Controle de Admissão de Conexões Baseado em Medidas de Tráfego de Vídeo com Dependência Temporal

Raniery Pontes*

Rosângela Coelho[†]

Instituto Militar de Engenharia
Departamento de Engenharia Elétrica
Praça General Tibúrcio, 80
Rio de Janeiro 22290-270
E-mail: coelho@ime.eb.br

Resumo

Recentemente, a presença de dependência temporal em diferentes tipos de conexões impulsionou novas pesquisas na área de tráfego. Neste artigo, apresentamos a adaptação de um mecanismo de admissão com critério de decisão baseado em medidas da rede. Nesta proposta, o grau de dependência é incorporado ao processo de medidas e considerado pelo controle de admissão. Para determinação do grau de dependência, foram implementados três estimadores, R/S, Higuchi e AV (wavelet). Foram utilizadas sequências de vídeo apresentando diferentes parâmetros de Hurst. O mecanismo mostrou-se adaptável às condições da rede, robusto à erros de declaração e melhorou a estimativa da banda efetiva das conexões. Um resultado importante mostrou que a agregação de tráfego com dependência temporal gera efeitos na variância que só podem ser detectados pelo controle de admissão através de medidas na rede.

1 Introdução

Os enormes avanços das técnicas de compressão e armazenamento de imagens e o desenvolvimento de aplicações comerciais e residenciais tais como videoconferência, WEBTV e vídeo sob demanda tornaram o tráfego de vídeo um dos mais promissores para as redes ATM. Além disso, o tráfego de vídeo com taxa de transmissão variável, permite que a rede explore a multiplexação estatística entre as conexões. Estas características interessantes elevaram no entanto, a complexidade do controle de congestionamento preventivo nas redes ATM.

O controle de admissão de conexões (CAC) é um importante estágio deste controle de congestionamento preventivo. A função preventiva do CAC consiste em decidir sobre a aceitação ou rejeição de conexões garantindo a qualidade de serviço (QoS) requisitada. Os métodos CAC devem também alcançar o maior nível possível de utilização da rede, evitando o desperdício de recursos como banda passante e buffers.

O desempenho da função preventiva do CAC depende de uma caracterização precisa da distribuição do tráfego de vídeo. Recentemente, identificou-se que diversos tipos de tráfego apresentam grau de dependência ou similaridade [10]. Este grau de dependência, expresso pelo parâmetro de Hurst [11] tem impacto no desempenho da rede e portanto, deverá influenciar nas decisões de admissão das conexões. O tráfego de vídeo apresenta uma inerente dependência temporal devido ao processo de codificação do sinal. O objetivo deste estudo consiste em avaliar a influência do grau de dependência temporal no processo de admissão de conexões de vídeo.

Os mecanismos de CAC podem ser classificados de acordo com seu critério de decisão. Estes critérios são geralmente baseados em banda efetiva ou medidas estatísticas da rede.

A banda efetiva ou banda equivalente [8] pode ser definida como a quantidade de recursos da rede (banda passante) que deve ser alocada para uma determinada conexão satisfazendo-se seus requisitos de QoS. Os critérios baseados em banda efetiva utilizam os parâmetros fornecidos pelas conexões para o cálculo da banda efetiva. A partir deste cálculo, o controle de admissão pode decidir pela aceitação ou rejeição de uma conexão. Em [13] apresentamos uma análise de mecanismos de CAC utilizando critério de banda efetiva para fontes com dependência temporal.

A principal limitação destes critérios consiste na dependência com relação aos descritores fornecidos pelas conexões. Estes parâmetros são incapazes de descrever completamente a estatística das conexões. Assim, a banda efetiva não pode ser precisamente calculada.

Os critérios baseados em medidas [5][6] foram propostos com objetivo de solucionar estas questões. Nestes critérios, parâmetros do tráfego na rede são medidos em tempo real e realimentam o controle de admissão. Desta forma, o controle de admissão opera com uma melhor estimativa das condições reais da rede, e pode tomar decisões de admissão mais precisas.

Neste artigo, propõe-se um mecanismo de CAC baseado em medidas que considera o grau de dependência temporal estimado no tráfego da rede. As decisões de admissão utilizam o cálculo de banda efetiva, obtido a partir dos parâmetros medidos em tempo real. O mecanismo realiza

^{*}O autor é bolsista de mestrado pela CAPES.

 $^{^{\}dagger}\mathrm{Este}$ trabalho foi parcialmente financiado pela FAPERJ (processo E915664130/99).

estimação dos parâmetros de tráfego agregado através de um filtro de Kalman [5].

Nesta análise foram investigadas classes de tráfego de vídeo contemplando diferentes parâmetros de Hurst. Para estimação do grau de dependência das seqüências foram implementados três estimadores: R/S [14][13], Higuchi [14][13] e AV (wavelet) [1][13]. O estimador AV também foi utilizado para estimação em tempo real do grau de dependência.

Este trabalho está organizado da seguinte forma: na seção 2 é apresentado o modelo de tráfego com dependência temporal e a formulação para o cálculo de banda efetiva. Na seção 3, são apresentados os estimadores de Hurst utilizados. A seção 4 descreve o mecanismo de CAC com critério de medidas. Os resultados obtidos são vistos na seção 5. Finalmente, a seção 6 apresenta as conclusões principais deste trabalho.

2 Modelo de Tráfego de Vídeo

Para o cálculo da banda efetiva, as fontes de vídeo com dependência temporal foram modeladas pelo processo movimento Browniano fracionário (fBm) [11]. O movimento Browniano fracionário $X_H(t)$ corresponde a uma família de variáveis aleatórias Gaussianas indexadas em \Re com média zero, caminhos amostrais contínuos (nulos no instante zero) e variância de seus incrementos proporcional a suas diferenças temporais segundo a expressão

$$Var[X_H(t_2) - X_H(t_1)] \propto |t_2 - t_1|^{2H}$$
 (1)

para $0 \le t_1 \le t_2 \le 1$. O parâmetro H ou Hurst é denominado grau de dependência ou similaridade e toma valores na faixa 0 < H < 1. Para o movimento Browniano puro temos H = 1/2.

O processo $X_H(t)$ é auto-similar, ou seja, suas características estatísticas se mantém para qualquer escala de tempo em que o processo é analisado. Em termos matemáticos, para qualquer t_0 e r > 0,

$$[X_H(t+\tau) - X_H(t)]_{\tau \ge 0} \equiv r^{-H} [X_H(t+r\tau) - X_H(t)]_{\tau \ge 0}$$

onde os incrementos são estacionários e auto-similares e r é o re-escalamento do processo.

As características do processo $X_H(t)$ variam de acordo com a faixa de valores fornecidos pelo parâmetro H. Assim, definimos que para

- $\frac{1}{2} < H < 1$: temos um processo de dependência de longo alcance (LRD) ou persistente.
- $H = \frac{1}{2}$: temos um processo de dependência de curto alcance (SRD).
- $0 < H < \frac{1}{2}$: temos um processo de dependência negativa ou anti-persistência¹.

Para representar o processo de chegadas em um multiplexador estatístico, Norros [12] propôs uma variação para o processo fBm. Considerando-se que A(t) indica o número de células que chegam ao multiplexador até o instante t, temos

$$A(t) = mt + \sqrt{am}X_H(t) \tag{2}$$

onde m representa a taxa média do processo de chegada e $a = Var[A(t)]/(mt^{2H})$ denota o parâmetro de variância. Em nossa análise, consideramos A(t) como o processo de chegadas representando cada conexão de vídeo. Para a geração de amostras fBm, foi utilizado o método Midpoint displacement [2].

2.1 Cálculo da Banda Efetiva

Para fontes com dependência temporal, Norros propôs uma aproximação para o cálculo da banda passante $C_A(n)$ requerida por n fontes homogêneas em um sistema com serviço determinístico e buffer infinito Q [12].

Considere que cada conexão possui média m, parâmetro de variância a e grau de dependência H. Se $\epsilon = P(Q > B)$, representa a probabilidade de que o buffer Q seja maior que um limite B, a banda $C_A(n)$ requerida pelo agregado de conexões é dada por

$$C_A(n) = nm + (\kappa(H)\sqrt{-2\ln\epsilon})^{1/H}B^{-(1-H)/H}(nma)^{1/(2H)}$$
(3)

onde $\kappa(H)=H^H(1-H)^{1-H}.$ A banda efetiva de cada conexão pode então ser calculada como

$$C_e = \frac{C_A(n)}{n} \tag{4}$$

A cada solicitação de uma nova conexão e considerandose n conexões admitidas em um enlace de capacidade C, a regra de admissão pode ser definida da seguinte maneira:

- 1. determina-se a banda efetiva da nova conexão $C_e = C_A(n+1)/(n+1)$
- 2. a conexão só será aceita se $C_e < C C_A(n)$. Caso contrário a conexão é rejeitada.

3 Estimadores de Hurst

Neste trabalho, foram desenvolvidas três abordagens para a estimação do grau de dependência ou parâmetro de Hurst das seqüências de vídeo, a estatística R/S (Rescaled Adjusted Range), o método de Higuchi e o estimador Abry-Veitch (AV) baseado em wavelets. O estatística R/S é um dos métodos mais conhecidos e simples de estimação do grau de dependência. Uma de suas vantagens consiste em sua independência com relação à distribuição do processo analisado. O método de Higuchi é baseado no conceito de dimensão fractal e portanto, é direcionado para processos fractais. O estimador AV utiliza a Transformada Discreta de Wavelet² (DWT) [4] para obter estimativas

¹ Alguns autores consideram este processo também como dependência de curto prazo. Vide J. Beran, Statistics for Long-Memory Processes, Chapman & Hall, 1994, pp. 53.

²Uma introdução ao estudo de *wavelets* pode ser encontrada em www.amara.com/IEEEwave/IEEEwavelet.html

do grau de dependência de um processo. O estimador AV apresenta imunidade à condições não estacionárias existentes no processo sob análise. Além disso, este estimador pode ser adaptado para uso em tempo real (AV_{TR}) . O uso do estimador AV_{TR} permite que o controle de admissão possa utilizar o grau de dependência do tráfego medido na rede. Logo, foram obtidas regiões de admissão mais precisas.

3.1 Estimador AV em tempo real (AV_{TR})

A estimador AV_{TR} decompõe uma seqüência de amostras em coeficientes de aproximação (passa-baixa) e detalhe (passa-alta) através da transformada discreta de wavelet (DWT). Estes coeficientes são determinados através de filtros digitais especialmente projetados e organizados em cascata. Partindo da seqüência de amostras original, sucessivas seqüências de aproximação e detalhe são calculadas. Estas seqüências são obtidas aplicando-se filtragem digital de forma recursiva, ou seja, a saída de um estágio de filtragem é novamente aplicada ao estágio de filtragem e assim por diante. Cada nova seqüência pertence a uma escala j e os coeficientes resultantes são indexados com relação à sua escala j e tempo k.

A Figura 1 apresenta a configuração dos filtros para as três primeiras escalas de decomposição (j = 1, ..., 3).

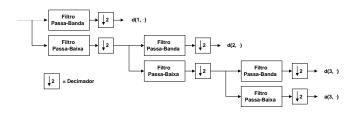


Figura 1: Banco de filtros para estimador do grau de dependência

A saída de cada filtro passa-baixa gera um coeficiente de aproximação a(j,k) a ser injetado no posterior par de filtros. A saída de cada filtro passa-banda representa um coeficiente de detalhe d(j,k) a ser utilizado nas etapas seguintes de estimação.

Para cada escala j, obtém-se uma estimativa da variância dos coeficientes d(j,k) denominada μ_j . Como estes coeficientes possuem média nula, tem-se $\mu_j = (1/n_j) \sum_k d(j,k)^2$, onde n_j indica o número de coeficientes obtidos na escala j.

Cada novo coeficiente de detalhe é utilizado para atualizar a estimativa dos parâmetros μ_j . Para isto, basta manter dois parâmetros por escala, o somatório $S_j = \sum_{k=1}^{n_j} d^2(j,k)$ e o número de coeficientes de detalhe n_j . A cada novo coeficiente gerado d(j,k), estes valores são atualizados como $n_j \leftarrow n_j + 1$ e $S_j \leftarrow S_j + d^2(j,k)$. O parâmetro μ_j pode ser recalculado a qualquer instante como $\mu_j = S_j/n_j$.

Os valores de μ_j apresentam relação com a escala j tal que $\log_2(\mu_j) = (2H-1)j + C$, onde C é uma constante [1]. O parâmetro H pode ser estimado a partir do gráfico de $y_j = \log_2(\mu_j)$ versus j. Através de regressão linear

ponderada, obtém-se a inclinação α do gráfico e portanto, a estimativa do parâmetro $H=(1+\alpha)/2$.

4 Controle de Admissão com Medidas

O mecanismo de CAC [5] adotado utiliza um filtro de Kalman para obter uma estimativa da média e variância do tráfego agregado. Nesta proposta, foi acrescentado ao processo de medidas o estimador de grau de dependência (vide Figura 2). Esta estimativa é realizada a cada entrada ou saída de uma conexão. Para permitir que o controle de admissão possa realizar decisões com maior rapidez, consideramos que a avaliação de banda efetiva é realizada apenas quando as conexões deixam a rede. Este procedimento reduz a complexidade do controle de admissão e garante que as conexões não precisem aguardar pelo cálculo de banda efetiva em cada multiplexador.

 ${\bf A}$ Figura 2 apresenta o diagrama geral do mecanismo de CAC.

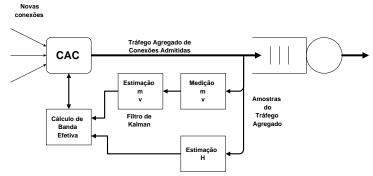


Figura 2: Diagrama geral para mecanismo de CAC

O mecanismo de CAC opera em termos de estados da rede. Cada vez que uma conexão entra ou sai da rede, ocorre uma mudança de estado. O índice k indica o k-ésimo estado alcançado pelo sistema. A cada estado k obtém-se uma estimativa dos parâmetros de média M_k , variância V_k e grau de dependência \hat{H}_k do tráfego agregado. Cada usuário declara três parâmetros ao controle de admissão, a média declarada m_d , a variância declarada v_d e o grau de dependência H_d .

As amostras do tráfego de entrada A(i) são obtidas em intervalos constantes t_m . A escolha do intervalo de amostragem pode influenciar no processo de medição. Neste trabalho, t_m baseia-se nos estudos realizados em [9], indicando as escalas de tempo importantes para realizar o processo de medição em um sistema fila-servidor. Considerando um buffer finito B e capacidade C, o valor escolhido para t_m deve estar incluído na faixa $d_{max} < t_m < 200 d_{max}$ onde d_{max} é o máximo retardo no sistema, dado por $d_{max} = B/C$.

Os valores medidos para média, \overline{M}_k , e variância , \overline{V}_k , são calculados através das expressões $\overline{M}_k = \sum_i A(i)/N_k$ e $\overline{V}_k = \sum_i (A(i) - \overline{M}_k)^2/(N_k - 1)$ onde N_k indica o número de amostras disponíveis no estado k.

O estágio de estimação utiliza a média \overline{M}_k e variância \overline{V}_k medidas em conjunto com os valores declarados de média m_d e variância v_d fornecidos pelas conexões. Utiliza-se um filtro de Kalman para obter uma estimativa da média \hat{M}_k e variância \hat{V}_k do tráfego agregado no estado k. A descrição do estágio de estimação com filtro de Kalman é apresentada na seção 4.1. O valor estimado para o grau de dependência \hat{H}_k é obtido através do estimador AV_{TR} apresentado na seção 3.1.

Considera-se que os parâmetros declarados possuem um erro expresso pela variância do erro de declaração da média, v^m e, pela variância do erro de declaração da variância, v^v . Estes parâmetros expressam o grau de incerteza que as conexões possuem com relação aos parâmetros m_d e v_d . O grau de dependência declarado, H_d , só é utilizado pelo controle de admissão no caso em que o estimador em tempo real não tenha convergido.

O cálculo da banda efetiva (vide seção 2.1) utiliza os parâmetros estimados \hat{M}_k e \hat{V}_k e \hat{H}_k . Considerando multiplexação de fontes homogêneas, pode-se obter a estimativa individual de média $\hat{m}_k = \hat{M}_k/n_k$ e variância $\hat{v}_k = \hat{V}_K/n_k$, onde n_k é o número de conexões existentes no k-ésimo estado.

4.1 Estágio do Filtro de Kalman

O filtro de Kalman [7] é utilizado para obter a melhor estimativa para os parâmetros de média M_k e variância V_k do tráfego agregado. Sendo $X_k = [M_k, V_k]^T$, a dinâmica do sistema pode ser modelada por

$$X_k = X_{k-1} + x_k + e_k (5)$$

onde e_k corresponde ao erro do modelo dado por um vetor aleatório gaussiano, e x_k representa a média e variância declarada (em uma admissão) ou média e variância normalizada (em uma partida) de uma conexão.

Os valores medidos de média de variância compõem o vetor de medidas $Z_k = [\overline{M}_k, \overline{V}_k]$. Considera-se que as medidas contém um erro de medição, u_k , gaussiano, ou seja, $Z_k = X_k + u_k$.

A estimativa do estado \hat{X}_k é dada pela recursão

$$\hat{X}_k = \hat{X}_k^e + K_k [Z_k - \hat{X}_k^e] \tag{6}$$

onde, K_k denota o ganho do filtro de Kalman e $\hat{X}_k^e = \hat{X}_{k-1} + x_k$ denota a extrapolação do estado estimado.

O vetor de ganhos K_k é calculado através da expressão

$$K_k = P_k^e [P_k^e + Y_k]^{-1} (7)$$

na qual, Y_k equivale à matriz covariância do erro de medição (suposto gaussiano e conhecido) e P_k^e corresponde à extrapolação da matriz covariância do erro de estimação

$$P_k^e = F_{k-1} P_{k-1} F_{k-1}^T + Q_k \tag{8}$$

onde F_k é uma matriz de transição tal que $X_{k+1} = F_k X_k + e_k$, Q_k é a matriz covariância do erro de modelo obtida com os parâmetros fornecidos pelas conexões e P_k é a matriz covariância do erro de estimação dada por

$$P_{k-1} = [I - K_{k-1}] P_{k-1}^e \tag{9}$$

O filtro de Kalman obtém a estimação ótima para o estado de um sistema linear dado que os erros de modelo e de medição sejam vetores aleatórios gaussianos. Deve-se notar que o estado estimado X_k é obtido através de uma ponderação entre os dados declarados pelas conexões \hat{X}_k^e e os dados obtidos por medidas Z_k . Esta ponderação é obtida na Equação 6 através do ganho de Kalman K_k .

5 Resultados e Discussão

Para realização deste estudo, foram escolhidas duas seqüências reais de vídeo [3]. As seqüências Table-Tennis e Salesman foram codificadas em MPEG2 e H.261 respectivamente e possuem taxa de amostragem igual a 50 quadros/s e 360 grupos de blocos/s. A Tabela 1 apresenta os valores de média, m (cel/quadro) e desvio padrão, σ , destas seqüências, considerados como parâmetros declarados pelas conexões.

	m	σ
Table-Tennis	480	96.7
Salesman	3.258	0.631

Tabela 1: Parâmetros das seqüências Table-Tennis e Salesman

A partir dos parâmetros de média e variância destas seqüência, foram geradas seqüências modeladas pelo processo fBm com diferente valores de H. As novas seqüências foram denominadas TTennis02, TTennis05 e TTennis08 para a seqüência Table-Tennis e Salesman02, Salesman05 eSalesman08 para a seqüência Salesman. Estas seqüências diferenciam-se pelo grau de dependência H indicado pelos dois dígitos em sua nomenclatura (por exemplo, a seqüência TTennis02 possui H=0.2).

Na Tabela 2, são mostrados os resultados dos diferentes estimadores do grau de dependência para as seqüências investigadas. Verifica-se que os estimadores forneceram estimativas bastante próximas do valor utilizado na geração das seqüências. Nota-se também que o estimador R/S, embora simples, apresentou bom desempenho e pode ser considerado um bom estimador para o grau de dependência.

	\hat{H} (R/S)	\hat{H} (Higuchi)	\hat{H} (AV_{TR})
TTennis02	0.26	0.21	0.18
${ m TTennis}05$	0.51	0.50	0.54
TTennis08	0.81	0.73	0.85
Salesman02	0.29	0.25	0.20
Salesman05	0.53	0.47	0.46
Salesman08	0.81	0.78	0.75

Tabela 2: Resultados para estimação do parâmetro de Hurst

Para a avaliar o comportamento do controle de admissão foi implementado um algoritmo de entrada e saída de conexões. Para facilitar a análise, o intervalo T_c entre entradas e saídas de conexões foi mantido constante. Após

cada saída de conexão, a banda efetiva é re-avaliada a partir dos parâmetros estimados $(\hat{m}_k, \hat{v}_k, \hat{H}_k)$ e determina-se o máximo número de conexões que podem ser admitidas (vide seção 2.1).

Neste processo, foi inserido um erro na declaração dos parâmetros de média e variância das fontes. Desta forma, pode-se avaliar a capacidade de adaptação do algoritmo de admissão. Foi portanto considerado que cada conexão declara parâmetros 20% abaixo do valor real.

A Figura 3 apresenta os valores estimados do grau de dependência em função do tempo para uma simulação com a seqüência TTennis08. As amostras foram obtidas em intervalos de $t_m=0.02$ s para um multiplexador com buffer B=5000 células e capacidade C=365566 cel/s (155 Mbps). Para este sistema $d_{max}=0.01367$ s e portanto, $t_m=0.02$ s pertence à faixa $d_{max} < t_m < 200 d_{max}$. Os transitórios apresentados na figura indicam momentos de entrada ou saída de uma conexão ($T_c=40$ s). Em geral, o estimador converge para o valor declarado do grau de dependência após 1000 amostras (≈ 20 s para $t_m=0.02$ s). Portanto, o controle de admissão usa o valor de \hat{H} no caso em que a estimação tenha utilizado mais de 1000 amostras. Caso contrário, considera-se o valor declarado, H_d .

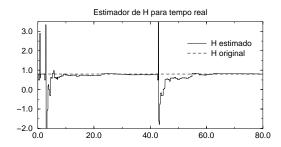


Figura 3: Saída do estimador em tempo real do parâmetro ${\bf H}$

As Figuras 4 e 5 apresentam os valores estimados de média e variância das fontes individuais durante uma simulação utilizando as seqüências Salesman. As curvas foram obtidas para um agregado de 20 fontes, $T_c=25{\rm s}$ e $t_m=0.02{\rm s}$.

Na Figura 4 observa-se que as fontes com características de persistência (H=0.8) apresentam maior dificuldade de convergência do algoritmo para a média original do tráfego. Em todos os casos, o algoritmo consegue eliminar o erro de declaração e alcançar o valor correto de média.

As curvas de variância mostram o efeito da agregação de conexões com diferentes graus de dependência. Para tráfego anti-persistente $(H<\frac{1}{2})$, a variância decresce com a agregação de conexões, tornando-se inferior ao valor original das seqüências. No caso de tráfego SRD $(H=\frac{1}{2})$, a variância se mantém constante e similar ao valor original da seqüência Salesman05. Para tráfego LRD, a variância cresce com a agregação de conexões.

Os resultados da Figura 5 indicam que a variância não se comporta de forma aditiva com o número de conexões.

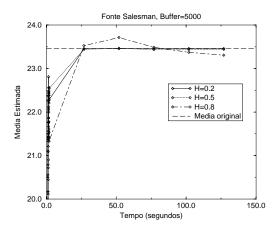


Figura 4: Média estimada pelo critério de medidas

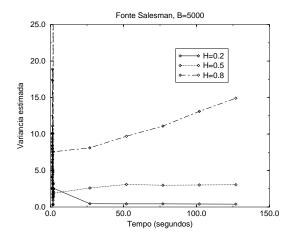


Figura 5: Variância estimada pelo critério de medidas

A agregação de fontes anti-persistentes gera tráfego com variância inferior à soma das variâncias individuais. Este efeito é desejável pois gera redução na taxa de perda de células das conexões. Por outro lado, a agregação de fontes LRD gera tráfego cuja variância agregada é superior à soma das variâncias individuais. Com isto, o uso do critério de medidas se mostra vantajoso, pois pode detectar este efeito em tempo real e atualizar o controle de admissão.

A Figura 6 apresenta a banda efetiva re-estimada pelo critério de medidas, para simulação com a fonte Salesman08. Também são mostradas na Figura 6 a banda efetiva calculada com os parâmetros declarados e a banda efetiva real, obtida sem os erros de declaração.

O comportamento das estimativas de média e variância reflete no algoritmo de admissão. O máximo número de conexões que podem ser admitidas no enlace é atualizado a cada saída de conexão. A Figura 7 mostra o máximo número de fontes que pode ser admitido durante a operação do algoritmo para diferentes graus de dependência.

Verifica-se que inicialmente o algoritmo admite cerca de 390 conexões, baseado em descritores fornecidos pelas conexões. Com o decorrer da simulação, o algoritmo utiliza

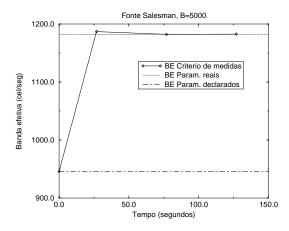


Figura 6: Banda efetiva obtida pelo critério de medidas

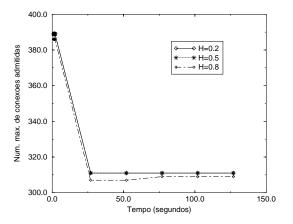


Figura 7: Máximo número de conexões admitidas pelo critério de medidas

as medidas e corrige o número de conexões que podem ser admitidas.

Resultados similares foram obtidos para as seqüências TTennis, ou seja, melhoria na estimativa da banda efetiva e robustez a erros de declaração. Embora o critério apresente dependência com relação ao cálculo de banda efetiva utilizado, ele é modular ou seja, pode ser facilmente adaptado para outro cálculo de banda efetiva.

6 Conclusão

Este artigo apresentou um mecanismo de CAC baseado em medidas para fontes de tráfego com dependência temporal. Propôs-se incorporar a estimação em tempo real do grau de dependência ao mecanismo de medição. Esta estimação é realizada utilizando uma implementação do estimador AV_{TR} . O mecanismo mostrou-se robusto a erros de declaração e melhorou a estimativa da banda efetiva das conexões para as seqüências investigadas. Verificou-se que o critério proposto é adaptável às condições da rede e adequado para lidar com tráfego apresentando dependência temporal.

Referências

- [1] P. Abry and D. Veitch. Wavelet analysis of long-range dependent traffic. *IEEE Transactions on Information Theory*, 44(1):2–15, January 1998.
- [2] M. Barnsley. The Science of Fractal Images. Springer-Verlag Inc., New York, USA, 1988.
- [3] R. Coelho and S. Tohmé. A generic smoothing algorithm for real time variable bit rate video traffic. Computer Networks and ISDN Systems, 29(7):2053– 2066, February 1998.
- [4] I. Daubechies. Ten Lectures on Wavelets. SIAM, Pensilvania, 1992.
- [5] Z. Dziong, M. Juda, and L. G. Mason. A framework for bandwidth management in ATM networks – aggregate equivalent bandwidth estimation approach. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 5(1):134– 147, February 1997.
- [6] M. Grossglauser and D. N. C. Tse. A framework for robust measurement-based admission control. *IE-EE/ACM Transactions on Networking*, 7(3):293–309, June 1999.
- [7] S. Haykin. Adaptive Filter Theory. Englewood Cliffs, Prentice-Hall, N. J., 2nd. edition, 1991.
- [8] F. Kelly. Notes on effective bandwidths. In F. P. Kelly, S. Zachary, and I. Ziedins, editors, Stochastic Networks: Theory and Applications, volume 4 of Royal Statistical Society Lecture Notes, pages 141–168. Oxford University Press, 1996.
- [9] Y. Kim and S. qi Li. Timescale of interest in traffic measurement for link bandwidth allocation design. In INFOCOM'96, pages 738–748, June 1996.
- [10] W. E. Leland, M. S. Taqqu, W. Willinger, and D. V. Wilson. On the self-similar nature of ethernet traffic (extended version). *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2(1):1–15, February 1994.
- [11] B. B. Mandelbrot and J. W. V. Ness. Fractional brownian motions, fractional noises and applications. SIAM Rev., 10:422–437, 1968.
- [12] I. Norros. On the Use of fractional brownian motion in the theory of connectionless network. *IEEE Jour*nal on Selected Areas in Communications, 13(6):953– 962, August 1995.
- [13] R. Pontes and R. Coelho. Controle de admissão de conexões de vídeo com dependência temporal. In Anais do 18°. Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores, pages 305–320, Minas Gerais, Maio 2000.
- [14] M. Taqqu, V. Teverovsky, and W. Willinger. Estimators for long-range dependence: An empirical study. Fractals, 3(4):785–788, 1995.