

Estudo dos Índices de Impulsividade e Cauda-Pesada de Redes sem Fio com Tecnologia IEEE 802.11

L. Zão, M.C. Diniz e R. Coelho

Resumo—Este trabalho apresenta um estudo de estimação da impulsividade em redes sem fio. A representação da impulsividade foi examinada e discutida considerando-se diferentes processos estocásticos (fBm, $M/G/\infty$ e Pseudo-MMPP). Os resultados de estimação demonstraram que o tráfego de redes sem fio apresenta alto grau de impulsividade. De forma geral, os modelos fBm e $M/G/\infty$ obtiveram interessante representação da impulsividade. O comportamento da impulsividade considerando-se processos de chegadas com diferentes índices e distribuição de cauda-pesada também foi avaliada em filas.

Palavras-Chave—Redes sem-fio, impulsividade, processos α -stable, distribuições cauda-pesada.

Abstract—This paper presents a wireless traffic impulsiveness estimation analysis. The impulsiveness degree representation is also examined for different heavy-tail stochastic processes (fBm, $M/G/\infty$, and Pseudo-MMPP). The impulsiveness behavior on queueing systems was also investigated considering different degrees and heavy-tail distributions.

Keywords—Wireless traffic, impulsiveness degree, α -stable processes, heavy-tail distribution.

I. INTRODUÇÃO

As redes sem fio baseadas na tecnologia IEEE802.11 [1] vêm se popularizando como meio de comunicação em redes acadêmicas, corporativas e públicas. Atualmente, prédios ou departamentos de uma mesma empresa ou universidade são facilmente conectados por estas redes sem fio, sem que haja a necessidade de infra-estrutura para passagem de cabos e sem exigência de localização fixa para os usuários. A representação do perfil do tráfego de usuários em pontos de acesso a redes sem fio é um importante desafio para o dimensionamento e a implantação dos futuros sistemas sem fio.

Diferentes estudos procuraram caracterizar o perfil do tráfego de usuários de redes sem fio. Basicamente, esses trabalhos usaram 3 *traces* disponíveis publicamente: o *trace* UCSD [2] que representa o uso de uma rede sem fio durante os 3 dias da conferência ACM/SIGCOMM; os *traces* Dartmouth [3] que apresentam o tráfego da rede de um campus universitário com 1706 usuários espalhados em 161 prédios e com 476 pontos de acesso; e o *trace* IBM [4] que representa uma rede sem fio corporativa espalhada por 3 prédios da empresa com 1366 usuários e 174 pontos de acesso.

Em [5], os autores analisaram o *trace* da conferência ACM/SIGCOMM e identificaram presença de dependência de

longo alcance (*Long-Range Dependence* - LRD) [6]. Em [7], os autores monitoraram uma rede sem fio por rádio da cidade de Vancouver (Canadá) para atendimentos à emergências com 2161 usuários (policiais, bombeiros, ambulâncias e trânsito) por 7 semanas. Um resultado interessante, mostrou que os tempos entre chamadas eram exponencialmente distribuídos mas exibiam um certo grau de LRD.

Em [9], estudou-se o comportamento dos usuários da rede sem fio da Universidade da Carolina do Norte e é feita a comparação com o comportamento dos usuários dos *traces* de Dartmouth. Em [10], é mostrado que o tráfego 802.11 agregado é melhor modelado com um processo multifractal.

É importante observar que nem todos os *traces* utilizados nos trabalhos publicados são de domínio público. Este é o caso dos *traces* usados em [7] e [9]. Além disso, não é possível usar alguns *traces* para a caracterização do tráfego de redes sem fio. É o caso dos *traces* de Dartmouth [3] que apresentam variância infinita em relação a quantidade de bytes/pacotes transmitidos.

Em um estudo anterior [8], foi apresentada a caracterização de tráfegos de pacotes em pontos de acesso de redes sem fio baseado em modelos pseudo-markovianos e fractais. Processos estocásticos com distribuição de cauda-pesada apresentam alto grau de impulsividade ou variância infinita [11] [12]. Esta impulsividade é atribuída ao lento decaimento da cauda em comparação a distribuição Gaussiana. A impulsividade dos processos HTD (Heavy-Tail Distribution), é mantida mesmo após a agregação de inúmeras ordens do processo ou fontes de tráfego. Isso dificulta a análise da multiplexação de fluxos uma vez que esta geralmente é baseada na teoria de convergência da distribuição Normal definida pelo teorema do limite central. Se um processo estocástico $X(t)$ possui HTD ($P[X(t) > x]$), sua convergência é representada por um processo *Alpha-Stable* com variância infinita e $1 < \alpha < 2$. Por definição, $0 < \alpha < 2$. Contudo processos com os valores de $\alpha < 1$ possuem média infinita. Um outro grande limitante dos estudos baseados nos processos *Alpha-Stable* [13], concerne a complexidade da estimação de seus parâmetros básicos. Isso se deve a sua intrínseca impulsividade (variância infinita) e também pelo fato de $\alpha = 2$ (processo Gaussiano) ser o limitante ou a discontinuidade dos processos *Alpha-Stable*. Os processos *Alpha-Stable* são também denominados na literatura por não-Gaussiano. Assim sendo, o estudo das características de impulsividade e cauda-pesada são de fundamental importância para o dimensionamento dos pontos de acesso das redes sem fio.

L. Zão e R. Coelho, Instituto Militar de Engenharia, M.C. Diniz, Universidade Federal do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil, E-mails:zao@ime.eb.br, coelho@ime.eb.br, morganna@uniriotec.br. Este trabalho foi parcialmente financiado pelo CNPq, FINEP e FAPERJ.

Os principais objetivos deste trabalho são portanto: estimar a impulsividade do tráfego de pacotes em redes sem fio, analisar o desempenho dos modelos HTD movimento Browniano fracionário (fBm-*fractional Brownian motion*) [14], $M/G/\infty$ [15] e Pseudo-MMPP [16] para representação da impulsividade e avaliar a precisão das medidas de desempenho considerando filas para processos de chegadas com distribuição com cauda-pesada.

O restante deste trabalho está organizado da seguinte forma. A seção II apresenta resultados de estimação de impulsividade das redes sem fio. A seção III apresenta uma descrição sucinta dos modelos HTD analisados para representação de tráfego com impulsividade. A seção IV discute os resultados obtidos com o estudo dos traces. Finalmente, a seção V apresenta as principais conclusões deste artigo.

II. ESTIMAÇÃO DA IMPULSIVIDADE EM REDES SEM FIO

A impulsividade de um determinado sinal ou tráfego pode ser representada pela família de distribuições *Alpha-Stable* (AS) [12] [11]. Alguns casos particulares desta família são as distribuições Gaussiana, Cauchy e Lévy que possuem impulsividade definida por $\alpha = 2$, $\alpha = 1$ e $\alpha = 1/2$, respectivamente. Processos com valores de $\alpha < 1$ apresentam média infinita.

Variáveis aleatórias (V.A.) AS devem obedecer a propriedade de estabilidade [11][17], ou seja, se X, X_1 e X_2 são V.As independentes e identicamente distribuídas (i.i.d.) então existem μ_1 e μ_2 que satisfazem a expressão:

$$r_1 X_1 + r_2 X_2 \stackrel{d}{\cong} \mu_1 X + \mu_2$$

onde r_1, r_2, μ_1 e μ_2 são constantes e $\stackrel{d}{\cong}$ significa semelhante em distribuição. Além disso, devem também satisfazer o teorema do limite central onde X será AS se somente se

$$S_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{a_n} - b_n$$

onde X_1, X_2, \dots são V.As i.i.d. e $n \rightarrow \infty$, a_n e b_n são parâmetros reais, sendo a_n positivo.

A função característica ($\phi(\theta)$) de uma V.A. da família AS é definida por $\phi(\theta) = \phi(jvX) = \exp(-\sigma^\alpha |v|^\alpha)$ onde α é o expoente ou índice de $\phi(\theta)$, β define a localização e $\gamma = \sigma^\alpha$ é o parâmetro de escala ou dispersão da variável aleatória. Um processo AS é completamente definido por 3 parâmetros: α ($0 < \alpha < 2$), β ($-1 < \beta < 1$) e γ ($0, \infty$). Processos com $\beta = 0$ são denominados simétricos (SAS, *Symmetric Alpha-Stable*) e estes são geralmente adotados nos estudos de estimação e modelagem.

Devido as características dos processos SAS, a estimação de seus parâmetros é altamente complexa. Os principais métodos de estimação apresentados na literatura foram propostos por McCulloch [18], Kogon [19], Ma [20] e Tsihrintzis [21]. Uma detalhada análise comparativa desses algoritmos é feita em [22] que apresenta duas conclusões importantes. Em primeiro lugar, o método McCulloch, baseado na estatística de ordem fracionária [12] de uma seqüência amostral, é o algoritmo mais completo (atingiu estimação dos 3 parâmetros) e preciso. Em segundo lugar, quando os valores dos métodos divergem

muito entre si, isto significa que os dados não compõem uma distribuição SAS.

A estimação dos parâmetros de distribuições SAS ainda é um importante desafio para as pesquisas da área e para a modelagem de tráfego com presença de impulsividade. Segundo [23], erros de medidas de desempenho da ordem de 100% podem ocorrer se o processo SAS tiver, por exemplo, valores $\alpha < 1,7$. Quando os valores dos métodos divergem muito entre si, isto significa que os dados não compõem uma distribuição SAS.

Objetivando estudar a impulsividade em redes sem fio, foram analisados os *traces* IBM. Estes *traces* foram escolhidos por serem os únicos, disponíveis na Internet, que possuem todos dados necessários a este estudo. A coleta dos dados foi feita em 3 diferentes prédios denominados em [4] de SBldg (*Small Building*), MBldg (*Medium Building*) e LBldg (*Large Building*). Esta mesma nomenclatura foi adotada neste trabalho.

A Tabela I mostra a estimação do parâmetro α para os 174 pontos de acesso estudados (tráfego de pacotes entrada e saída). Note que a maioria dos pontos de acesso possui valor de α concentrado principalmente na faixa que vai de 0,5 a 1. Ou seja, o tráfego da rede sem fio possui alta impulsividade. Lembre também, que valores $\alpha < 1$, são representantes de média infinita, e segundo [23], a probabilidade de erro de precisão de 100% para processos SAS com $\alpha < 1,7$ não é desprezível ($\approx 0,03$). Em [17], os autores também identificaram impulsividade ($\alpha = 1,55$) em tráfego coletado em bytes na rede 802.11b local da Universidade de Calgary, Canadá.

$\hat{\alpha}$	PA (Tráfego Entrada)	PA (Tráfego Saída)
$0,5 < \hat{\alpha} \leq 1,0$	136	119
$1,0 < \hat{\alpha} \leq 1,5$	16	28
$1,5 < \hat{\alpha} \leq 1,7$	0	0
$1,7 < \hat{\alpha} \leq 2,0$	22	27

TABELA I

QUANTIDADE DE PAs SEGUNDO O VALOR DE α PARA TRÁFEGO DE ENTRADA E SAÍDA.

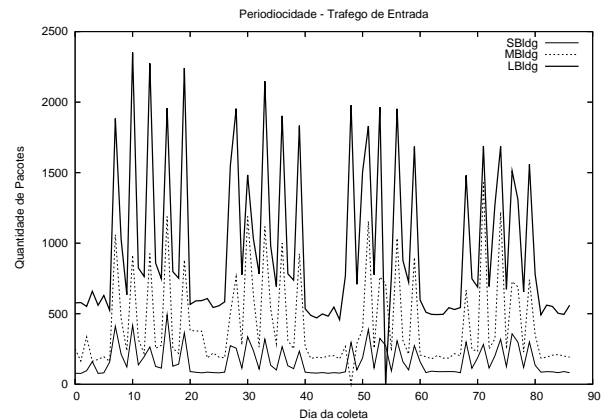


Fig. 1. Tráfego de entrada de diferentes pontos de acesso

Em [8] e [24], o estudo dos *traces* de vários pontos de acesso de redes sem fio mostrou que o tráfego possui

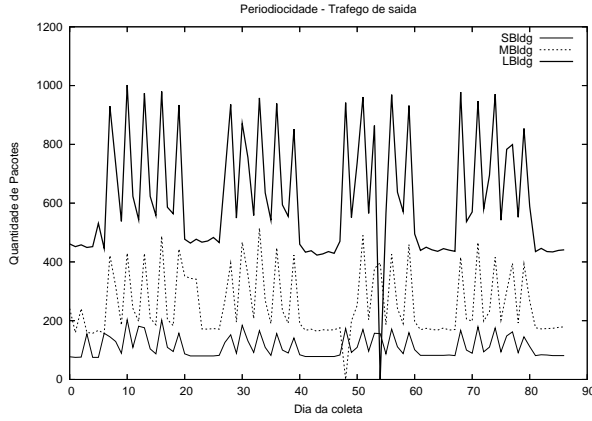


Fig. 2. Tráfego de saída de diferentes pontos de acesso

perfil padrão semelhante para os diversos dias de coleta considerando-se os diferentes prédios. Esta característica pode ser observada nas Figuras 1 e 2. Estas figuras representam a quantidade de pacotes transmitidos nos 3 prédios durante os 90 dias da coleta. Considerando os comentários acima, nesse trabalho foram selecionados, aleatoriamente, um *trace* de cada prédio com α entre 1,7 e 2.

III. REPRESENTAÇÃO DA IMPULSIVIDADE POR PROCESSOS HTD

A HTD ou função distribuição complementar de um processo estocástico $X(t)$ é definida por $P[X(t) > x] \cong cx^{-\alpha}$, $x \rightarrow \infty$, sendo c uma constante positiva e $\alpha \in (0, 2)$. Se um processo possui *cauda*, então o seu decaimento não é exponencial (característica dos processos SRD). Este comportamento dos processos HTD define o grau de impulsividade de um processo estocástico. Quanto mais pesada ou longa for a cauda, maior será a impulsividade ($\alpha < 2$). Esta impulsividade ou não-convergência, pode ser também verificada pelo grau de dependência temporal do processo. O grau de dependência temporal ou simplesmente parâmetro de Hurst (H) de um processo estocástico, pode ser definido pela taxa de decaimento da função auto-correlação (FAC), $\rho(k)$, do processo quando $k \rightarrow \infty$. fBm, $M/G/\infty$ e Pseudo-MMPP são importantes modelos de representação de distribuição HTD.

A. fBm

O movimento Browniano fracionário [14] é um processo estocástico Gaussiano ($X_H(t)$) de parâmetro contínuo t , média nula e incrementos estacionários, independentes, cuja variância é proporcional ao intervalo de tempo entre eles. O fBm é um processo auto-similar cujo grau de dependência é definido pelo parâmetro H . Isto significa que suas características estatísticas se mantêm para qualquer escala no tempo. Assim, para quaisquer τ e $r > 0$ temos que:

$$[X_H(t+\tau) - X_H(t)]_{\tau \leq 0} \stackrel{d}{\approx} r^{-H} [X_H(t+r\tau) - X_H(t)]_{\tau \leq 0} \quad (1)$$

onde r é o fator de escala do processo e o símbolo $\stackrel{d}{\approx}$ significa semelhante em distribuição. Um processo fBm, $X_H(t)$, é

completamente caracterizado por sua média (m), variância (σ^2) e H e sua FAC é definida por

$$\rho(k) = \frac{1}{2} \sigma^2 [(k+1)^{2H} - 2k^{2H} + (k-1)^{2H}]. \quad (2)$$

Em [25], os autores propuseram a discretização do fBm, obtendo um novo processo $A(t)$ com características de invariância em escala, mas com média e variância não-nulas. Tomando, por exemplo, $A(t)$ como sendo o número de bits recebidos por um ponto de acesso da rede sem fio até o instante t , temos que

$$A(t) = mt + \sqrt{am} X_H(t), \quad (3)$$

onde m é a taxa média de chegadas de bits, $a = \text{Var}[A(t)] / (mt)^{2H}$ é o coeficiente de variância e $H \in (\frac{1}{2}, 1)$ é o parâmetro H .

B. $M/G/\infty$

O modelo $M/G/\infty$ foi proposto em [15] com o principal objetivo de representar processos SRD ($H = \frac{1}{2}$) e LRD ($H > \frac{1}{2}$). O modelo é representado por um servidor infinito com chegada Poisson de taxa média λ e tempo de serviço com distribuição G . Nesta proposta a representação da LRD é garantida através da definição de G como uma distribuição de cauda-pesada. A distribuição G do processo estocástico representante do *tempo de atendimento* $Z(t)$ do modelo $M/G/\infty$ deve obedecer a seguinte relação:

$$P[Z > t] = \frac{\Psi(t) - \Psi(t+1)}{1 - \Psi(1)}, \quad t = 0, 1, \dots \quad (4)$$

onde $\Psi(t)$ é a FAC do processo $Z(t)$. O modelo $M/G/\infty$ é completamente definido por (λ, G) . Os autores mostraram que a FAC de uma seqüência LRD é melhor modelada por

$$\rho(k) = e^{-\beta \sqrt{k}}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (5)$$

onde o parâmetro β é estimado a partir do *trace* original. Através da adequada escolha da distribuição G , e conhecendo-se o valor de β (valor estimado do *trace* original), consegue-se obter a FAC da Eq.5 para $\frac{1}{2} < H < 1$. A FAC do processo $Z(t)$ está relacionada à covariância ($\Gamma(\cdot)$) por $\Psi(t) = \frac{\Gamma(t)}{\Gamma(0)}$, $t = 0, 1, 2, \dots$. A covariância do $M/G/\infty$ é definida por $\Gamma(h) = \delta^2 \Psi_H(t)$, $h = 0, 1, \dots$, onde $H = 1 - \beta/2$ e β ($0 < \beta < 1$) e $\delta^2 > 0$ são constantes. Para conseguir a representação do grau de dependência positivo ($H > 1/2$), o processo $M/G/\infty$ ($Z_H(t)$) deve ter uma FAC decrescente ($\Psi_H(t)$) com $\Psi_H(0) = 1$. Então,

$$\Psi_H(t) \sim H(2H-1)t^{2H-2}, \quad t \rightarrow \infty \quad (6)$$

Para encontrar a distribuição do processo $Z_H(t)$ definido pela FAC da Eq. 6, temos que:

$$P[Z_H > z] = \frac{|z+2|^{2H} - 3|z+1|^{2H} + 3|z|^{2H} - |z-1|^{2H}}{4(1-2^{2H-2})}, \quad (7)$$

onde $z = 1, 2, \dots$. Esse processo terá característica de dependência representada pelo parâmetro H . A distribuição G é relacionada à FAC pela expressão:

$$P[Z = k] = \frac{\rho(k-1) - 2\rho(k) + \rho(k+1)}{1 - \rho(1)}. \quad (8)$$

C. Pseudo-MMPP

Em [16], os autores propuseram alcançar a LRD através da sobreposição de diversos processos MMPPs (*Markov-Modulated Poisson Process*) de dois estados. Esta proposta é aqui denotada por Pseudo-MMPP. A sobreposição de MMPPs é representada pela sobreposição de IPPs (*Interrupted Poisson Process*) e de um processo Poisson. Cada IPP é um processo de 2 estados onde as chegadas ocorrem apenas em um dos estados (chamado de *ativo*) de acordo com uma distribuição Poisson.

Suponha que Q_i e Λ_i sejam, respectivamente, a matriz de transição dos estados e a matriz de taxas de chegadas do i -ésimo IPP, então

$$Q_i = \begin{bmatrix} -q_{1i} & q_{1i} \\ q_{2i} & -q_{2i} \end{bmatrix} \text{ e } \Lambda_i = \begin{bmatrix} \lambda_i & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

A sobreposição de d MMPPs pode ser descrita como

$$Q = Q_1 \oplus Q_2 \oplus \dots \oplus Q_d \text{ e } \Lambda = \Lambda_1 \oplus \Lambda_2 \oplus \dots \oplus \Lambda_d \oplus \lambda_p,$$

onde \oplus corresponde a soma de Kronecker e λ_p é a taxa de chegadas do processo Poisson. Logo, a taxa total de chegadas do modelo pode ser obtida por

$$\lambda = \lambda_p + \sum_{i=1}^d \frac{q_{2i}}{q_{1i} + q_{2i}} \lambda_i.$$

É importante observar que a variância do tráfego não é considerada pelo algoritmo de Andersen e Nielsen na escolha dos parâmetros dos processos MMPPs.

IV. RESULTADOS

As Tabelas II e III apresentam, para tráfego de entrada e saída de diferentes pontos de acesso (PA), o resultado de estimação dos parâmetros estatísticos (m , σ^2 e H) e aos parâmetros α e γ dos *traces*. No estudo, foram considerados os tráfegos de entrada e de saída de 3 pontos de acesso selecionados aleatoriamente com $\alpha > 1,7$. Para a estimação do parâmetro H , foi utilizada a ferramenta SET [26]. Os resultados de estimação foram obtidos pelo método baseado em *Wavelets* [27]. Note que o parâmetro de H é adequadamente reproduzido pelos modelos estudados neste trabalho. Pode-se observar que os pontos de entrada dos prédios MBldg e LBldg apresentam $\alpha < 2$ ou característica de alta impulsividade.

Na geração das amostras do modelo fBm, foram utilizados os valores de H , m e σ^2 dos *traces* originais da rede sem fio. O modelo Pseudo-MMPP define $\rho(1)$ como parâmetro de entrada. Entretanto, o algoritmo de Andersen e Nielsen não demonstrou resultados consistentes para valor de $\rho(1)$ maior que 0,7. Ou seja, o algoritmo retornou valores não válidos para os parâmetros dos processos MMPP. Por isso, neste trabalho foi adotado o primeiro valor de $\rho(\cdot)$ menor que 0,7 encontrado na análise do valor de $\rho(1)$ do *trace* correspondente. Por exemplo, para o *trace* do tráfego de entrada do ponto de acesso SBLdg foi utilizado $\rho(10) = 0,663$.

As Figuras 3 e 4 ilustram os resultados de HTD das amostras geradas com os modelos fBm, $M/G/\infty$ e Pseudo-MMPP para os prédios SBLdg, MBldg e LBldg. É possível fazer algumas

observações sobre os modelos a partir da comparação dos resultados de HTD com os os resultados apresentados nas Tabelas II e III.

Seqüências	\hat{m}	$\hat{\sigma}^2$	\hat{H}	$\hat{\alpha}$	$\hat{\gamma}$
SBldg					
Original	165,02	15058,87	0,791636	2,00	75,48
fBm	166,41	11919,04	0,788906	2,00	83,87
$M/G/\infty$	129,34	114300,04	0,781989	1,57	60,24
Pseudo-MMPP	149,95	2650,37	0,764429	2,00	41,41
MBldg					
Original	415,42	116408,30	0,763380	1,88	192,44
fBm	427,52	90042,14	0,771028	2,00	234,56
$M/G/\infty$	544,89	256678,56	0,816508	2,00	376,35
Pseudo-MMPP	403,21	3441,12	0,758128	2,00	50,32
LBldg					
Original	918,06	355184,40	0,763575	1,76	277,14
fBm	923,13	301247,18	0,762145	2,00	409,37
$M/G/\infty$	1216,87	647723,05	0,765305	2,00	627,42
Pseudo-MMPP	912,27	5737,78	0,767378	2,00	63,95

TABELA II

ESTIMAÇÃO PARÂMETROS DO TRÁFEGO DE ENTRADA COM 8639 AMOSTRAS.

Seqüências	\hat{m}	$\hat{\sigma}^2$	\hat{H}	$\hat{\alpha}$	$\hat{\gamma}$
SBldg					
Original	109,65	1547,79	0,796545	2,00	30,93
fBm	108,57	1430,53	0,776617	2,00	26,73
$M/G/\infty$	122,26	1953,14	0,757701	1,24	11,15
Pseudo-MMPP	171,49	1538,07	0,747266	2,00	31,97
MBldg					
Original	249,28	14010,31	0,743784	2,00	77,58
fBm	248,62	12957,04	0,740492	2,00	82,29
$M/G/\infty$	310,39	23282,77	0,829044	2,00	120,56
Pseudo-MMPP	217,91	19858,99	0,775247	2,00	111,65
LBldg					
Original	587,90	48436,85	0,763999	2,00	132,09
fBm	584,42	45491,01	0,752306	2,00	150,94
$M/G/\infty$	689,49	102748,04	0,804526	1,20	81,84
Pseudo-MMPP	580,00	1799,37	0,721105	2,00	33,55

TABELA III

ESTIMAÇÃO PARÂMETROS DO TRÁFEGO DE SAÍDA COM 8639 AMOSTRAS.

O fBm é um modelo Gaussiano, e portanto, só é capaz de gerar amostras com $\alpha = 2$. Para os *traces* que originalmente possuem $\alpha = 2$, o fBm obteve uma boa aproximação para o parâmetro γ e por isso, consegue uma boa aproximação da HTD do *trace* original.

O modelo $M/G/\infty$ apresentou valores de variância maior que o valor do arquivo original. Isto é explicado pelo tamanho escolhido para geração das amostras. Neste estudo, foram geradas seqüências de 8639 amostras para todos os modelos de forma a se obter o mesmo tamanho do *trace* original. Nos testes realizados, o $M/G/\infty$ apresentou melhor aproximação dos parâmetros estatísticos para arquivos com pelo menos 32000 amostras. Entretanto, é interessante notar que o $M/G/\infty$ apresenta sempre a cauda próxima dos *traces*

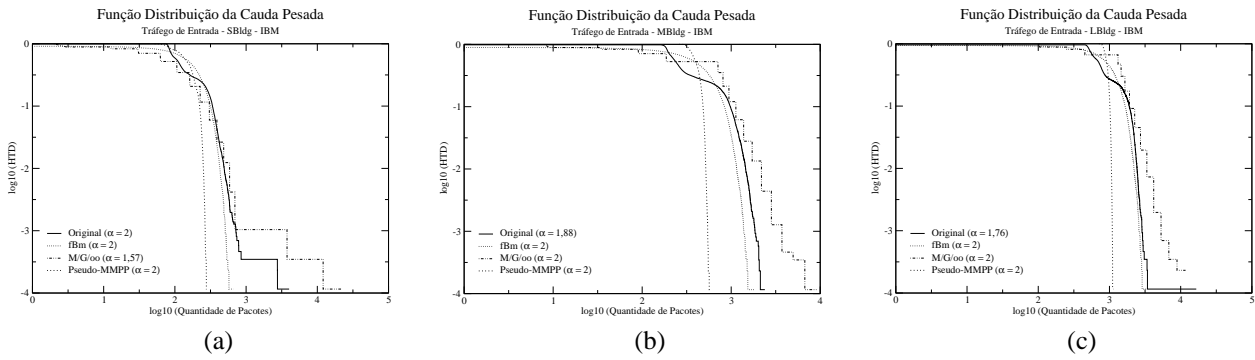


Fig. 3. Tráfego de entrada dos prédios (a) SBldg, (b) MBldg e (c) LBldg.

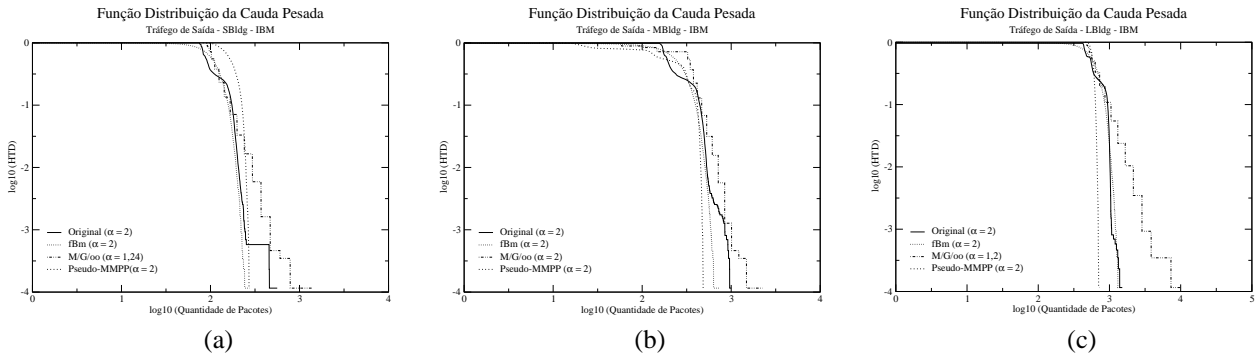


Fig. 4. Tráfego de saída dos prédios (a) SBldg, (b) MBldg e (c) LBldg.

originais, mesmo quando o modelo apresenta valor de α maior (por exemplo, o *trace* de entrada do prédio MBldg). Isto é explicado pelo fato de que este modelo define a distribuição G de cauda pesada (Pareto) de forma a obter a dependência de longo alcance.

O modelo Pseudo-MMPP não consegue modelar adequadamente a HTD para a maioria dos *traces* estudados. Isto se deve ao fato do modelo Pseudo-MMPP, por definição, conseguir apenas uma aproximação para a função autocorrelação do *trace* original. Ou seja, o algoritmo de Andersen e Nielsen [16] ignora as características da HTD do *trace* original quando calcula os parâmetros básicos do modelo. Note que em apenas dois casos, tráfegos de saída dos prédios SBldg e MBldg, o modelo consegue representar de forma adequada os parâmetros estatísticos e os parâmetros α e γ . Nestes dois exemplos, a HTD do modelo Pseudo-MMPP está bem próxima das HTDs do *traces* original e do modelo fBm.

A importância do parâmetro α ou impulsividade do tráfego de redes sem fio, pode ser examinada através do comportamento de uma fila infinita ($G/D/1$) com distribuição G caracterizada pelos modelos fBm, $M/G/\infty$ e Pseudo-MMPP. Suponha que os *traces* coletados nos pontos de acesso do prédio SBldg sejam redirecionados para um servidor de pacotes com uma fila infinita. Neste caso, tanto o tráfego de entrada quanto o tráfego de saída do ponto de acesso são considerados como tráfego de entrada para o servidor de pacotes. A taxa de serviço utilizada é igual a 170% da taxa média de chegadas de pacotes. Este valor foi escolhido de forma a garantir que a transmissão do número médio de pacotes correspondesse a ocupação de 60% do enlace ou utilização do servidor.

A Figura 5 mostra os resultados do comportamento da HTD

do número de pacotes na fila para os *traces* originais, os diferentes processos de chegada e graus de impulsividade. Observando-se as curvas, pode-se verificar que a HTD do tráfego gerado pelo modelo $M/G/\infty$ se alonga além das HTDs dos tráfegos gerados pelos outros modelos e pelos *traces* originais. Este resultado é definido pelo valor do parâmetro α das amostras geradas pelo $M/G/\infty$. O parâmetro α apresenta valores 1,57 (entrada SBldg) e 1,24 (saída SBldg) para o $M/G/\infty$ e valor 2 para os outros modelos. Portanto, a cauda do $M/G/\infty$ é, como esperado, mais longa. Para as demais seqüências amostrais com $\alpha = 2$, apresentadas na Figura 5, a diferença na HTD se deve a distintas funções densidade de probabilidade dos modelos.

Os resultados apresentados nesta seção demonstraram a necessidade de novas pesquisas de forma a propor teorias de avaliação de desempenho de sistemas e redes de comunicação com características de impulsividade.

V. CONCLUSÕES

Neste artigo foi apresentada uma análise da impulsividade do tráfego em redes sem fio com tecnologia IEEE 802.11. Para a estimação da impulsividade presente, foi utilizado o método de McCulloch. A representação da impulsividade foi examinada e discutida considerando-se diferentes modelos estocásticos de cauda-pesada (fBm, $M/G/\infty$ e Pseudo-MMPP). Os resultados de estimação demonstraram que o tráfego de redes sem fio apresenta alto grau de impulsividade.

De forma geral, os modelos fBm e $M/G/\infty$ obtiveram o melhor resultado de representação da impulsividade. Resultados de medidas de desempenho em filas também foram

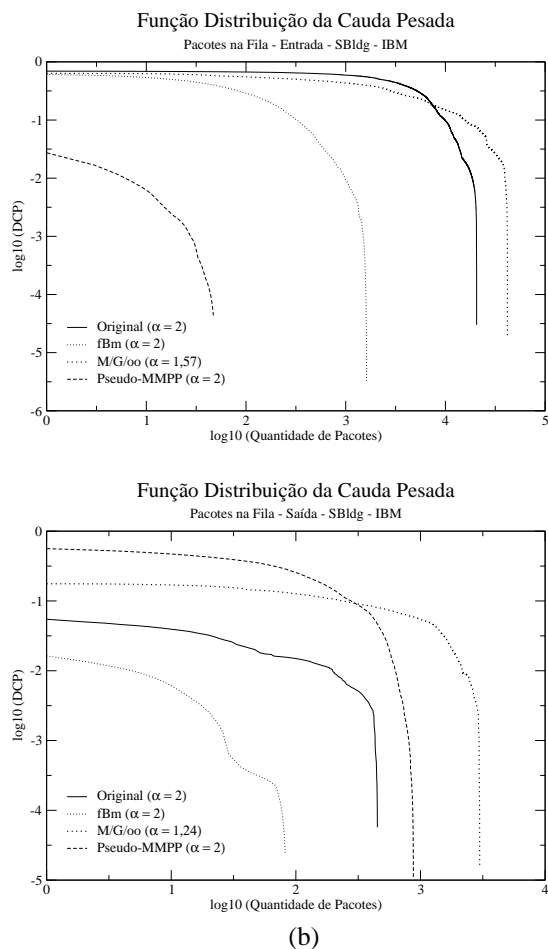


Fig. 5. Tráfego de entrada (a) e saída (b) do prédio SBLdg.

determinados para processos de chegada com características de impulsividade representada por distribuições com cauda pesada.

Este estudo demonstrou que a estimação de parâmetros dos processos de cauda-pesada é ainda um desafio para a pesquisa. Além disso, devem ser elaborados novos estudos da teoria de simulação e modelagem de forma a prover melhor precisão nos resultados de medidas de desempenho para sinais com características de impulsividade. Também pode-se ressaltar a necessidade de obtenção de uma maior quantidade de *traces* representativos do tráfego de usuários e conexões de redes sem fio.

REFERÊNCIAS

- [1] IEEE, "802.11b/d3.0 wireless lan medium access control (mac) and physical layer (phy) specification," August 1999.
- [2] "http://ramp.ucsd.edu/pawn/sigcomm-trace," 2001.
- [3] "http://cmc.cs.dartmouth.edu/data," 2002.
- [4] "http://nms.lcs.mit.edu/mbalazin/wireless," 2002.
- [5] A. Balachandran, G. M. Voelker, P. Bahl, and P. V. Rangan, "Characterizing user behavior and network performance in a public wireless lan," *ACM SIGMETRICS'02*, June 2002.
- [6] W. E. Leland, M. S. Taqqu, W. Willinger, and D. Wilson, "On the self-similar nature of ethernet traffic," *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 2, pp. 1–15, February 1994.
- [7] D. S. Sharp, N. Cackov, N. Laskovic, Q. Shao, and L. Trajkovic, "Analysis of public safety traffic on trunked land mobile radio systems," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 22, pp. 1197–1205, September 2004.
- [8] M. Toscano, M. Diniz, and R. Coelho, "Caracterização do tráfego de redes locais sem fio baseada em processos pseudo-markovianos e fractais," *Anais do XXII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações*, pp. 487–492, 2005.
- [9] F. Hernández-Campos and M. Papadopouli, "A comparative measurement study of the workload of wireless access points in campus networks," in *16th International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications*, September 2005.
- [10] O. Tickoo and B. Sikdar, "On the impact of ieee 802.11 mac on traffic characteristics," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 21, pp. 189–203, Feb 2003.
- [11] G. Samorodnitsky and M. Taqqu, *Stable Non-Gaussian Random Processes: Stochastic Models and Infinite Variance*. London: Chapman & Hall, 1994.
- [12] C. Nikias and M. Shao, *Signal Processing with Alpha-Stable Distributions and Applications*. New York: Wiley, 1995.
- [13] M. Shao and C. Nikias, "Signal processing with fractional lower order moments: Stable processes and their applications," *Proceedings of the IEEE*, vol. 81, no. 7, pp. 986–1010, 1993.
- [14] B. Mandelbrot and J. Van Ness, "Fractional brownian motions, fractional noises and applications," *SIAM Review*, vol. 10, pp. 422–437, October 1968.
- [15] M. Krunz and A. Makowski, "Modeling video traffic using m/g/∞ input processes: A compromise between markovian and lrd models," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, vol. 16, pp. 733–748, June 1998.
- [16] A. Andersen and B. Nielsen, "A markovian approach for modeling packet traffic with long-range dependence," *IEEE JSAC*, vol. 16, pp. 719–732, June 1998.
- [17] I. Lee and A. Fapojuwo, "Estimating heavy-tails in long-range dependent wireless traffic," *Vehicular Technology Conference*, vol. 4, pp. 2132–2136, May 2005.
- [18] H. J. McCulloch, "Simple consistent estimators of stable distribution parameters," *Communications in Statistics*, vol. 15, no. 4, pp. 1109–1136, 1998.
- [19] S. Kogon and D. Williams, "On the characterization of impulsive noise with α -stable distributions using fourier techniques," *29th Asilomar Conference Signals, Syst. and Comp.*, 1995.
- [20] X. Ma and L. Nikias, "Parameter estimation and blind channel identification of impulsive signal environments," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 43, pp. 2884–2897, 1995.
- [21] G. Tsihrintzis and L. Nikias, "Fast estimation of parameters of alpha-stable impulsive interference," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 44, pp. 1492–1503, 1996.
- [22] S. Bates and S. McLaughlin, "The estimation of stable distribution parameters from teletraffic data," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 48, pp. 865–870, March 2000.
- [23] M. Crovella and L. Lipsky, *Simulations with Heavy-Tailed Workloads: Self-similar Network Traffic and Performance Evaluation: Chapter 3*. John Wiley and Sons, 2000.
- [24] M. Balazinska and P. Castro, "Characterizing mobility and network usage in a corporate wireless local-area network," *Proc. of The First International Conference on Mobile Systems (MobiSys)*, 2003.
- [25] I. Norros, "On the use of fractional brownian motion in theory of connectionless networks," *IEEE JSAC*, vol. 13, pp. 953–962, August 1995.
- [26] L. Zão, J. Filho, A. Pereira, M. Diniz, and R. Coelho, "Set (*scaling estimation tool*): Uma ferramenta gráfica de estimação e análise de sistemas com características de dependência temporal," *24 Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores*, Maio 2006.
- [27] M. Roughan, D. Veith, and P. Abry, "Real-time estimation of the parameters of long-range dependence," *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 8, pp. 467–478, August 2000.