

APLICAÇÃO DE MODELOS MULTIFRACTAIS NA SIMULAÇÃO DE REDES ATM

Ernesto L. Andrade Neto, Antônio M. Alberti, Leonardo S. Mendes

Departamento de Comunicações – Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação – UNICAMP
Caixa Postal 6101, CEP: 13081-970, Campinas SP – Brasil

Telefone: 55 0 xx 19-7883703, Fax: 55 0 xx 019-7881395, ernestoal, alberti, lmendes@decom.fee.unicamp.br

Resumo

Atualmente, a afirmação de que a natureza autossimilar do tráfego desempenha um papel principal na descrição do comportamento do tráfego agregado da rede está bem estabelecida. Entretanto, novas medições e análises de tráfego tem demonstrado que outras características do tráfego de rede também são relevantes na descrição do comportamento do tráfego, especialmente em pequenas escalas de tempo. Na avaliação das implicações do comportamento do tráfego em pequenas escalas de tempo, este artigo descreve a aplicação de um modelo de tráfego multifractal na simulação de um enlace de rede ATM. Os resultados obtidos com o modelo multifractal analisado são comparados aos resultados de medições de tráfego real e do tráfego sintetizado com um modelo baseado no FGN. São discutidas as implicações dos resultados obtidos para a simulação e gerenciamento de redes ATM.

1. INTRODUÇÃO

Nos anos recentes, desde a análise das estatísticas dos traços de tráfego da LAN Ethernet do Bellcore [1], houve um progresso significativo no desenvolvimento de técnicas matemáticas e estatísticas, que fornecem um entendimento baseado em evidências “físicas” e comportamentais, das características de escalabilidade, aparentemente fractais ou autossimilares, dos dados de tráfego medidos em redes reais. A constatação, destas características nas medições de tráfego abrangem escalas de tempo que vão desde algumas poucas centenas de milissegundos a segundos e intervalos de tempo maiores. As técnicas desenvolvidas para estas análises explicam, descrevem e validam o comportamento, em grandes escalas de tempo, do tráfego agregado da rede em termos de propriedades mais elementares do tráfego gerado por usuários e/ou aplicações individuais [2]. Estas técnicas, proporcionam a compreensão de porque o tráfego de dados agregado exibe comportamento fractal através de escalas de tempo de uns poucos milissegundos para cima. Entretanto, para fornecer uma descrição completa do tráfego de dados da rede, o mesmo nível de compreensão deve ser estendido as pequenas escalas de tempo, de umas poucas centenas de milissegundos para baixo. As alterações nos padrões de tráfego percebidas nestas pequenas escalas de tempo são causadas predominantemente por protocolos de rede e mecanismos de controle de fluxo de fim a fim. Estes protocolos e controles desempenham um papel central nas redes de dados atuais e determinam o fluxo de pacotes nas pequenas escalas de tempo e nas diferentes camadas da

hierarquia de protocolos do TCP/IP. Portanto, estudar as características do tráfego em pequenas escalas de tempo, ou características locais, está intimamente relacionado a compreensão das complexas interações que existem em redes de dados como a Internet. Para a modelagem destas características do tráfego de rede nas pequenas escalas de tempo desenvolveram-se modelos que tentam descrever de forma compreensiva as características do tráfego real tanto em grandes quanto em pequenas escalas de tempo simultaneamente. Neste artigo, iremos analisar a aplicação de um destes modelos o modelo de wavelets multifractal [9] (*Multifractal Wavelet Model - MWM*) a simulação de um enlace de rede ATM. O MWM é um modelo baseado tanto na análise da estrutura de correlação (dependência de longo prazo), quanto na análise da distribuição marginal do tráfego em diferentes escalas de tempo. Assim, os parâmetros que caracterizam o modelo podem ser determinados de medições de tráfego real com maior precisão do que os parâmetros de modelos como o FGN (*Fractional Gaussian Noise - FGN*) [5], que requerem apenas o parâmetro de Hurst (H) para aproximar a estrutura de correlação (dependência de longo prazo) observada no tráfego real.

Este artigo está organizado como segue. Na segunda seção, apresentamos uma revisão dos conceitos de dependência de longo prazo, modelagem e análise de tráfego autossimilar ou monofractal. Na terceira seção, descrevemos o modelo MWM e a síntese das características multifractais do tráfego real. Na quarta seção, mostramos as simulações e análises realizadas com diferentes modelos de tráfego em um enlace de rede ATM quando comparadas ao desempenho do tráfego real. Na quinta seção, são traçadas as considerações finais sobre os resultados obtidos e a motivação para novas pesquisas na área de controle de admissão baseadas nos resultados obtidos.

2. COMPORTAMENTO DO TRÁFEGO EM GRANDES ESCALAS DE TEMPO

Nesta seção, vamos mostrar porque o comportamento observado em grandes escalas de tempo ou (assintoticamente) autossimilar do tráfego de rede agregado é uma propriedade aditiva. Com os requisitos tradicionais de que os processos individuais que compõe o tráfego total exibam um certo grau de alta variabilidade ou dependência de longo prazo.

2.1 Estrutura Aditiva e Aproximação Gaussiana

Quando observado em escalas de tempo suficientemente grandes, o número de pacotes por unidade de tempo coletado em um enlace de rede, origina-se de todas as conexões que estavam ativas no enlace de rede durante o período de medição. Em

outras palavras, para “escalas de tempo” ou “níveis de resolução” m ($m \gg 1$), $X^{(m)} = (X^{(m)}(k) : k \geq 0)$, representa o processo da taxa de tráfego total, ou seja, o número total de pacotes ou bytes por unidade de tempo (medidos na escala m) gerados por todas as conexões. Assim, podemos definir o processo de taxa de tráfego total como:

$$X^{(m)}(k) = \sum X_i^{(m)}(k), \quad k \geq 0, \quad (1)$$

onde, $X_i^{(m)}$ representa o tráfego total de pacotes por unidade de tempo (medidos na escala m) gerados pela conexão i . Portanto, (1) descreve a natureza aditiva do tráfego de rede agregado, expressando o processo de taxa total como a superposição dos processos $X_i^{(m)}$ das taxas nas conexões individuais. Assumindo a hipótese simplificadora de que os processos de taxa individual $X_i^{(m)}$, são independentes entre si e identicamente distribuídos e então, impondo-se algumas condições sobre a distribuição marginal de $X_i^{(m)}$. Como a existência de momentos de segunda ordem. A equação (1) garante que o processo de taxa de tráfego total (ou os desvios deste em relação a sua média) exibem comportamento marginal gaussiano. Desde que o tráfego seja gerado por um número suficientemente grande de conexões individuais.

2.2 Dependência de Longo Prazo

Analisando-se a dinâmica temporal do processo de taxa de tráfego das conexões individuais $X_i^{(m)}$, supomos de modo simplificado que a conexão i envia pacotes ou bytes a uma taxa constante por algum tempo (período ativo ou “ON”) e não envia qualquer pacote ou byte durante o período inativo (“OFF”). Para descrever a natureza estocástica do processo total de taxa $X^{(m)}$, os elementos que devem ser especificados são as durações dos períodos ON e OFF associados com os processos de taxa das conexões individuais $X_i^{(m)}$. Baseados em medições realizadas entre pares de terminais (fonte-destino) individuais em um ambiente LAN e medições de duração das sessões entre diferentes domínios de um ambiente WAN, a distribuição dos tempos de duração destes períodos é representado por uma distribuição com dependência de longo prazo (*heavy tail*) e variância infinita. Onde uma variável aleatória U (ou a função distribuição correspondente F) é dita de dependência de longo prazo com índice $\alpha > 0$ se satisfaz:

$$P[U > y] = 1 - F(y) \approx cy^{-\alpha}, \quad y \rightarrow \infty \quad (2)$$

onde c é uma constante finita que não depende de y . Tais distribuições são chamadas hiperbólicas ou com decaimento de lei de potência e incluem, entre outras, a classe bem conhecida das distribuições de Pareto. Os casos em que $1 < \alpha < 2$, são de especial interesse, e dizem respeito as distribuições com dependência de longo prazo com média finita, mas variância infinita. De forma intuitiva, podemos afirmar que distribuições com variância infinita assumem valores que abrangem uma faixa muito grande de valores possíveis, os quais possuem uma probabilidade não desprezível de ocorrência. Desta forma as distribuições com dependência de longo prazo fornecem uma forma compacta de descrever o comportamento, observado empiricamente, do fenômeno da grande variabilidade que domina as medições de tráfego em todos as camadas da hierarquia da rede [1]. A dependência de longo prazo, por exemplo, da duração

dos períodos ativos e inativos de uma conexão, implica em que as correlações temporais de realizações estacionárias do processo de taxa individual $X_i^{(m)}$ decaem lentamente e de forma hiperbólica devido a natureza aditiva do processo de taxa total $X^{(m)}$, isto é, elas exibem dependência de longo prazo. Assim, se $r^{(m)}$ denota a autocorrelação do processo de taxa total $X^{(m)}$ para todos os valores de $m \geq 1$, $r^{(m)}$ satisfaz:

$$r^{(m)}(k) \approx ck^{2H-2}, \quad k \rightarrow \infty, \quad 0.5 < H < 1 \quad (3)$$

onde o parâmetro H é denominado parâmetro de Hurst e mede o grau de dependência de longo prazo em $X^{(m)}$. Intuitivamente a dependência de longo prazo resulta em períodos de tráfego sustentados em valores de taxa muito maiores ou muito menores que a média, independente da escala onde na qual esta taxa é medida. Isto implica em que o processo de taxa de tráfego total $X^{(m)}$, após ser apropriadamente reescalado, possui estatísticas de segunda ordem idênticas e é aparentemente “similar” em escalas de tempo m suficientemente grandes.

2.3 Modelos de Tráfego Autossimilares

Na modelagem da dinâmica do tráfego de dados real em um enlace de rede, o FGN tem sido largamente utilizado por prover uma descrição completa e sucinta do processo de tráfego total. O FGN descreve o tráfego real necessitando apenas especificar a média, a variância e o parâmetro de Hurst para caracterizar o processo de tráfego agregado da rede. Dada a facilidade de modelar o tráfego real com o FGN devemos nos ater as condições em que este modelo pode ser empregado. Em [4] é ressaltado que podemos esperar que o FGN seja um modelo apropriado para o tráfego de dados desde que: (i) o tráfego representa a agregação de um grande número de conexões independentes que não variam de forma completamente aleatória (garantindo a aproximação gaussiana); (ii) os efeitos do controle de fluxo nas conexões são desprezíveis (requerendo que consideremos o tráfego em escalas de tempo grandes o suficiente para desprezarmos estes efeitos); (iii) as escalas de tempo do problema sob análise coincidem com a região onde o FGN está bem caracterizado. Na prática estas condições são freqüentemente satisfeitas no *backbone* da rede (altos níveis de agregação) e para escalas de tempo de são maiores que o tempo típico de ida e volta dos pacotes na rede.

3. COMPORTAMENTO DO TRÁFEGO EM PEQUENAS ESCALAS DE TEMPO

As análises das medições do tráfego de rede resultaram na compreensão da natureza (assintoticamente) autossimilar do tráfego de rede em grandes escalas de tempo. Entretanto, as características do tráfego observadas em pequenas escalas de tempo são muito diferentes das observadas nas grandes escalas de tempo e podem ter um impacto significativo na análise do desempenho dos enlaces de uma rede. Portanto, para prover uma descrição mais detalhada e completa do tráfego da rede real é necessário tratarmos o comportamento do tráfego nas pequenas escalas de tempo. Nesta seção, descrevemos sucintamente a representação das características do tráfego em pequenas escalas de tempo adotadas atualmente para análise e síntese do tráfego real.

3.1 Multifractais

Analisando a rede do ponto de vista dos mecanismos de controle dos protocolos de rede e do controle de congestionamento de fim a fim, verificamos que a operação destes mecanismos introduz na rede uma dinâmica nas pequenas escalas de tempo extremamente diferente do comportamento observado em grandes escalas de tempo. Uma vez que estes mecanismos de controle determinam em grande parte o fluxo real dos pacotes através da rede, eles são mais propensos a causar no tráfego da rede grandes irregularidades e variações locais, e, portanto, não se espera que tenham qualquer relação com o comportamento autossimilar observado no tráfego em grandes escalas de tempo. Para mensurar estas variações locais observadas no tráfego em um ponto específico no tempo t_0 , definimos $Y = (Y(t) : 0 \leq t \leq 1)$, que denota o processo do número total de pacotes ou bytes enviados através de um enlace até o instante de tempo t . Para valores de $n > 0$ consideramos o processo de taxa de tráfego $Y((k_n+1)2^{-n} - Y(k_n 2^{-n}); k_n = 0, 1, 2, \dots, 2^n - 1)$; que representa o número total de pacotes ou bytes enviados através do enlace durante intervalos não sobrepostos definidos entre $[k_n 2^{-n}, (k_n+1)2^{-n})$. Podemos afirmar que o tráfego possui um expoente de escala local $\alpha(t_0)$ no instante de tempo t_0 se o processo de taxa de tráfego comporta-se segundo a função $(2^{-n})^{\alpha(t_0)}$, quando $k_n 2^{-n} \rightarrow t_0$ ($n \rightarrow \infty$). Notando que $\alpha(t_0) > 1$ correspondem os instantes de tempo com baixos níveis de intensidade ou pequenas variações locais no processo de taxa (Y possui derivada nula em t_0), enquanto que $\alpha(t_0) < 1$ é encontrada em regiões de alto nível de variação ou de irregularidades locais no processo de taxa. Podemos então denominar, de forma informal, que o tráfego que possui o mesmo expoente de escala $\alpha(t_0)$ para todos os instantes de tempo t_0 é *monofractal* (isto inclui o tráfego exatamente autossimilar para o qual $\alpha(t_0) = H$, para todos os valores de t_0), enquanto o tráfego com expoentes de escala $\alpha(t_0)$ que não são constantes é denominado *multifractal*. Uma vez que o processo de taxa Y possui incrementos positivos $\alpha(t)$ pode ser expresso como:

$$\alpha(t) = \lim_{n \rightarrow \infty} (\alpha_n(t)), \quad (4)$$

onde, assumindo que o limite existe, para $t \in [k_n 2^{-n}, (k_n+1)2^{-n})$, temos:

$$\alpha_n(t) := \alpha_{k_n}^n := -\frac{1}{n} \log_2 |Y((k_n + 1)2^{-n}) - Y(k_n 2^{-n})|, \quad (5)$$

desta forma, o objetivo da análise multifractal do tráfego de rede é prover informações sobre as variações destes expoentes de escala em um dado tráfego, resultando em uma descrição compacta do comportamento das singularidades do tráfego em termos geométricos ou estatísticos. Não entraremos em maiores detalhes em relação as técnicas de análise multifractal, o leitor interessado pode se referir a [3], [9], [10] e [12]. Devemos contudo notar que a decomposição de wavelets de um sinal (ou medição de tráfego) contém informações sobre o grau de irregularidade de um sinal, e desta forma, o expoente de singularidade $\alpha(t)$ está relacionado ao decaimento dos coeficientes de wavelets obtidos na análise do sinal.

3.2 Geração Multiplicativa de Multifractais ou Cascata

Um processo de construção que fragmenta um dado conjunto em pedaços cada vez menores de acordo com uma regra geométrica, e ao mesmo tempo, atribui valores as dimensões dos pedaços do conjunto original de acordo com uma outra regra (determinística ou aleatória) é denominado processo multiplicativo ou cascata [12]. Uma realização deste processo multiplicativo define, de forma geral, uma medida singular ou multifractal e descreve a maneira altamente irregular com que a massa concentrada no conjunto inicial foi redistribuída durante o processo de fragmentação. O gerador da cascata especifica a regra do processo de fragmentação da massa original e na geração de seqüências de tráfego são consideradas as cascatas conservativas [12], as quais preservam a massa do conjunto inicial.

3.3 Modelo de Wavelets Multifractal (MWM)

No âmbito da proposta deste artigo, decidimos analisar as implicações do comportamento observado nas pequenas escalas de tempo do tráfego no desempenho de um enlace de rede ATM. Entre os modelos de tráfego multiplicativos apresentados na literatura [9] e [10]. Escolhemos implementar o modelo proposto em [9] para realizar a análise de desempenho, pois o mesmo apresenta um modelo baseado no casamento da estrutura de correlação do tráfego em várias escalas de tempo o que permite uma modelagem mais detalhada do tráfego.

O MWM, apresentado em [9], modela os sinais utilizando os wavelets de Harr, como forma de obter um seqüência não negativa gerada pela cascata. Com esta restrição de positividade o modelo calcula os coeficientes de wavelets recursivamente segundo:

$$W_{j,k} = A_{j,k} U_{j,k}, \quad (6)$$

onde j é a escala e k é o k -ésimo coeficiente na escala j . Assim, após a geração do coeficiente no nível mais grosseiro de escala $U_{0,0}$ e dos multiplicadores $A_{j,k}$ o MWM gera coeficientes em escalas mais detalhadas usando recursivamente (6) e a definição da transformada de wavelets de Harr, como mostrado na figura 1,

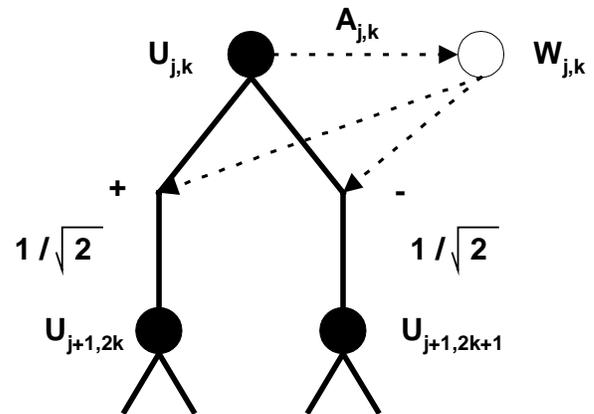


Figura 1. Cascata para a geração do modelo de wavelets multifractal.

ou seja, temos que:

$$U_{j,2k} = 2^{-\frac{1}{2}}(1 + A_{j+1,k})U_{j-1,k} \text{ e } U_{j,2k+1} = 2^{-\frac{1}{2}}(1 - A_{j+1,k})U_{j-1,k}, \quad (7)$$

até a escala mais fina ser atingida. O modelo MWM é multiplicativo porque expressa o sinal resultante, $C^{(n)}_{MWM}[k]$ diretamente como o produto de multiplicadores aleatórios $1 \pm A_{j,k}$.

Na escolha dos parâmetros do modelo os coeficientes $A_{j,k}$ são simétricos em relação a zero e identicamente distribuídos através das diferentes escalas. Para satisfazer estas restrições foi escolhida a distribuição $\beta_{-1,1}(p_j, p_j)$ para representar a variável aleatória $A_{j,k}$, com p_j representando o parâmetro beta na escala j . Uma vez que a variância da variável aleatória $A \sim \beta_{-1,1}(p,p)$ é dada por:

$$\text{Var}[A] = 1/(2p + 1), \quad (8)$$

podemos obter através de (6) a relação das variâncias em escalas adjacentes, definida como:

$$\frac{\text{Var}(W_{j-1,k})}{\text{Var}(W_{j,k})} = \frac{2p_j + 1}{p_{j-1} + 1}. \quad (9)$$

Assim, para representar o tráfego real utilizando o MWM, devemos selecionar os coeficientes p_j que casam com o decaimento observado da energia dos coeficientes de wavelets do tráfego real obtidos utilizando-se a base de Harr. Deste modo, dada uma seqüência de treino, podemos selecionar os parâmetros que aproximam a variância amostral dos coeficientes de wavelets em função da escala (j). Outras distribuições com parâmetros adicionais podem ser introduzidas para capturar os momentos de ordem mais elevada presentes nos dados de tráfego ao custo de um aumento na complexidade do modelo MWM.

4. CONFIGURAÇÃO DA SIMULAÇÃO

4.1 Seqüências Simuladas

Na avaliação do desempenho de um enlace de rede ATM submetido ao tráfego agregado de uma LAN Ethernet analisamos o traço de tráfego bcpaug89 [13], disponível na Internet para fins de simulação, que retrata o tráfego de aproximadamente uma hora da LAN Ethernet do Bellcore, com 1 milhão de amostras coletadas. Utilizamos este traço para modelarmos a distribuição do tamanhos dos pacotes do traço real com o modelo MWM, ao contrário, do modelamento do intervalo entre chegadas utilizado em [9] o qual também empregou o modelo MWM. Obtivemos então, um modelo MWM para a seqüência do tamanho de pacotes do traço de tráfego bcpaug89, para qual analisamos a dependência de longo prazo e sua estrutura de correlação. Para a comparação do modelo MWM com os modelos tradicionais de dependência de longa prazo baseados no FGN utilizamos o modelo apresentado por nós em [5] (FFT_FGN) como exemplo de síntese de tráfego que leva em conta apenas a dependência de longo prazo. Ambas as seqüências sintetizadas possuem aproximadamente 1 milhão de amostras.

Com respeito a dependência de longo prazo a medição dos parâmetros de Hurst das três seqüências analisadas resultou em

um valor de $H \approx 0.80$, para todas as seqüências. Estimamos o valor de H utilizando o método da variância [5], conforme mostrado na figura 2. Observando que existe uma variância ligeiramente maior presente nas diferentes escalas de agregação do tráfego real em relação aos tráfegos sintetizados.

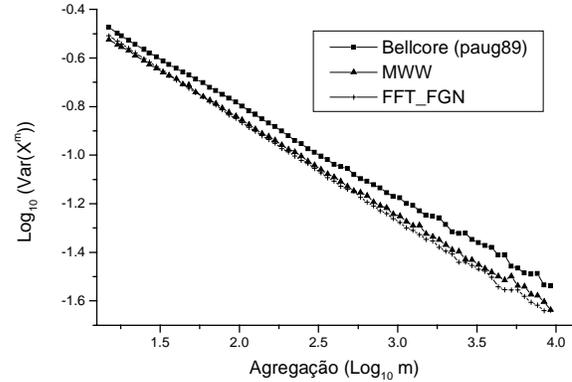


Figura 2. Determinação da dependência de longo prazo das seqüências analisadas utilizando o método da variância.

A análise da estrutura de correlação das seqüências sintetizadas, quando comparadas a função de autocorrelação do tráfego real, figura 3, mostra que as seqüências sintetizadas aproximam de forma eficiente a estrutura de dependência de longo prazo presente no traço de tráfego real. Entretanto, a dependência de curto prazo embora melhor caracterizada pelo modelo MWM utilizando a distribuição beta, poderia contar com mais parâmetros para tentar capturar o comportamento dos momentos de ordem superior presentes no tráfego real e assim aproximar de forma mais precisa o comportamento da estrutura de correlação do traço de tráfego real. Na figura 3, notamos também que o traço de tráfego obtido com o modelo FFT_FGN apresenta uma variação periódica sobreposta ao decaimento da função de autocorrelação do mesmo que não está presente no tráfego real e no MWM. Esta oscilação é resultante do método de inversão espectral utilizado para a síntese da seqüência.

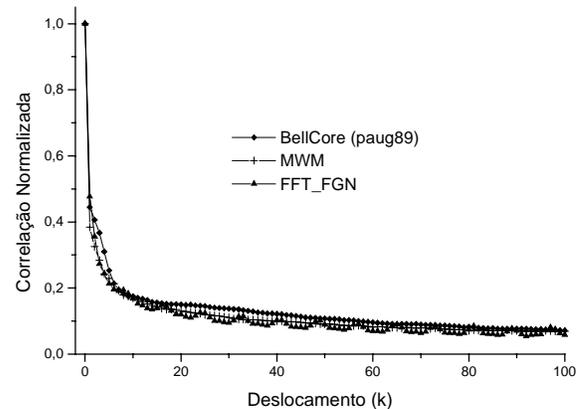


Figura 3. Função de autocorrelação das seqüências analisadas.

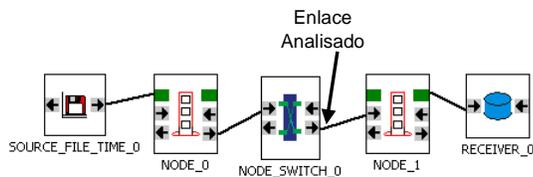


Figura 4. Configuração da rede analisada dentro do Hydragyrum 1.0.

4.2 Ambiente de Simulação

Para a realização da análise do desempenho de um enlace ATM submetido as seqüências de tráfego descritas anteriormente utilizamos o ambiente de simulação de redes Hydragyrum [14] desenvolvido em nosso grupo de pesquisa para a simulação de redes ATM. A topologia da rede simulada é mostrada na figura 4. Onde observamos que os traços de tráfego real e sintetizados são lidos de arquivo pelo modelo de fonte de arquivo. Como estes traços representam a distribuição do tamanho dos pacotes gerados na rede em um determinado instante de tempo, o modelo de fonte de tráfego espaça os pacotes de um intervalo de tempo constante, de modo que ao final da simulação seja obtida uma utilização média de .9 no servidor do enlace analisado. As taxas e escalas de tempo envolvidas na simulação são da ordem das taxas e escalas de tempo presentes no tráfego real, ou seja, uma taxa média de aproximadamente 1.34 Mbps e utilizamos uma duração de simulação de 400 s de rede simulada. Após ser carregado pelo modelo de fonte o tráfego é alimentado em um equipamento terminal de banda larga (representado pelo modelo NODE na figura 4), onde os pacotes enviados pela fonte são fragmentados em células ATM utilizando-se a AAL5 e enviados através da rede ATM ao receptor de tráfego. O ambiente de simulação permite que várias estatísticas do tráfego sejam coletadas simultaneamente durante a simulação. Entretanto, no escopo deste trabalho nos preocuparemos apenas com a probabilidade de perda de células como forma de avaliar a precisão dos modelos de tráfego sintéticos em relação ao tráfego real. Para a obtenção dos valores de probabilidade de perda de células no enlace de saída do *switch* ATM analisado, são efetuadas várias simulações com diferentes capacidades de armazenamento de células atribuídas ao enlace de saída do *switch*. Os resultados coletados desta simulações permitem uma estimativa da probabilidade da perda de células, mostrada na figura 5, para valores de capacidade de armazenamento da fila de 100, 500, 1000, 5000, 10000 e 15000 células.

5. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Na figura 5, observamos que o desempenho do modelo MWM na previsão do comportamento da perda células provocada pelo tráfego real é mais preciso do que o modelo FFT_FGN principalmente, quando consideramos os valores maiores de capacidade de armazenamento (de 5000 células para cima). Onde o modelo MWM acompanha de modo mais aproximado o comportamento da perda do tráfego real. Podemos notar que o modelo FFT_FGN, que toma em consideração apenas as características globais de dependência de longo prazo da seqüência real, fornece uma estimativa bem mais grosseira e conservadora da perda realmente obtida pelo tráfego real em

regimes de grande capacidade de armazenamento (5000 células para cima). Estas grandes capacidades de armazenamento são encontradas atualmente em *switches* ATM comerciais sendo da ordem de 50000 células ou superior.

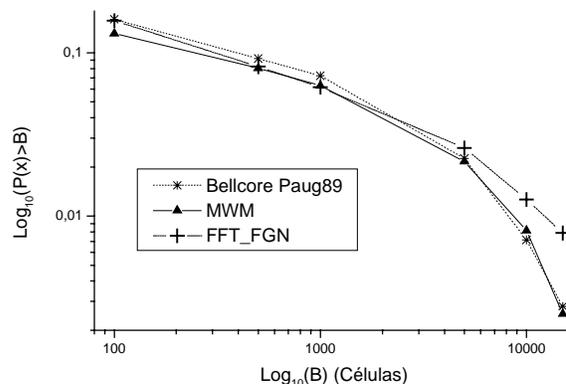


Figura 5. Probabilidade de perda de células em função do tamanho da fila do servidor no enlace analisado.

O comportamento observado do modelo FFT_FGN tornaria, por exemplo, a maioria dos métodos de controle de admissão baseados nos modelos FGN, como o proposto em [7], muito conservativos ao serem aplicados nas bordas da rede, onde o nível de agregação não é elevado. No sentido de que permitiriam um menor número de conexões admitidas pela rede do que o permitido por uma representação multifractal do tráfego. Entretanto, como podemos observar nas constatações dos resultados das medições de tráfego de rede ATM obtidas em [11], o comportamento do modelado pelo FGN ainda é válido no *backbone* da rede, pois [11] afirma não ter encontrado sinais de comportamento multifractal no tráfego medido devido ao elevado grau de agregação do tráfego que apresentava apenas características monofractais. Por outro lado, notamos através dos resultados aqui obtidos para a análise da probabilidade de perda de células em uma fila de um enlace de rede ATM e das simulações de desempenho de modelos de tráfego multifractais mostradas em [6] que devemos tratar de modo especial os casos em que o tráfego da rede apresenta uma predominância do comportamento multifractal sobre o monofractal ou nos casos em que estes dois comportamentos se sobrepõem em regimes intermediários de utilização como mostrado em [6]. Estas restrições quanto ao tipo de modelo adotado devem ser aplicadas na rede ATM tanto à simulação de tráfego quanto no projeto de mecanismos de controle de admissão de conexões para a rede ATM. Por exemplo, podemos estender os resultados mostrados em [8] na formulação da probabilidade de perda de bytes para um sistema de filas alimentado por tráfego multifractal de forma a construir um mecanismo de controle de admissão para a rede ATM. Este mecanismo de controle de admissão operaria sob condições de pequenas agregações e predominância das características multifractais do tráfego presentes, sob certas situações de pequena utilização, nos enlaces das bordas da rede ATM. Assim, podemos ter uma forma de controle de admissão de conexões que atua de modo diferenciado conforme um determinado nó de borda da rede mede a agregação do tráfego a que está submetido em um determinado intervalo de tempo.

6. CONCLUSÕES

Este trabalho mostra que os modelos multifractais podem capturar de forma precisa o comportamento do tráfego de uma rede real. Mostrando que os modelos multifractais são mais precisos para caracterizarem o tráfego observado nas bordas da rede onde um nível menor de agregação é experimentado pelo tráfego que entra nos elementos de borda da rede. Desta forma os modelos multifractais tendem a fornecer estimativas mais precisas dos valores de perdas de células, e podem ser utilizados na construção de algoritmos de controle de admissão de conexões que levam em consideração as condições de agregação de tráfego experimentadas pelo nó de rede.

7. AGRADECIMENTOS

Agradecemos a FAPESP pelo suporte dado aos nossos projetos de pesquisa na área de simulação de redes sob os contratos 96/12372-2 e 97/14449-5.

8. REFERÊNCIAS

- [1] W. Leland et al., "On the Self-Similar Nature of Ethernet Traffic (Extend Version)", *IEEE/ACM Transactions on Networking*, pp 1-15, february, 1994.
- [2] W. Willinger et al., "Self-Similarity Through High-Variability: Statistical Analysis of Ethernet LAN Traffic at the Source Level", *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol 5, no 1, pp 71-86, 1997.
- [3] A. Feldmann, A.C.Gilbert, W. Willinger et al, "The Changing Nature of Network Traffic: Scaling Phenomena", *Computer Communications Review*, no 2, pp 5-29, april 1998.
- [4] A. Erramilli, O Narayan and W. Willinger, "Experimental Queueing Analysis With Long-Range Dependent Packet Traffic", *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 4, pp 209-223, 1996.
- [5] E. Andrade, A. Alberti, D. Arantes, L. Mendes, "A Realistic Model for Self-Similar Ethernet LAN Traffic in SimATM – an ATM Network Simulator: Design and Performance Implications", *Annals of International Telecommunications Symposium 1998*, São Paulo, Brasil.
- [6] A. Erramilli, Onuttom Narayan, Arnie Neidhardt and Iraj Sanjeev, "Performance Impacts of Multi-Scaling in Wide-Area TCP/IP Traffic", *Proceedings of the Conference on Computer Communications (IEEE Infocom)*, (Tel Aviv, Israel), March 2000.
- [7] R.G. Garropo, S.Giordano, M. Pagano, "A CAC Algorithm for Per-VC Queueing Systems Loaded By Fractal Traffic", *Proc. IEEE/Globecom*, december, 1999.
- [8] Vinay Ribeiro, Rudolf Riedi, Matthew Crouse and Richard Baraniuk, "Multiscale Queueing Analysis of Long-Range-Dependent Network Traffic", *Proceedings of the Conference on Computer Communications (IEEE Infocom)*, (Tel Aviv, Israel), March 2000.
- [9] R. H. Riedi, M. S. Crouse, V. J. Ribeiro, and R. G. Baraniuk, "A Multifractal Wavelet Model with Application to TCP Network Traffic", *IEEE Transactions on Information Theory (Special Issue on Multiscale Signal Analysis and Modeling)*, vol 45, pp 992-1018, April 1999.

- [10] A. C. Gilbert, W. Willinger, A. Feldmann, "Scaling analysis of random cascades, with applications to network traffic", *IEEE Transactions on Information Theory (Special Issue on Multiscale Signal Analysis and Modeling)*, vol 45, april 1999.
- [11] J.L. Jerkins, J. L. Wang, Yi Chu, "A Closer Look at ATM Traffic Measurements and Their Statistical Analysis", *Proc. IEEE/Globecom*, pp. 1361-1366, december, 1999.
- [12] A. Feldmann, A. C. Gilbert, "Data Networks as Cascades: Investigating the Multifractal Nature of Internet Wan Traffic", *Proc. ACM/SIGCOMM*, september, 1998.
- [13] <ftp://ita.ee.lbl.gov/traces/BC-pAug89.TL.Z>
- [14] E. Andrade, "Hydragyrum – Ambiente de Simulação de Redes", *Relatório Anual do Processo FAPESP 96/12372-2*, maio de 2000.