]

$$D_I = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{-I(\varepsilon)}{\ln \varepsilon} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\sum_{i=1}^N p_i \ln p_i}{\ln \varepsilon} \quad (8)$$

Essas dimensões, em geral, são diferentes para um mesmo objeto “*fractal*”, no entanto, se o objeto for um “*monofractal*”, teremos  $D_H = D_C = D_R = D_I$ .

O fenômeno “*monofractal*” – manifestado por intermédio das características de auto-similaridade e de dependência de longo prazo – geralmente é gerado através de processos aditivos. Embora tenha sido introduzido por Kolmogorov em 1941, o conceito de processo Auto-Similar só foi utilizado na estatística na década de 1960 por Mandelbrot, Wallis e Van Ness. Jean Beran [8] define auto-similaridade como um processo estocástico  $Y_t$  com tempo contínuo e parâmetro de auto-similaridade  $H$ , também denominado parâmetro de Hurst ( $0 < H < 1$ ), se para qualquer fator de escala positivo  $a$ , temos o processo  $a^{-H}Y_t$  na escala de tempo  $at$ , com sua distribuição igual ao processo original  $Y_t$ . Isto significa que para qualquer seqüência de pontos no tempo  $t_1, \dots, t_k$ , para qualquer constante positiva  $a$ ,  $a^{-H}(Y_{ct_1}, Y_{ct_2}, \dots, Y_{ct_k})$  possui a mesma distribuição de  $(Y_{t_1}, Y_{t_2}, \dots, Y_{t_k})$ . Particularmente, quando um processo auto-similar  $Y_t$  possui o parâmetro  $H$  assumindo valores na faixa de  $0,5 < H < 1$ , dizemos que esse processo possui dependência de longo prazo, isto é, o somatório das autocorrelações tende para o infinito. Os conceitos de auto-similaridade e dependência de longo prazo não são equivalentes: o primeiro refere-se ao comportamento de escala das distribuições dimensionais dos processos, enquanto o segundo está relacionado com o comportamento da cauda da função de autocorrelação de uma série temporal estacionária que, nesse caso, possui um decaimento muito lento [24]. Os processos auto-similares ou “*monofractais*” como o fBm, por exemplo, são governados pelo conteúdo de baixa freqüência em termos locais e globais. Nesse caso, o processo é suficientemente caracterizado pelo parâmetro de Hurst. Para maiores informações sobre processos auto-similares e formas para medir o parâmetro de Hurst consultar [6][7][8][14][18][19].

O fenômeno “*multifractal*”, por sua vez, diz respeito ao conteúdo de alta freqüência do sinal, ou seja, refere-se à estrutura de singularidades do sinal de forma local e global sendo geralmente gerados através de processos multiplicativos [25]. A informação local é dada pelo expoente de Hölder em cada ponto do espectro, enquanto a informação global é capturada pela caracterização da distribuição geométrica ou estatística dos expoentes de Hölder, denominado espectro “*multifractal*”. Em análise de tráfego, o comportamento em pequenas escalas de tempo pode ser representado pelas variações de nível local do processo de tráfego [22].

A análise “*multifractal*” é destinada à caracterização e à classificação de medidas irregulares, capacidades e funções [26][27][28]. Essa análise é capaz de descrever o comportamento local de medidas, distribuições, ou funções através de métodos geométricos ou estatísticos. Caso uma distribuição de pontos em um espaço  $d$  seja dada na forma de uma medida singular, esta não pode ser descrita através de uma densidade [20]. Nesse caso, a análise “*multifractal*” é utilizada para caracterizar propriedades geométricas complicadas desse tipo. Considerando uma medida  $\mu$ , a idéia básica é classificar as irregularidades de  $\mu$  por meio do expoente de singularidade  $\alpha(t)$ .  $\mu$  é dito “*multifractal*” se  $\alpha(t)$  varia de acordo com  $t$ , onde  $\alpha(t)$  é expoente de Hölder.

Em um processo de tráfego, observando-se um ponto em um dado instante de tempo  $t$ , podemos dizer que esse ponto possui um expoente de escala local  $\alpha(t)$  se a taxa de tráfego do processo se comporta como  $(\delta t)^{\alpha(t)}$  com  $\delta t \rightarrow 0$ . Note que  $\alpha(t) > 1$  corresponde a instantes com baixo nível de intensidade ou com pequenas variações, enquanto  $\alpha(t) < 1$ , indica regiões com alto nível de variações ou rajadas. Informalmente, para sinais com  $\alpha(t) = H$  para todos os instantes de tempo  $t$ , ou seja,  $\alpha(t)$  constante, dizemos que o processo é “*monofractal*” ou auto-similar [1][2][20].

#### A. A Medida Binomial

A medida binomial – também denominada medida de Bernoulli ou Besicovitch – sobre um intervalo unitário é a medida mais simples de um processo multiplicativo e pode esclarecer de forma mais didática a aplicação da análise “*multifractal*”. Nesse caso, a medida de um intervalo arbitrado menor que o intervalo original que possui massa unitária é fragmentado exatamente da mesma forma recursivamente [22]. A medida binomial é uma medida de probabilidade  $\mu$  que é definida dividindo-se o intervalo  $I := [0,1]$  em dois subintervalos de igual comprimento com massas  $m_0$  e  $m_1=1-m_0$ . Esses dois subintervalos são divididos da mesma forma sucessivamente. Na  $n$ -ésima divisão a massa unitária total é distribuída no  $2^n$  subintervalos [3]. Considerando uma vizinhança  $\varepsilon$  de um ponto  $t$  com uma medida  $\mu$  de um desses subintervalos, temos o expoente de Hölder local definido como

$$\alpha(t) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln \mu(B(\varepsilon))}{\ln \varepsilon} \quad (9)$$

onde  $B(\varepsilon)$  é uma esfera de raio  $\varepsilon$  ao redor de  $t$ . Quando o limite da equação (10) não existe, dizemos que o expoente de Hölder local não é definido. Em termos práticos o limite para  $\varepsilon \rightarrow 0$  não pode ser utilizado, levando-nos à aproximação da equação (10) ao denominado expoente de Hölder local aproximado (*coarse-grained*), que é atribuído a cada intervalo finito. Então, para uma esfera  $B(\varepsilon)$  de raio  $\varepsilon$  de um ponto  $t$ , o expoente de Hölder local aproximado é definido através da equação (10)

$$\alpha(t) = \frac{\ln \mu(B(\varepsilon))}{\ln \varepsilon} \quad (10)$$

A medida  $\mu$  sobre o intervalo  $[0, 1]$  possui uma densidade  $d(t)$  no ponto  $t$  se

$$d(t) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\mu(B(\varepsilon))}{\varepsilon} \quad (11)$$

a equação (11) existe e satisfaz  $0 \leq d(t) < \infty$ . Se  $\alpha(t)$  é o expoente de Hölder local em  $t \in [0, 1]$ , então  $d(t) \approx \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \varepsilon^{\alpha(t)-1}$ . Nos pontos  $t$  onde  $\alpha(t) \neq 1$  a densidade da medida binomial é uma singularidade [3]. O processo multiplicativo gerado pela medida binomial é mostrado na Figura 1.

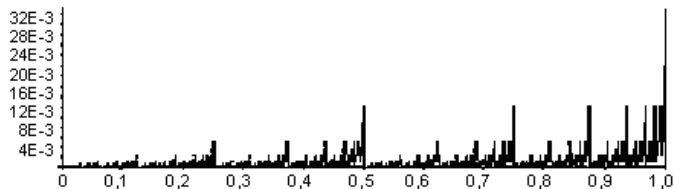


Figura 1: Medida Binomial

**B. Espectro Multifractal**

A análise “multifractal” está intimamente relacionada com os seguintes espectros “multifractais”  $f(\alpha)$ : Hausdorff, Grandes Desvios e Legendre. O espectro de Hausdorff, denotado por  $f_h(\alpha)$  ou simplesmente  $f_h$ , é definido como a dimensão de um conjunto de pontos que possuem o mesmo valor de expoente de Hölder. O espectro de Hausdorff fornece uma descrição geométrica, no entanto, é difícil de estimar. O espectro dos Grandes Desvios, denotado por  $f_g(\alpha)$ , ou simplesmente  $f_g$ , fornece uma descrição estatística de uma medida. De forma simplificada, podemos dizer que  $f_g$  mede a rapidez da probabilidade de observar um expoente de Hölder diferente do esperado, que tende para zero quando a resolução tende para o infinito. Mais precisamente,  $f_g$  está relacionado com a função taxa definida pelo Princípio dos Grandes Desvios (LDP) [13][18]. Para definir  $f_g$ , considere uma medida de probabilidade  $\mu$  definida em um intervalo unitário  $[0, 1)$ . Seja  $P_n$  uma seqüência de partições do intervalo  $[0, 1)$  onde cada  $P_n := (P_n)_{n \geq 1}$  é composto de intervalos diáticos [40], isto é,  $P_n := (I_n^k)_{0 \leq k \leq 2^n - 1}$  com  $I_n^k := [k2^{-n}, (k+1)2^{-n})$  [21][33][36]. Nesse caso o espectro dos Grandes Desvios é definido como

$$f_g(\alpha) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{\log_2 N_n^\varepsilon(\alpha)}{n} \quad (12)$$

onde  $N_n^\varepsilon(\alpha) := \#\{I_n^k \in P_n : |\alpha_n^k - \alpha| \leq \varepsilon\}$ , com os expoentes de Hölder definidos mais precisamente através da equação (13)

$$\alpha_n^k := -\frac{1}{n} \log_2 \mu(I_n^k) \quad (13)$$

Considere  $X(t)$ , a título de simplificação, um sinal diferenciável e definido no intervalo  $[0, 1)$  para  $t$  fixo, nesse intervalo  $k_n$  é tal que  $I_n^{k_n} := I_n^{k_n}$  que contém  $t$ . Então  $k_n 2^{-n} \rightarrow t$  como  $n \rightarrow \infty$ , logo, temos como expoente limite em  $t$

$$\alpha(t) := \liminf_{n \rightarrow \infty} \alpha_n^{k_n} \quad (14)$$

A equação (14) representa o expoente de Hölder local de  $X(t)$  no tempo  $t$  [21][33].

O espectro de Legendre, denotado por  $f_l(\alpha)$ , ou simplesmente  $f_l$ , pode ser calculado através da transformada de

Legendre da função geradora de momentos logarítmica da Teoria dos Grandes Desvios [35]. Considerando o sinal  $X(t)$ , baseado na partição wavelet  $S_n(q)$  com  $q \in \mathfrak{R}$  [34][36], é definida a função estrutural dada através da equação (15).

$$\tau(q) = \liminf_{n \rightarrow \infty} \frac{\log_2 S_n(q)}{-n} \quad (15)$$

com

$$S_n(q) = \sum_{k=0}^{2^n} |X((k+1)2^{-n}) - X(k2^{-n})|^q \quad (16)$$

onde  $q$  representa os momentos da soma de cada nível do valor absoluto dos coeficientes normalizados da wavelet [1][2][20][34]. Então, o denominado espectro de Legendre é definido como

$$f_l(\alpha) := \inf_{q \in \mathfrak{R}} (\alpha q - \tau(q)) \quad (17)$$

Na termodinâmica, a variável  $\tau(q)$  é denominada expoente de Rényi [3].

Em geral, a situação obtida é  $f_h \leq f_g \leq f_l$ . Contudo, em alguns casos, pode-se provar que  $f_h = f_g = f_l$ . Nesta última situação é possível afirmar que o formalismo “multifractal” é mantido. A Teoria dos Grandes Desvios fornece condições para que a função taxa possa ser calculada através da transformada de Legendre do limite da função geradora de momentos. Lévy Véhel e Riedi [22][27][28][36], baseados no teorema de Gärtner-Ellis [35], mostraram o formalismo “multifractal” fraco, em que a seguinte condição  $f_g = f_l$  é mantida. Nesta condição,  $f_g$  pode ser estimado através de  $f_l$  de forma aceitável e mais simples[26].

Para calcular o espectro “multifractal”  $f(\alpha)$  da medida binomial, devemos computar o número  $N_n^\varepsilon$  de intervalos  $I_n^k$  de tamanho  $2^{-n}$  com expoente de Hölder local aproximado  $\alpha(t)$ . O espectro “multifractal” côncavo  $f(\alpha)$  da medida binomial, apresentado na Figura 2, é caracterizado como um processo “multifractal”.  $f(\alpha)$  pode ser estimado através da equação (18) quando  $\alpha - \alpha_0 < 1$  [3].

$$f(\alpha) = 1 - \frac{2}{\ln 2} \left( \frac{\alpha - \alpha_0}{\alpha_{max} - \alpha_{min}} \right)^2 \quad (18)$$

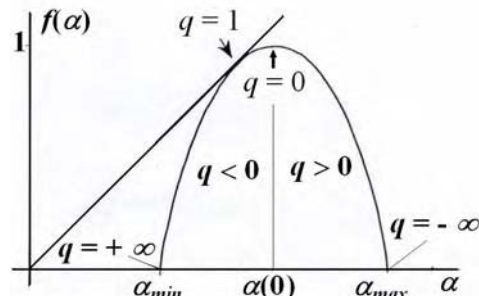


Figura 2: Espectro multifractal da Medida Binomial com  $m_0 = 2/3$  e  $m_1 = 1/3$ .

Para obter maiores informações sobre os processos “multifractais” e sobre as técnicas para estimar os expoentes de Hölder consultar as seguintes referências bibliográficas [1][2][13][14][15][16][20][25][26][27][28][39].

III. CARACTERIZAÇÃO DO TRÁFEGO REAL

Neste estudo foram testados mais de 100 arquivos de tráfego real. Os arquivos de tráfego analisados foram capturados na rede da Petrobras através de um analisador de dados da Acterna™ modelo DA350, com a resolução (*time stamp*) de 32 microssegundos. Um resumo dos resultados da caracterização de tráfego é apresentado nas Tabelas 1 e 2. A notação adotada para designar os diferentes arquivos de tráfego real analisados neste estudo é a seguinte. Os arquivos de tráfego agregado designados com a letra “S” significam que os arquivos de tráfego foram capturados junto aos servidores de aplicações. Arquivos de tráfego agregado designados pela letra “I” foram capturados em roteador de acesso Internet. Os arquivos de tráfego agregado designados por meio da letra “R” foram capturados em roteador de tráfego IP corporativo. Os arquivos designados pelas letras “FTP” e “MTX” são arquivos de tráfego de fonte única de dados e áudio/vídeo respectivamente. A Figura 3 mostra o cenário de captura dos arquivos de tráfego real analisados neste estudo.

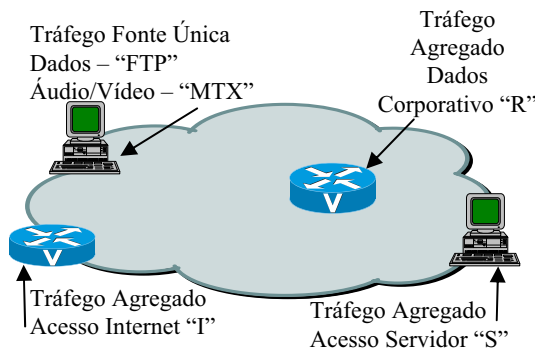


Figura 3: Cenário de captura do tráfego

Os parâmetros de tráfego apresentados na Tabela 1 são os seguintes:  $H$ ,  $m$ ,  $p$ ,  $L$ ,  $z$ ,  $C_V$  e  $\hat{H}$ , sendo parâmetro de Hurst, taxa média, taxa de pico, tamanho máximo da rajada,  $PMR$  (*Peak to Mean Ratio*), coeficiente de variação e parâmetro de estimação fractal empírica, respectivamente.

Arquivo	$H$	$m$	$p$	$L$	$z$	$C_V$	$\hat{H}$
13 7 MTX 1	0,497	801955	1792829	40,26	2,24	3,37	0,847
13 7 MTX 2	0,450	802179	1474104	40,27	1,84	3,24	0,835
13 7 MTX 3	0,499	812462	1553785	40,49	1,91	3,55	0,818
13 7 MTX 4	0,411	851808	1441242	42,76	1,69	4,35	0,772
13 7 FTP 1	0,067	756463	1256025	44,65	1,66	2,45	0,771
13 7 FTP 2	0,066	775857	1256025	45,79	1,62	2,63	0,771
3 7 I 1	0,708	453491	1812749	22,77	4	1,96	0,730
3 7 I 2	0,639	485009	12692308	2,52	26,17	2,03	0,743
4 7 I 1	0,767	566527	1832669	28,44	3,23	2,12	0,711
4 7 I 3	0,663	517661	1952191	25,99	3,77	1,94	0,741
3 7 R 1	0,663	901019	1932271	45,23	2,14	1,37	0,788
3 7 R 4	0,671	674926	1912351	33,88	2,83	1,24	0,727
4 7 R 3	0,624	821163	1932271	41,22	2,35	1,3	0,743

Tabela 1: Dados da caracterização do tráfego

A análise do espectro “*multifractal*” permite quantificar e caracterizar os tipos de singularidades em um processo, medindo o seu grau de linearidade. Quando as singularidades são de apenas um tipo, temos o caso de um processo “*monofractal*”, ou seja, temos um fractal linear. Contudo, se o sinal apresenta vários tipos de singularidades, geralmente possuindo uma estrutura heterogênea, temos um processo não

linear caracterizado como “*multifractal*”. Para efetuar a análise “*multifractal*” dos arquivos de tráfego real, utilizamos a ferramenta desenvolvida pelo INRIA denominada “FRACLAB”, fundamentada no formalismo fractal fraco usando o espectro de Legendre [25]. Com a finalidade de estimação do parâmetro de Hurst, utilizamos os métodos das variâncias e, através análise de multirresolução baseada em transformada “*wavelets*” discreta [19]. A característica “*multifractal*” pode ser observada através da forma do espectro multifractal. No caso “*multifractal*”, o espectro apresenta uma forma parabólica côncava, com as seguintes características:

- O espectro toca a linha bissetora entre os eixos  $f(\alpha)$  e  $\alpha(t)$ .
- $f(\alpha) \leq \alpha(t)$ , para todo  $\alpha(t)$ .
- $f(\alpha) \leq D_0$ , para todo  $\alpha(t)$ , onde  $D_0 = f(\alpha_0)$  que é necessariamente o valor máximo de  $f(\alpha)$  [42].

A Figura 4 mostra os espectros de Legendre estimados através do Fraclab [25] de alguns arquivos de tráfego como exemplo. Note que, de acordo com a forma parabólica côncava obtida e com a interpretação encontrada na literatura [2][3][13][22], considerando a análise do espectro de Legendre, observa-se a característica “*multifractal* nos referidos arquivos de tráfego em função do comportamento não linear”.

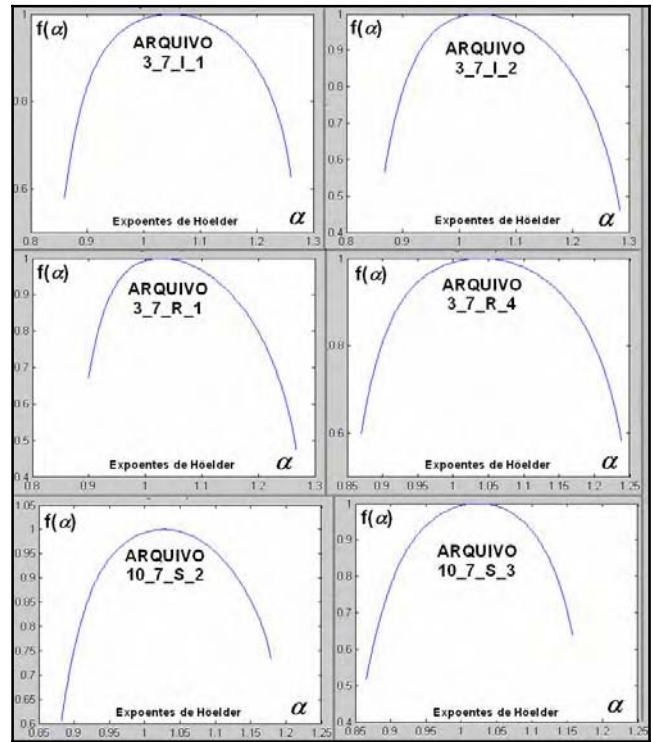


Figura 4: Espectro de Legendre

A Tabela 2 apresenta os valores dos expoentes de Hölder bem como o valor do parâmetro de Hurst estimado pelo método wavelets e variância. Observa-se que, embora os arquivos de tráfego tenham apresentado a característica “*multifractal*” – conforme mostrado na Figura 4, através dos resultados obtidos no Fraclab [25] –, os valores do parâmetro  $H$  da Tabela 2 sugerem comportamento auto-similar, ou seja, “*monofractal*” [8][19].

Arquivo de tráfego	$H$ (wavelets)	$H$ (variância)	$\alpha_0$	$\alpha_{\min}$	$\alpha_{\max}$
3 7 I 1	0,70849	0,68982	1,05	0,86	1,26
3 7 I 2	0,63898	0,71043	1,02	0,86	1,28
3 7 R 1	0,66362	0,61269	1,02	0,90	1,27
3 7 R 4	0,67076	0,63053	1,05	0,86	1,24
10 7 S 2	0,70516	0,60889	1,03	0,88	1,18
10 7 S 3	0,50847	0,56630	1,03	0,86	1,16

**Tabela 2:** Dados da caracterização fractal do tráfego

De fato, a caracterização exata para determinar se um determinado tráfego é “monofractal” (parâmetro de Hurst) e/ ou “multifractal” (expoentes de Hölder), mesmo considerando as metodologias existentes, não é uma tarefa trivial. A classificação depende de como e onde é observado e analisado o conjunto de expoentes  $\alpha(t)$  e a finalidade da análise.

De acordo com P. Mannersalo e Ilkka Norros, o tráfego real de dados parece adaptar-se bem ao modelo “multifractal” em muitas escalas de resolução, todavia, deve-se ter muito cuidado ao decidir onde e como aplicar tal modelo [15]. Riedi e Willinger [43] sugerem que o comportamento “multifractal” detectado no tráfego WAN pode coexistir com característica auto-similar, ou seja, no nível microscópico processo multiplicativo e no nível macroscópico processo aditivo. Feldmann [2] apresenta evidências de que dentro das sessões TCP há uma complicada mistura de componentes aditivos e multiplicativos. Adicionalmente, sugere que a transição da escala “multifractal” para a auto-similar ocorre tipicamente na ordem dos tempos de viagem do pacote na rede considerada (round-trip delay).

Fundamentados em extensivos testes de caracterização de tráfego real [19][20][39], somos de opinião de que tão importante quanto saber se um determinado tráfego possui comportamento “monofractal” ou “multifractal” é saber onde cada modelo pode ser aplicado mais apropriadamente. Como mencionado anteriormente, o modelo “multifractal” está relacionado com tempos de intervalos muito pequenos, e esse comportamento local possui grande importância na alocação dinâmica em uma situação em tempo real, por exemplo.

Como podemos constatar, o modelo “monofractal” fundamentado somente no parâmetro de Hurst pode não ser suficiente para descrever todos os tipos de eventos que ocorrem no tráfego. Por outro lado, o modelo “multifractal” baseado em um conjunto de expoentes de Hölder e na análise do espectro “multifractal”, dependendo da aplicação, pode não ser de grande valia. Nesse caso, podemos citar situações que exijam uma análise em uma escala de tempo maior como, por exemplo, no nível de dimensionamento de elementos de rede e enlaces de comunicação[12].

IV. ESTIMAÇÃO DA BANDA EFETIVA

Nesta seção, propomos um novo método para a estimação da banda efetiva. Nossa proposta está fundamentada nos trabalhos de Ilkka Norros [6][7], destinado ao tráfego agregado, e de George Kesidis e Jean Walrand [11], baseado em modelos markovianos. Além destes, este trabalho considera o estudo de extensão do fBm proposto por Jacques Lévy Véhel e Romain François Peltier [21]. Com a finalidade exclusiva de estimação da banda efetiva, introduzimos um

parâmetro de tráfego denominado parâmetro de estimação fractal empírica, que engloba as características “mono” e “multifractal” do tráfego considerado.

A. Estimação da banda efetiva para tráfego agregado

Mandelbrot e Van Ness introduziram, em 1968 [8], o processo estocástico gaussiano auto-similar  $Z_t$ ,  $t \in (-\infty, \infty)$ , denominado movimento browniano fracionário (fBm), com parâmetro de Hurst  $H \in [1/2, 1)$  e com as seguintes propriedades:

- $Z_t$  possui incrementos estacionários;
- $Z_0 = 0$ , e  $EZ_t = 0$ , para todo  $t$ ;
- $EZ_t^2 = |t|^{2H}$ , para todo  $t$ ;
- $Z_t$  possui caminhos contínuos;
- $Z_t$  é gaussiano, ou seja, todas as suas distribuições marginais dimensionais finitas são gaussianas [5][21].

$Z_t$  pode também ser definido através da seguinte integral estocástica para  $t > 0$

$$Z_t = \frac{1}{\Gamma\left(H + \frac{1}{2}\right)} \left\{ \int_{-\infty}^0 [(t-s)^{H-1/2} - (-s)^{H-1/2}] dW(s) + \int_0^t (t-s)^{H-1/2} dW(s) \right\} \quad (19)$$

onde  $W$  denota um processo Wiener definido em  $(-\infty, +\infty)$  e  $\Gamma$  denota função Gama [21].

Baseado na aproximação gaussiana e no processo  $(Z_t)$ , Ilkka Norros [6][7] propôs o seguinte modelo para tráfego agregado com comportamento auto-similar

$$A_t = mt + \sqrt{am}Z_t, \quad t \in (-\infty, \infty) \quad (20)$$

onde  $A_t$  é um processo de tráfego browniano fracionário com os seguintes parâmetros de entrada  $m$ ,  $a$  e  $H$ , sendo taxa média, “peakedness” e o parâmetro de Hurst respectivamente. Para este modelo de tráfego Norros derivou a seguinte equação (22) para estimação da banda efetiva  $C$  [6][7]:

$$C = m + \left( k(H) \sqrt{-2 \ln P\{X > b\}} \right)^{1/H} a^{1/(2H)} b^{-(1-H)/H} m^{1/(2H)} \quad (21)$$

sendo  $k(H) = H^H(1-H)^{1-H}$ ,  $b$  é tamanho do “buffer”,  $P\{X > b\}$  é a probabilidade de perda e  $m$ ,  $a$  e  $H$  já definidos acima.

Jacques Lévy Véhel e Romain François Peltier introduziram uma extensão do fBm denominado movimento browniano multifracionário (Multifractional Brownian Motion)- mBm). De forma simplificada, podemos dizer que o mBm é um fBm em que o parâmetro de Hurst  $H$  não mais é constante, mas sim variável, dependente do tempo, denotado por  $H(t)$  ou  $H_t$ . Os autores mostram que  $H_t$  e  $2-H_t$  são de fato o próprio expoente de Hölder local e a dimensão de Hausdorff no instante de tempo  $t$ , respectivamente [21].  $H(t)$  depende da medida dos expoentes de Hölder. Caso todos os expoentes sejam iguais teremos um processo auto-similar bem representado pelo parâmetro  $H$ .

Jacques Lévy Véhel definiu o movimento browniano “multifracionário” com parâmetro  $H_t$ , com  $t \geq 0$ , a seguinte função aleatória representada por  $V_t$ , considerando  $H : (0, \infty) \rightarrow (0, 1)$  uma função de Hölder do expoente  $\beta > 0$ :

$$V_t = \frac{1}{\Gamma\left(H_t + \frac{1}{2}\right)} \left\{ \int_{-\infty}^0 [(t-s)^{H_t-1/2} - (-s)^{H_t-1/2}] dW(s) + \int_0^t (t-s)^{H_t-1/2} dW(s) \right\} \quad (22)$$

onde  $W$  denota um processo Wiener e a integração é tomada em termos de média quadrática [21]. Assim sendo, um mBm possui as seguintes propriedades:

-  $V_t > 0$  é um processo contínuo;

- Para  $H_t < \beta$  para todo  $t$ , existe a seguinte dimensão com probabilidade um:

$$\dim_H \{(t, V_t) : t \in [a, b]\} = 2 - \min\{H_t, t \in [a, b]\} \quad (23)$$

- Com probabilidade um o expoente de Hölder de  $V_t$  em  $t$  é  $H_t$  para todo  $t$  com  $H_t < \beta$  para todo  $t$ .

Considerando o modelo de tráfego proposto por Norros, por analogia teremos para o processo mBm

$$B_t = mt + \sqrt{am}V_t, \quad t \in (-\infty, \infty) \quad (24)$$

onde  $B_t$  é o processo de tráfego browniano multifracionário com parâmetros de entrada  $m$ ,  $a$  e  $H_t$ , sendo taxa média, “peakedness” e o parâmetro  $H$  variável no tempo respectivamente. Também por analogia, podemos estimar a banda efetiva para o processo de tráfego  $B_t$ , no instante de tempo  $t$ , também através da equação (21) substituindo-se  $H$  por  $H_t$ .

### B. Estimação da banda efetiva para tráfego de fonte única

Em cenários que apresentam baixos níveis de agregação de tráfego, como em uma rede de acesso por exemplo, não é recomendável utilizar o modelo proposto por Norros. Neste caso utilizaremos a aproximação proposta por George Kesidis, Jean Walrand, e Cheng-Shan Chang [11]. Esse método usa o modelo MMPP (*Markov-Modulated Poisson Process*), no qual os pacotes são gerados como processo de Poisson com taxa  $\lambda$ , que é função de uma cadeia de Markov de tempo contínuo. Neste caso modelamos o tráfego como MMPP de dois estados, onde  $T_{on}$  e  $T_{off}$  são os tempos médios em cada estado. Assim teremos a seguinte estimativa de banda efetiva  $c$  (25)

$$c = \alpha + \sqrt{\alpha^2 + \beta} \quad (25)$$

onde

$$\alpha = \frac{1}{2\delta} \left( (e^\delta - 1)p - \frac{1}{T_{on}} - \frac{1}{T_{off}} \right) \quad (26)$$

e

$$\beta = \frac{p}{\delta T_{off}} \frac{(e^\delta - 1)}{\delta^2} \quad (27)$$

Neste caso,  $p$  é a taxa de pico e  $\delta$  é a função taxa, representando o decaimento da cauda da função distribuição de ocupação do “buffer”. Para o modelo fluido tem-se

$$\alpha = \frac{1}{2\delta} \left( \delta p - \frac{1}{T_{on}} - \frac{1}{T_{off}} \right) \quad (28) \quad \beta = \frac{P}{\delta T_{off}} \quad (29)$$

Em seu estudo, Kesidis usa como probabilidade de perda o resultado obtido por Glynn e Whitt [45]. Neste trabalho, utilizamos a generalização desse resultado, feita por Duffield e O’Connell [44], onde  $P\{X > b\}$  satisfaz o Princípio dos Grandes Desvios [18][35] através das equações (30) e (31):

$$\lim_{b \rightarrow \infty} b^{-2(1-H)} \ln P\{X > b\} = -a^{-2(1-H)} (a+C)^2 / 2 \quad (30)$$

onde  $a = C/H-C$ , com  $0,5 < H < 1$ , e  $C$  é a taxa de serviço. A equação (31) pode ser aproximada por

$$P\{X > b\} \leq \exp(-\delta b^{2(1-H)}) \quad (31)$$

onde  $\delta = -a^{-2(1-H)} (a+C)^2 / 2 > 0$  e  $a = C/H-C$ , que é largamente utilizada para representar fontes com característica de dependência de longo prazo. Analogamente ao item anterior, podemos estimar a banda efetiva baseado no modelo fluido markoviano, no instante de tempo  $t$ , também através da equação (31) substituindo-se  $H$  por  $H_t$ .

Ocorre que a substituição de  $H$  por  $H_t$ , no caso das equações (21) e (31) para a estimação da banda efetiva, pode tornar-se uma tarefa muito complicada e árdua em função da característica de grande variação do parâmetro de Hölder em um processo “multifractal”.

### C. Parâmetro de estimação fractal empírica

Fundamentados nos estudos apresentados na literatura e em exaustivas análises de tráfego, constatamos que a precisa caracterização de determinado tráfego, seja “mono” ou “multifractal”, não é uma tarefa trivial. Também verificamos que em um mesmo processo de tráfego podem coexistir, em uma complicada mistura, processos aditivos e multiplicativos em determinados intervalos de tempo, originando simultaneamente comportamentos “mono” e “multifractal”. É plausível admitir, que determinado comportamento seja preponderante, ou que pelo menos um terá uma contribuição mais significativa do que outro, em termos de alocação de banda efetiva. Contudo, a maioria dos processos reais não possui essa característica, mas sim apresentam um comportamento decorrente de uma mistura.

Para aplicações em tempo real ou considerando pequenos intervalos de tempo, a utilização da caracterização “multifractal” na estimação da banda efetiva, isto é, o uso de  $H_t$ , parece mais adequado.

Embora conceitualmente as possibilidades acima mencionadas façam parte da solução do problema de estimação da banda efetiva, existem pontos de dificuldade a serem resolvidos, tais como: para a estimação em tempo real a determinação instantânea e precisa de  $H_t$  não é fácil; em escalas de tempo maiores, a utilização do parâmetro de Hurst não representa adequadamente o impacto do tráfego nos “buffers” em todos os casos, principalmente quando o processo de tráfego apresenta características de processo antipersistente, também chamado de dependência negativa, que é o caso de processos com  $H < 0,5$ .

O objetivo deste trabalho é estabelecer um método de estimação de banda efetiva o mais abrangente possível para um determinado tráfego, mas que adicionalmente seja simples.

Fundamentados na caracterização do tráfego real, nos testes de simulação que serão apresentados resumidamente na próxima seção, baseados no critério da aproximação gaussiana e com a finalidade exclusiva de estimação da banda efetiva, introduzimos um novo parâmetro de caracterização de tráfego que considera todos os expoentes de Hölder  $\alpha(t)$  do arquivo de tráfego considerado.

Seja um espectro “multifractal”  $f(\alpha)$  de uma medida efetuada em um arquivo de tráfego real com expoentes de escala  $\alpha(t)$ , ou simplesmente  $\alpha_t$ . Definimos o parâmetro de estimação fractal empírica, em um intervalo de tempo  $[t_1, t_2]$ , denotado por  $\hat{H}$  e representado pela seguinte equação

$$\hat{H} = \bar{\alpha}_t + \sqrt{\bar{\alpha}_t a} \quad (32)$$

onde

$$\bar{\alpha}_t = \frac{1}{(t_2 - t_1)} \int_{t_1}^{t_2} \alpha(t) dt \quad (33)$$

$\bar{\alpha}_t$  denota o valor médio de todos os expoentes de Hölder  $\alpha(t)$ , em um intervalo de tempo  $[t_1, t_2]$ , e o coeficiente de variância  $a$  dado por

$$a = \frac{Var \alpha_t}{\bar{\alpha}_t} \quad (34)$$

A partir do parâmetro de estimação fractal empírica  $\hat{H}$ , considerando a estimação da banda efetiva em escalas de tempo não instantâneas, propomos a utilização de  $\hat{H}$  em vez de  $H$  ou  $H_t$ . No entanto, quando o processo estocástico for exatamente auto-similar ou se essa característica for muito forte, podemos considerar que a utilização do parâmetro  $H$  é mais consistente. Conseqüentemente teremos as equações (35) e (36) para estimação da banda efetiva de tráfego agregado e baseado em modelos markovianos respectivamente.

$$C = m + (k(\Delta)\sqrt{-2 \ln P\{X > b\}})^{1/\Delta} a^{1/(2\Delta)} b^{-(1-\Delta)/\Delta} m^{1/(2\Delta)} \quad (35)$$

$$P\{X > b\} \leq \exp[-\delta b^{2(1-\Delta)}] \quad (36)$$

Desta forma, a utilização de  $H$  ou  $\hat{H}$  nas equações (35) e (36) será dada pelo máximo valor entre ambos, ou seja

$$\Delta = \max(H, \hat{H}) \quad (37)$$

*D. Solução Otimizada para estimação da banda efetiva*

A solução geral apresentada previamente é baseada na aproximação gaussiana proposta por Norros [6][7], bem como no modelo proposto por Kesidis [11], usando a generalização de Duffield and O’Connell [18][19], baseada na probabilidade de perda de pacotes. Essas aproximações geralmente superestimam os resultados da banda efetiva para tamanhos grandes de “buffer”. Com a finalidade de minimizar esse efeito, fundamentados em métodos heurísticos e em testes de simulação, propomos aplicar os seguintes fatores de otimização de banda efetiva baseados em parâmetros de tráfego e tamanho de “buffer”. Esses parâmetros de tráfego possuem importante impacto na banda efetiva. Para tráfego agregado, o fator de otimização é dado pela equação (38) e, para tráfego de fonte única ou baixa agregação, é dado pela equação (39)

$$opf = b^{\frac{2}{\ln Lz}} \quad (38) \quad opf = b^{\frac{1}{\sqrt{Lz}}} \quad (39)$$

onde  $b'$  é o tamanho de “buffer” normalizado,  $z$  é o parâmetro PMR (Peak to Mean Ratio),  $L$  é o tamanho máximo da rajada [18][29].

V. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Nesta seção apresentamos alguns resultados de estimação da banda efetiva, baseados no método proposto, validados por meio dos resultados experimentais obtidos com testes de simulação, utilizando os arquivos de tráfego real.

As Figuras 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, e 16 apresentam os resultados da estimação de banda efetiva e de simulação, conforme a legenda mostrada a seguir.

**LEGENDA DOS GRÁFICOS**

General sem otimização
General com otimização
Simulação
Fluido
MMPP 2
Norros

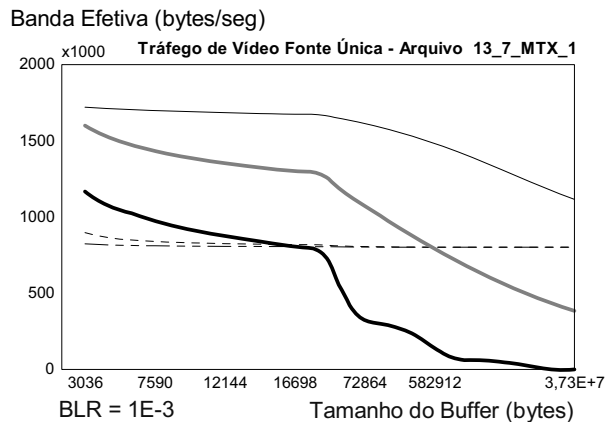


Figura 5: Tráfego 13\_7\_MTX\_1

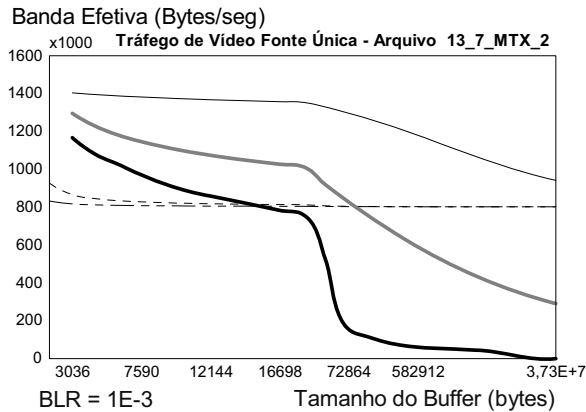


Figura 6: Tráfego 13\_7\_MTX\_2

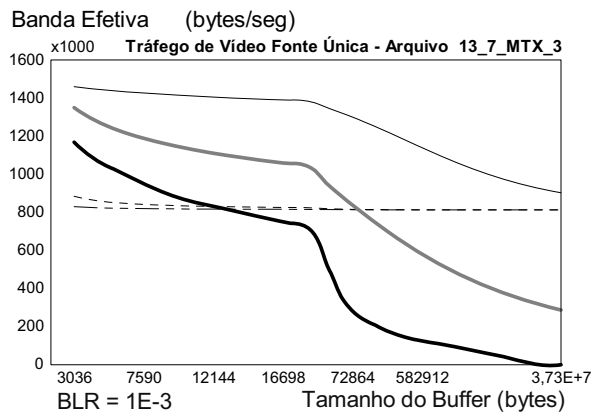


Figura 7: Tráfego 13\_7\_MTX\_3



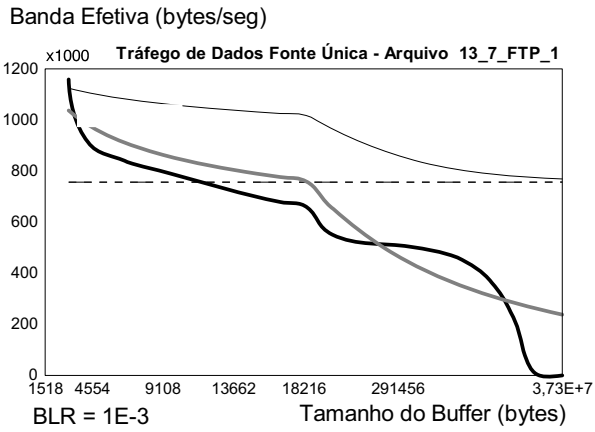


Figura 8: Tráfego 13\_7\_FTP\_1

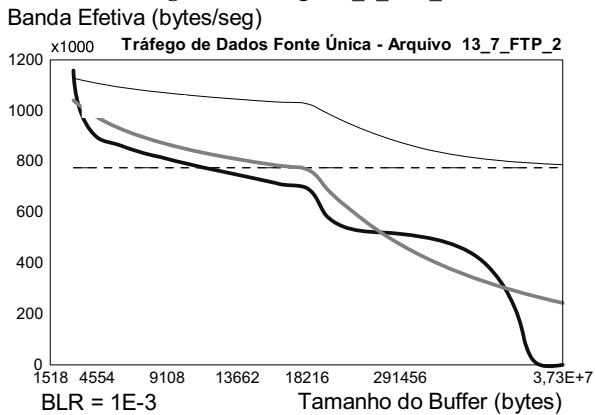


Figura 9: Tráfego 13\_7\_FTP\_2

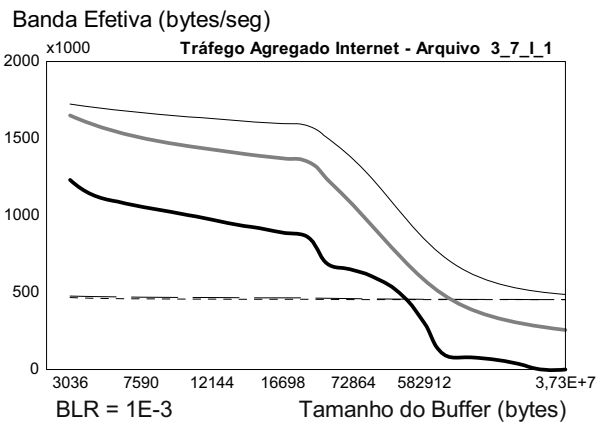


Figura 10: Tráfego 3\_7\_I\_1

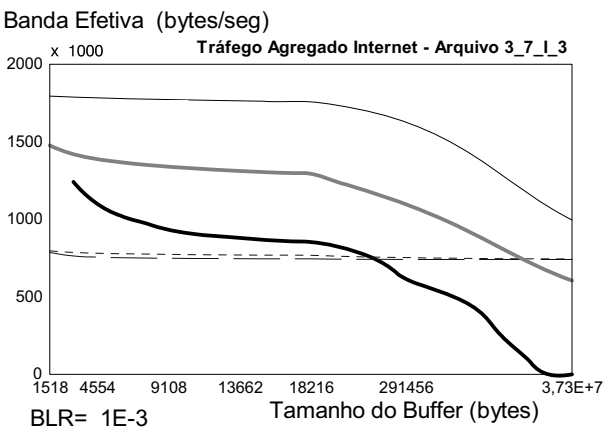


Figura 11: Tráfego 3\_7\_I\_3

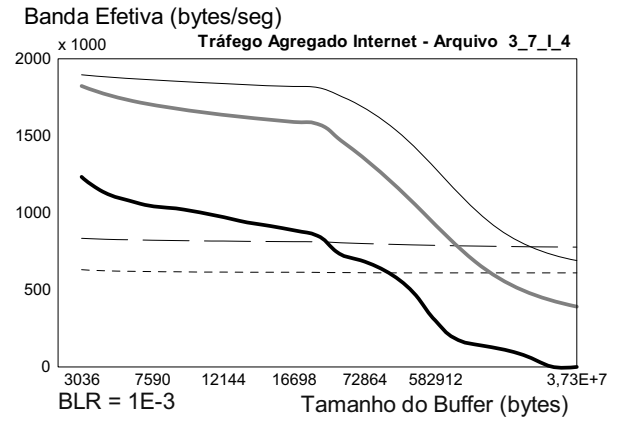


Figura 12: Tráfego 3\_7\_I\_4

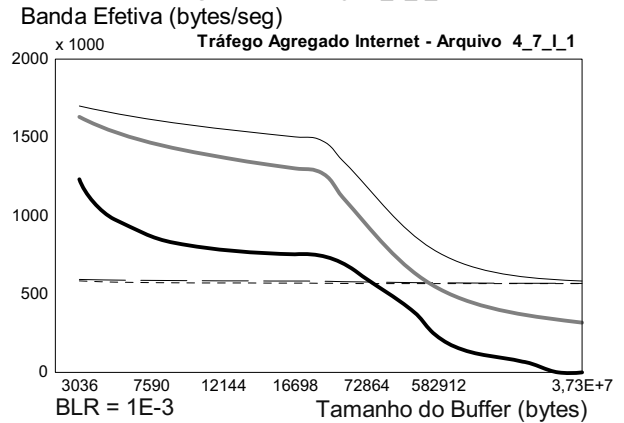


Figura 13: Tráfego 4\_7\_I\_1

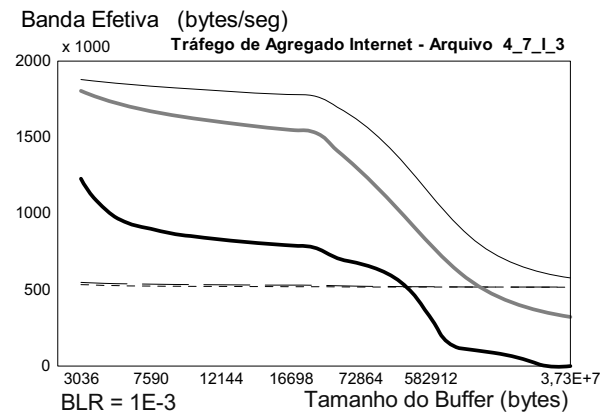


Figura 14: Tráfego 4\_7\_I\_3

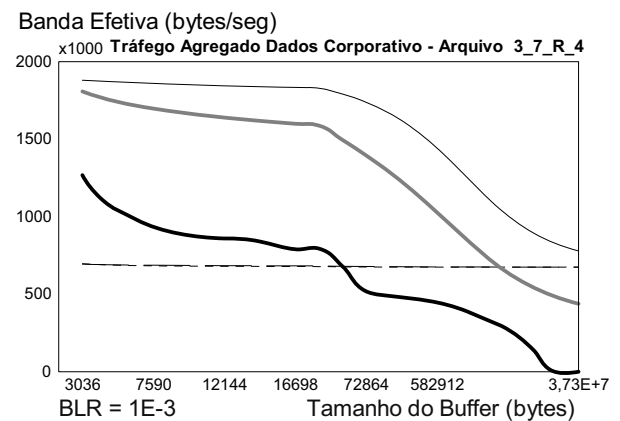


Figura 15: Tráfego 3\_7\_R\_4

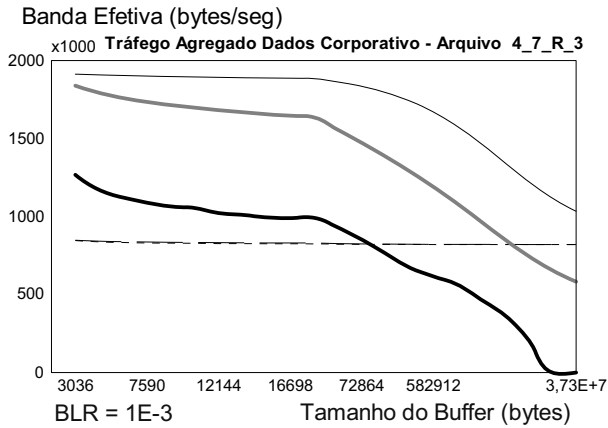


Figura 16: Tráfego 4\_7\_R\_3

Como pode ser verificado, em todos os casos a estimação da banda efetiva através dos métodos originais (Fluido, MMPP2 e Norros) [6][11], em que foram utilizados o parâmetro de Hurst, não funcionaram completamente. A análise das mesmas figuras permite observar um subdimensionamento da banda efetiva, quando usamos tamanhos de “buffer” entre 11.000 a 17.000 bytes, para tráfego de fonte única. No caso de tráfego agregado, observamos que o subdimensionamento da banda efetiva ocorre com tamanhos de “buffer” entre 4.000 a 500.000 bytes, dependendo do tipo de tráfego agregado analisado. Por outro lado, observando os resultados obtidos pelo método de estimação de banda efetiva proposto, utilizando o parâmetro de estimação fractal empírica, comprovamos o seu funcionamento adequado para todos os arquivos de tráfego analisados, atendendo o requisito de QoS, referente à perda de bytes, previamente estabelecida (*Bytes Loss Ratio* –  $BLR = 10^{-3}$ ). Para o tráfego do tipo dados fonte única FTP, observamos uma região de leve falha de estimação da banda efetiva para valores de “buffer” de tamanho entre 290.000 e 1.000.000 de bytes aproximadamente, demonstrando que o fator de otimização pode ser ainda aprimorado para esse tipo de tráfego. Também vale salientar que observamos um melhor desempenho do parâmetro de Hurst somente nos casos em que  $H$  é maior de 0,9 ou para processos exatamente auto-similares. Esse fato indica que quando a auto-similaridade é muito forte a utilização do parâmetro  $H$  é mais indicada.

## VI. CONCLUSÕES

Extensos e recentes estudos têm indicado um comportamento fractal de medidas de uma grande gama de tráfego de redes: ou seja, os arquivos de tráfego analisados apresentam características de “monofractal” e / ou “multifractal”.

Como mencionado neste trabalho, o fenômeno “multifractal” está relacionado com o comportamento em pequenas escalas de tempo, ao passo que o “monofractal” manifesta-se em grandes escalas de tempo, ou seja, comportamento de longo prazo.

Concluimos que determinar se um determinado tráfego é “mono” ou “multifractal” nem sempre é uma tarefa fácil. No entanto, o mais importante é aplicar cada modelo o mais

adequadamente possível. Além disso, verificamos que, em certos casos, nem o parâmetro de auto-similaridade expressa corretamente o comportamento em rajada. Esses fatos levaram-nos a introduzirmos um novo parâmetro que leva em consideração todos os expoentes de Hölder de um determinado arquivo de tráfego, denominado parâmetro de estimação fractal empírica, denotado por  $\hat{H}$ . Esse parâmetro mostrou-se mais genérico e com bom desempenho na aplicação de estimação da banda efetiva para tráfegos com características “mono” e /ou “multifractais”.

De acordo com os resultados analíticos e experimentais obtidos neste trabalho, observamos que a metodologia proposta atende mais adequadamente a estimação da banda efetiva para aplicações de planejamento e projeto de redes. A questão atras será abordada em outro artigo que será submetido para publicação futura.

Os próximos passos de nosso estudo pretendem averiguar até que tamanho mínimo de intervalo de tempo que o parâmetro de estimação fractal empírica  $\hat{H}$  pode ser utilizado, uma vez que o valor exato no instante de tem  $t$  é  $H_t$ . Também há possibilidade de aprimoramento dos parâmetros de otimização para a banda efetiva estimada.

## VII. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a grande contribuição dada pelo grupo de trabalho do Projeto Ericsson UNI20, em especial a Magali Randon na engenharia do software.

## VIII. REFERÊNCIAS

- [1] Anja Feldmann, A.C. Gilbert, W. Willinger, e T.G. Kurtz, “*The Changing Nature of Network Traffic: Scaling Phenomena*”, Computer Communication Review 28, Nº 2, Abril de 1998.
- [2] Anja Feldmann, A.C. Gilbert, e W. Willinger, “*Data Networks as Cascades: Investigating the multifractal Nature of Internet WAN Traffic*”, Procedures of the ACM SIGCOMM’98, pp. 25-38, Vancouver, B.C., Canadá, 1998.
- [3] Heinz-Otto Peitgen, Hartmut Jurgens e Dietmar Saupe, “*Chaos and Fractals*”, Springer-Verlag, Inglaterra, 1994.
- [4] Henry Stark e John W. Woods, “*Probability, Random Processes and Estimation Theory for Engineers*”, Prentice Hall, 1994.
- [5] Ilkka Norros, Parag Pruthi, “*On the Applicability of Gaussian Traffic Models*”.
- [6] Ilkka Norros, “*On the Use of Fractional Brownian Motion in the Theory of Connectionless Networks*”, IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Agosto de 1995.
- [7] Ilkka Norros, “*A Storage Model with Self-Similar Input*”, Queuing Systems, 1994.
- [8] Jean Beran, “*Statistics for Long-Memory Process*” Chapman & Hall, 1994.
- [9] James Roberts, Ugo Mocchi e Jorma Virtamo, “*Broadband Network Traffic – Final Report of Action COST 242*”, Springer-Verlag, Alemanha 1996.
- [10] Judith L. Jerkins e Jonathan L. Wang, “*From Network Measurement Collection to Traffic Performance Modeling: Challenges and Lesson Learned*”, IEEE, CAMAD, São Paulo, Brasil, 1998.
- [11] George Kesidis, Jean Walrand, Cheng-Shan Chang, “*Effective Bandwidth for Multiclass Markov Fluids and Other ATM Sources*”, IEEE Trans. Networking, 1993.
- [12] Mike Sexton e Andy Reid, “*Broadband Networking: ATM, SDH and Sonet*”, Artech House, USA 1997.
- [13] Michel Dekking, Jacques Lévy Véhel, Evelyne Lutten e Claude Tricot, “*Fractals: Theory and Applications in Engineering*”, Springer-Verlag, England, 1999.

- [14] Murad S. Taqqu, Vadim Teverovsky e Walter Willinger, "Is Network Traffic Self-Similar or "multifractal"?", Journal Fractals, 1996.
- [15] Petteri Mannersalo e Ilkka Norros, "Multifractal" Analysis: A potential Tool for Teletraffic Characterization?", COST 257.
- [16] Ram Balakrishnan e Carey Williamson, "A Performance Comparison of "monofractal" and "multifractal" Traffic Streams", Department of Computer Science University of Saskatchewan, Canadá, 2002.
- [17] R. Pontes e R. Coelho, "The Scaling Characteristics of the Video Traffic and its Impacts on the acceptance Regions", ITC 17, Brasil, 2001.
- [18] Relatório 01, Projeto Ericsson UNI-20, Março de 2001.
- [19] Relatório 02, Projeto Ericsson UNI-20, Setembro de 2001.
- [20] Relatório 03, Projeto Ericsson UNI-20, Março de 2002.
- [21] Roman François Peltier e Jacques Lévy Véhel, "multifractal" Brownian Motion: definition and preliminary results", INRIA, França, Março de 1995.
- [22] Rudolf H. Riedi e Jacques Lévy Véhel, "Multifractal Properties of TCP Traffic: a numerical study", INRIA, França, Março de 1997.
- [23] Samuel Karlin e Haward M. Taylor, "A First Course in Stochastic Processes", Academic Press, 1975.
- [24] Walter Willinger, Robert Sherman e Daniel Wilson, "Self-Similarity Through High-Variability: Statistical Analysis of Ethernet LAN Traffic at the Source Level", IEEE/ACM Transaction on Networking, Vol.5, No.1, Fevereiro de 1997.
- [25] FRACLAB – <http://www.INRIA.com.fr>
- [26] Christophe Canus, Jacques Lévy Véhel e Claude Tricot, "Continuous Large Deviations "multifractal" Spectrum: Definition and Estimation", INRIA, França, 1998.
- [27] Rudolf H. Riedi, Mathew S. Crouse, Vinay J. Ribeiro e Richard G. Baranuik, "A Multifractal Wavelet Model with Application to Network Traffic", IEEE Transaction on Information Theory, Vol 45, No 3, Abril de 1999.
- [28] Robert Vojak e Jacques Lévy Véhel, "Higher Order "multifractal" Analysis", INRIA, França, 1998.
- [29] Firmiano Ramos Perlingeiro e Lee Luan Ling, "Data Traffic Characterization in a Corporate Environment", Globecom, Rio de Janeiro, 1999.
- [30] Frank Kelly, "Notes on Effective Bandwidths", <http://www.statslab.cam.ac.uk/~frank/>, University of Cambridge, UK.
- [31] Benoit Mandelbrot, "The Fractal Geometry of Nature", W.H.Freeman and Co., Nova York, 1977.
- [32] Sandip G. Thanki, "Classification of Galaxies using Fractal Dimensions", MS Thesis, Department of Physics, University of Nevada – UNLV, USA, 1999.
- [33] Christophe Canus, "Robust Large Deviation Multifractal Spectrum Estimation", INRIA, França, 1998.
- [34] A.C. Gilbert, W. Willinger, e A. Feldmann, "Scaling Analysis of conservative cascades, with application to network traffic", 1998.
- [35] A. Dembo e O.Zeitouni, "Large Deviations Techniques and Applications", Springer-Verlag, 1998.
- [36] J. Lévy Véhel e R. Riedi, "Fractional Brownian motion and data traffic modeling: The other end of the spectrum", INRIA, França, 1997.
- [37] W. Layton, H. K. Lee, J. Peterson, "Numerical Solution of the Stationary Navier Stokes Equations Using a Multilevel Finite Element Method", SIAM Journal on Scientific Computing, Vol. 20, No. 1, pp. 1-12, Society for Industrial and Applied Mathematics, 1998.
- [38] B. M. Gammel, "Kritisches Verhalten und Niederfrequenz-Anomalien beim Quanten-Hall-Effekt", Technische Universität München, 1994.
- [39] Relatório 04, Projeto Ericsson UNI-20, Novembro de 2002.
- [40] Patrick Billingsley, "Probability and Measure", John Wiley & Sons, 1986.
- [41] Murray R. Spiegel, "Shaum's Outline of Theory and Problems of Laplace Transforms", MacGraw-Hill Book Co, USA, 1965.
- [42] Rudolf H. Riedi, "Introduction to Multifractals", Department of ECE, Rice University, Huston, TX, USA, Outubro de 1999.
- [43] R. H. Riedi and W. Willinger, "Self-similar Network Traffic and Performance Evaluation", Wiley, 2000.
- [44] H.G.Duffield e O'Connell, "Large Deviations and Overflow Probabilities for the General Single-Server Queue, with applications", DIAS-STP, 1993.
- [45] P.Glynn e W.Whitt, "Logarithmic Asymptotics for Steady-State Tail Probabilities in a Single-Server Queue", 1993.
- [46] H. Yaïche, R. Mazumdar, e C. Rosenberg, "A Game Theoretic Framework for Bandwidth Allocation and Pricing in Broadband Networks", "IEEE/ACM TRANSACTIONS ON NETWORKING", Vol. 8, No. 5, Outubro 2000.
- [47] Srinivasan Ramaswamy e Pawel Gburzynski, "A neural network approach to effective bandwidth characterization in ATM networks". Universidade de Alberta, Canadá, 1998.
- [48] Ray-Guang Cheng, Chung-Ju Chang e Li-Fong Lin, "A QoS-Provisioning Neural Fuzzy Connection Admission Controller for Multimedia High-Speed Networks", "IEEE/ACM TRANSACTIONS ON NETWORKING", VOL. 7, NO. 1, FEVEREIRO 1999.
- [49] "An Application of Chaotic Maps to Packet Traffic Modelling", Tese de Doutorado, Royal Institute of Technology, Suécia, 1995.
- [50] Jean-Yves Le Boudec, "Network Calculus Made Easy", Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, Technical Report EPFL-DI 96/218, Dezembro de 1996.
- [51] Firmiano Ramos Perlingeiro e Lee Luan Ling, "Effective Bandwidth Allocation Approach for Self-Similar Traffic for a Single ATM Connection", Globecom, Rio de Janeiro, 1999.
- [52] W.E. Leland, W.Willinger, D.V.Wilson, "On The Self-Similar Nature of Ethernet Traffic (Extended Version)", IEEE, pp 1-15, 1994.

## IX. BIOGRAFIAS



**Firmiano Ramos Perlingeiro** nasceu em Itaqui, RS Brasil. Obteve o título de engenheiro eletrônico pela Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul em Porto Alegre em 18 de Julho de 1981. Mestrado em engenharia elétrica pela Universidade Estadual de Campinas em Campinas estado de São Paulo em 16 de Julho de 1999. Atualmente é estudante de doutorado em engenharia elétrica na UNICAMP. Trabalha na área de telecomunicações desde 1979 e na Petróleo Brasileiro SA desde 1989.

Atua nas seguintes áreas de pesquisa: dimensionamento de redes, análise desempenho de redes e engenharia de tráfego.



**Luan Ling Lee** (M'1992) obteve o título de engenheiro eletrcista pela USP em 1980, mestre em engenharia elétrica pela UNICAMP em 1984 e PhD em engenharia elétrica pela Universidade de Cornell em 1991. Foi fundador e tem sido o coordenador do Laboratório de Reconhecimento de Padrões e Redes de Comunicações (LRPRC) da FEEC-UNICAMP desde 1994. Desde 2002 ele tem sido Professor Titular da FEEC-UNICAMP. Atualmente atua intensamente em duas áreas de pesquisa:

Reconhecimento de Padrões e Redes de Comunicações.