Fernando Lemos de Mello

Estudo e Implementação de um Gerador de Tráfego com Dependência de Longa Duração

Dissertação apresentada à Escola
Politécnica da Universidade de São
Paulo para obtenção do Título de
Mestre em Engenharia Elétrica.

Fernando Lemos de Mello

Estudo e Implementação de um Gerador de Tráfego com Dependência de Longa Duração

Dissertação apresentada à Escola
Politécnica da Universidade de São
Paulo para obtenção do Título de
Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração:
Sistemas Eletrônicos

Orientador:
Prof. Dr. José Roberto de
Almeida Amazonas

Ficha Catalográfica

Mello, Fernando Lemos de

Estudo e Implementação de um Gerador de Tráfego com Dependência de Longa Duração. São Paulo, 2006. 144 p.

Dissertação (Mestrado) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle.

1. Gerador de tráfego. 2. Wavelets. 3. Auto-similaridade I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle. II.t.

aos meus pais, filha e esposa

Agradecimentos

Agradeço a meus pais por todo o suporte ao longo da minha vida. À minha filha, pela alegria que representa. À minha esposa, pelo incentivo, paciência e amor. A todos os amigos que me apoiaram e ajudaram na realização deste trabalho. Em especial a meu orientador, Prof. Dr. José Roberto de A. Amazonas, ao Prof. Dr. Luiz Antonio Baccalá e aos amigos Msc. Alexandre B. de Lima e Marcelo Lipas do Laboratório de Comunicações e Sinais (LCS) da Escola Politécnica da USP.

Resumo

Medidas mostraram que o tráfego das redes multisserviço possui propriedades *fractais* tais como *auto-similaridade* e *memória longa* ou *dependência de longa duração* (LRD). A memória longa é caracterizada pela existência de um pólo na origem da função densidade espectral de potência (formato $1/f$). Também foi constatado que o tráfego pode apresentar *dependência de curta duração* (SRD) em algumas escalas temporais. A utilização de um gerador de tráfego agregado “realista”, que sintetize séries temporais fractais, é fundamental para a validação de algoritmos de controle de tráfego.

Neste trabalho, a síntese de realizações aproximadas de dois tipos de processos aleatórios auto-similares é efetuada via transformada *wavelet*. O primeiro deles é denominado *Ruído Gaussiano Fracionário* (fGN) e o segundo *Modelo Wavelet Multifractal* (MWM).

O método proposto também é capaz de sintetizar séries Gaussianas (fGN) e não-Gaussianas (MWM) com espectros mais genéricos do que $1/f$, ou seja, séries que também apresentam dependência de curta duração. A geração é feita em dois estágios. O primeiro gera uma realização aproximada do fGN ou do MWM via Transformada *Wavelet* Discreta (DWT). O segundo estágio introduz SRD através de uma filtragem IIR da saída do primeiro estágio. Efetuou-se uma caracterização detalhada das séries resultantes, utilizando-se nas análises momentos estatísticos de 2ª, 3ª e 4ª ordens, além de testes estatísticos específicos para séries auto-similares.

Adicionalmente, duas alternativas de conversão são apresentadas para que as séries temporais geradas sejam transformadas em séries de pacotes, que é o formato adequado para transmissão por um módulo gerador de pacotes. As séries de pacotes são novamente analisadas a fim de identificar se o método de conversão introduz distorção nas características auto-similares das séries sintetizadas. Mostra-se que as séries de pacotes auto-similares podem ser utilizadas em *softwares* simuladores de rede ou, alternativamente, serem utilizadas para injetar pacotes em redes de teste.

Utilizando-se recursos do simulador NS-2, as séries de pacotes sintetizadas foram introduzidas em cenários de simulação adequados. Os resultados (medidas de atraso médio, perda de pacotes para o tráfego de interesse e tamanho da fila) dos cenários com tráfego interferente correspondente às séries de pacotes baseadas em modelos fGN e MWM foram comparados com resultados obtidos em cenários cujo tráfego interferente foi gerado com modelo Poisson.

Abstract

Measurements have shown that multiservice network traffic has *fractal* properties such as *self-similarity* and *long memory* or *long-range dependence* (LRD). Long memory is characterized by the existence of a pole at the origin of the power spectrum density function ($1/f$ shape). It was also noticed that traffic may present *short-range dependence* (SRD) at some time scales. The use of a “realistic” aggregated network traffic generator, one that synthesizes fractal time series, is fundamental to the validation of traffic control algorithms.

In this document, the synthesis of approximate realizations of two kinds of self-similar random process is done via *wavelet* transform. The first one is named Fractional Gaussian Noise (fGN) and the second Multifractal Wavelet Model (MWM).

The proposed method is also capable of synthesizing Gaussian (fGN) and non-Gaussian (MWM) time series with more generic spectra than $1/f$, that is, time series that also have short-range dependence. The generation is done in two stages. The first one generates an approximate realization of fGN or MWM via Discrete Wavelet Transform (DWT). The second one introduces SRD through Infinite Impulse Response (IIR) filtering at the output of the first stage. A detailed characterization of the resulting series was done, using statistical moments of first, second, third and forth orders, as well as specific statistical tests for self-similar series.

Additionally, two alternatives for conversion are introduced in order to generate packet series, which is the suitable format for transmission by a packet generator module, from the original synthesized time series. Packet series are also analyzed to find if the conversion method has introduced distortion in the self-similar characteristics of the synthesized series. It is shown that the self-similar packet series can be used in network simulator software or, alternatively, be used to inject packets in a testbed network.

Using resources from the NS-2 simulator, the synthesized packet series were introduced in appropriate network simulator scenarios. The results (average delay measurements, packet loss for interest traffic and queue length) from scenarios with interfering traffic corresponding to the packet series based on fGN and MWM models were compared to results from scenarios with interfering traffic generated by Poisson model.

Sumário

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

Lista de Abreviaturas

1	Introdução	1
1.1	Objetivo	1
1.2	Organização do Trabalho	2
1.3	Contexto e Motivação	2
2	Revisão Teórica	7
2.1	Introdução	7
2.2	Geradores de Tráfego	8
2.3	Modelos de Tráfego	15
2.3.1	Conceitos Básicos para Análise de Séries Temporais	15
2.3.2	Dependência de Longa Duração	17
2.3.3	Fractais	20
2.3.4	Auto-similaridade	22
2.3.5	Ruído Gaussiano Fracionário (fGN)	26
2.3.6	Análise e Síntese de Sinais com Wavelets	30
2.3.7	Modelo <i>Wavelet</i> Multifractal (MWM)	42
3	Geração e Análise de Séries Temporais	49
3.1	Síntese de Séries Temporais via <i>Wavelets</i>	49
3.1.1	Geração de Séries com DEP $1/f$	54

3.1.2	Geração de Séries LRD Gaussianas	54
3.1.3	Geração de Séries LRD Não-Gaussianas pelo modelo MWM	56
3.1.4	Inserção de SRD	57
3.2	Análise Estatística	59
3.2.1	Análise das Séries Gaussianas	59
3.2.2	Análise das Séries não-Gaussianas do Modelo MWM . . .	68
4	Séries de Tráfego e Simulação	73
4.1	Introdução	73
4.2	Conversão de Séries Temporais em Séries de Pacotes	74
4.2.1	Conversão para série de <i>chunks</i> em intervalos equiespaçados	74
4.2.2	Conversão para série de pacotes de tamanho constante . .	86
4.3	Uso de Tráfego LRD em Cenários de Simulação	95
4.3.1	Interface com o Simulador NS-2	95
4.3.2	MWM conversão 1	98
4.3.3	MWM conversão 2	108
4.3.4	fGN conversão 1	118
4.3.5	fGN conversão 2	127
4.3.6	Consolidação dos resultados de simulação	137
5	Conclusão	138
5.1	Sumário e Contribuições	138
5.2	Sugestões para Trabalhos Futuros	139
	Referências	141

Lista de Figuras

2.1	Diagrama de blocos de um gerador de tráfego	12
2.2	Distribuição amostral de $\bar{x}$, extraída de (LIMA, 2002).	18
2.3	Conjunto de Cantor (cinco iterações), extraída de (LIMA, 2002). .	21
2.4	Comparação de realizações de tráfego	23
2.5	DEPs de processos AR(4), FD(0, 4) e fGN(0, 9) de mesma potência	29
2.6	Função de escala e <i>wavelet</i> de Haar com $j = 0$ e $k = 0$	39
2.7	Função de escala e <i>wavelet</i> de Haar com $j = 1$ e $k = 0$	40
2.8	Função de escala e <i>wavelet</i> de Daubechies ordem 2 com $j = 0$ e $k = 0$	40
2.9	Função de escala e <i>wavelet</i> de Daubechies ordem 2 com $j = 1$ e $k = 0$	41
2.10	Construção iterativa da cascata binomial, extraída de (RIEDI et al., 1999).	44
2.11	Árvore binária dos coeficientes de escala.	45
2.12	PDF $g_A(a)$ de uma variável aleatória A de distribuição $\beta(p, p)$ para alguns valores do parâmetro p , extraída de (RIEDI et al., 1999). . .	47
3.1	Coeficientes necessários para reconstrução da função original con- siderando utilização de filtro <i>wavelet</i> com $N = 2$	52
3.2	Algoritmo de Reconstrução baseado na IDWT	53
3.3	Realização de um processo $1/f$ obtida através do método <i>wavelet</i> . .	56
3.4	Série fGN aproximada gerada pelo método FFT de Paxson, com $H = 0,95$	57
3.5	Realizações do modelo MWM.	58
3.6	Filtro IIR utilizado para enfatizar médias frequências.	58
3.7	Autocorrelação de algumas séries geradas pelo método da FFT . .	62

3.8	Periodograma suavizado de algumas séries geradas pelo método da FFT	62
3.9	Autocorrelação de algumas séries geradas via <i>wavelets</i>	63
3.10	Periodograma suavizado de algumas séries geradas via <i>wavelets</i>	63
3.11	Curva H versus $\hat{H}$ para séries geradas via FFT	64
3.12	Curva H versus $\hat{H}$ para séries geradas via <i>wavelets</i>	65
3.13	Autocorrelação de séries filtradas	66
3.14	Periodograma suavizado de séries filtradas	66
3.15	Curva H versus $\hat{H}$ (método de Whittle) para séries filtradas	67
3.16	Curva H versus $\hat{H}$ (método do periodograma) para séries filtradas	68
3.17	Periodogramas das realizações MWM da Figura 3.5.	69
3.18	Gráficos de H versus $\hat{H}$ utilizando: a) método de Whittle, b) método do Periodograma.	70
3.19	Periodogramas das realizações MWM da Figura 3.5, após filtragem passa-bandas.	71
3.20	Gráfico de H versus $\hat{H}$ após filtragem passa-bandas, utilizando: a) método de Whittle, b) método do Periodograma.	72
4.1	Exemplo de <i>trace</i> após conversão para série de <i>chunks</i> em intervalos equiespaçados (conversão 1).	79
4.2	Comparação entre série temporal MWM e série de <i>chunks</i> , com $H=0,8$ (conversão 1).	82
4.3	Periodograma para série temporal MWM com $H=0,8$	83
4.4	Periodograma para série de <i>chunks</i> MWM com $H=0,8$ (conversão 1).	83
4.5	Comparação entre série temporal fGN e série de <i>chunks</i> , com $H=0,8$ (conversão 1).	84
4.6	Periodograma para série temporal fGN com $H=0,8$	85
4.7	Periodograma para série de <i>chunks</i> fGN com $H=0,8$ (conversão 1).	85
4.8	Exemplo de <i>trace</i> após conversão para série de pacotes de tamanho constante, distribuídos uniformemente dentro do período de um <i>bin</i> (conversão 2).	89

4.9	Comparação entre série temporal MWM e série de número de pacotes, com $H=0,8$ (conversão 2).	91
4.10	Periodograma para série temporal MWM com $H=0,8$.	92
4.11	Periodograma para série de número de pacotes MWM com $H=0,8$ (conversão 2).	92
4.12	Comparação entre série temporal fGN e série de número de pacotes, com $H=0,8$ (conversão 2).	93
4.13	Periodograma para série temporal fGN com $H=0,8$.	94
4.14	Periodograma para série de número de pacotes fGN com $H=0,8$ (conversão 2).	94
4.15	Cenário de simulação para série do modelo MWM, conversão 1, com $H = 0,8$ e $TX_{avg} = 2 Mbps$.	98
4.16	Série de <i>bytes/bin</i> para o modelo MWM com $H = 0,8$ e $TX_{avg} = 2 Mbps$.	99
4.17	Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário MWM - conversão 1.	100
4.18	Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário MWM - conversão 1.	101
4.19	Comprimento médio da fila - cenário MWM - conversão 1.	101
4.20	Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário MWM - conversão 1.	102
4.21	Cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 2 Mbps$ e tamanho de pacotes 1518 <i>bytes</i> .	103
4.22	Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário Poisson - 2 <i>Mbps</i> com pacotes de 1518 <i>bytes</i> .	105
4.23	Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário Poisson - 2 <i>Mbps</i> com pacotes de 1518 <i>bytes</i> .	106
4.24	Comprimento médio da fila - cenário Poisson - 2 <i>Mbps</i> com pacotes de 1518 <i>bytes</i> .	106
4.25	Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário Poisson - 2 <i>Mbps</i> com pacotes de 1518 <i>bytes</i> .	107

4.26	Cenário de simulação para série do modelo MWM, conversão 2 com pacotes de 150 <i>bytes</i> , $H = 0,8$ e $TX_{avg} = 2 \text{ Mbps}$	108
4.27	Série de pacotes/ <i>bin</i> para o modelo MWM com $H = 0,8$, $TX_{avg} = 2 \text{ Mbps}$ e método de conversão 2 com pacotes de 150 <i>bytes</i>	109
4.28	Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário MWM - conversão 2.	110
4.29	Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário MWM - conversão 2.	111
4.30	Comprimento médio da fila - cenário MWM - conversão 2.	111
4.31	Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário MWM - conversão 2.	112
4.32	Cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 2 \text{ Mbps}$ e tamanho de pacotes 150 <i>bytes</i>	113
4.33	Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário Poisson - 2 <i>Mbps</i> com pacotes de 150 <i>bytes</i>	115
4.34	Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário Poisson - 2 <i>Mbps</i> com pacotes de 150 <i>bytes</i>	116
4.35	Comprimento médio da fila - cenário Poisson - 2 <i>Mbps</i> com pacotes de 150 <i>bytes</i>	116
4.36	Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário Poisson - 2 <i>Mbps</i> com pacotes de 150 <i>bytes</i>	117
4.37	Cenário de simulação para série do modelo fGN, conversão 1, com $H = 0,8$ e $TX_{avg} = 50 \text{ Mbps}$	118
4.38	Série de <i>bytes/bin</i> para o modelo fGN com $H = 0,8$ e $TX_{avg} = 50 \text{ Mbps}$	119
4.39	Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário fGN - conversão 1.	120
4.40	Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário fGN - conversão 1.	121
4.41	Comprimento médio da fila - cenário fGN - conversão 1.	121
4.42	Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário fGN - conversão 1.	122
4.43	Cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 50 \text{ Mbps}$ e tamanho de pacotes 1518 <i>bytes</i>	123

4.44	Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário Poisson - 50 <i>Mbps</i> com pacotes de 1518 <i>bytes</i>	124
4.45	Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário Poisson - 50 <i>Mbps</i> com pacotes de 1518 <i>bytes</i>	125
4.46	Comprimento médio da fila - cenário Poisson - 50 <i>Mbps</i> com pa- cotes de 1518 <i>bytes</i>	125
4.47	Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário Poisson - 50 <i>Mbps</i> com pacotes de 1518 <i>bytes</i>	126
4.48	Cenário de simulação para série do modelo fGN, conversão 2 com pacotes de 150 <i>bytes</i> , $H = 0,8$ e $TX_{avg} = 50$ <i>Mbps</i>	127
4.49	Série de pacotes/bin para o modelo fGN com $H = 0,8$, $TX_{avg} =$ 50 <i>Mbps</i> e método de conversão 2 com pacotes de 150 <i>bytes</i>	128
4.50	Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário fGN - conversão 2.	129
4.51	Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário fGN - conversão 2.	130
4.52	Comprimento médio da fila - cenário fGN - conversão 2.	130
4.53	Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário fGN - con- versão 2.	131
4.54	Cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 50$ <i>Mbps</i> e tamanho de pacotes 150 <i>bytes</i>	132
4.55	Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário Poisson - 50 <i>Mbps</i> com pacotes de 150 <i>bytes</i>	134
4.56	Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário Poisson - 50 <i>Mbps</i> com pacotes de 150 <i>bytes</i>	135
4.57	Comprimento médio da fila - cenário Poisson - 50 <i>Mbps</i> com pa- cotes de 150 <i>bytes</i>	135
4.58	Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário Poisson - 50 <i>Mbps</i> com pacotes de 150 <i>bytes</i>	136

Lista de Tabelas

2.1	Valores assintóticos para o parâmetro p da distribuição beta como função de α (ou H)	48
3.1	Estimativas de assimetria e curtose das séries geradas via FFT e <i>wavelets</i>	61
3.2	Estimativas de assimetria e curtose das séries geradas via <i>wavelets</i> após filtragem.	65
3.3	Estimativas de assimetria e curtose para as séries do modelo MWM.	69
3.4	Estimativas da assimetria e curtose para as séries do modelo MWM após filtragem passa-bandas.	71
4.1	Tabela de intervalos ideais para a média TX_{avg} e de valor sugerido para TX_{avg} nas conversões das séries MWM, agrupadas pelas diferentes inicializações do parâmetro p	79
4.2	Tabela de intervalo ideal para a média TX_{avg} e de valor sugerido para TX_{avg} nas conversões das séries fGN	80
4.3	Estimativas do parâmetro de Hurst para série temporal MWM gerada com $H = 0,8$ e a respectiva série de <i>chunks</i> obtida pelo método de conversão 1.	84
4.4	Estimativas do parâmetro de Hurst para série temporal fGN gerada com $H = 0,8$ e a respectiva série de <i>chunks</i> obtida pelo método de conversão 1.	86
4.5	Estimativas do parâmetro de Hurst para série temporal MWM gerada com $H = 0,8$ e a respectiva série de número de pacotes obtida pelo método de conversão 2.	93
4.6	Estimativas do parâmetro de Hurst para série temporal fGN gerada com $H = 0,8$ e a respectiva série de número de pacotes obtida pelo método de conversão 2.	95
4.7	Tabela de modelos, métodos de conversão, taxa média de transmissão e tamanho do <i>bin</i>	97

4.8	Tabela de modelos, métodos de conversão, tamanho de pacotes para dimensionamento da fila e tamanho da fila.	97
4.9	Tabela de parâmetros do cenário de simulação para série MWM utilizando conversão 1.	98
4.10	Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo MWM, conversão 1.	99
4.11	Tabela de parâmetros do cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 2 Mbps$, pacotes de 1518 bytes.	104
4.12	Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo Poisson, 2 Mbps, 1518 bytes.	104
4.13	Tabela de parâmetros do cenário de simulação para série MWM utilizando conversão 2.	108
4.14	Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo MWM, conversão 2.	109
4.15	Tabela de parâmetros do cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 2 Mbps$, pacotes de 150 bytes.	114
4.16	Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo Poisson, 2 Mbps, 150 bytes.	114
4.17	Tabela de parâmetros do cenário de simulação para série fGN utilizando conversão 1.	118
4.18	Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo fGN, conversão 1.	119
4.19	Tabela de parâmetros do cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 50 Mbps$, pacotes de 1518 bytes.	123
4.20	Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo Poisson, 50 Mbps, 1518 bytes.	124
4.21	Tabela de parâmetros do cenário de simulação para série fGN utilizando conversão 2.	127
4.22	Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo fGN, conversão 2.	128
4.23	Tabela de parâmetros do cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 50 Mbps$, pacotes de 150 bytes.	133

4.24	Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo Poisson, 50 <i>Mbps</i> , 150 <i>bytes</i>	133
4.25	Tabela de consolidação dos parâmetros de QoS para os diversos cenário de simulação.	137

Lista de Abreviaturas

AR *Auto Regressive*

ATM *Asynchronous Transfer Mode*

CAC *Controle de Admissão de Conexões*

CBR *Constant Bit Rate*

CQS *Classify, Queue and Schedule*

CRM *Customer Relationship Management*

CSMA/CD *Carrier Sense Multiple Access with Collision Detection*

CWT *Continuous Wavelet Transform*

DEP *Densidade Espectral de Potência*

DFBM *Discrete Fractional Brownian Motion*

DiffServ *Differentiated Services*

D-ITG *Distributed Internet Traffic Generator*

DW *Data Warehouse*

DWPT *Discrete Wavelet Packet Transform*

DWT *Discrete Wavelet Transform*

ERP *Enterprise Resource Planning*

fBM *Fractional Brownian Motion*

FD *Fractionally Differenced Process*

FFT *Fast Fourier Transform*

fGN *Fractional Gaussian Noise*

GPS *Generalized Processor Sharing*

GSSM *Gaussian Spectral Synthesis Method*

IDWT *Inverse Discrete Wavelet Transform*

IETF *Internet Engineering Task Force*

IIR *Infinite Impulse Response*

IntServ *Integrated Services*

IP *Internet Protocol*

LSPs *Label Switched Paths*

LRD *Long Range Dependence*

MODWT *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform*

MPLS *Multiprotocol Label Switching*

MRA *MultiResolution Analysis*

MTU *Maximum Transfer Unit*

MWM *Multifractal Wavelet Model*

NS-2 *NS-2 Network Simulator*

PDF *Probability Density Function*

PHB *Per-Hop Behavior*

PPL *Pure Power Law Process*

PPP *Point-to-Point Protocol*

QoS *Quality of Service*

RED *Random Early Detection*

RSVP *Resource Reservation Protocol*

SNMP *Simple Network Management Protocol*

SRD *Short Range Dependence*

TI *Tecnologia da Informação*

WAN *Wide Area Network*

WFT *Windowed Fourier Transform*

WWW *World Wide Web*

1 Introdução

1.1 Objetivo

O objetivo deste trabalho é modelar e implementar um gerador de tráfego agregado que exiba propriedades *fractais*. O tráfego agregado fractal é adequado para uso em ambientes de simulação e testes envolvendo redes multisserviço. O gerador de tráfego proposto emprega modelos para síntese de séries temporais que reproduzem as características estatísticas (*auto-similaridade*, *Long Range Dependence* (LRD) e *Short Range Dependence* (SRD)) encontradas em *traces* de tráfego das redes por comutação de pacotes reais, como a *Internet* (PARK; WILLINGER et al., 2000).

As principais contribuições desta pesquisa são:

1. implementação da síntese de séries temporais que aproximam realizações de um processo estocástico *Fractional Gaussian Noise* (fGN) via *Discrete Wavelet Transform* (DWT);
2. implementação da síntese de séries temporais segundo o modelo *Multifractal Wavelet Model* (MWM) via DWT;
3. flexibilidade para introdução de SRD via filtragem *Infinite Impulse Response* (IIR) das séries temporais sintetizadas;
4. implementação de duas alternativas de conversão de séries temporais em séries de pacotes;
5. validação das características estatísticas obtidas através de um método de análise apropriado;
6. criação de alguns cenários de simulação introduzindo tráfego interferente sintetizado;
7. comparações iniciais de resultados entre cenários de simulação com tráfego LRD versus tráfego Poisson;

8. possibilidade de extensão do gerador para experimentação de diversos serviços e tecnologias de redes em ambiente de teste (*testbed*), emulando condições de tráfego reais.

1.2 Organização do Trabalho

Neste Capítulo, apresentam-se os objetivos desta pesquisa e uma seção introdutória expondo o contexto e motivações para uso de um gerador de tráfego auto-similar em redes multisserviço.

O Capítulo 2 constitui uma revisão teórica dos tópicos: geração de tráfego, auto-similaridade, processos LRD, transformada *wavelet* e modelos de tráfego.

Em seguida, apresentam-se os resultados experimentais que encontram-se divididos em dois Capítulos, 3 e 4.

O Capítulo 3 mostra os resultados obtidos com a geração de realizações aproximadas do modelo fGN e exatas do modelo MWM através da transformada *wavelet* discreta, introdução de SRD via filtragem IIR e análise estatística das séries temporais obtidas.

No Capítulo 4 apresentam-se duas alternativas de conversão de séries temporais em séries de pacotes. Ainda nesse capítulo, discute-se um método para utilização das séries de pacotes em cenários de simulação e exibem-se os resultados de simulação.

Conclusões e sugestões para trabalhos futuros são discutidos no Capítulo 5.

1.3 Contexto e Motivação

Os avanços tecnológicos dos últimos anos na área de telecomunicações, redes e aplicações comprovam um fato que era esperado: a *Internet* e as redes de dados corporativas serão a infra-estrutura para um cenário de convergência entre transmissão de dados e de fluxos de aplicações multimídia (voz sobre *Internet Protocol* (IP), transmissão de vídeo, mensagens instantâneas, *internet banking* etc) (ARMITAGE, 2001). Já é realidade nos *desktops* de muitos usuários da *Internet*, a presença de aplicativos para serviços avançados, como é o caso da telefonia IP (SKYPE, 2006). Apesar disso, muitas vezes a qualidade de serviço (*Quality of Service* (QoS)) obtida tanto em aplicações mais tradicionais (ex. navegar na *web*) quanto nas mais recentes fica abaixo das expectativas dos usuários, o que é

possível de ser notado ao se acessar o conteúdo de um *web site* em momentos de alta utilização, ou ao se utilizar um serviço de telefonia via *Internet* para efetuar uma chamada de longa distância.

Grandes empresas estão em busca de visibilidade sobre os indicadores de desempenho e disponibilidade de cada uma de suas aplicações, uma vez que a maioria dos processos de negócio dessas corporações é informatizado e o baixo desempenho ou indisponibilidade dessas aplicações causa impacto na produtividade de seus funcionários e compromete suas receitas financeiras. Essas corporações dependem de sistemas complexos: *Enterprise Resource Planning* (ERP), *Customer Relationship Management* (CRM), *Data Warehouse* (DW), sistemas legados etc. Cada um desses sistemas precisa ser monitorado, tanto em termos de *software* (serviços, filas, *hits*/segundo etc.) como de *hardware* (CPU e memória de servidores, placas de rede, discos etc.). Adicionalmente, deve-se monitorar o caminho entre os servidores e os *endpoints* dos usuários. Para serem capazes de efetuar a gestão dos inúmeros fatores envolvidos em um cenário como esse, freqüentemente, as equipes da área de Tecnologia da Informação (TI) dessas corporações empregam ferramentas de gerenciamento (baseadas, por exemplo, no protocolo *Simple Network Management Protocol* (SNMP)) para coletar informações de cada nó da rede, de cada servidor e, mais recentemente, até mesmo do tempo de resposta das aplicações (BAC..., 2006).

Verifica-se, portanto, a preocupação atual em controlar um cenário complexo, heterogêneo e em constante mudança que é a rede de informação de uma grande corporação.

A *Internet* não é muito diferente: provedores de serviço estão interessados em medir, caracterizar e estimar cada parâmetro que possa influenciar a percepção dos usuários finais quando esses estiverem usando os mais diversos serviços possíveis de serem prestados através da rede de comutação de pacotes.

Alinhado com as constatações acima, (BAUER et al., 1998) apresenta um trabalho envolvendo os temas *testbed* e QoS. O artigo enfatiza o fato dos ambientes computacionais estarem se tornando cada vez mais distribuídos, as aplicações significativamente maiores, mais complexas, multimídia e sendo utilizadas em papéis críticos nas organizações empresariais. Ao mesmo tempo, cresce rapidamente a demanda dos usuários por desempenho, confiabilidade e disponibilidade das aplicações que deve ser atendida através de uma QoS adequada entregue a esses usuários. Por esses motivos, o tema QoS tem recebido considerável atenção da comunidade de pesquisa.

Sabe-se que uma das razões para a ampla adoção e rápida evolução das redes IP deve-se a sua flexibilidade para incorporar novos serviços. Segundo (KWEON; CHO; SHIN, 2004), os avanços na tecnologia de redes de alta velocidade viabilizaram o transporte de tráfego de várias aplicações através das redes de dados, resultando na explosão de crescimento da *Internet*. Em particular, as redes *Ethernet* teriam atraído bastante interesse para serviços e aplicações distintas por apresentarem baixo custo, maturidade e estabilidade provadas através do uso massivo.

O tema principal discutido no artigo citado é a adaptação das redes *Ethernet* para suportar aplicações de automação industrial. Os autores evidenciam a importância da previsibilidade na entrega de pacotes para aplicações em tempo real. No contexto da automação industrial, o atraso de transmissão (*delay*) enfrentado por cada mensagem em tempo real é uma importante métrica de desempenho da rede, exercendo grande influência na QoS entregue às aplicações de tempo real, enquanto que o *throughput* médio é a métrica mais importante para pacotes de aplicações que não sejam de tempo real (*non-real time*).

O exemplo descrito acima mostra que, na área de redes de computadores, uma determinada métrica de desempenho da rede será mais ou menos relevante dependendo do tipo de aplicação (e conseqüentemente do tipo de tráfego) que deseja-se utilizar. Esse é um fator importante a ser considerado quando se busca inferir qual será o nível de QoS entregue a cada solicitação de acesso à rede. Portanto, uma rede *inteligente*, capaz de atender aos requisitos de QoS das aplicações que acessam seus serviços, precisa ser informada sobre quais métricas de desempenho da rede são relevantes para as diversas fontes de tráfego e quais são os limiares aceitáveis para essas métricas.

As redes IP são conhecidas por oferecerem um serviço do tipo melhor esforço (*Best Effort*). Entre as premissas fundamentais das redes IP, está a idéia de manter a rede o mais simples possível, provendo um conjunto mínimo de funcionalidades que permitam que os *endpoints* complexos em suas bordas possam se comunicar. Essa premissa não coincide com a arquitetura das redes de telecomunicações tradicionais, em que os terminais são extremamente simples e toda a inteligência está concentrada na rede. Para tornar as redes IP capazes de oferecer outros níveis de serviço além do *Best Effort*, é necessário agregar funcionalidades adicionais a essas redes, deixando-as mais “inteligentes”. É com essa discussão que (ARMITAGE, 2001) dá início a uma série de explicações sobre técnicas, protocolos e novas tecnologias que estão sendo incorporadas às redes IP tradicionais visando oferecer QoS aos fluxos de aplicações que trafegam por essas redes.

Em (BACKÄR, 2000), pesquisa com foco semelhante ao deste trabalho, elaborase um breve resumo sobre a evolução das redes de pacotes. De acordo com o autor, existe uma diferença de demandas entre as redes de telefonia e as redes de pacotes. Apesar de as redes de telefonia oferecerem há muitas décadas o serviço de voz (baixa qualidade de áudio) e a transmissão de dados em baixas taxas de bit (utilizando tecnologia de modem), novas demandas e requisitos de serviços para aplicações em tempo real (como o processamento de voz) ou requisitos específicos de taxa de bit e atraso de transferência (aplicações de processamento de dados) estão surgindo. A atual abrangência e flexibilidade das redes de pacotes (consolidação em todo o mundo das redes IP) faz com que aumentem as expectativas de que essas redes sejam capazes de atender, de maneira eficiente, a todas essas novas solicitações. No entanto, o sucesso das tradicionais redes de telefonia pode ser atribuído à habilidade dos engenheiros de telecomunicações em projetarem, implantarem, monitorarem e controlarem de maneira apropriada esses sistemas com a finalidade de atenderem ao volume dimensionado de requisições de serviço. Da mesma forma, as redes de pacotes deverão atingir um grau de maturidade adequado em que projeto, implantação, monitoramento e controle de recursos permitam que se assegure a QoS oferecida às aplicações dos usuários e em que os serviços disponibilizados possam suprir as demandas atuais e futuras.

A análise de teletráfego é a aplicação da teoria das filas como uma ferramenta de análise de desempenho em redes de telecomunicações. Segundo o autor citado, essa ferramenta se mostrou essencial para o desenvolvimento de redes de telecomunicações eficientes que conseguiram atingir com custo aceitável, requisitos de desempenho satisfatórios para um determinado conjunto de serviços. O uso das técnicas de análise de teletráfego possibilitou a expansão com sucesso do serviço de telefonia tradicional e a identificação da maioria dos problemas de desempenho que surgiram nessas redes.

Nas últimas décadas, as demandas por serviços de dados cresceram mais rapidamente que as demandas pelos tradicionais serviços de voz. Diante disso, consideráveis investimentos foram feitos em novas tecnologias de banda larga, tanto em termos de conectividade (ex. redes *Asynchronous Transfer Mode* (ATM)) quanto em termos de serviços (computação distribuída, *streaming* de mídias, *World Wide Web* (WWW), vídeo sobre demanda, voz sobre IP etc). A investigação de modelos adequados e a caracterização do tráfego de pacotes têm recebido grande atenção e tornaram-se temas relevantes para o desenvolvimento de redes com serviços flexíveis, robustos e financeiramente acessíveis.

Em uma rede com suporte a QoS, as definições de ações preventivas para

evitar congestionamento são conhecidas como *funções de controle de tráfego e congestionamento*. A necessidade para a inclusão dessas funções foi reconhecida desde o projeto e elaboração dos padrões das redes ATM (GINSBURG, 1999). Existem propostas de solução para controle de congestionamento baseadas em efetuar continuamente medições de caminhos da rede, buscando inferir o volume de tráfego agregado por esses caminhos (LIMA, 2002). Essas medições seriam o suporte para a ação de algoritmos de Controle de Admissão de Conexões (CAC) que controlam o acesso à rede visando a garantia da QoS requisitada.

A implementação de mecanismos preventivos de controle de tráfego, tais como o CAC (LIMA, 2002) e Controle Dinâmico de QoS (BARRA, 2005), é essencial para o bom funcionamento de uma rede multisserviço. Sem controle, a demanda irrestrita pelos recursos compartilhados (*buffers*, banda e processadores) pode degradar seriamente o desempenho da rede. O controle do tráfego é necessário para proteger a QoS percebida pelos usuários e para assegurar a utilização eficiente dos recursos da rede.

Portanto, face às recentes demandas por novos serviços e pela garantia de requisitos de QoS; face à relevância da análise de teletráfego para o desenvolvimento de redes de comunicação eficientes e de bom desempenho; face à necessidade de inclusão e validação de novos protocolos e funções nas redes de dados, como por exemplo as funções de controle de tráfego e congestionamento; torna-se indispensável reproduzir as condições das redes reais (volume e características do tráfego) em cenários de simulação e em ambientes flexíveis e controlados como o de redes de testes, a fim de habilitar o desenvolvimento bem sucedido dessas novas tecnologias. O gerador de tráfego agregado, proposto neste trabalho, é uma ferramenta imprescindível para a construção adequada desses ambientes.

A principal motivação para este trabalho está ligada ao fato dos testes de validação dos algoritmos de controle de tráfego deverem ser realizados com um tráfego agregado realista e bem definido. Deve-se ter a possibilidade de variar as propriedades do tráfego utilizado em redes de teste e nas simulações. Serão revisados e explorados neste trabalho dois modelos com aplicação para síntese de tráfego que tiveram boa aceitação em virtude de possuírem propriedades estatísticas semelhantes às encontradas em *traces* de tráfego real. O objetivo final é o emprego dos modelos fGN e MWM na geração de séries temporais LRD, conversão dessas séries temporais em séries de pacotes através de duas propostas distintas, análise dos resultados obtidos e implementação de um gerador de tráfego flexível que possa ser utilizado em simuladores de redes ou em uma rede experimental (*testbed*).

2 Revisão Teórica

2.1 Introdução

Até o início da década de 1990, pensava-se que o tráfego das redes de pacotes poderia ser modelado pelo processo aleatório de Poisson (SATO, 1994) (SCHWARTZ, 1996). Entretanto, medidas em redes locais (LELAND et al., 1994) e de grande área (PAXSON; FLOYD, 1995) mostraram que o teletráfego possui propriedades *fractais* tais como *auto-similaridade* e LRD. A LRD implica a existência de um pólo na origem da Densidade Espectral de Potência (DEP). Um objeto matemático (conjunto, medida, etc.) é auto-similar quando apresenta similaridades estruturais em todas (ou pelo menos numa faixa dinâmica extensa) as escalas de observação. No caso do teletráfego, a alternância de períodos de surto e de suavidade (impulsividade ou *burstiness*) e a LRD são mantidas em várias *escalas* de tempo, na faixa de *ms* a *min* ou *h* (a auto-similaridade ocorre num sentido estatístico). A memória longa pode levar a maiores taxas de perda de pacotes do que as que são previstas pela teoria clássica das filas (LELAND et al., 1994) (ERRAMILI; NARAYAN; WILLINGER, 1996).

Os artigos (LELAND et al., 1994) e (PAXSON; FLOYD, 1995) mostraram que não é razoável supor que séries de teletráfego possam ser geradas por modelos ARMA (*AutoRegressive Moving Average* - ARMA) ou Markovianos, cujas autocorrelações decaem exponencialmente para zero com o aumento do *lag* (BOX; JENKINS; REINSEL, 1994) (BROCKWELL; DAVIS, 1996). Na literatura, os processos LRD são também conhecidos como processos com espectro $1/f$.

A transformada *wavelet* é indicada para as análises e sínteses de sinais $1/f$ (PERCIVAL; WALDEN, 2000) (DAUBECHIES, 1992) (GENÇAY; SELÇUK; WHITCHER, 2001) porque:

1. Os coeficientes *wavelet* de um processo $1/f$ são aproximadamente *não correlacionados* no plano tempo-escala. Portanto, a modelagem e o processamento desses sinais naquele domínio pode ser realizado de maneira eficiente.

2. É o método *mais eficiente* do ponto de vista computacional. A complexidade (em termos de operações de adição e multiplicação) associada à geração de uma realização de N amostras é $O(N)$. Métodos baseados na FFT (*Fast Fourier Transform*) (PERCIVAL, 1992) (PAXSON, 1997) possuem complexidade $O(N \log N)$. A técnica de geração no domínio do tempo de Hosking (HOSKING, 1984), baseada nas recursões de Levinson-Durbin, requer $O(N^2)$ operações.
3. Possibilidade de síntese de tráfego não-Gaussiano (importante para aplicações que trabalham em escalas refinadas de tempo (PAXSON; FLOYD, 1995) (RIEDI; VÉHEL, 1997)).
4. A noção de *escala* temporal é intrínseca à definição da transformada (propriedade de *resolução temporal variável*).

2.2 Geradores de Tráfego

Ambientes complexos e heterogêneos podem ser formados por redes de comutação de pacotes com suporte a QoS. As pesquisas envolvendo simulações e experimentos realistas utilizando-se de redes de teste que emulem a operação das redes reais são de extrema importância para analisar inúmeras situações como: desempenho de aplicações multimídia em redes IP, predição e teste das operações de novos protocolos, avaliação da escalabilidade dos serviços operando na rede, validação de algoritmos de controle de tráfego e muitas outras.

Em cenários corporativos é muito comum a aplicação de simuladores e a execução de testes com geração de tráfego (carga) com o objetivo de efetuar o planejamento de capacidade de sistemas (*Capacity Planning*). Usualmente essas empresas configuram ao menos três ambientes de redes e aplicações distintos: ambiente de desenvolvimento, ambiente para execução de testes (*Quality Assurance*) e o ambiente de acesso dos usuários finais (ambiente de produção). Com a motivação principal de “estressar” elementos de rede, servidores *Web*, servidores de aplicação e bases de dados, ferramentas flexíveis e com muitos recursos foram desenvolvidas para atender às necessidades de teste de carga das empresas. O *software* LoadRunner (LOADRUNNER..., 2006) é uma ferramenta comercial cujo objetivo é reproduzir em ambiente de teste as condições experimentadas em ambientes reais. Através dessa ferramenta, a equipe de testes e gestão de capacidade tem a flexibilidade de escolher os locais onde estarão as fontes de tráfego, os protocolos que serão reproduzidos em cada uma das fontes e a quantidade de usuários

emulados que acessam a rede de dados e a aplicação sob teste. Pode-se criar cenários de geração de carga distribuídos, emulando diversos acessos simultâneos de usuários que estivessem realizando processos de negócio distintos nas aplicações disponibilizadas pela empresa. Além disso, esse produto permite a coleta de métricas de QoS e de desempenho dos componentes do *testbed* e acompanha uma ferramenta estatística para a análise dos dados coletados. Dessa maneira é possível emular condições reais de uso da infra-estrutura ao mesmo tempo em que avalia-se o impacto em função da carga gerada, a interferência entre conexões refletida no aumento do tempo de resposta das aplicações e dimensiona-se a capacidade da rede e dos servidores, buscando atingir no ambiente de produção uma utilização ótima dos recursos disponíveis.

Outra possível solução normalmente considerada a fim de se introduzir tráfego agregado em um *testbed* ou ambiente de simulação consiste em capturar *traces* de tráfego em redes reais para posterior reprodução desses *traces* de tráfego nos cenários de teste e simulação. No entanto, essa solução possui desvantagens que podem passar despercebidas à primeira vista, conforme explicado por (FLOYD; PAXSON, 2001). Um efeito indesejado caso utilizem-se *traces* de tráfego em simulações, ocorre sob condições em que o tráfego agregado atinge níveis de carga que acionem mecanismos de controle de congestionamento e acionem os algoritmos de gestão de filas. Nessa situação, as fontes de tráfego que reconheçam a ação desses mecanismos (ex. fonte TCP mediante perda de pacotes) tendem a reduzir sua taxa de transmissão buscando aliviar a condição de congestionamento. Usuários reais poderiam desistir de suas conexões e aplicações adaptativas poderiam mudar o seu comportamento, tornando o *trace* de tráfego específico para a situação em que foi coletado. Em uma simulação com características diferentes das do ambiente real, a interação entre as fontes de tráfego e os mecanismos de controle de recursos de rede será distinta. Espera-se que fontes de tráfego adequadamente modeladas apresentem um comportamento de injeção de pacotes diferente do capturado pelo *trace*, dependendo das condições particulares de cada cenário de teste ou simulação.

O artigo citado menciona algumas técnicas para contornar as dificuldades em simular a *Internet*. Uma das técnicas é buscar por comportamentos empiricamente demonstráveis para uma grande variedade de ambientes, como é o caso do fenômeno da *auto-similaridade*, freqüentemente presente nos padrões de tráfego de redes de dados. Uma outra técnica enfatiza o cuidado que deve ser tomado ao explorar o espaço de parâmetros de uma simulação ou experimento. A recomendação é sempre analisar resultados para uma grande faixa de valores de entrada.

Essa estratégia ajuda a abranger variações inerentes à grande heterogeneidade e às constantes mudanças da *Internet*.

A principal dificuldade em se encontrar um gerador de tráfego realista, que possa ser utilizado em *testbeds* e simulações, está no fato da modelagem e caracterização de tráfego em redes de dados ainda ser um tema sob estudo. A auto-similaridade é uma característica estatística que deseja-se reproduzir, uma vez que é encontrada em *traces* de tráfego reais e é bem aceita pelos pesquisadores na área de redes de dados. Em (PEREIRA, 2002), encontra-se um bom resumo da teoria sobre séries temporais auto-similares, são citados métodos para sua síntese e são indicadas algumas maneiras conhecidas para a estimação do parâmetro de *Hurst* de uma série auto-similar. Nesse trabalho, o estudo e as análises de uma disciplina de serviço *Generalized Processor Sharing* (GPS) foram realizados utilizando-se modelos de tráfego auto-similares, o que reforça a aceitação desse fenômeno.

Davies e Harte (DAVIES; HARTE, 1987) introduziram na literatura estatística o método DHM (Davies and Harte *Method*) de geração de realizações de processos estacionários Gaussianos de média nula. O método assume que a seqüência de autocovariância é conhecida, como é o caso para o fGN (MANDELBROT; NESS, 1968) e para os processos *Fractionally Differenced Process* (FD) (GRANGER; ; JOYEUX, 1980) (HOSKING, 1981). O método é baseado na *Fast Fourier Transform* (FFT). Percival (PERCIVAL, 1992) publicou outro método baseado na FFT denominado *Gaussian Spectral Synthesis Method* (GSSM). Paxson (PAXSON, 1997) também propôs um método de geração de realizações aproximadas do fGN baseado na FFT, porém sua estratégia foi baseada no artigo de Flandrin (FLANDRIN, 1992). Paxson demonstrou que o seu método gera séries estatisticamente indistinguíveis de realizações fGN e que essas séries podem ser utilizadas na geração de tráfego de redes auto-similar.

Em (FAN; MARS, 1997), utiliza-se a transformada *wavelet* para obter um método rápido e preciso de sintetizar séries que aproximam realizações de um processo *Fractional Brownian Motion* (fBM). O objetivo é utilizar as séries sintetizadas para geração de tráfego auto-similar em aplicações de simulação e análise de redes. Ainda no artigo, estima-se com precisão o parâmetro de Hurst de séries auto-similares através da análise do decaimento da variância dos coeficientes da transformada *wavelet*.

O modelo MWM proposto em (RIEDI et al., 1999) permite sintetizar séries não-Gaussianas com propriedades multifractais que possuem aplicação na geração

de tráfego de redes. Esse modelo também é implementado através da transformada *wavelet* e será discutido em detalhes na Seção 2.3.7. Em (SHIMIZU, 2004), encontra-se uma outra proposta de um método para geração de tráfego de redes. O método consiste em dois estágios, em que o primeiro estágio, da mesma maneira que o MWM, parte de um sinal positivo denominado *root signal* e através da transformada *wavelet* gera uma série multifractal com distribuição de probabilidade marginal de cauda longa. No segundo estágio ajustam-se as características de dependência de curta duração utilizando-se uma técnica de decomposição em componentes de frequência por filtros Volterra. O estudo apresentado nesta dissertação assemelha-se ao método citado pois também considera a geração de séries de tráfego em dois estágios, o primeiro modelando as características LRD do tráfego e o segundo em que inserem-se as características SRD.

A pesquisa desenvolvida por Bäckar (BACKÄR, 2000) é uma das principais referências deste trabalho. O objetivo da pesquisa de Bäckar é sintetizar tráfego em “tempo-real” semelhante ao encontrado em redes reais. Ele menciona como motivação de seu trabalho a utilização, em ambientes de teste, do tráfego sintetizado com características reais (a auto-similaridade, a ocorrência de *bursts* e a LRD caracterizam o tráfego encontrado nas redes de dados) para comparação do desempenho de equipamentos de rede obtendo resultados mais realistas.

Efetuando-se pesquisas por ferramentas livres para geração de tráfego em *testbeds*, encontram-se várias opções de ferramentas com a função de geração de pacotes. Algumas delas são mais voltadas para a geração de tráfego HTTP, indicado para realizar testes de carga especificamente em servidores *Web*. Embora modelos auto-similares sejam aceitos para emulação de tráfego em redes de dados, são pouco comuns as ferramentas que incorporam esse tipo de modelo.

Essa constatação reforça a importância de modelar e implementar um gerador de tráfego baseado em modelos estatísticos adequados para redes de dados. Ao identificar as principais dificuldades para realizar a implementação de um gerador de tráfego, percebe-se que o primeiro desafio é a geração de séries temporais auto-similares que possam representar a contagem de *bytes* por unidade de tempo. Em sequência, deve-se investigar alternativas para a conversão de uma série temporal (*bytes/sec*) em uma série com indicações de tamanho e tempo entre pacotes (série de pacotes), que permita o envio desses pacotes na rede. Neste trabalho a geração de séries temporais que se assemelham às realizações de um processo fGN e a geração de séries como especificado pelo modelo MWM são implementadas da mesma maneira descrita por (BACKÄR, 2000). Posteriormente, as séries geradas são convertidas em séries de pacotes por dois métodos alternativos. Em um

deles o tamanho dos pacotes enviados é mantido constante, variando-se o tempo entre pacotes característico de cada *bin* de transmissão. No segundo, os instantes de envio de blocos de pacotes são determinados e equi-espçados, variando-se o tamanho dos blocos e dos pacotes enviados. Encontra-se em (WALL, 1999) e (VEITCH et al., 2000) uma descrição de conversão semelhante a essa última, aplicada no contexto de redes ATM.

A Figura 2.1 apresenta um diagrama de blocos proposto para uma futura implementação do gerador de tráfego que incluirá uma interface de rede para geração dos pacotes em um *testbed*. Na implementação atual, a interface do gerador é feita com o *software* simulador de redes *NS-2 Network Simulator* (NS-2).

Figura 2.1: Diagrama de blocos de um gerador de tráfego

Na solução proposta, o usuário pode controlar o nível médio do tráfego gerado e a amplitude dos surtos através dos parâmetros de entrada da função de *geração da série temporal*. A série gerada é convertida em série de pacotes e encaminhada ao módulo *gerador de pacotes* que, além de montar os pacotes no tamanho especificado pela série sintetizada e com as informações de controle necessárias, determina com o auxílio da função de relógio (*timer*) o momento exato de solicitar à interface de rede o envio dos pacotes.

No momento em que o gerador de tráfego estiver implementado para ser conectado a redes de teste, deseja-se que o tráfego sintetizado por essa ferramenta reproduza com precisão as propriedades estatísticas encontradas em *traces* de tráfego reais. Isso implica que os requisitos temporais (tempo entre pacotes)

das séries obtidas com os modelos de tráfego selecionados deverão ser rigorosamente respeitados. Existem investigações detalhadas sobre o nível de precisão que pode-se obter em função da abordagem adotada para a implementação do módulo gerador de pacotes (PÁSZTOR, 2001), (HOLLABAUGH, 2002), (KHAN, 2002). Do ponto de vista de rede de acesso, é importante notar que a rede *Ethernet* é composta por um barramento compartilhado, em que o acesso ao meio de transmissão é governado pelo protocolo *Carrier Sense Multiple Access with Collision Detection* (CSMA/CD). Existindo outros nós compartilhando o meio de acesso (barramento) entre o nó do gerador de tráfego e o primeiro nó da rede (*switch* ou roteador), não há como garantir que os pacotes do gerador ingressem na rede no instante determinado pela série temporal gerada. Em (ARMITAGE, 2001), afirma-se que “a natureza probabilística do protocolo CSMA/CD torna difícil prever o desempenho de um fluxo em um caminho IP através de um *link Ethernet*”. Para contornar essa limitação utiliza-se uma rede de acesso baseada em *switches* (*switch rich*), em que não existem outros nós compartilhando o *link* entre a fonte de tráfego e o *switch* de acesso. Nesse cenário, o protocolo CSMA/CD não terá o efeito indesejado de tornar imprevisível o instante de emissão dos pacotes do gerador de tráfego.

Em (KWEON; CHO; SHIN, 2004), descreve-se um trabalho relacionado a interface com a rede de dados. O tema abordado é a limitação do *delay* na transmissão de pacotes em redes *Ethernet*. Nesse trabalho foram projetados e implementados dois suavizadores de tráfego adaptativos, o primeiro com programação no nível de *kernel* do sistema operacional e o segundo no nível de programas de usuário. A versão que trabalha ao nível de *kernel* é instalada entre a camada IP e a camada *Ethernet* apresentando melhor desempenho. O suavizador dá maior prioridade aos pacotes de aplicações em tempo real eliminando contenção desnecessária no nó local e suaviza o tráfego de pacotes *non-real time* reduzindo a probabilidade de colisões com pacotes de outros nós da rede. Em uma rede local *Ethernet* os pacotes transmitidos pelos diferentes nós podem colidir já que o protocolo de controle de acesso ao meio, CSMA/CD, permite que essas colisões ocorram. É a possibilidade das colisões que torna impossível obter *delay* previsível na entrega dos pacotes entre os nós locais. O suavizador de tráfego regula os *bursts* intrínsecos ao fluxo de pacotes vindos da camada de rede, tornando o fluxo tão suave quanto possível com o objetivo de reduzir a chance de colisão entre pacotes. É interessante notar o desenvolvimento de *software* que atua ao nível de *kernel* do sistema operacional, visando melhor desempenho no processamento a ser efetuado. Esse tipo de implementação trará ganhos de desempenho para uma futura

interface do gerador de tráfego que permita o envio de pacotes na rede.

Em publicações recentes, *Distributed Internet Traffic Generator* (D-ITG) (EMMA; PESCAPE; VENTRE, 2004) (EMMA et al., 2004) é apresentado como uma solução distribuída para geração de tráfego. O D-ITG é uma plataforma para geração de tráfego que, segundo os autores, adere com precisão aos padrões estabelecidos por processos estocásticos que representem o tempo entre envios de pacotes e o tamanho de pacotes. Essa solução permite a escolha de uma dentre um conjunto de distribuições de probabilidade para a geração das séries de pacotes. Algumas das distribuições disponibilizadas ao usuário são: constante, uniforme, exponencial, normal, Pareto, Poisson etc. Adicionalmente, protocolos bastante utilizados nas redes IP estão mapeados em alguns modelos propostos, permitindo ao usuário da ferramenta escolher um protocolo ao invés das distribuições de probabilidades disponíveis. O D-ITG não possui modelos específicos para a geração de processos auto-similares.

Os trabalhos citados incluem uma explicação sobre cada um dos componentes da plataforma de geração de tráfego: *ITGSend* (módulo que envia os pacotes), *ITGRecv* (módulo que recebe os pacotes), *ITGLog* (recebe as informações de vários *senders* e *receivers* e armazena essas informações em arquivos de *log*) e *ITGManager* (possibilita controlar os módulos geradores de pacotes). Os autores também efetuam comparações entre o D-ITG e alguns geradores disponíveis na *Internet*, baseada no *throughput* obtido por cada gerador. Além do D-ITG, os geradores envolvidos são: Iperf, Mgen, Rudecrude, UDPgenerator e Mtools.

2.3 Modelos de Tráfego

2.3.1 Conceitos Básicos para Análise de Séries Temporais

2.3.1.1 Estacionariedade

Considere um processo estocástico de tempo discreto $X(k)$ ou, abreviadamente, X_k . Considere ainda as variáveis aleatórias $X(k_i)$ ou X_i , correspondentes a observações do processo aleatório $X(k)$ nos instantes de tempo discreto $k_i = k_1, k_2, \dots$

Definição 1 (Processo Estritamente Estacionário) X_k é *estritamente estacionário* quando $\{X(k_1), X(k_2), \dots, X(k_n)\}$ e $\{X(k_1+m), X(k_2+m), \dots, X(k_n+m)\}$ possuem a mesma distribuição de probabilidade conjunta para todos os valores de $n \in \mathbb{Z}_+, k_1, \dots, k_n, m \in \mathbb{Z}$.

A função distribuição de probabilidade F da variável aleatória X_i é definida por $F_{X_i}(\lambda) = Pr\{X_i \leq \lambda\}$

Ao adotar-se $n = 1$, é possível notar que a estacionariedade implica que a função distribuição de probabilidade $F_{X_1}(\lambda)$ será a mesma para todos os instantes k e, portanto, o processo estocástico estacionário apresenta média e variância constantes.

Definição 2 (Processo Estacionário em Sentido Amplo) X_k é *estacionário em sentido amplo* (ou *fracamente estacionário*) quando,

1. $E\{X_k\} = \mu, \forall k$
2. $Var\{X_k\} = \sigma_X^2, \forall k$
3. $Cov\{X_i, X_j\} = \gamma_X(|i - j|)$

em que μ é a média, σ_X^2 é a variância e $\gamma_X(|i - j|)$ é a sequência de autocovariância (definida na Seção 2.3.1.2).

O restante deste trabalho refere-se aos processos estacionários em sentido amplo simplesmente como *processos estacionários*.

Para propósitos de modelagem de tráfego, é interessante que X_k seja *estacionário*, de modo que o comportamento ou estrutura do processo de tráfego será invariante em relação a deslocamentos no tempo.

2.3.1.2 Autocovariância e Autocorrelação

As propriedades de correlação entre observações de processos estocásticos em pontos diferentes do tempo podem ser estudadas através do uso das seqüências (ou funções) de *autocovariância* e *autocorrelação*.

Sejam duas variáveis aleatórias X_0 e X_1 com esperanças $E\{X_0\} = \mu_0$ e $E\{X_1\} = \mu_1$, respectivamente. Define-se a covariância entre X_0 e X_1 :

$$\begin{aligned} Cov\{X_0, X_1\} &= E\{(X_0 - \mu_0)(X_1 - \mu_1)\} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x_0 - \mu_0)(x_1 - \mu_1) f_{X_0, X_1}(x_0, x_1) dx_0 dx_1, \end{aligned} \quad (2.1)$$

em que $f_{X_0, X_1}(x_0, x_1)$ denota a função densidade de probabilidade (*Probability Density Function* (PDF)) conjunta de X_0 e X_1 no ponto (x_0, x_1) .

Nas condições em que X_0 e X_1 são variáveis aleatórias correspondentes a observações em instantes de tempo discreto de um processo aleatório X_k , $Cov\{X_0, X_1\}$ é denominada *autocovariância* de X_k entre os instantes 0 e 1.

Assumindo que um processo estocástico seja estacionário, sua PDF conjunta $p(X_{k_1}, X_{k_2})$ será a mesma para todos os valores k_1, k_2 desde que o intervalo $k_2 - k_1$ seja mantido constante. A covariância entre X_i e $X_{i+\tau}$ separadas por τ intervalos de tempo é denominada seqüência de *autocovariância* com *lag* τ :

$$\gamma_X(\tau) = cov[X_i, X_{i+\tau}] = E[(X_i - \mu)(X_{i+\tau} - \mu)], \quad (2.2)$$

em que $\mu = E[X_i] = E[X_{i+\tau}]$.

A seqüência de *autocorrelação* com *lag* τ é definida como:

$$\rho_X(\tau) = \frac{E[(X_i - \mu)(X_{i+\tau} - \mu)]}{\sqrt{E[(X_i - \mu)^2]E[(X_{i+\tau} - \mu)^2]}} = \frac{E[(X_i - \mu)(X_{i+\tau} - \mu)]}{\sigma_X^2}, \quad (2.3)$$

pois para processos estacionários a variância $\sigma_X^2 = \gamma_X(0)$ é a mesma tanto no instante de tempo $i + \tau$ quanto no instante i . Portanto, pode-se escrever a autocorrelação com *lag* τ :

$$\rho_X(\tau) = \frac{\gamma_X(\tau)}{\gamma_X(0)}. \quad (2.4)$$

2.3.1.3 Função Densidade Espectral de Potência

Para muitos processos estacionários de valores reais e que são de interesse para servirem como modelos de fenômenos físicos (assume-se que estes processos apresentem espectro limitado em frequência), a informação sobre $X(k)$ que está con-

tida na seqüência de autocovariância pode ser reescrita em termos da função Densidade Espectral de Potência (DEP) (PERCIVAL; WALDEN, 2000). Se a seqüência de autocovariância é uma seqüência de quadrado integrável, então a DEP pode ser obtida através da (2.5) ¹,

$$S_X(f) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} \gamma_X(\tau) e^{-i2\pi f\tau}. \quad (2.5)$$

A relação (2.5) significa que $S_X(f)$ é calculada através da transformada de Fourier de $\gamma_X(\tau)$. A antitransformada da DEP leva à seqüência de autocovariância ²,

$$\gamma_X(\tau) = \int_{-f_N}^{f_N} S_X(f) e^{i2\pi f\tau} df, \quad (2.6)$$

em que f_N corresponde à frequência de Nyquist.

Antitransformando para $\tau = 0$ obtém-se um resultado fundamental que mostra como $S_X(f)$ decompõe a variância do processo aleatório em respeito à frequência:

$$\int_{-f_N}^{f_N} S_X(f) df = \gamma_X(0) = Var\{X_k\}. \quad (2.7)$$

Essas relações também implicam que existindo forte correlação para grandes valores do *lag* τ , haverá picos no espectro de potência para baixos valores da frequência f . Portanto, a característica LRD deve ser encontrada em séries temporais que possuam espectro de potência com pico ou pólo na origem (comportamento $1/f$).

2.3.2 Dependência de Longa Duração

Em (LIMA, 2002), encontra-se um bom resumo da teoria de séries temporais com dependência de longa duração. Esse resumo será a base das próximas seções.

Considere o processo estocástico estacionário $X(k)$, e as variáveis aleatórias X_i , obtidas do processo $X(k)$ nos instantes de tempo discreto $k_i, i = 1, 2, \dots$:

$$X(k_i) = X_i \quad (2.8)$$

Sejam $\mu = \overline{X}$ a média, σ_X^2 a variância, $\gamma_X(|i - j|)$ a autocovariância e $\rho_X(i, j) = \rho_X(|i - j|)$ a autocorrelação de $X(k)$ em qualquer intervalo $\tau = |i - j|$.

¹A seqüência de autocovariância ser de quadrado integrável é uma condição suficiente, mas não necessária para que exista a DEP.

²Mesmo que a DEP exista mas não possa ser expressa por (2.5), a relação (2.6) é válida.

Considere $x_1, x_2, \dots, x_n$ observações de uma realização $x(k)$ de $X(k)$ nos instantes de tempo $k_i, i = 1, 2, \dots, n$. Se as variáveis aleatórias $X_1, X_2, \dots, X_n$ são *independentes* ou *não-correlacionadas*, isto é, se $\rho_X(i, j) = 0$ para $i \neq j$, então, a variância amostral de $\bar{x}$ (estimador de μ) é dada pela (2.9), em que $\bar{x}$ é a média da amostra de n elementos:

$$\sigma_{\bar{x}}^2 = \frac{\sigma_X^2}{n}, \quad (2.9)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i. \quad (2.10)$$

Se a amostra é suficientemente grande, a distribuição amostral do estimador $\bar{x}$ é normal (veja Figura 2.2). A expressão do intervalo de confiança para μ , ao nível de confiança $(1 - \beta)$, é dada pela (2.11), conforme visto em Neto, 1997 apud (LIMA, 2002).

Figura 2.2: Distribuição amostral de $\bar{x}$, extraída de (LIMA, 2002).

$$\bar{x} \pm z_{\beta/2} \frac{\sigma_X}{\sqrt{n}}. \quad (2.11)$$

Em (2.11), $z_{\beta/2} = \frac{(\mu + e_0) - \mu}{\sigma_X / \sqrt{n}}$ é a variável normal padronizada e e_0 denota a semi-amplitude do intervalo de confiança.

O comportamento da variância do estimador $\bar{x}$ não segue a (2.9) quando o processo $X(k)$ exibe autocorrelação $\rho_X(\tau)$ não desprezível para grandes valores de τ . Nessa condição, diz-se que o processo $X(k)$ possui característica LRD conforme a definição:

Definição 3 (Dependência de Longa Duração) *Um processo estacionário $X(k)$ possui memória longa ou dependência de longa duração se a sua função de autocorrelação $\rho_X(\tau)$, para valores suficientemente grandes de τ , decresce segundo uma função potência.*

$$\rho_X(\tau) \sim |\tau|^{-(1-\alpha)}, \quad \tau \rightarrow \infty, \quad (2.12)$$

em que $0 < \alpha < 1$.

O decaimento para zero da função de autocorrelação é muito mais lento para um processo LRD do que para processos que apresentem apenas *memória curta*, SRD. Isso implica em observações bastante separadas no tempo apresentarem correlação não desprezível (observações correntes mantêm alguma “memória” de eventos distantes no passado).

As autocorrelações decaem para zero tão lentamente (o decaimento é hiperbólico) que não são somáveis, como exibido na (2.13):

$$\sum_{\tau=-\infty}^{\infty} \rho_X(\tau) = \infty. \quad (2.13)$$

Em (BERAN, 1994 apud PERCIVAL; WALDEN, 2000), enuncia-se o equivalente à Definição 3 no domínio da frequência. A (2.12) implica a existência de um pólo na origem (frequência $f = 0$) da DEP como indicado na (2.14):

$$\lim_{f \rightarrow 0} \frac{S_X(f)}{C_S |f|^{-\alpha}} = 1, \quad (2.14)$$

em que $0 < \alpha < 1$ e $C_S > 0$.

Observa-se que com $\alpha \in (0, 1)$ (intervalo aberto), $S_X(f)$ tende ao infinito na origem. Usualmente a literatura refere-se ao parâmetro α como *expoente de escala* (*scaling exponent*).

Segundo (BERAN, 1994 apud LIMA, 2002), se $X(k)$ é LRD (ou chamado “ruído $1/f$ ”), a variância de $\bar{x}$ decresce com o tamanho n da amostra mais lentamente do que no caso tradicional (variáveis independentes ou não-correlacionadas), como apresentado na (2.15):

$$\sigma_{\bar{x}}^2 \approx \sigma_X^2 c(\rho) n^{-(1-\alpha)}, \quad (2.15)$$

com $\alpha \in (0, 1)$ e $c(\rho)$ definido por:

$$c(\rho) = \lim_{n \rightarrow \infty} n^{-(1+\alpha)} \sum_{i \neq j} \rho_X(i, j). \quad (2.16)$$

Nesse caso, a distribuição de $\bar{x}$ é assintoticamente Gaussiana, com $E(\bar{x}) = \mu$. O comportamento LRD de $X(t)$ torna a estimação de parâmetros como $\bar{x}$ mais difícil. Nesse caso, a equação do intervalo de confiança para $\bar{x}$ (2.11) não é aplicável.

Alguns exemplos de séries temporais LRD:

- nível mínimo anual do rio Nilo (medição registrada há centenas de anos);
- tráfego agregado em redes;
- tráfego gerado por uma fonte VBR (*Variable Bit Rate* - taxa de transmissão variável);
- temperatura global para o hemisfério norte (medida mensalmente) entre os anos 1854-1989.

2.3.3 Fractais

O estudo de fractais está relacionado ao interesse por conjuntos de objetos irregulares que normalmente não são abordados ou descritos pelos métodos da geometria e matemática clássica (BACKÄR, 2000).

Fractal é um termo que vem do latim *fractus*, com o significado de fraturado, quebrado. Foi proposto por Mandelbrot, 1982 apud (LIMA, 2002), em seu ensaio fundamental sobre a matemática dos conjuntos irregulares ou não suaves. Uma forma geométrica é *fractal* ou *auto-similar* (num sentido determinístico) se as mesmas estruturas geométricas são observadas independentemente da distância com que se olha um objeto. Uma maneira de apresentar o conceito de fractais é destacando algumas de suas principais propriedades, através da análise de um exemplo como o conjunto de Cantor (Figura 2.3).

Pode-se notar que a Figura 2.3 exibe a mesma aparência ou formato quando observada em diferentes escalas de uma mesma dimensão. Ressalta-se que a dimensão pode ser o espaço ou o tempo e que para fins de modelagem, análise e síntese de tráfego, processos estocásticos que exibem auto-similaridade temporal podem ser utilizados. Para a construção recursiva do conjunto de Cantor, adotam-se as seguintes regras:

Figura 2.3: Conjunto de Cantor (cinco iterações), extraída de (LIMA, 2002).

1. Parte-se um segmento no intervalo $[0,1]$.
2. Remove-se o terço do meio desse segmento.
3. A cada iteração, remove-se o terço do meio dos segmentos resultantes do passo anterior.

Existe uma descrição matemática para a construção do conjunto de Cantor:

- E_0 é o conjunto dos números reais contidos no intervalo $[0,1]$;
- Removendo-se o terço do meio do conjunto E_0 , tem-se E_1 , composto pelos intervalos $[0, 1/3]$ e $[2/3, 1]$;
- E_2 é obtido a partir de E_1 , apagando-se o terço do meio dos intervalos $[0, 1/3]$ e $[2/3, 1]$, resultando os quatro intervalos: $[0, 1/9]$, $[2/9, 1/3]$, $[2/3, 7/9]$, $[8/9, 1]$;
- As iterações seguem de forma que cada E_k é obtido apagando-se o terço do meio de cada segmento em E_{k-1} .

Chega-se então ao conjunto de Cantor F , que consiste dos números que estão em E_k para todo k , ou seja, $F = \bigcup_{k=0}^{\infty} E_k$. A característica perceptível na Figura 2.3, em que o formato de uma determinada parte do objeto, quando magnificada, se assemelha ao formato do todo, é o fenômeno da auto-semelhança ou *auto-similaridade*.

Em Stallings, 2001 apud (LIMA, 2002), ressalta-se que o conjunto de Cantor possui duas propriedades comuns a todos os objetos auto-similares:

- Possui uma estrutura rica em detalhes em escalas arbitrariamente pequenas e por isso a sua geometria não é facilmente descrita em termos clássicos. Esse fenômeno não ocorre em figuras “suaves” da geometria clássica.
- As estruturas se repetem. Uma estrutura auto-similar contém réplicas menores de si mesma em todas as escalas. A cada iteração, as porções da esquerda e da direita do conjunto de Cantor são réplicas exatas do segmento no passo anterior.

2.3.4 Auto-similaridade

De maneira intuitiva (definição formal adiante), diz-se que um processo aleatório é auto-similar se as suas propriedades estatísticas não são alteradas com uma mudança na escala de tempo.

No contexto de tráfego de dados, a Figura 2.4 exhibe as diferenças qualitativas entre o tráfego *Ethernet* real e o tráfego sintetizado através do modelo clássico de Poisson (LIMA, 2002). Nessa figura, os *traces* de tráfego apresentados em quaisquer dos gráficos com unidade de tempo igual a 10 segundos correspondem a magnificações (*zoom in*) dos *traces* de tráfego representados nos gráficos com unidade de tempo igual a 100 segundos, aproximadamente entre os instantes de tempo discreto 150 e 250. Para o tráfego sintetizado através de um modelo auto-similar (à direita) com $H = 0,9$, o gráfico com unidade de tempo igual a 1 segundo corresponde à magnificação do tráfego representado no gráfico com unidade de tempo igual a 10 segundos, aproximadamente entre os instantes de tempo discreto 720 e 820. O mesmo se aplica aos demais gráficos. Não há uma escala de tempo característica (ou um tamanho natural) para a ocorrência de períodos de surtos no caso do tráfego real (à esquerda). A alternância de períodos de surtos e de suavidade é preservada em várias escalas de tempo. Já para o tráfego Poisson (ao centro), nota-se que períodos de surtos de tráfego ocorrem em escalas de tempo menores (10 milissegundos e 0,1 segundo) e que a agregação do processo resulta em uma série semelhante à de um ruído branco Gaussiano (identificado na unidade de tempo igual a 10 segundos). Esse comportamento do tráfego Poisson é uma clara indicação de que as propriedades estatísticas do processo não são mantidas ao longo de várias escalas de agregação. Finalmente, observa-se para o tráfego sintetizado através de um modelo auto-similar que, da mesma maneira

que para o tráfego real, também há alternância em várias escalas de tempo de períodos de surtos e de suavidade.

Figura 2.4: Comparação de realizações de tráfego extraída de Willinger et al., 1995 apud (LIMA, 2002). À esquerda a realização de tráfego real, ao centro a realização do tráfego sintetizado com modelo Poisson e à direita a realização do tráfego sintetizado com modelo auto-similar

Diferentemente de fractais, os *traces* de tráfego da Figura 2.4 não apresentam semelhança *exata* entre suas porções em diferentes escalas. A auto-similaridade ocorre num senso estatístico e não determinístico. A auto-similaridade é relacionada à preservação de *burstness* (alternância entre surtos e períodos de maior suavidade) (PARK; WILLINGER et al., 2000).

2.3.4.1 Processos auto-similares de tempo contínuo

Matematicamente, pode-se definir um processo estocástico auto-similar da seguinte forma (PEREIRA, 2002):

Definição 4 (Processos estocásticos auto-similares) *Seja um processo estocástico de tempo contínuo $Y(t)$, $t \in \mathbb{R}$. $Y(t)$ é auto-similar com parâmetro de*

auto-similaridade H ($0 < H < 1$) (H -ss self-similar with parameter H) se, para todo $c > 0$, os processos $Y(t)$ e $c^{-H}Y(ct)$ são identicamente distribuídos, como exibido na (2.17):

$$Y(t) \stackrel{d}{=} c^{-H}Y(ct), \quad (2.17)$$

em que $\stackrel{d}{=}$ denota igualdade de distribuição.

O parâmetro de auto-similaridade H é denominado parâmetro de Hurst, em homenagem a H. E. Hurst (PEREIRA, 2002). Em Stallings, 2001 apud (LIMA, 2002), afirma-se que o parâmetro de Hurst H mede o grau de *persistência* de um fenômeno estatístico, sendo uma medida da intensidade da dependência de longa duração de um processo estocástico. Além disso, o parâmetro H pode ser escrito em termos do parâmetro α da (2.12): $H = (\alpha + 1)/2$. A dependência de longa duração fica caracterizada se $1/2 < H < 1$. Quanto mais próximo H estiver de 1, maior será o grau de persistência ou do comportamento LRD.

Segundo a Definição 4, $Y(t)$ é não-estacionário devido ao fator c^{-H} ³. O processo $Y(t)$ pode ser interpretado como o volume de tráfego acumulado até o instante de tempo t , sendo denominado processo de acumulação. A ele usualmente associa-se um processo de incrementos, que representa o volume de tráfego acumulado em um dado intervalo de tempo $[t_0; t_0 + t]$. Também define-se o conceito de auto-similaridade para processos de incrementos (PEREIRA, 2002):

Definição 5 (Processo auto-similar de incrementos) *O processo de incrementos $X(t)$, $t \in \mathbb{R}$, associado ao processo $Y(t)$, é denominado auto-similar com parâmetro de auto-similaridade H ($0 < H < 1$) se, para todo $c > 0$ e $t_0 \geq 0$:*

$$X(t) = Y(t_0 + t) - Y(t_0) \stackrel{d}{=} c^{-H}[Y(t_0 + ct) - Y(t_0)]. \quad (2.18)$$

Pode-se demonstrar que, se o processo $Y(t)$ é auto-similar, o correspondente processo de incrementos $X(t)$ também é auto-similar (PEREIRA, 2002). Se o processo de incrementos $X(t)$ de $Y(t)$ for um processo estacionário, então $Y(t)$ é denominado H -sssi (H self-similar with stationary increments), ou seja, auto-similar com incrementos estacionários.

³Excetuando-se o caso em que $Y(t)$ é degenerado, i. e., $Y(t) = 0$, $\forall t \in \mathbb{R}$

2.3.4.2 Processos auto-similares de tempo discreto

O processo estacionário de incrementos $X(t)$ pode ser discretizado para obter $X(k)$, capaz de representar o volume de tráfego em um instante $k \in \mathbb{Z}$. Assume-se aqui que $E[X(k)] = \mu = 0$ a fim de que a notação seja simplificada. Pode-se então, definir processos agregados $X^{(m)}(k)$, $k \in \mathbb{Z}$ como a média amostral do processo original $X(k)$ em blocos não sobrepostos de tamanho m :

$$X^{(m)}(k) = \frac{1}{m} \sum_{i=m(k-1)+1}^{mk} X(i). \quad (2.19)$$

Utilizando-se da estacionariedade e auto-similaridade de $X(k)$, pode-se demonstrar que $X^{(m)}(k) \stackrel{d}{=} m^{H-1}X(k)$. Portanto, se $Y(t)$ é H-sssi, então o correspondente processo de incrementos em tempo discreto satisfaz uma relação semelhante àquela utilizada para definir auto-similaridade em tempo contínuo (Definição 4), de acordo com a seguinte definição (PEREIRA, 2002):

Definição 6 (Processos estocásticos auto-similares de tempo discreto)

Seja um processo $X(k)$, $k \in \mathbb{Z}$. Esse processo é denominado *auto-similar* com parâmetro de auto-similaridade H ($0 < H < 1$) se, para todo $m > 0$ e $k \geq 0$, os processos $X(k)$ e $m^{1-H}X^{(m)}(k)$ são identicamente distribuídos:

$$X(k) \stackrel{d}{=} m^{1-H}X^{(m)}(k). \quad (2.20)$$

Os processos estocásticos que satisfazem (2.20) são denominados *exatamente auto-similares*, visto que a sua distribuição se mantém invariável em todas as escalas de agregação. Nos casos em que a auto-similaridade se manifeste somente em escalas de agregação maiores, utiliza-se a definição de processo estocástico assintoticamente auto-similar:

Definição 7 (Processos discretos assintoticamente auto-similares)

Seja um processo $X(k)$, $k \in \mathbb{Z}$. Esse processo é denominado *assintoticamente auto-similar* com parâmetro de auto-similaridade H ($0 < H < 1$) se, para todo $k \geq 0$,

$$\lim_{m \rightarrow \infty} m^{1-H}X^{(m)}(k) \stackrel{d}{=} X(k). \quad (2.21)$$

Quando apenas as propriedades estatísticas até segunda ordem são relevantes, assumindo-se $X(k)$ estacionário (sentido amplo), pode-se definir a *auto-similaridade de segunda ordem* (PARK; WILLINGER et al., 2000):

Definição 8 (Processos discretos auto-similares de segunda ordem) *O processo estocástico estacionário de tempo discreto $X(k)$ é exatamente auto-similar de segunda ordem com parâmetro Hurst H ($1/2 < H < 1$) se,*

$$\gamma_X(\tau) = \frac{\sigma_X^2}{2}[(\tau + 1)^{2H} - 2\tau^{2H} + (\tau - 1)^{2H}], \quad (2.22)$$

para todo $\tau \in \mathbb{Z}$.

$X(k)$ é assintoticamente auto-similar de segunda ordem se,

$$\lim_{m \rightarrow \infty} \gamma_X^{(m)}(\tau) = \frac{\sigma_X^2}{2}[(\tau + 1)^{2H} - 2\tau^{2H} + (\tau - 1)^{2H}], \quad (2.23)$$

em que $\gamma_X^{(m)}(k)$ é a autocovariância de $X^{(m)}(k)$, que é o processo agregado de $X(k)$ ao nível de agregação m .

Pode-se verificar que a (2.22) implica $\gamma_X(\tau) = \gamma_X^{(m)}(\tau)$ para todo $m \geq 1$. Portanto, a auto-similaridade de segunda ordem captura a propriedade de estrutura de autocovariância exatamente preservada (2.22) ou assintoticamente preservada (2.23) em diferentes escalas de agregação. A auto-similaridade de segunda ordem tem sido tema de diversos trabalhos na área de modelagem de tráfego de redes (PARK; WILLINGER et al., 2000).

Em (LIMA, 2002) e (PARK; WILLINGER et al., 2000), ressalta-se que auto-similaridade e dependência de longa duração são conceitos *distintos*. Existem processos auto-similares que não são LRD e vice-versa. Por exemplo, o movimento Browniano é “1/2-sssi”⁴ e o processo de incrementos associado é o ruído Gaussiano branco que não é LRD. Entretanto, para o caso dos processos auto-similares de segunda ordem, a auto-similaridade implica o comportamento LRD, já que por definição $1/2 < H < 1$.

2.3.5 Ruído Gaussiano Fracionário (fGN)

O Ruído Gaussiano Fracionário, em inglês *Fractional Gaussian Noise* (fGN), é um processo estocástico estacionário, auto-similar e de memória longa, proposto por

⁴O movimento Browniano é um processo auto-similar de incrementos estacionários com parâmetro $H = \frac{1}{2}$.

(MANDELBROT; NESS, 1968 apud PERCIVAL; WALDEN, 2000) e bastante explorado na literatura de séries temporais. Por ser um processo estacionário, o fGN possui seqüência de autocovariância dada pela (2.22).

O processo fGN X_k é normalmente definido como o processo de incrementos associado ao processo *Fractional Brownian Motion* (fBM) $Y(t)$, $t \in \mathbb{R}$, sendo o fBM um processo *Gaussiano e H-sssi*. Desta maneira, o fGN corresponde à primeira diferença de um processo auto-similar Y_k denominado *movimento Browniano fracionário* de tempo discreto (*Discrete Fractional Brownian Motion* (DFBM)) (BERAN, 1994 apud PERCIVAL; WALDEN, 2000), em que o DFBM é obtido através da amostragem do processo de tempo contínuo fBM. Essa relação é apresentada em (2.24):

$$X_k = Y_k - BY_k = Y_k - Y_{k-1} = \nabla Y_k, \quad (2.24)$$

em que B denota o operador *atraso unitário* e $\nabla = (1 - B)$ é o operador *diferença*.

A DEP do DFBM é dada pela fórmula (PERCIVAL; WALDEN, 2000, pág. 280):

$$S_Y(f) = \sigma_X^2 C_H \sum_{j=-\infty}^{\infty} \frac{1}{|f + j|^{2H+1}}, \quad (2.25)$$

em que σ_X^2 é a potência do fGN, $C_H = \frac{\Gamma(2H+1) \sin(\pi H)}{2\pi^{2H+1}}$ e $0 < H < 1$. De acordo com (2.25), a DEP do DFBM possui um pólo na origem, pois

$$S_Y(f) \propto |f|^{-1-2H}, \quad f \rightarrow 0. \quad (2.26)$$

O DFBM é um processo *integrado* de ordem 1 *não-estacionário*. Como $X_k = \nabla Y_k$, o fGN e o DFBM estão relacionados através da função de transferência (na variável complexa z), em que $X(z)$ é obtido a partir de $Y(z)$:

$$H(z) = \frac{X(z)}{Y(z)} = 1 - z^{-1}. \quad (2.27)$$

A resposta em frequência é dada por:

$$H(f) = H(z)|_{z=e^{j2\pi f}} = 1 - e^{-j2\pi f}. \quad (2.28)$$

Como a relação entrada/saída em termos das DEPs é igual a (2.29) (STARK; WOODS, 2002, pág.351) (assumindo $Y(f)$ como DEP do processo de entrada na função de transferência):

$$S_X(f) = |H(f)|^2 S_Y(f), \quad (2.29)$$

em que $|H(f)|^2$ é a *função de transferência de magnitude*,

$$|H(f)|^2 = G(f) = 4 \sin^2(\pi f), \quad (2.30)$$

então,

$$S_X(f) = 4 \sin^2(\pi f) S_Y(f). \quad (2.31)$$

Como para pequenos valores de f tem-se $\sin(\pi f) \approx f$, a DEP do fGN apresenta o seguinte comportamento próximo à origem:

$$S_X(f) \propto f^{1-2H}, \quad f \rightarrow 0, \quad (2.32)$$

então o fGN satisfaz a relação (2.14) de um *processo estacionário de memória longa* quando $0 < 2H - 1 < 1$, ou seja, $1/2 < H < 1$.

Assim, (2.25) e (2.31) mostram que a DEP do fGN é caracterizada por somente dois parâmetros: σ_X^2 e H (responsável pela forma do espectro). Além disso, é importante salientar que o fGN é completamente especificado pelas suas estatísticas até segunda ordem, como a média e DEP, pois é Gaussiano.

Pelo fato do fGN apresentar seqüência de autocovariância conforme (2.22), trata-se de um processo *exatamente auto-similar de segunda ordem* quando $1/2 < H < 1$. Para $H = 1/2$, o fGN reduz-se a um ruído branco Gaussiano. Quando $0 < H < 1/2$, o processo é SRD.

Em (PAXSON, 1997) é mostrado que a (2.31) pode ser reescrita na forma:

$$S_X(f) = A(f, H)[|2\pi f|^{-2H-1} + B(f, H)], \quad (2.33)$$

em que $A(f, H) = 2 \sin(\pi H) \Gamma(2H + 1) (1 - \cos(2\pi f))$ e $B(f, H) = \sum_{j=1}^{\infty} [(2\pi j + 2\pi f)^{-2H-1} + (2\pi j - 2\pi f)^{-2H-1}]$.

Em (PERCIVAL; WALDEN, 2000), definem-se e comparam-se resultados de síntese de outros dois processos LRD que assemelham-se ao fGN: *Pure Power Law Process* (PPL) e FD.

A Fig. 2.5 apresenta os gráficos das DEPs de um modelo *Auto Regressive* (AR)(4) $X_n = 2,7607X_{n-1} - 3,8106X_{n-2} + 2,6535X_{n-3} - 0,9238X_{n-4} + w_n$ (SRD), em que w_n é uma seqüência de *inovação* (ruído branco de potência σ_W^2), e dos processos do tipo $1/f$ fGN ($H = 0,9$) e FD($d = 0,4$). Uma vez que (2.33) da DEP do fGN envolve uma somatória infinita, a sua DEP foi desenhada com base na aproximação fornecida por Paxson em (PAXSON, 1997). Os três processos têm a mesma potência σ^2 . Note-se que a DEP de um processo LRD tem um pólo na

origem e que as DEPs do fGN e do FD estão superpostas na região de frequências muito baixas.

Figura 2.5: DEPs de processos AR(4), FD(0, 4) e fGN(0, 9) de mesma potência

Processos de integração fracionária como o FD são caracterizados pelo parâmetro de memória longa d , que está relacionada a H por (2.34),

$$d = H - 1/2. \quad (2.34)$$

O principal inconveniente para o uso de um processo fGN como um processo gerador de séries de pacotes por unidade de tempo é o fato do fGN poder apresentar valores negativos. Por outro lado, sua estrutura Gaussiana lhe atribui uma utilidade especial como modelo para tráfego agregado de rede, em que a agregação de fontes de tráfego independentes, pelo teorema do limite central, levam à propriedade Gaussiana (PARK; WILLINGER et al., 2000).

2.3.6 Análise e Síntese de Sinais com Wavelets

Uma *wavelet* é uma função de *suporte compacto* (duração finita) com média temporal nula. Há decomposições *wavelet* em tempo contínuo e em tempo discreto. Este trabalho utiliza-se de uma das versões discretas, a *Discrete Wavelet Transform* (DWT), que é a ferramenta básica para o estudo de séries temporais via *wavelets*. O leitor interessado poderá encontrar em (DAUBECHIES, 1992), (KAISER, 1994) e (MALLAT, 1989) descrições aprofundadas da teoria *wavelet*.

Bases ortonormais construídas a partir de funções *wavelet* são utilizadas para descrever sinais no plano tempo-escala (ou tempo-freqüência), de maneira análoga à transformada janelada de Fourier. A transformada *wavelet* é uma solução natural para a análise de séries temporais auto-similares, porque a sua aplicação envolve “dilações”⁵ (expansões) de bandas espectrais. Portanto, a DWT possui *resolução temporal variável* (a transformada janelada de Fourier não possui esta funcionalidade). Além disso, os coeficientes da DWT de um sinal $1/f$ são praticamente não-correlacionados (intra e inter-escalas) (PERCIVAL; WALDEN, 2000). Por essa razão, as *wavelets* têm sido amplamente empregadas nas análise e síntese (simulação) de sinais fractais (ABRY; VEITCH, 1998).

2.3.6.1 Transformadas Wavelet Contínua e Discreta

A transformada de Fourier de um sinal $x(t)$, caso exista, é definida pela integral:

$$X(f) = \text{TF}\{x(t)\} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt. \quad (2.35)$$

Gabor (GABOR, 1946) mostrou que é possível representar o conteúdo espectral *local* de um sinal $x(t)$ em torno de um instante de tempo τ através da transformada *janelada* de Fourier (*Windowed Fourier Transform* (WFT))

$$X_T(f, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)g_T(t - \tau)e^{-j2\pi ft} dt, \quad (2.36)$$

em que $g_T(t)$ é uma *janela* de suporte *finito* de duração T e f denota freqüência.

A WFT é uma representação bidimensional definida no plano ou domínio tempo-freqüência, porque depende dos parâmetros f e τ . A WFT equivaleria a uma descrição do tipo “partitura” musical contínua de $x(t)$.

De acordo com o *princípio da incerteza* (KAISER, 1994), um sinal cujo conteúdo de energia esteja bem *localizado* no tempo tem essa energia bastante *espa-*

⁵*Dilations*, em inglês.

lhada no domínio da frequência. Como a janela da (2.36) tem um certo tamanho T fixo, conclui-se que a WFT não é uma boa alternativa para analisar (ou identificar) comportamentos de $x(t)$ que aconteçam em tempo muito menores ou maiores do que T , como, por exemplo, fenômenos transitórios de duração $\Delta t \ll T$ ou ciclos que existam em períodos maiores do que T . A transformada *wavelet* resolve esse problema por meio da *mudança de escala*, conforme descrito a seguir. Daubechies (DAUBECHIES, 1992) relaciona os seguintes tipos de transformada *wavelet*.

- Transformada *wavelet* contínua;
- Transformada *wavelet* discreta: a) sistemas discretos redundantes (*frames*) e b) bases de *wavelets* ortonormais (*análise de multiresolução - MultiResolution Analysis* (MRA)).

Pode-se representar sinais no plano tempo-frequência em termos bastante gerais utilizando-se funções da classe

$$\mathbb{W} = \left\{ \frac{1}{\sqrt{s}} \psi \left(\frac{t - \tau}{s} \right) \right\}, \quad (2.37)$$

em que $\psi(t) \in \mathbb{R}$ é denominada *wavelet* “mãe” ou *geratriz* da classe $\mathbb{W}$ e $s \in \mathbb{R}^+$ denota o parâmetro de *escala*. Os membros da família $\mathbb{W}$ são obtidos por *dilações* (ou compressões) e *atrasos*. O fator $\frac{1}{\sqrt{s}}$ é usado por conveniência para que todas as funções da classe $\mathbb{W}$ tenham mesma norma (energia).

A geratriz $\psi(t)$ é uma função de suporte *compacto* que deve obedecer às seguintes restrições (PERCIVAL; WALDEN, 2000)(KAISER, 1994):

1. a sua integral é zero

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0; \quad (2.38)$$

2. pertence ao espaço das funções ⁶ $L^2(\mathbb{R})$,

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt = 1; \quad (2.39)$$

3. satisfaz à *condição de admissibilidade*, pela qual a sua transformada de Fourier $\Psi(f)$ é tal que existe uma constante finita,

$$0 < C_\psi = \int_0^\infty \frac{|\Psi(f)|^2}{f} df < \infty. \quad (2.40)$$

⁶ $L^2(\mathbb{R})$ é um espaço de Hilbert (DAUBECHIES, 1992) infinito-dimensional.

As condições (2.38) e (2.39) estão associadas ao fato de uma *wavelet* ser uma função de duração finita, que oscila em torno do eixo das abscissas de um modo tal que a sua média é nula. Essa característica de *cruzamentos por zeros* garante que $\psi(t)$ possa descrever funções genéricas. A condição (2.40) garante que é possível reconstruir $x(t)$ a partir de sua transformada *wavelet* de tempo contínuo (*Continuous Wavelet Transform* (CWT)), definida por

$$W_\psi(s, \tau) = \langle \psi_{s,\tau}, x \rangle = s^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} \psi \left(\frac{t - \tau}{s} \right) x(t) dt, \quad (2.41)$$

em que $\langle \psi, x \rangle$ representa o produto interno ⁷ entre as funções ψ e x . Diferentemente da WFT, onde a reconstrução é feita a partir da mesma família de funções que foi usada na análise, na CWT a síntese é feita com funções $\tilde{\psi}_{s,\tau}$ que devem satisfazer

$$\tilde{\psi}_{s,\tau}(t) = \frac{1}{C_\psi} \frac{1}{s^2} \psi_{s,\tau}(t). \quad (2.42)$$

Sendo assim, $x(t)$ é recuperado completamente via transformada *wavelet* contínua inversa (ICWT):

$$x(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^\infty \left[\int_{-\infty}^\infty W_\psi(s, \tau) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi \left(\frac{t - \tau}{s} \right) d\tau \right] \frac{ds}{s^2}. \quad (2.43)$$

A diferença fundamental entre a CWT e a WFT reside no fato das funções $\psi_{s,\tau}$ sofrerem dilatações e compressões. A análise em escalas refinadas de tempo (pequenos valores de s) requer funções $\psi_{s,\tau}$ “rápidas”, isto é, de pequeno suporte, enquanto que a análise em escalas agregadas de tempo (valores elevados de s) requer funções $\psi_{s,\tau}$ mais “lentas”, isto é, de suporte mais largo. O produto interno definido por (2.41) é uma medida da *semelhança* entre a *wavelet* $\psi \left(\frac{t-\tau}{s} \right)$ e o sinal $x(t)$ num certo instante de tempo τ e numa determinada escala s . Para um τ fixo, grandes valores de s correspondem a uma análise em baixas frequências, ao passo que pequenos valores de s estão associados a uma análise em altas frequências. Portanto, a transformada *wavelet* possui uma resolução temporal *variável* (isto é, capacidade de analisar o sinal de perto - “*zoom in*” - ou de longe - “*zoom out*”), sendo adequada para o estudo de fenômenos que acontecem em várias escalas de tempo.

Segundo Kaiser (KAISER, 1994), a CWT e a WFT são casos especiais de um método mais geral de análise e reconstrução de sinais, denominado teoria dos *frames* ou *arcabouços* em maior generalidade. O uso de *frames* na descrição de sinais é uma alternativa ao uso de *bases*. Enquanto as bases utilizam um

⁷O produto interno entre funções f e g definidas em um domínio $\mathcal{D}$ é calculado por $\langle f, g \rangle = \int_{\mathcal{D}} w(t) f^*(t) g(t) dt$, em que $w(t)$ é uma função não negativa arbitrária.

número mínimo de vetores necessários para representar um vetor (sinal) qualquer, os *frames* são conjuntos com mais vetores que o mínimo necessário (ou seja, são redundantes). A família de funções $\psi_{s,\tau}$ é *linearmente dependente* porque cada vetor do *frame* (que é infinito-dimensional) pode ser decomposto como uma superposição linear *contínua* dos outros vetores⁸.

O processo de transformação linear definido pela CWT, $\mathbf{T} : X \rightarrow Y$ é chamado de *análise*. O processo inverso realizado pela ICWT denomina-se *síntese*, $\mathbf{S} : Y \rightarrow X$ (BACCALÁ, 2003). A (2.43) é válida porque o operador síntese $\mathbf{S}$ da ICWT foi definido da forma

$$\mathbf{S} = (\mathbf{T}^* \mathbf{T})^{-1} \mathbf{T}^*, \quad (2.44)$$

em que $\mathbf{T} : X \rightarrow Y$ corresponde ao operador de análise e $\mathbf{T}^* : Y \rightarrow X$ é o *operador adjunto* de $\mathbf{T}$, que deve satisfazer a relação

$$\langle y, \mathbf{T}x \rangle = \langle \mathbf{T}^*y, x \rangle, \quad (2.45)$$

ou seja, $\mathbf{T}^*$ preserva o produto escalar no espaço original (BACCALÁ, 2003).

Se $(\mathbf{T}^* \mathbf{T})^{-1}$ existe, como é o caso da CWT (e também da WFT), garante-se que vale a *resolução da identidade* (DAUBECHIES, 1992, pág.24)

$$\mathbf{S} \mathbf{T} = \mathbf{I}, \quad (2.46)$$

em que o operador identidade $\mathbf{I}$ é definido por $\mathbf{I}x \equiv x$, para todo x .

Kaiser (KAISER, 1994) afirma que pode-se passar da descrição em tempo contínuo para uma descrição em *tempo discreto* em que $\tau = k\Delta\tau$, $k \in \mathbb{Z}$, e $s = \sigma^m$, $m \in \mathbb{R}$, desde que o tempo de amostragem $\Delta\tau$ seja suficientemente pequeno ($\Delta\tau \approx 0$) e que o fator de escala σ seja escolhido suficientemente próximo da unidade, isto é, $\sigma \approx 1$ (representação de $x(t)$ num plano tempo-escala finamente discretizado). Esse resultado não surpreende, porque se *frames* contínuos são infinitamente redundantes, então espera-se que *frames* discretos, obtidos com $\Delta\tau \approx 0$ e $\sigma \approx 1$, sejam altamente redundantes. Entretanto, Mallat (MALLAT, 1989) propôs, por volta de 1986, um método radicalmente diferente (e surpreendente) de implementação da transformada *wavelet* discreta, em que sinais são representados com $\Delta\tau$ finito e $\sigma \neq 1 + \epsilon$, com ϵ arbitrário, denominado *análise de multiresolução* (MRA). As propriedades de análise e reconstrução são mantidas mesmo sem variações de escala e de tempo do tipo infinitesimal. A MRA é com-

⁸Observe-se que um *frame* contínuo é definido num *espaço linear de funções* ou *espaço funcional*, que tem dimensão infinita.

pletamente *recursiva*, sendo portanto ideal para implementações computacionais.

Na MRA, $\Delta\tau = 1$ e $\sigma = 2$, o que resulta numa forma de decomposição de $x(t)$ em que as escalas de tempo são *diádicas* (potências de 2). A reconstrução de $x(t)$ é *perfeita*. As *wavelets* usadas na MRA formam conjuntos de *bases ortonormais* ao invés de *frames*. Portanto, essas *novas wavelets* não podem ser obtidas via discretização de um *frame* contínuo genérico, pois $\sigma = 2$, como dito acima. A teoria da MRA provê a “prescrição” para a construção dessas *novas wavelets*, as quais devem satisfazer outras restrições além da *condição de admissibilidade* (2.40).

2.3.6.2 Análise de Multiresolução

Uma das intenções do uso da transformada *wavelet* é obter uma descrição mais compacta de uma função existente no domínio do tempo. Por meio do uso da transformada *wavelet* e da técnica chamada “Análise de Multiresolução” (MRA), uma função é recursivamente dividida em duas partes: a aproximação menos refinada e o resíduo correspondente, denominado detalhe.

A MRA consiste de uma seqüência $\{V_j\}$, $j \in \mathbb{Z}$, de espaços sucessivos de *aproximação* do espaço das funções de quadrado integrável $L^2(\mathbb{R})$ que satisfaz às seguintes propriedades (DAUBECHIES, 1992):

1. $\dots V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset V_{-2} \subset \dots$;
2. $\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\}$;
3. $\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j = L^2(\mathbb{R})$;
4. $x(t) \in V_j \Leftrightarrow x(2^j t) \in V_0, j > 0$;
5. Existe uma função $\phi_j(t) = 2^{-j/2} \phi_0(2^{-j} t)$ em V_j , denominada *função de escala*, tal que o conjunto $\{\phi_{j,k}, k \in \mathbb{Z}\}$ é uma *base ortonormal* de V_j , em que as funções $\phi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \phi_0(2^{-j} t - k) \forall j, k \in \mathbb{Z}$.

A obtenção da função de escala $\phi_0(t)$ da Propriedade 5 depende da família *wavelet* escolhida (Haar, Daubechies etc.) O leitor interessado poderá encontrar maiores detalhes sobre o assunto em (DAUBECHIES, 1992).

Se a projeção sobre V_j de $x(t)$ é representada pelos coeficientes de escala $u_{j,k} = \langle x(t), \phi_{j,k} \rangle$, então as Propriedades 1 e 3 garantem que $\lim_{j \rightarrow -\infty} \sum_k u_{j,k} \phi_{j,k}(t) = x(t)$, $\forall x \in L^2(\mathbb{R})$. A Propriedade 4 implica que o subespaço V_j é uma versão

em escala do subespaço V_0 (multiresolução). A base ortonormal mencionada na Propriedade 5 é obtida por translações no tempo da função passa-baixas ϕ_j .

Considere a seqüência de aproximações sucessivas de $x(t)$,

$$\text{aprox}_j(t) = x_j(t) = \sum_k u_{j,k} \phi_{j,k}(t). \quad (2.47)$$

De acordo com a Propriedade 1, tem-se que

$$x_j(t) = x_{j+1}(t) + d_{j+1}(t), \quad (2.48)$$

em que $d_{j+1}(t)$ (dito detalhe de $x_j(t)$) pertence ao subespaço W_{j+1} , correspondente ao complemento ortogonal do subespaço V_{j+1} ($W_{j+1} \perp V_{j+1}$)⁹. Note-se que $V_j = V_{j+1} \oplus W_{j+1}$. O detalhe $d_{j+1}(t)$ corresponde à parte que falta à projeção de $x(t)$ sobre V_{j+1} para chegar na projeção mais refinada de $x(t)$ sobre V_j , sendo obtido através da equação

$$d_{j+1}(t) = \sum_k \psi_{j+1,k}(t) \langle \psi_{j+1,k}(t), x(t) \rangle, \quad (2.49)$$

em que $\langle \psi_{j+1,k}(t), x(t) \rangle = w_{j+1,k}$ denotam os coeficientes *wavelet* e $\{\psi_{j+1,k}(t)\}$ é uma família de funções *wavelets* que gera o subespaço W_{j+1} . A família de funções *wavelets* é ortogonal à família de funções de *escala* $\{\phi_{j+1,k}(t)\}$ que gera o subespaço V_{j+1} , isto é,

$$\langle \psi_{j+1,n}, \phi_{j+1,p} \rangle = 0, \forall n, p. \quad (2.50)$$

Na prática, um sinal de tráfego $x(t)$ pode ser capturado em várias escalas de tempo, resultando num conjunto de séries temporais $\{x_{j,k}\}$, em que o índice $j = 0, 1, 2, \dots, J-1$ está associado às escalas de interesse ($j = 0$ corresponde à escala mais rápida) e k é um índice de tempo. A análise de x começa com a série $u_0(k) = \langle x_{0,k}, \phi_{0,k}(t) \rangle$, $k = 0, 1, \dots, M-1$. A seqüência $\{u_0(k)\}$ é decomposta, via filtragem e subamostragem por um fator de 2 (*downsampling*) em duas seqüências: $\{u_1(k)\}$ e $\{w_1(k)\}$, cada uma contendo $M/2$ pontos. Esse processo de filtragem e subamostragem é repetido várias vezes, obtendo-se as seqüências

$$\{\{u_0(k)\}_M, \{u_1(k)\}_{\frac{M}{2}}, \{u_2(k)\}_{\frac{M}{4}}, \dots, \{u_{J-1}(k)\}_{\frac{M}{2^{J-1}}}\} \quad (2.51)$$

e

$$\{\{w_1(k)\}_{\frac{M}{2}}, \{w_2(k)\}_{\frac{M}{4}}, \dots, \{w_{J-1}(k)\}_{\frac{M}{2^{J-1}}}\}. \quad (2.52)$$

A reconstrução ou síntese de $x(t)$ é implementada via filtragem e sobreampos-

⁹Além disso, W_{j+1} está contido no subespaço V_j .

tragem por um fator de 2 (*upsampling*) das seqüências (2.51) e (2.52). Após J iterações, o sinal original $x_{0,k}$ pode ser reconstruído através de (2.53)

$$x_{0,k} = \text{aprox}_{J-1} + d_1 + d_2 + \cdots + d_{J-1}. \quad (2.53)$$

Diz-se que a função $\phi(t)$ determina uma análise de multiresolução (*MultiResolution Analysis* (MRA)) de $x(t)$ de acordo com (2.53), se a mesma obedece às seguintes condições:

1. ortonormalidade intra-escala (Propriedade 5)

$$\langle \phi(t-m), \phi(t-n) \rangle = \delta_{m,n}, \quad (2.54)$$

em que $\delta_{m,n}$ é o delta de Kronecker ($\delta_{m,n} = 1$ se $m = n$, $\delta_{m,n} = 0$ para $m \neq n$). (2.54) impõe uma condição de ortonormalidade na escala $j = 0$.

2. média unitária

$$\int_{-\infty}^{\infty} \phi(t) dt = 1. \quad (2.55)$$

3. equação de dilação

$$\frac{1}{\sqrt{2}}\phi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_k g_k \phi(t-k), \quad (2.56)$$

em que g_k são os coeficientes de um filtro passa-baixas de resposta impulsiva finita (FIR).

Mallat (MALLAT, 1989) propôs uma maneira eficiente de implementar a decomposição recursiva de (2.51) e (2.52) utilizando-se bancos de filtros. A MRA é então implementada via bancos de filtros passa-baixas $G(f)$ e passa-altas $H(f)$ (em que $G(f) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} g_k e^{-j2\pi f k}$ e $H(f) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_k e^{-j2\pi f k}$) adequadamente posicionados para separação dos sinais de aproximação e de detalhe. Posteriormente é possível reconstruir o sinal original pelo mesmo processo de filtragens, de modo que os filtros de decomposição e de reconstrução formam um sistema conhecido como *Quadrature Mirror Filters* (QMF). O algoritmo de Mallat é conhecido como *algoritmo da pirâmide*. Ressalta-se que a complexidade desse algoritmo é $O(M)$, ao passo que o cálculo “direto” da IDWT (que envolve multiplicação de matrizes) é $O(M^2)$ (PERCIVAL; WALDEN, 2000).

A Propriedade 1 da MRA permite que se escreva a Equação de Dilação (2.56), $\frac{1}{\sqrt{2}}\phi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_k g_k \phi(t-k)$, pois “cabem” várias $\phi(t-k)$ em $\phi\left(\frac{t}{2}\right)$. A (2.56) pode ser reescrita na forma

$$\phi(t) = \sum_k \sqrt{2} g_k \phi(2t-k). \quad (2.57)$$

As (2.56) e (2.57) podem ser escritas, respectivamente, no domínio das frequências como

$$\sqrt{2}\Phi(2f) = G(f)\Phi(f), \quad (2.58)$$

e

$$\Phi(f) = \frac{1}{\sqrt{2}}G(f)\Phi\left(\frac{f}{2}\right), \quad (2.59)$$

em que $\Phi(f) = \text{TF}\{\phi(t)\}$ e $G(f) = \sum_k g_k e^{-j2\pi f k}$, conhecido como filtro de *escala* (passa-baixas), representa um filtro periódico em f .

Como o subespaço W_{j+1} é ortogonal a V_{j+1} e está contido em V_j , tem-se que

$$\frac{1}{\sqrt{2}}\psi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_k h_k \phi(t - k), \quad (2.60)$$

ou

$$\psi(t) = \sum_k \sqrt{2}h_k \phi(2t - k), \quad (2.61)$$

que é a *Equação da Wavelet*. Aplicando-se a transformada de Fourier às (2.60) e (2.61) obtém-se, respectivamente,

$$\sqrt{2}\Psi(2f) = H(f)\Phi(f), \quad (2.62)$$

e

$$\Psi(f) = \frac{1}{\sqrt{2}}H(f)\Phi\left(\frac{f}{2}\right), \quad (2.63)$$

em que $H(f)$ é o filtro *wavelet* (passa-altas).

Reescrevendo a (2.50) ($\langle \psi_{j,n}, \phi_{j,p} \rangle = 0$) em termos do domínio das frequências e usando (2.58) e (2.62) resulta a *condição de ortogonalidade*,

$$\int_{-\infty}^{\infty} H(f)G^*(f)|\Phi(f)|^2 df = 0, \quad (2.64)$$

que o filtro H deve atender para que a família $\{\psi_{1,k}(t)\}$ seja ortogonal à família $\{\phi_{1,k}(t)\}$. Filtros H e G que obedecem à (2.64) são denominados *Quadrature Mirror Filters* (QMF).

De acordo com a equação de dilatação (2.57), a MRA começa a partir de *uma* definição (dentre várias possíveis) dos coeficientes do filtro digital $\{g_n\}$. A escolha de um filtro $\{g_n\}$ FIR implica um $\{h_n\}$ que também seja FIR. As funções de escala $\phi(t)$ e *wavelet* $\psi(t)$ associadas aos filtros FIR $\{g_n\}$ e $\{h_n\}$, respectivamente, possuem *suporte compacto*; oferecendo, portanto, a funcionalidade de *resolução temporal*.

Até o final da década de 1980, a MRA baseada no sistema de funções $\phi(t)$

de Haar era o único exemplo conhecido de MRA com filtros FIR (MRA-FIR) (KAISER, 1994). Até então conhecia-se outros sistemas MRA-IIR (boa resolução em frequência), como os de Shannon e o de Meyer, que não são atrativos do ponto de vista prático, porque não têm uma boa resolução no domínio do tempo. Ingrid Daubechies (DAUBECHIES, 1988) foi a primeira a propor um método para construção de *seqüências* de funções de transferência $\{G^{(N)}(z)\}_{N=1,2,3,\dots}$ e $\{H^{(N)}(z)\}_{N=1,2,3,\dots}$, em que $G^{(1)}(z)$ está associada ao filtro FIR passa-baixas $\{g_n\}$ ¹⁰ e $H^{(1)}(z)$ ao filtro passa-altas $\{h_n\}$. As funções de escala e *wavelet* correspondentes, obtidas através das (2.57) (dilação) e (2.60) (*wavelet*) são válidas para $[0, 2N - 1]$. O primeiro membro da seqüência é o sistema de Haar $\{\phi^{(1)}, \psi^{(1)}\}$: $\{g_i\}_{i \in \mathbb{Z}} = \{\dots, 0, g_0 = \frac{\sqrt{2}}{2}, g_1 = \frac{\sqrt{2}}{2}, 0, \dots\}$, que implica o filtro *wavelet* $\{h_i\}_{i \in \mathbb{Z}} = \{\dots, 0, h_0 = \frac{\sqrt{2}}{2}, h_1 = -\frac{\sqrt{2}}{2}, 0, \dots\}$.

Pode-se generalizar as restrições 2.54 (ortogonalidade) e 2.55 (média unitária) (KAISER, 1994):

1. Condição de ortogonalidade

$$\sum_{n=0}^{M-2k} g_n^* g_{n+2k} = \delta_{k,0} \quad k = 0, 1, \dots, \lfloor M/2 \rfloor \quad (2.65)$$

em que $\lfloor M/2 \rfloor$ denota o ínfimo de $M/2$ (maior inteiro $\leq M/2$).

2. Média unitária

$$\sum_{n=0}^M g_n = \sqrt{2} = G(z=1), \quad (2.66)$$

Em z , a condição de ortogonalidade (2.65) torna-se

$$|G(z)|^2 + |G(-z)|^2 = 2. \quad (2.67)$$

Observe-se que se M for *par*, então a aplicação da (2.65), com coeficientes g_n reais e $k = M/2$, resulta em $g_0 g_M = 0$, o que *contradiz* a premissa do filtro de comprimento finito $M + 1$ ($g_0, g_M \neq 0$). Portanto, M deve ser *ímpar* e toma-se $M = 2N - 1$, com $N \geq 1$, de modo que $\lfloor M/2 \rfloor = N - 1$. Sendo assim, as condições (2.65) e (2.66) implicam um sistema de $N + 1$ equações a $2N$ variáveis $g_0, g_1, \dots, g_{2N-1}$ (sistema indeterminado para $N > 1$). Quando $N = 1$ ($N + 1 = 2N$), a solução é única e igual a $g_0 = g_1 = \frac{\sqrt{2}}{2}$ (sistema de Haar). Quando $N \geq 2$, deve-se impor $N - 1$ restrições adicionais à condição (2.65).

A contribuição de Daubechies foi impor que o polinômio $G(z)$ tenha um *zero*

¹⁰ $G(z)$ é a *transformada z* de $\{g_n\}$, definida por $G(z) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} g_n z^{-n}$.

de multiplicidade N em $z = -1$. Portanto, $G(Z)$ pode ser fatorado na forma

$$G(z) = \left(\frac{1+z}{2}\right)^N W(z) = \left(\frac{1+z}{2}\right)^N \sum_{n=0}^{N-1} w_n z^{-n}. \quad (2.68)$$

Na literatura, os filtros de Daubechies são denotados pelo número total de coeficientes (*taps*) que possuem (vide tabela de coeficientes em (PERCIVAL; WALDEN, 2000, pág.109)). Por exemplo, $D(2)$ corresponde ao filtro de Haar e assim por diante. Os filtros de Daubechies são filtros *maximamente planos* (Butterworth). As *wavelets* de Daubechies são funções mais “suaves” (regulares) no domínio do tempo do que as de Haar. Portanto, oferecem maior resolução em frequência, de acordo com o princípio da incerteza.

A (2.68) tem várias conseqüências. A mais importante está relacionada ao fato da *wavelet* ψ , associada a ϕ , possuir N *momentos* ou *cumulantes* nulos, ou seja,

$$\int_{-\infty}^{\infty} t^m \psi(t) dt = 0, \quad m = 0, 1, \dots, N-1. \quad (2.69)$$

Para $m = 0$ a (2.69) corresponde à condição (2.38).

As Figuras 2.6, 2.7, 2.8 e 2.9 exibem as funções de escala e as funções *wavelets* de Haar e Daubechies ordem 2 nas escalas $j = 0$ e $j = 1$.

Figura 2.6: Função de escala e *wavelet* de Haar com $j = 0$ e $k = 0$

Figura 2.7: Função de escala e *wavelet* de Haar com $j = 1$ e $k = 0$

Figura 2.8: Função de escala e *wavelet* de Daubechies ordem 2 com $j = 0$ e $k = 0$

Figura 2.9: Função de escala e *wavelet* de Daubechies ordem 2 com $j = 1$ e $k = 0$

2.3.7 Modelo *Wavelet* Multifractal (MWM)

Apesar de capturarem características que os modelos clássicos de Poisson e Markov não reproduzem adequadamente, os modelos fractais como o fBM e fGN possuem certas limitações. Enquanto o fBM e fGN são modelos Gaussianos, muitos processos LRD, incluindo tráfego de rede e dados financeiros apresentam valores estritamente positivos e caracterizados por surtos e significativas variações locais (*spiky*) (RIEDI et al., 1999).

Riedi e Véhel (RIEDI; VÉHEL, 1997 apud LIMA, 2002) foram os primeiros a constatar empiricamente que o tráfego presente nas modernas redes de comunicações possui natureza *multifractal*. Outros estudos (Feldmann; Gilbert; Willinger, 1998); (Gilbert; Willinger; Feldmann, 1999) (apud (LIMA, 2002)) confirmaram a descoberta de Riedi e Véhel.

Riedi et. al. (RIEDI et al., 1999) apresentam o conceito de que os *processos aleatórios multifractais possuem um expoente de escala generalizado, $h(t)$, variável no tempo* e que esse expoente de escala está intimamente relacionado ao “grau de suavidade local” de um processo. Além disso, os multifractais possuem momentos estatísticos que não variam linearmente com mudanças de escalas de agregação.

Com o objetivo de quantificar as variações locais do tráfego num determinado instante de tempo t_0 , (LIMA, 2002) propõe tomar-se $Y = (Y(t) : 0 \leq t \leq 1)$, um processo de acumulação que representa o número de pacotes ou *bytes* transmitidos através de um enlace durante o tempo t . Considere-se ainda o processo de incrementos $X(k) = \{Y((k+1)2^{-n}) - Y(k2^{-n})\}, k = 0, 1, \dots, 2^n - 1$, para algum $n > 0$. O tráfego possui um *expoente de escala local* $h(t_0)$ no instante de tempo t_0 , denominado *expoente de Hölder*, se $\{Y((k+1)2^{-n}) - Y(k2^{-n})\} \approx (2^{-n})^{h(t_0)}$ para $k2^{-n} \rightarrow t_0$ e $n \rightarrow \infty$. Ressalta-se que $h(t_0) < 1$ corresponde a instantes de tempo em que o tráfego apresenta surtos de alta carga (irregularidades locais), ao passo que $h(t_0) > 1$ ocorre nas regiões em que o tráfego é “suave” (apresenta pouca variação local). Segundo (LIMA, 2002), de maneira informal pode-se dizer que o tráfego é *monofractal* se o expoente de escala não varia com o tempo, tornando-se $h(t_0) = H$ (expoente de Hurst). Se o expoente de escala varia no tempo, o tráfego é denominado *multifractal*.

O *Multifractal Wavelet Model* (MWM) proposto por Riedi et. al. é um *modelo multiplicativo*, baseado na teoria de cascatas binomiais e implementado através da transformada *wavelet* (domínio tempo-escala). Ele reproduz as propriedades

multifractais do tráfego nas escalas “rápidas” de tempo (até centenas de milissegundos) e o comportamento assintoticamente auto-similar de segunda ordem do tráfego em escalas de tempo de maior agregação (segundos, minutos e etc). A razão para esse comportamento está no fato do modelo tornar-se aproximadamente *aditivo* nas escalas mais lentas e de modo oposto, em escalas rápidas, apresentar um comportamento de particionamento multiplicativo (não-aditivo). Além disso, uma das vantagens do MWM é sua propriedade de assegurar que o processo $X(k)$ seja *positivo*, o que não ocorre quando se utiliza modelos Gaussianos, tais como o fGN, na síntese de tráfego.

Existem diversas classes de processos multifractais, sendo que o MWM baseia-se nos multifractais construídos a partir de cascatas multiplicativas. O MWM estende um modelo multifractal clássico denominado *medida binomial* μ . A medida μ é convenientemente construída de maneira iterativa através da chamada estrutura de cascatas (*cascatas binomiais*). O processo iterativo de construção da cascata parte de uma massa total M_0^0 distribuída uniformemente ao longo de um intervalo unitário. A massa M_0^0 é então redistribuída entre os dois subintervalos de comprimento 0,5, na razão M_0^1 e M_1^1 , em que $M_0^1 + M_1^1 = 1$. Sendo $M_0^1 \neq M_1^1$, um dos intervalos recebe uma densidade de massa maior que o outro. O processo continua de maneira iterativa, de modo que após n passos existem 2^n intervalos com densidade de massa aleatoriamente distinta entre eles. Nota-se que a criação de *spikiness* é intrínseca ao processo pois intervalos com baixa densidade de massa sempre darão origem a um intervalo filho com densidade ainda menor; da mesma forma, intervalos com alta densidade de massa sempre darão origem a um intervalo filho com densidade de massa ainda maior. A Figura 2.10 ilustra a construção iterativa de uma cascata binomial.

Em relação ao tráfego de redes, técnicas baseadas em auto-similaridade modelam o processo de chegada de *bytes* como uma taxa média superposta por variações de um processo fGN. Essa modelagem condiz com o conceito do tráfego agregado ser a superposição de diversos componentes de tráfego individuais (fontes) e é precisa para escalas de tempo bastante agregadas. Por outro lado, modelos multiplicativos representam o processo de chegadas de tráfego como o produto de multiplicadores aleatórios, o que reproduz o particionamento do *throughput* total do tráfego em porções distintas. Essa é uma técnica mais apropriada para escalas de tempo mais refinadas.

As *wavelets* podem ser utilizadas para síntese de uma aproximação eficiente da expansão de Karhunen-Loève (Ash e Gardner, 1975 apud (LIMA, 2002)) dos ruídos $1/f$, devido aos coeficientes da transformada *wavelet* serem variáveis alea-

Figura 2.10: Construção iterativa da cascata binomial, extraída de (RIEDI et al., 1999). Parte-se de uma escala inicial (escala 0) com o coeficiente M_0^0 que representa a massa total que será redistribuída. Na escala seguinte, 2 coeficientes (M_0^1 e M_1^1 , em que o sobrescrito representa a escala e o subscrito a posição no intervalo) são utilizados como fatores para redistribuir a massa M_0^0 . Na 2ª escala, dos 4 coeficientes (ou fatores) (M_0^2 , M_1^2 , M_2^2 e M_3^2), 2 são utilizados para redistribuir a massa do 1º intervalo da escala 1 (M_0^1 e M_1^1) e os outros 2 são utilizados para redistribuir a massa do 2º intervalo da escala 1 (M_2^1 e M_3^1).

tórias “praticamente” não-correlacionadas. Essa propriedade também serve como motivação para o uso das *wavelets* na síntese de sinais pelo modelo MWM. O MWM está embasado na teoria matemática da MRA, em que as escalas de tempo são *diádicas* (potências de dois).

Baseando-se nas (2.47), (2.48) e (2.49) que definem os sinais de aproximação e detalhe da MRA, pode-se decompor uma dada aproximação de $x(t)$ na escala j , $aprox_j(t)$, em termos do sinal de detalhe $d_{j+1}(t)$ e de uma aproximação menos refinada $aprox_{j+1}(t)$.

Sendo assim, pode-se efetuar uma decomposição recursiva da aproximação inicial $aprox_0(t)$ (projeção de $x(t)$ no subespaço V_0 de maior resolução que corresponde a escalas “rápidas” de tempo), em termos de uma aproximação no subespaço V_J , $J > 0$ (subespaço de menor resolução, correspondente a escalas “lentas” de tempo) e de um conjunto de sinais de detalhe de resolução decrescente:

$$\begin{aligned}
 x(t) &\approx aprox_0(t) = aprox_J(t) + \sum_{j=1}^J d_j(t) \\
 &= u_{J,0} \phi_{J,0}(t) + \sum_{j=1}^J \sum_k w_{j,k} \psi_{j,k}(t).
 \end{aligned} \tag{2.70}$$

Partindo-se da *wavelet mãe* $\psi_0(t)$ posicionada no tempo zero e centrada na frequência f_0 , pode-se dizer que o coeficiente *wavelet* $w_{j,k}$ mede o conteúdo do sinal aleatório em torno do instante de tempo $2^j k$ e frequência $2^{-j} f_0$. Por sua vez, o coeficiente de *escala* $u_{j,k}$ da (2.47) está associado à média local em torno do instante de tempo $2^j k$. Nota-se em (2.70) que o índice j representa a escala de análise e a resolução *decrece* com o aumento de j .

A Figura 2.11 exibe uma representação da árvore binária dos coeficientes de escala. Cada linha (ou escala) j dessa árvore permite obter uma aproximação de $x(t)$ com resolução proporcional a 2^j . Em uma árvore complementar a essa, em que estivessem representados os coeficientes *wavelet*, cada linha j da árvore de coeficientes *wavelet* estaria associada ao sinal de detalhe que quando combinado com o sinal de aproximação na escala j gera a aproximação mais refinada, em uma escala $j - 1$.

Figura 2.11: Árvore binária dos coeficientes de escala.

O MWM utiliza-se das *wavelets* de Haar, de modo que os coeficientes de escala podem ser recursivamente calculados através das relações de síntese:

$$u_{j-1,2k} = 2^{-1/2}(u_{j,k} + w_{j,k}), \quad (2.71)$$

$$u_{j-1,2k+1} = 2^{-1/2}(u_{j,k} - w_{j,k}). \quad (2.72)$$

Utilizando-se as equações de síntese, pode-se garantir que uma realização $x_{0,k}$ seja positiva através da imposição da seguinte condição:

$$|w_{j,k}| \leq u_{j,k}. \quad (2.73)$$

O modelo *multiplicativo* MWM incorpora a condição (2.73) para os coeficientes $w_{j,k}$. Considere a variável aleatória $A_{j,k}$, de domínio no intervalo $[-1, 1]$ e definam-se os coeficientes $w_{j,k}$ segundo (2.74),

$$w_{j,k} = A_{j,k} u_{j,k}. \quad (2.74)$$

Cria-se, dessa forma, uma relação que satisfaz a condição enunciada em (2.73).

O multiplicador $A_{j,k}$ da (2.74) pode ser modelado através de uma *distribuição beta simétrica* com parâmetro p , $\beta(p, p)$. Mais detalhes sobre essa distribuição podem ser encontrados em Johnson; Kotz; Balakrishnan, 1994 (apud (LIMA, 2002)). (RIEDI et al., 1999) também investiga o uso de uma distribuição ponto-massa simétrica para os multiplicadores $A_{j,k}$, porém neste trabalho utiliza-se apenas a distribuição $\beta(p, p)$. A $\beta(p, p)$ possui a seguinte PDF:

$$g_A(a) = \frac{(1+a)^{p-1}(1-a)^{p-1}}{\mathcal{B}(p, p)2^{2p-1}} \quad p > 0, \quad (2.75)$$

em que $\mathcal{B}(p, p)$ é a *função beta* definida por:

$$\mathcal{B}(x, y) = \int_0^1 u^{x-1}(1-u)^{y-1} du \quad x > 0, y > 0. \quad (2.76)$$

A Figura 2.12 ilustra o formato da PDF de uma variável aleatória A de distribuição $\beta(p, p)$. Para valores baixos do parâmetro p a PDF aproxima-se da PDF de uma variável aleatória binomial. Para $p = 1$ obtém-se a PDF uniforme. Para $p > 1$ a PDF se assemelha à de uma variável aleatória Gaussiana. Note-se que a distribuição $\beta(p, p)$ é simétrica em torno de zero.

O MWM assume que os multiplicadores $A_{j,k}$ são *identicamente distribuídos dentro de uma mesma escala de tempo* (variáveis aleatórias do tipo A_j de distribuição $\beta(p, p)$). A variância do multiplicador A_j é dada em função do valor do parâmetro p em uma escala j :

$$\text{Var}[A_j] = E[A_j^2] = \frac{1}{2p_j + 1}. \quad (2.77)$$

As equações (2.71) e (2.72) podem ser expressas em função dos multiplicadores $A_{j,k}$ e dos coeficientes $u_{j,k}$, como mostrado nas relações:

Figura 2.12: PDF $g_A(a)$ de uma variável aleatória A de distribuição $\beta(p, p)$ para alguns valores do parâmetro p , extraída de (RIEDI et al., 1999).

$$u_{j-1,2k} = \left(\frac{1 + A_{j,k}}{\sqrt{2}} \right) u_{j,k}, \quad (2.78)$$

$$u_{j-1,2k+1} = \left(\frac{1 - A_{j,k}}{\sqrt{2}} \right) u_{j,k}. \quad (2.79)$$

Essas relações mostram que o MWM é realmente um modelo de cascata binomial.

É possível controlar de maneira aproximada a correlação do sinal sintetizado, através da configuração apropriada dos momentos de segunda ordem (energia) dos coeficientes *wavelet* em cada escala. A forma mais simples de controlar a energia dos coeficientes ao longo das escalas é fixando a energia na escala mais agregada ($j = J$) e então estabelecer as relações de energia entre as escalas através do parâmetro $\eta_j = \frac{\text{Var}[w_j]}{\text{Var}[w_{j-1}]}$, $j < J$. Para processos estacionários do tipo $1/f$, o decaimento de energia é dado pela relação $\eta_j = 2^{2H-1}$ constante.

Para o MWM pode-se obter a expressão (2.80) que permite calcular o parâmetro p_{j-1} da distribuição beta para uma escala $j-1$ mais refinada, em função do p_j e de um decaimento de energia desejado (*scaling behavior*) para os coeficientes *wavelet*, controlado por η_j .

$$p_{j-1} = \frac{\eta_j}{2} (p_j + 1) - \frac{1}{2}. \quad (2.80)$$

O MWM assume que o coeficiente de escala inicial (escala mais agregada) $U_{J,0}$ pode ser modelado através de uma variável aleatória Gaussiana de relação média/variação suficientemente elevada de modo a evitar eventos com $U_{J,0} < 0$.

Ao utilizar o MWM para modelar um processo estacionário do tipo $1/f$ (uti-

lizando $\eta_j = 2^{2H-1} = cte$) é possível mostrar que o p_j converge para

$$p_{-\infty} = \lim_{j \rightarrow -\infty} p_j = \frac{2^\alpha - 1}{2 - 2^\alpha}, \quad (2.81)$$

em que $\alpha = 2H - 1$.

A Tabela 2.1 mostra alguns valores de convergência do parâmetro p em função do parâmetro de Hurst desejado.

Tabela 2.1: Valores assintóticos para o parâmetro p da distribuição beta como função de α (ou H)

α	0,1	0,2	0,5	0,8
p	0,077	0,175	0,707	2,86
H	0,55	0,6	0,75	0,9

Riedi et. al. (RIEDI et al., 1999) afirmam que se a variável aleatória $A_{j,k}$ converge em distribuição à medida que $j \rightarrow -\infty$, então a série gerada pelo MWM possui propriedades multifractais. O aumento do número de escalas na transformada *wavelet* faz com que a densidade de probabilidade marginal do modelo convirja para a de uma variável aleatória lognormal.

As propriedades estatísticas do tráfego gerado através do modelo MWM são mais adequadas que as do modelo fGN, pois o MWM consegue reproduzir as estatísticas de maior ordem do tráfego real devido à sua estrutura multiplicativa. Da mesma forma que o fGN, o MWM consegue modelar com bastante precisão a DEP e, conseqüentemente, o comportamento LRD do tráfego real. Para isso, no caso do MWM, as variâncias dos multiplicadores $A_{j,k}$ devem ser escolhidas de modo apropriado (afetando o comportamento do decaimento da energia dos coeficientes *wavelet* entre as escalas de tempo).

3 Geração e Análise de Séries Temporais

3.1 Síntese de Séries Temporais via *Wavelets*

Na Seção 2.3.6 explica-se como as funções *wavelet* e funções de escala são obtidas a partir de deslocamentos no tempo (que dá a característica de localização temporal da DWT) e dilatações em relação às funções originais. De maneira intuitiva, a identificação de variações “lentas” (baixa frequência e baixa resolução) de sinais analisados via *wavelets* é feita através de funções dilatadas capazes de capturar trechos mais extensos do sinal. Já a detecção de surtos “rápidos” ou *spikes*, que envolvem componentes em altas frequências, é efetuada por funções mais comprimidas (escalas mais refinadas).

Também é dito que a MRA decompõe de modo recursivo um sinal $x(t)$ em J seqüências de coeficientes *wavelet* (J escalas) e uma seqüência de coeficientes de aproximação (ou de escala) na escala menos refinada. Através do algoritmo da pirâmide a MRA é implementada por bancos de filtros passa-baixas e passa-altas adequadamente posicionados para recursivamente separar os sinais de aproximação e de detalhe. Como os coeficientes dos filtros são reais (é o caso para as *wavelets* de Haar e de Daubechies) a relação entre os coeficientes de um filtro de reconstrução e os coeficientes do respectivo filtro de decomposição é bastante simples, bastando inverter a ordem dos coeficientes para passar de um filtro a outro (operação *fliplr* do *software Matlab*).

Tomando-se as seqüências $\{g_n\}$ para os coeficientes do filtro de escala de reconstrução (passa-baixas) e $\{h_n\}$ para os coeficientes do filtro *wavelet* de reconstrução (passa-altas), pode-se obter as *relações de análise* que indicam como os coeficientes de escala e os coeficientes *wavelet* de um sinal em uma escala j (mais agregada) são calculados a partir dos coeficientes da escala $j - 1$ (BACKÄR, 2000):

$$u_{j,k} = \sum_{n=0}^{2N-1} g_n u_{j-1,n+2k} \text{ e } w_{j,k} = \sum_{n=0}^{2N-1} h_n u_{j-1,n+2k}, \quad (3.1)$$

em que N é o número de *vanishing moments* do filtro *wavelet* adotado.

Os coeficientes $\{g_n\}$ e $\{h_n\}$ dos filtros são chamados de seqüências geradoras por (VEITCH et al., 2000) e apresentam $2N$ elementos não nulos ($N=1$ para *wavelet* de Haar). $\{g_n\}$ e $\{h_n\}$ estão tabelados (PERCIVAL; WALDEN, 2000, pág.109), sendo que a seqüência $\{g_n\}$ pode ser obtida através da função *dbaux* do *Matlab* para as *wavelets* de Daubechies.

Percival (PERCIVAL; WALDEN, 2000) apresenta a (3.2) que permite calcular os coeficientes do filtro *wavelet* $\{h_n\}$, quando são conhecidos os coeficientes do filtro de escala:

$$h_n = (-1)^n g_{2N-1-n}. \quad (3.2)$$

Bäckar (BACKÄR, 2000) também apresenta a *equação de reconstrução* (3.3), necessária para obter os coeficientes de aproximação em uma escala mais refinada a partir de uma escala de menor resolução:

$$u_{j,k} = \sum_{l=\lfloor k/2 \rfloor}^{\lfloor k/2 \rfloor - N + 1} (g_{k-2l} u_{j+1,l} + h_{k-2l} w_{j+1,l}). \quad (3.3)$$

A primeira somatória de (3.3) pode ser calculada utilizando-se a operação de convolução entre a série $\{g_n\}$ e uma série obtida pela intercalação de zeros nos coeficientes de aproximação apropriados (*upsampling*). Similarmente, na segunda somatória efetua-se a convolução entre a série $\{h_n\}$ e os coeficientes *wavelet* apropriados após *upsampling*. No *software Matlab* utiliza-se a função *conv* para efetuar a operação de convolução e *dyadup* para a operação *upsampling*. A referência citada mostra que ao se utilizar a operação de convolução são gerados alguns coeficientes adicionais que devem ser descartados. Para contornar esse problema, é preciso rastrear a que ponto no tempo cada coeficiente se refere e quais eram os coeficientes necessários em cada uma das escalas. Com esse controle é possível descartar os coeficientes indesejados.

As equações (3.4) e (3.5) indicam os índices extremos necessários em uma escala menos refinada em função dos índices desejados para a escala imediatamente inferior. Com essas equações pode-se partir da escala mais refinada $j = 0$, em que é conhecido o número de pontos que se deseja sintetizar, e calcular os índices

k_{min} e k_{max} necessários em cada uma das escalas superiores até o nível de menor resolução, $j = J$. As equações (3.6) e (3.7) indicam os índices mínimo e máximo obtidos ao se efetuar a operação *upsampling* em uma escala $j + 1$. Finalmente, através das equações (3.8) e (3.9) sabe-se quais os índices obtidos em uma escala j após as operações de *upsampling* e convolução sobre os coeficientes da escala $j + 1$. Comparando-se os índices após a convolução com os desejados, calculados pelas equações (3.4) e (3.5) na inicialização do algoritmo, sabe-se como descartar os coeficientes desnecessários.

$$k_{min}(j + 1) = \left\lfloor \frac{k_{min}(j)}{2} \right\rfloor - (N - 1) \quad (3.4)$$

$$k_{max}(j + 1) = \left\lfloor \frac{k_{max}(j)}{2} \right\rfloor \quad (3.5)$$

$$k_u^{min}(j + 1) = 2k_{min}(j + 1) \quad (3.6)$$

$$k_u^{max}(j + 1) = 2k_{max}(j + 1) \quad (3.7)$$

$$k_c^{min}(j) = k_u^{min}(j + 1) \quad (3.8)$$

$$k_c^{max}(j) = k_u^{max}(j + 1) + 2N - 1 \quad (3.9)$$

A Figura 3.1 exibe a relação entre os coeficientes em diferentes escalas para reconstrução do sinal original. Os círculos da figura estão posicionados na grade diádica, que é o conjunto de pontos $\{(t, escala) = (k2^j, 2^j), j, k \in \mathbb{Z}\}$ no plano tempo-escala, correspondendo às localizações em torno das quais as funções $\psi_{j,k}$ e $\phi_{j,k}$ estão centradas e às quais os coeficientes de aproximação e *wavelet* correspondem. Nessa Figura, a *wavelet* escolhida possui ordem $N = 2$, de modo que o comprimento das seqüências $\{g_n\}$ e $\{h_n\}$ é $2N = 4$. Ressalta-se que em uma escala menos refinada os coeficientes de aproximação e *wavelet* são utilizados para gerar somente os coeficientes de aproximação da escala imediatamente inferior. Na próxima iteração os coeficientes *wavelet*, que estariam armazenados caso a etapa de análise tivesse ocorrido, são adicionados ao algoritmo para gerar os coeficientes de aproximação da próxima escala (mais refinada).

O autor citado ainda faz algumas observações em relação ao cálculo dos co-

Figura 3.1: Coeficientes necessários para reconstrução da função original considerando utilização de filtro *wavelet* com $N = 2$.

eficientes de aproximação de um sinal em escalas mais refinadas a partir de coeficientes de aproximação e *wavelet* em escalas de menor resolução (reconstrução ou síntese). A primeira delas é que tanto um coeficiente de aproximação com índice k par quanto o coeficiente seguinte de índice $k + 1$, ambos são calculados a partir dos mesmos coeficientes de aproximação e *wavelet* da escala imediatamente superior, porém os coeficientes dos filtros $\{g_n\}$ e $\{h_n\}$ utilizados são diferentes. Coeficientes pares dos filtros dão origem ao coeficiente de aproximação com índice k par e coeficientes ímpares dos filtros dão origem ao coeficiente de aproximação com índice $k + 1$ ímpar. A segunda observação é que para a geração da aproximação mais refinada de um sinal (escala $j = 0$) em que o coeficiente inicial corresponda ao instante $k = 0$, são necessários coeficientes em escalas menos refinadas correspondentes a instantes de tempo em que $k < 0$.

O diagrama da Figura 3.2 mostra como as operações de *upsampling* e de convolução dos coeficientes de escala e *wavelet* com os coeficientes dos filtros passa-baixas e passa-altas são recursivamente combinados para se obter coeficientes de aproximação em escalas mais refinadas. Esse diagrama de reconstrução equivale à *Inverse Discrete Wavelet Transform* (IDWT) aliada à teoria MRA, implementado através do algoritmo da pirâmide de Mallat (MALLAT, 1989).

Tanto o sinal de detalhe quanto o sinal de aproximação de uma determinada escala podem ser reconstruídos a partir dos respectivos coeficientes *wavelet* ou de aproximação passando-se esses coeficientes através do banco de filtros do algoritmo da pirâmide, porém mantendo-se os valores dos demais coeficientes em zero. A adição de todos os sinais de detalhe mais o sinal de aproximação menos refinado forma o sinal original ou sinal sintetizado.

Figura 3.2: Algoritmo de Reconstrução baseado na IDWT

Pode-se resumir o procedimento de síntese de séries via *wavelets* através dos seguintes passos:

1. Determina-se o número total de escalas $J + 1$, em que $j = J$ será a escala menos refinada e $j = 0$ será a escala mais refinada;
2. Determina-se o número total de pontos M desejados ao final da síntese ¹;
3. Calculam-se os coeficientes dos filtros $\{g_n\}$ (*dbaux*) e $\{h_n\}$ (3.2) dependendo da *wavelet* escolhida ²;
4. Utilizando-se (3.4) e (3.5) calculam-se os índices de coeficientes $k_{min}(j)$ e $k_{max}(j)$ para cada escala j ;
5. Através de modelo apropriado determinam-se os coeficientes de aproximação na escala menos refinada $j = J$;
6. Através de modelo apropriado calculam-se os coeficientes *wavelet* na escala menos refinada $j = J$;
7. Efetuam-se as operações de *upsampling* (*dyadup*) e convolução (*conv*);
8. Comparando-se o resultado de (3.8) e (3.9) com os valores de $k_{min}(j)$ e $k_{max}(j)$, descartam-se os coeficientes cujos índices não sejam necessários;
9. Somam-se as séries dos coeficientes *wavelet* e de aproximação da escala $j = J$ após *upsampling* e convolução para obter os coeficientes de aproximação na escala $j = J - 1$;

¹Em particular para o modelo MWM, $M = 2^J$.

²Para o MWM utiliza-se sempre a *wavelet* de Haar.

10. Repetem-se os 4 últimos passos, substituindo-se j por $j - 1$ até que os coeficientes de aproximação na escala $j = 0$ sejam obtidos.

3.1.1 Geração de Séries com DEP $1/f$

Kaplan e Kuo (KAPLAN; KUO, 1993) mostraram que a aplicação da DWT com a base de Haar ao FGN produz coeficientes *wavelet* pouco correlacionados, com uma variância que é exponencialmente relacionada à escala:

$$\text{Var}\{w_{j,k}\} \propto 2^{j\alpha}. \quad (3.10)$$

Resultados similares também foram obtidos por Flandrin (FLANDRIN, 1989) (FLANDRIN, 1992) para um FBM de tempo contínuo analisado através da transformada *wavelet* de tempo contínuo. Mais recentemente, Percival (PERCIVAL; WALDEN, 2000) aprofunda a questão ao mostrar que a DWT também descorrelaciona outros processos de memória longa, tais como o PPL e o FD. A (3.10) afirma que processos $1/f$ são caracterizados pela linearidade do diagrama *logscale* $\log_2(\text{Var}\{w_{j,k}\})$ versus $\log_2(2^j)$.

O gerador de tráfego de Bäckar (BACKÄR, 2000) segue a prescrição de Kaplan e Kuo e foi implementado via algoritmo da pirâmide. As séries geradas dependem:

- do filtro *wavelet*;
- do número de escalas da MRA;
- do processo estocástico que gera a realização $\{u_J(k)\}$;
- do processo estocástico que gera as realizações $\{w_j(k)\}_{j=J,J-1,\dots,1}$.

Portanto, para garantir que as séries geradas correspondam a realizações de processos com DEP $1/f$, o processo estocástico que controla a criação dos coeficientes *wavelet* $\{w_j(k)\}_{j=J,J-1,\dots,1}$ deve ser escolhido de modo que $\eta_j = \frac{\text{Var}[w_j]}{\text{Var}[w_{j-1}]} = 2^\alpha$, $j \leq J$. Ou seja, o decaimento da energia dos coeficientes *wavelet* entre escalas consecutivas é constante.

3.1.2 Geração de Séries LRD Gaussianas

A fim de gerar séries Gaussianas com LRD (e DEP $1/f$), Bäckar adotou os seguintes modelos para os coeficientes *wavelet* $\{w_{j,k}\}$:

1. ruído branco Gaussiano;
2. processo AR(1) (auto-regressivo de ordem 1) com choque Gaussiano.

Esses modelos também foram implementados e explorados neste trabalho. As características que controlam a síntese de séries LRD para o modelo baseado no ruído branco Gaussiano são:

- *wavelet* de Daubechies de ordem N ;
- número de escalas $J + 1$ (J é a escala menos refinada e 0 a mais refinada);
- número de pontos que serão sintetizados M ;
- parâmetro α que controla o decaimento de energia dos coeficientes *wavelet*;
- coeficientes de aproximação na escala menos refinada configurados para o valor 0;
- coeficientes *wavelet* com distribuição Gaussiana independente e identicamente distribuída de média 0 e variância 1,0 na escala J . A variância dos coeficientes *wavelet* decai de uma escala para outra pelo fator 2^α .

Para o modelo baseado no processo AR(1), as características que controlam a síntese das séries são semelhantes:

- *wavelet* de Daubechies de ordem N ;
- número de escalas $J + 1$;
- número de pontos que serão sintetizados M ;
- parâmetro α que controla o decaimento de energia dos coeficientes *wavelet*;
- parâmetro ϕ que controla em cada escala a influência do valor do coeficiente *wavelet* imediatamente anterior no valor do coeficiente atual (AR);
- coeficientes de aproximação na escala menos refinada configurados para o valor 0;
- coeficientes *wavelet* com distribuição AR(1) e choque Gaussiano independente e identicamente distribuído de média 0 e variância 1,0 na escala J . A variância dos coeficientes *wavelet* decai de uma escala para outra pelo fator 2^α .

O método de geração via DWT não especifica a forma da DEP em frequências médias e altas, muito menos que a DEP da série gerada corresponda à do fGN, dada por (2.33). O que o método *garante* é que a série tenha espectro $1/f$. As densidades marginais de probabilidade são controladas pelas estatísticas dos coeficientes *wavelet* (Gaussianas para os modelos citados acima). No entanto, as DEPs estimadas das séries geradas via DWT aproximam a DEP teórica do fGN (conforme será visto no item 3.2) podendo-se afirmar, do ponto de vista *prático*, que as séries efetivamente *simulam* o fGN (mas elas também simulam o PPL e o FD). A Figura 2.5 reforça este ponto de vista, pois mostra que as DEPs de processos fGN e FD equivalentes (isto é, potência e H iguais) estão superpostas nas baixas frequências. A Figura 3.3 mostra uma realização $1/f$ com $\alpha = 0,9$ ($H = 0,95$), que foi gerada pelo algoritmo da pirâmide. Note-se que essa realização é visualmente bastante *parecida* com a série fGN aproximada da Figura 3.4, que foi gerada pelo método da FFT de Paxson.

Figura 3.3: Realização de um processo $1/f$ obtida através do método *wavelet* utilizando função de Haar, sorteio IID Gaussiano dos coeficientes *wavelet* e escolha de $\alpha = 0,9$ ($H = 0,95$) para controle da variância das variáveis aleatórias Gaussianas.

Sendo assim, pode-se afirmar que o método de geração via *wavelets* implementado por Bäcker sintetiza séries $1/f$ Gaussianas, se os coeficientes *wavelet* forem modelados conforme descrito anteriormente.

3.1.3 Geração de Séries LRD Não-Gaussianas pelo modelo MWM

As seguintes características controlam a síntese de séries LRD pelo modelo MWM:

- *wavelet* de Daubechies de ordem $N = 1$ (*wavelet* de Haar);

Figura 3.4: Série fGN aproximada gerada pelo método FFT de Paxson, com $H = 0,95$.

- número de escalas $J + 1$;
- número de pontos que serão sintetizados será determinado por J , $M = 2^J$;
- parâmetro α que controla o decaimento de energia dos coeficientes *wavelet*;
- parâmetro p inicial que controla a variância do multiplicador A_J na escala menos refinada. p é recalculado em cada escala segundo a (2.80);
- coeficiente de aproximação na escala menos refinada (*root*) segue uma distribuição Gaussiana de média 2.0 e variância 1.0;
- coeficientes *wavelet* são derivados dos respectivos coeficientes de escala pelos multiplicadores de distribuição $\beta(p, p)$ (2.74). A variância dos coeficientes *wavelet* decai de uma escala para outra pelo fator 2^α .

Ao fixar $\eta_j = 2^\alpha$, define-se que o MWM irá gerar realizações sempre positivas e não-Gaussianas de um processo do tipo $1/f$. A Figura 3.5 exibe realizações de um processo $1/f$ sintetizadas através do modelo MWM.

3.1.4 Inserção de SRD

Motivado pelo fato de que *traces* reais de tráfego podem apresentar SRD em algumas escalas de tempo, o gerador deste trabalho é implementado em dois estágios. O primeiro sintetiza séries de memória longa via algoritmo da pirâmide. O segundo estágio introduz dependência de curta duração através de uma filtragem IIR (*Infinite Impulse Response*) passa-bandas da saída do primeiro estágio. Portanto, o gerador implementado é mais *flexível* que o de Bäcker, uma vez que

Figura 3.5: Três realizações do modelo MWM geradas com escala menos refinada $J = 12$ e parâmetro $p = 10$. As realizações na parte superior, ao centro e na parte inferior desta figura possuem $H = 0,6$, $0,75$ e $0,9$, respectivamente.

a sua saída pode ser somente $1/f$, $1/f$ e SRD ou somente SRD. A função de transferência IIR usada é dada por

$$H(f) = \frac{1}{1 - 0,3e^{-j2\pi f} + 0,4e^{-j4\pi f}}. \quad (3.11)$$

A Figura 3.6 mostra a magnitude da resposta em frequência.

Figura 3.6: Filtro IIR utilizado para enfatizar médias frequências.

Ressalta-se que o filtro IIR adotado (3.11) é, de certa maneira, *arbitrário*. É válido indagar sobre o grau de SRD que deve estar presente nas simulações de tráfego. Entretanto, a resposta a essa pergunta não faz parte do escopo deste trabalho. Porém, note-se que a resposta em frequência adotada procura reforçar a DEP do ruído $1/f$ nas médias frequências, conforme sugerido, sob um ponto de vista *qualitativo*, pela DEP do AR(4) (Figura 2.5).

3.2 Análise Estatística

3.2.1 Análise das Séries Gaussianas

A análise estatística das séries Gaussianas foi feita em duas partes: I) efetuou-se uma análise comparativa entre as séries geradas pelo método da FFT de Paxson (usado como referência) e as do método *wavelet*; II) compararam-se as séries geradas pelo método *wavelet* antes e depois da filtragem. As realizações foram geradas variando-se o parâmetro H na faixa de 0,5 a 1,0 em passos de 0,05, sendo que para cada valor do parâmetro H foram sintetizadas três realizações (ou seja, 33 realizações por método ou 96 no total).

As seguintes estatísticas foram utilizadas:

1. *função de autocorrelação* $\rho_X(\tau)$;
2. DEP $P_X(f)$;
3. *assimetria* $A(X_n)$, que representa a concentração dos valores em um dos extremos da distribuição;
4. *curtose* $K(X_n)$, que indica o grau de achatamento de uma densidade de probabilidade em relação à normal;
5. H , pelos métodos de Whittle e do periodograma;
6. JB , de Jarque e Bera (JARQUE; BERA, 1987), que testa a normalidade dos dados.

O estimador da função de autocorrelação é dado por:

$$\hat{\rho}_X(\tau) = \frac{1}{Ms_X^2} \sum_{k=m+1}^M (X_k - \hat{\mu})(X_{k-m} - \hat{\mu}), \quad (3.12)$$

em que M é o número de amostras, s_X^2 é a variância amostral e $\hat{\mu}$ é o estimador da média μ de X . Note-se que $-1 \leq \rho \leq 1$.

O estimador $\hat{P}_X(f)$ da DEP é obtido pelo método *não-paramétrico*³ do *periodograma* (PERCIVAL; WALDEN, 1993), com *janelamento de dados* (*data tapering*, para redução de *vazamento* de potência) e suavização (*smoothing*, para redução da variabilidade de $\hat{P}_X(f)$). O periodograma é calculado via⁴:

$$\hat{P}_X(f) = \frac{1}{M} |X(f)|^2. \quad (3.13)$$

A assimetria é um momento de 3ª ordem e é dada por

$$A(X_n) = E \left[\frac{(X_n - \mu)^3}{\sigma^3} \right], \quad (3.14)$$

em que μ é a média e σ é o desvio-padrão da série X_n .

O estimador de assimetria é definido como

$$\hat{A}(X_n) = \frac{1}{M\hat{\sigma}^3} \sum_{n=1}^M (X_n - \mu)^3, \quad (3.15)$$

em que $\hat{\sigma}$ denota o desvio-padrão amostral.

A curtose é um momento de 4ª ordem e é definida como

$$K(X) = E \left[\frac{(X - \mu)^4}{\sigma^4} \right]. \quad (3.16)$$

O estimador da curtose é dado pela fórmula

$$\hat{K}(X_n) = \frac{1}{M\hat{\sigma}^4} \sum_{n=1}^M (X_n - \mu)^4. \quad (3.17)$$

Observe-se que a normal possui $A = 0$ e $K = 3$.

O teste de Jarque-Bera é baseado nas medidas de assimetria e curtose. A estatística desse teste é definida como

$$JB = \frac{M}{6} \left(\hat{A}^2 + \frac{(\hat{K} - 3)^2}{4} \right). \quad (3.18)$$

Sob a hipótese nula (H_0) de que os dados sejam normalmente distribuídos espera-se que $JB \sim \chi^2(2)$ (chi-quadrada com dois graus de liberdade).

³Os métodos *paramétricos* de análise espectral são baseados em modelos AR, MA e ARMA. Portanto não devem ser aplicados para estimação da DEP de um ruído $1/f$.

⁴A definição foi dada sem incluir o janelamento e a suavização, para melhor compreensão da natureza essencial do estimador.

Os testes de hipótese foram avaliados com base na estatística *p-value* (CASSELLA; BERGER, 2002). Para um dado nível de significância α , rejeita-se H_0 se $p \leq \alpha$, ao passo que aceita-se H_0 se $p \geq \alpha$. Desse modo, quanto menor for o valor do *p-value* maior será a evidência empírica de que H_0 deve ser rejeitada em favor da hipótese alternativa H_1 .

O método de estimação do parâmetro H de Whittle (ZIVOT; WANG, 2003) é baseado numa estimação de máxima verossimilhança no domínio da frequência do modelo $FD(d)$. Esse método usa o periodograma. O método de estimação de H pelo periodograma baseia-se no fato de que $P_X(f) \propto f^{2H-1}$ para frequências próximas de zero.

3.2.1.1 Comparação entre as Séries Geradas via *Wavelets* e FFT

O teste de Jarque-Bera rejeitou a normalidade de apenas 2 de 33 realizações geradas pelo método da FFT a um nível de significância $\alpha = 1\%$. Para as séries geradas pelo método *wavelet*, o teste rejeitou apenas uma das realizações com o mesmo α . A Tabela 3.1 mostra as estimativas de assimetria e de curtose para as séries geradas via FFT e *wavelets*.

Portanto, os testes realizados indicam que as séries geradas pelos dois métodos têm distribuição aproximadamente Gaussiana.

Tabela 3.1: Estimativas de assimetria e curtose das séries geradas via FFT e *wavelets*.

	H	$\hat{A}$	$\hat{K}$
FFT	$H \rightarrow 0,5$	$ \hat{A} \leq 0,05$	$ \hat{K} - 3 \leq 0,1$
	$H \rightarrow 1,0$	$ \hat{A} \leq 0,2$	$ \hat{K} - 3 \leq 0,1$
Wavelets	$H \rightarrow 0,5$	$ \hat{A} \leq 0,05$	$ \hat{K} - 3 \leq 0,15$
	$H \rightarrow 1,0$	$ \hat{A} \leq 0,1$	$ \hat{K} - 3 \leq 0,15$

As Figuras 3.7, 3.8, 3.9 e 3.10 mostram os gráficos da função de autocorrelação e do periodograma suavizado para séries simuladas via FFT e *wavelets* com $H = 0,6$, $0,75$ e $0,9$.

Figura 3.7: Autocorrelação de algumas séries geradas pelo método da FFT

Figura 3.8: Periodograma suavizado de algumas séries geradas pelo método da FFT

Figura 3.9: Autocorrelação de algumas séries geradas via *wavelets*

Figura 3.10: Periodograma suavizado de algumas séries geradas via *wavelets*

Os periodogramas mostram que as DEPs das séries com $H = 0,75$ e $0,9$ de ambos os métodos têm pólos na origem, ou seja, que as séries são $1/f$. Já para o caso das simulações com $H = 0,6$, observa-se que: a) a variabilidade do periodograma da série gerada via *wavelets* é maior do que a variabilidade do periodograma da série FFT; b) o periodograma da série *wavelet* não indica, de modo claro, se há ou não um pólo na origem. A comparação entre os gráficos de autocorrelação para $H = 0,75$ e $0,9$ mostra que a taxa de decaimento da autocorrelação é mais lenta com o *aumento* do parâmetro H .

As Figuras 3.11 e 3.12 mostram as curvas de H (usado como parâmetro de modelagem) *versus* $\hat{H}$ estimado através do método de Whittle (BERAN, 1994) para os dois tipos de geração. De acordo com Paxson (PAXSON, 1997), esse é um bom método de estimação de H para séries que apresentam LRD.

A Figura 3.11 sugere que o método de geração via FFT tende a gerar séries com H superior ao que é usado como entrada do modelo (*viés positivo*), enquanto que a Figura 3.12 sugere que o método *wavelet* tende a produzir séries com H inferior ao da entrada do modelo (*viés negativo*). A Figura 3.11 sugere que pode haver saturação para valores de $H \geq 0,95$ quando se usa o método da FFT.

Figura 3.11: Curva H *versus* $\hat{H}$ para séries geradas via FFT

3.2.1.2 Comparação entre as Séries Geradas pelo Método *Wavelet* com e sem Filtro IIR

O teste de Jarque-Bera rejeitou a normalidade de apenas 3 séries com SRD a um nível de significância $\alpha = 1\%$. A Tabela 3.2 mostra as medidas de assimetria e

Figura 3.12: Curva H versus $\hat{H}$ para séries geradas via *wavelets*

curtose.

Portanto, os testes realizados indicam que as séries geradas continuam a apresentar distribuição aproximadamente Gaussiana (como esperado).

Tabela 3.2: Estimativas de assimetria e curtose das séries geradas via *wavelets* após filtragem.

	H	$\hat{A}$	$\hat{K}$
Wavelets	$H \rightarrow 0,5$	$ \hat{A} \leq 0,06$	$ \hat{K} - 3 \leq 0,3$
com filtro IIR	$H \rightarrow 1,0$	$ \hat{A} \leq 0,06$	$ \hat{K} - 3 \leq 0,3$

As Figuras 3.13 e 3.14 mostram os gráficos da autocorrelação e periodograma suavizado para séries simuladas com $H = 0,6$, $0,75$ e $0,9$, após filtragem.

Figura 3.13: Autocorrelação de séries filtradas

Figura 3.14: Periodograma suavizado de séries filtradas

O periodograma da série gerada com $H = 0,6$ não apresenta pólo na origem. Por outro lado, o periodograma da série sintetizada com $H = 0,9$ mostra de forma clara que a série é mista, isto é, há presença simultânea de LRD e SRD (para tal, deve-se comparar esse gráfico com o periodograma para $H = 0,9$ da Figura 3.10). O periodograma da série modelada com $H = 0,75$ sugere uma situação de transição do comportamento SRD observado no gráfico com $H = 0,6$ para a característica mista da série com $H = 0,9$.

Diferentemente do procedimento usado nos dois conjuntos anteriores de realizações, em que as curvas H versus $\hat{H}$ foram levantadas com base somente no método de Whittle, as curvas H versus $\hat{H}$ relativas às séries filtradas foram obtidas por dois métodos distintos, o de Whittle (Figura 3.15) e o do periodograma (Figura 3.16) com a finalidade de se avaliar o desempenho desses dois estimadores nessa nova situação, qual seja, presença simultânea de LRD e SRD.

A curva obtida pelo método de Whittle é similar a do caso em que as séries foram geradas via *wavelets*, porém sem filtragem. Por outro lado, a Figura 3.16 mostra que o método do periodograma tende a *subestimar* o valor de H , apresentando *maior variabilidade* do que o estimador de Whittle. Sato (SATO, 2004) também observou a maior variância do estimador via periodograma em sua pesquisa. De acordo com (PERCIVAL; WALDEN, 1993), o periodograma é um estimador que tem os seguintes problemas: inconsistência, grande variância e viés para M finito. Portanto, justifica-se o comportamento observado na Figura 3.16.

Figura 3.15: Curva H versus $\hat{H}$ (método de Whittle) para séries filtradas

Figura 3.16: Curva H versus $\hat{H}$ (método do periodograma) para séries filtradas

3.2.2 Análise das Séries não-Gaussianas do Modelo MWM

Neste estudo são analisadas 27 realizações do modelo MWM (geradas com $J = 12$) e as mesmas séries após filtragem pelo filtro IIR da (3.11). Foram executadas simulações com diferentes valores para o parâmetro H , $0,55 \leq H \leq 0,95$, $\Delta H = 0,05$, com valor inicial do parâmetro p , $p_{(12)} = 10$. Sintetizaram-se três realizações para cada valor de H .

Algumas das estatísticas utilizadas na análise das séries Gaussianas LRD e SRD foram utilizadas na análise das séries não-Gaussianas geradas através do modelo MWM:

1. DEP $P_X(f)$;
2. *assimetria* $A(X_n)$;
3. *curtose* $K(X_n)$;
4. H , pelos métodos de Whittle e do periodograma;
5. JB , de Jarque e Bera.

3.2.2.1 Análise das séries MWM sem filtragem

O teste de Jarque-Bera rejeitou a hipótese nula de séries Gaussianas para todas as realizações, a um nível de significância de 1%. A Tabela 3.3 mostra as estima-

tivas de assimetria e curtose. Esses resultados demonstram que as realizações do modelo MWM são *não-Gaussianas*.

Tabela 3.3: Estimativas de assimetria e curtose para as séries do modelo MWM.

H	$\hat{A}$	$\hat{K}$
$H \rightarrow 0,55$	$\hat{A} = 19$	$\hat{K} - 3 = 500$
$H \rightarrow 0,95$	$\hat{A} = 2,8$	$\hat{K} - 3 = 12$

A Figura 3.17 mostra as estimativas das DEPs para as três séries da Figura 3.5. Os periodogramas ao centro e na parte inferior da Figura 3.17 sugerem que as realizações com $H = 0,75$ e $H = 0,9$ possuem LRD, porque eles apresentam DEP elevada para frequências próximas de zero. Nota-se que a magnitude da singularidade na frequência zero aumenta com incrementos em H , conforme ilustrado pelos periodogramas citados. Por outro lado, não há evidências de comportamento SRD nessas séries. A DEP da realização para $H = 0,6$ (periodograma na parte superior) não se assemelha à DEP de processos do tipo $1/f$.

Figura 3.17: Periodogramas das realizações MWM da Figura 3.5.

É importante testar se o valor do estimador para o parâmetro H , $\hat{H}$, é consistente com o valor de H usado na geração das séries temporais. A Figura 3.18 exibe dois gráficos de H versus sua estimativa $\hat{H}$ na região de interesse $1/2 < H < 1$. Portanto, as realizações são consistentes com o valor de H utilizado no modelo MWM. No entanto, o gráfico à direita demonstra que o estimador do método do periodograma possui uma variância maior que o de Whittle, como já havia sido constatado no caso das séries Gaussianas.

Figura 3.18: Gráficos de H versus $\hat{H}$ utilizando: a) método de Whittle, b) método do Periodograma.

3.2.2.2 Análise das séries MWM após filtragem

Ao ativar-se o segundo estágio da geração de séries temporais (inserção de SRD), o filtro passa-bandas da (3.11) é utilizado. Novamente, o teste de Jarque-Bera rejeitou a hipótese de normalidade para todas as séries, ao nível de significância de 1%. A Tabela 3.4 mostra as estimativas da assimetria e curtose. Portanto, as séries geradas são não-Gaussianas, conforme o esperado.

A Figura 3.19 mostra as estimativas das DEPs para as três séries da Figura 3.5 após filtragem passa-bandas ($H = 0,6$, $0,75$ e $0,9$, respectivamente). Os periodogramas ao centro e na parte inferior da Figura 3.19 evidenciam que as realizações com $H = 0,75$ e $H = 0,9$, após filtragem, apresentam simultaneamente as características de séries LRD e SRD, o que pode ser notado ao compará-los

Tabela 3.4: Estimativas da assimetria e curtose para as séries do modelo MWM após filtragem passa-bandas.

H	$\hat{A}$	$\hat{K}$
$H \rightarrow 0,55$	$\hat{A} = 15$	$\hat{K} - 3 = 3$
$H \rightarrow 0,95$	$\hat{A} = 325$	$\hat{K} - 3 = 12$

aos respectivos periodogramas da Figura 3.17. Ambas as DEPs tiveram suas magnitudes enfatizadas pelo filtro passa-bandas no intervalo $0,1 < f < 0,3$ (aproximadamente).

Figura 3.19: Periodogramas das realizações MWM da Figura 3.5, após filtragem passa-bandas.

A Figura 3.20 mostra os gráficos de H versus $\hat{H}$ considerando as séries filtradas pelo filtro passa-bandas. Pode-se notar que estes gráficos são bastante semelhantes aos da Figura 3.18. Portanto, a filtragem passa-bandas não alterou de maneira significativa o comportamento LRD das séries MWM.

Figura 3.20: Gráfico de H versus $\hat{H}$ após filtragem passa-bandas, utilizando:
a) método de Whittle, b) método do Periodograma.

4 Séries de Tráfego e Simulação

4.1 Introdução

Uma vez que as séries temporais LRD estejam geradas, é necessário elaborar um algoritmo para converter as séries temporais em séries de pacotes (séries de tráfego). As séries de pacotes podem ser enviadas a um módulo gerador de pacotes que irá montar e inserir os pacotes na rede de dados, nos instantes de tempo indicados pela série de entrada. Essa possibilidade de aplicação das séries de pacotes não será explorada neste trabalho. Uma outra aplicação relevante é a utilização das séries de pacotes como fonte de tráfego agregado em cenários de simulação, que é o uso demonstrado neste trabalho.

As séries temporais sintetizadas possuem tantos pontos quantos solicitados na escolha dos parâmetros de entrada do programa de geração das séries (as eventuais limitações serão por capacidade computacional e de memória para armazenamento). Não há restrição sobre o valor assumido para o intervalo de tempo compreendido entre pontos consecutivos (equivalente ao período de amostragem), denominado *bin* da série temporal. Portanto, o *bin* é um parâmetro de livre interpretação dos usuários da série. No entanto, a fim de manter as características estatísticas da série temporal após a conversão para série de pacotes, é importante que a resolução da série temporal seja tão próxima quanto possível do mínimo intervalo de tempo entre pacotes consecutivos. Conforme discutido na Seção 2.3, o modelo MWM é mais apropriado para escalas refinadas de tempo, enquanto que o fGN é um bom modelo para escalas agregadas, em que o tráfego torna-se Gaussiano. Seguindo essa constatação, nas simulações apresentadas neste trabalho arbitrou-se $bin = 1\ ms$ para *traces* baseados no modelo MWM e $bin = 10\ ms$ para *traces* baseados no modelo fGN.

É importante notar que as séries temporais não representam diretamente uma grandeza física do tipo contagem de *bytes*. No caso do modelo fGN não há sequer uma compatibilidade simples entre o modelo matemático e o fenômeno físico, por exemplo com a ocorrência de valores negativos na série temporal. Torna-se

essencial criar essa compatibilidade através de operações de transformação e normalização, porém sem que haja perda das propriedades estatísticas de interesse. Um requisito imposto para as operações de normalização é que deve haver um mecanismo para controlar a grandeza carga média do tráfego gerado, de acordo com um parâmetro de entrada informado pelo usuário do *trace* de tráfego sintético. Para confirmar que as séries de pacotes continuam apresentando as propriedades LRD e SRD que foram modeladas na etapa anterior, será efetuada a análise estatística das séries convertidas, comparando-se os resultados com os obtidos durante a síntese da série temporal.

Dentro do período de cada *bin* haverá uma quantidade de *bytes* que deverão ser transmitidos, porém não existe *a priori* uma indicação de como esses *bytes* devem ser particionados em pacotes. Sendo assim, propõem-se duas alternativas distintas de conversão, utilizadas para determinar qual a quantidade de pacotes e em que instantes de tempo (dentro de um *bin*) deve-se enviá-los de modo a atender o valor de *bytes* indicado para o *bin*:

1. envio de *chunks* (blocos formados por pacotes consecutivos) em intervalos de tempo equiespaçados (início de cada *bin*);
2. envio de pacotes de tamanho constante posicionados uniformemente dentro do período do *bin*.

Em uma última etapa, as séries de pacotes obtidas ao final de cada alternativa de conversão são utilizadas em cenários de simulação elaborados no simulador *NS-2 Network Simulator* (NS-2). A interface que permite o uso das séries de pacotes criadas pelo gerador de tráfego dentro do *software* NS-2 é aqui descrita. Um breve estudo (não conclusivo) com comparações de indicadores de QoS como perda de pacotes, atraso de transmissão e tamanho da fila também é apresentado.

4.2 Conversão de Séries Temporais em Séries de Pacotes

4.2.1 Conversão para série de *chunks* em intervalos equiespaçados

Essa alternativa de conversão baseia-se em um método em que toda a quantidade de *bytes* que deve ser transmitida em um *bin* é enviada em um único bloco formado por pacotes consecutivos, denominado *chunk*. O início de transmissão

do *chunk* corresponde ao instante de tempo de início do *bin*, portanto caracteriza-se por instantes de início de transmissão equiespaçados. No restante deste texto, denomina-se essa alternativa de conversão como *conversão 1*.

No início de cada *bin*, a conversão 1 permite o envio de um único (ou nenhum) *chunk* de tamanho variável. O tamanho do *chunk* está associado ao número de pacotes consecutivos que serão efetivamente enviados naquele *bin*. Dessa maneira, um *chunk* será constituído de M , $M \geq 0$, pacotes de tamanho *Maximum Transfer Unit* (MTU) (a variável *MTU* dependerá da tecnologia da rede em que o tráfego será injetado) e zero (0) ou um (1) pacote adicional de tamanho V , $V < MTU$, caso necessário.

Um mecanismo de *virtual buffer* é usado para acomodar excesso de *bytes* a serem transmitidos dentro de um intervalo de transmissão (dependendo das características da tecnologia de rede escolhida determina-se o número máximo de *bytes* que podem ser transmitidos no período de um *bin*). Através desse mecanismo transfere-se eventuais *bytes* excedentes para um próximo *bin*.

Os seguintes parâmetros, relacionados à tecnologia de rede adotada, são solicitados pelo programa implementado para dar flexibilidade ao método de conversão da série temporal em série de pacotes:

1. *MTU*. É o limite máximo para o tamanho de um pacote que pode ser transmitido. Exemplo para IP sobre *Ethernet*: 1500 *bytes*.
2. *minTU*. É o limite mínimo para o tamanho de um pacote que pode ser transmitido. Exemplo para IP sobre *Ethernet*: 46 *bytes*.
3. TX_{max} . Indica a taxa máxima de transmissão (em Mbps) do meio escolhido.

Sobre o uso do parâmetro *minTU*, faz-se a seguinte observação: o programa de conversão efetua a transformação da série temporal truncando em 0 os valores da série que estejam abaixo de um valor *limiar* apropriado. Valores iguais a esse *limiar* são mapeados para *minTU*. Quando um *chunk* é composto por $M > 0$ pacotes de tamanho *MTU* e há um restante de *bytes* a serem transmitidos que ficam abaixo de *minTU*, ou seja, $V < minTU$, então faz-se uso da técnica de *stuffing* tornando $V = minTU$.

Adicionalmente aos parâmetros associados à tecnologia de rede, o programa de conversão também solicita os seguintes parâmetros:

1. *bin*. É o intervalo de tempo constante (em *ms*) entre pontos da série temporal. Ressalta-se que o intervalo definido em *bin* é utilizado para determinar

o instante de transmissão de *chunks*, característico desse método de conversão.

2. TX_{avg} . É a taxa média de transmissão que deseja-se obter (em Mbps).
3. $fator_{neg}$. Representa um fator usado antes da normalização das séries com valores negativos, cujo efeito é a adição de uma componente DC que elimina uma quantidade dos valores negativos proporcional a esse fator¹. Para $fator_{neg} = 0$, a série temporal não é alterada e para $fator_{neg} = 1$, é adicionada uma componente DC na série temporal que elimina por completo os valores negativos (menor valor da série é mapeado para 0).

Observa-se que valores de *bin* muito pequenos ($< 1\ ms$) podem implicar em impossibilidade para um módulo gerador de pacotes (ex. *packet sender* (PáSZTOR, 2001)) gerar pacotes na rede (características de implementação cujo limite será a resolução que o módulo gerador de pacotes irá operar). Não está no escopo deste trabalho determinar a resolução atingida pelo módulo gerador de pacotes, pois toda a parte experimental será conduzida por meio de um simulador de rede.

A implementação do programa de conversão permite, através do parâmetro TX_{avg} , controlar o nível médio da carga injetada pelo *trace* em um cenário de simulação. Esse parâmetro é usado para efetuar a normalização da série temporal. Trata-se de uma funcionalidade relevante pois possibilita efetuar medidas comparativas de desempenho entre um gerador de tráfego baseado em modelo auto-similar, LRD e SRD, *versus* um gerador baseado em modelos clássicos (*Poisson*, *Constant Bit Rate* (CBR)).

As variáveis listadas abaixo são calculadas em função dos valores informados para o conjunto de parâmetros solicitados pelo programa.

1. MAX_BYTES_{bin} . É o número máximo de *bytes* que podem ser enviados dentro de um *bin*, conforme (4.1):

$$MAX_BYTES_{bin} = bin \cdot \frac{TX_{max}}{8} \cdot 10^3 \text{ bytes.} \quad (4.1)$$

2. AVG_CHUNK_{size} . Representa o tamanho médio dos *chunks* transmitidos. Pode ser calculado através da (4.2):

$$AVG_CHUNK_{size} = bin \cdot \frac{TX_{avg}}{8} \cdot 10^3 \text{ bytes.} \quad (4.2)$$

¹ $fator_{neg}$ poderá assumir qualquer valor no intervalo $[0, 1]$.

3. *limiar*. Variável calculada por uma equação arbitrária que resulte em valores suficientemente pequenos em relação ao ponto de máximo da série temporal. Adotou-se a (4.3) para definir o *limiar*, que é um limite abaixo do qual os valores da série temporal serão truncados em 0. Valores iguais a *limiar* são mapeados para *minTU*.

$$\text{limiar} = \frac{\max(\text{série temporal})}{MAX_BYTES_{bin}}, \quad (4.3)$$

em que $\max(\text{série temporal})$ é o ponto de máximo da série temporal.

Nota-se que há um limite máximo M_{max} para o número de pacotes de tamanho *MTU*. Esse limite pode ser calculado por (4.4):

$$M_{max} = \left\lfloor \frac{MAX_BYTES_{bin}}{MTU} \right\rfloor, \quad (4.4)$$

em que o operador $\lfloor x \rfloor$ representa o arredondamento para o maior inteiro menor que x .

Uma última consideração que precisa ser feita é como normalizar a série temporal de maneira adequada. Existem diversas possibilidades de como efetuar as operações de normalização, sendo que neste trabalho elaborou-se o procedimento descrito na Seção 4.2.1.1.

4.2.1.1 Procedimento de normalização da série temporal pela conversão 1

1. Caso a série possua valores negativos, adicionar uma componente DC controlada pelo $fator_{neg}$;
2. Calcular o valor *limiar* que será mapeado para *minTU*;
3. Truncar a série temporal de modo que valores abaixo de *limiar* sejam mapeados para 0;
4. Calcula-se o valor da diferença $MAX_BYTES_{bin} - M_{max} \cdot MTU$. Caso essa diferença seja menor que *minTU*, faz-se $MAX_BYTES_{bin} = M_{max} \cdot MTU$. Dessa forma, MAX_BYTES_{bin} será igual a um múltiplo de *MTU* somado a 0 ou 1 pacote de tamanho $V \geq minTU$;
5. Utilizando-se o parâmetro de entrada TX_{avg} , calcula-se através da (4.2) o valor de AVG_CHUNK_{size} desejado;
6. Calcular a fração de pontos P que foram mapeados para 0;

7. $Q = 1 - P$ será a fração de pontos iguais ou acima de *limiar* e que serão transformados em $0 \leq M \leq M_{max}$ pacotes de tamanho MTU e 0 ou 1 pacotes de tamanho $V \geq minTU$;
8. Calcular a média da série temporal modificada, desconsiderando os pontos em 0. Essa será a variável $Avg_Serie_Temp_{not_0}$ da (4.5):

$$Avg_Serie_Temp_{not_0} = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} serie_temp(i)}{N \cdot Q}, \quad (4.5)$$

em que $serie_temp(i)$ é o valor do ponto de índice i da série temporal e N é o número total de pontos da série temporal;

9. A variável AVG_CHUNK_{size} , calculada através da (4.2), está relacionada com uma variável auxiliar $Q_AVG_CHUNK_{size}$ pela (4.6):

$$\begin{aligned} AVG_CHUNK_{size} &= 0 \cdot P + Q_AVG_CHUNK_{size} \cdot Q \\ Q_AVG_CHUNK_{size} &= \frac{AVG_CHUNK_{size}}{1 - P}; \end{aligned} \quad (4.6)$$

10. A variável $Avg_Serie_Temp_{not_0}$ será mapeada para a variável auxiliar $Q_AVG_CHUNK_{size}$ através do fator de normalização $FN = \frac{Q_AVG_CHUNK_{size} - minTU}{Avg_Serie_Temp_{not_0} - limiar}$, aplicado conforme (4.7):

$$\begin{aligned} &\text{se } serie_temp(i) \geq limiar \quad \text{então} \\ &CHUNK(i) = FN \cdot (serie_temp(i) - limiar) + minTU \\ &\quad \text{caso contrário} \\ &CHUNK(i) = 0 \end{aligned} \quad (4.7)$$

11. Nota-se que o ponto máximo da série normalizada poderá ser menor ou maior que MAX_BYTES_{bin} . No caso de valores acima de MAX_BYTES_{bin} adota-se o mecanismo de *virtual buffer* (acumulador para próximo(s) *bin(s)*);
12. Efetua-se a conversão ponto a ponto da série $CHUNK$ em $M \cdot MTU + V$. Quando $V < minTU$ utiliza-se do conceito de *stuffing* e faz-se $V = minTU$;
13. Montam-se os vetores de tamanho de pacotes ($serie_pacotes$) e de tempo entre pacotes ($tempo_entre_pacotes$) que podem ser enviados a um módulo gerador de pacotes ou ao simulador através de interface adequada.

A Figura 4.1 ilustra o envio de *chunks* de pacotes de acordo com a conversão 1.

Figura 4.1: Exemplo de *trace* após conversão para série de *chunks* em intervalos equiespaçados (conversão 1).

4.2.1.2 Dados de exemplo para conversão 1

Elaborou-se um programa denominado “media_ideal” que, de acordo com a série temporal e com uma parte dos parâmetros de entrada da conversão, possibilita identificar valores apropriados para a média obtida após a normalização da conversão, sem que haja efeito de *virtual buffer*. Essa condição é desejada pois a utilização do mecanismo de *virtual buffer* insere distorções na série de tráfego que alteram as características estatísticas modeladas na etapa anterior.

Na geração das séries temporais MWM, valores distintos para a inicialização do parâmetro p foram utilizados: 0, 1; 10 e p_J , em que p_J é obtido recalculando-se p da escala mais refinada para a escala menos refinada, partindo-se da escala mais refinada com um valor 10% acima de $p_{-\infty}$ (2.81).

Cada realização obtida com os diversos valores para o parâmetro α possui um valor máximo apropriado para a taxa média TX_{avg} , sem que haja efeito de *virtual buffer*. A Tabela 4.1 relaciona o intervalo obtido entre o menor e o maior valor de médias apropriadas para cada uma das séries temporais e, em função desse intervalo, um valor sugerido para a taxa média resultante da conversão.

Tabela 4.1: Tabela de intervalos ideais para a média TX_{avg} e de valor sugerido para TX_{avg} nas conversões das séries MWM, agrupadas pelas diferentes inicializações do parâmetro p

p	Intervalo de Médias	TX_{avg} (Mbps)
p_J	0,5 - 17,5	2,0
0, 1	0,04 - 4,4	1,0
10	0,4 - 18,4	2,0

Do mesmo modo que há uma preocupação em não se enfatizar os efeitos do *virtual buffer*, também é indesejado truncar uma quantidade excessiva de pontos que fiquem abaixo de *limiar*. Para o MWM que é um modelo com maior *burstness*

que o fGN, ocorre que os valores de média apropriados para evitar o *virtual buffer* são consideravelmente mais baixos que para o fGN. A escolha de valores excessivamente baixos para a média após conversão poderá acentuar as distorções por truncamento de pontos abaixo de *limiar*. Neste trabalho, arbitrou-se utilizar nas simulações do MWM a 3ª realização gerada com $J = 12$, $\alpha = 0,6$ ou $H = 0,8$ e p de inicialização $p_J = 4,03$. Para a conversão dessa realização foi adotado o parâmetro taxa média $TX_{avg} = 2,0 \text{ Mbps}$.

Portanto, partindo-se da série temporal do modelo MWM, efetuou-se a conversão para série de tráfego utilizando o método de conversão 1 e adotando-se os seguintes valores para os dados de entrada:

- $MTU = 1518 \text{ bytes}$;
- $minTU = 64 \text{ bytes}$;
- $TX_{max} = 150 \text{ Mbps}$;
- $bin = 1 \text{ ms}$;
- $TX_{avg} = 2 \text{ Mbps}$.

A escolha dos valores acima resulta em $MAX_BYTES_{bin} = 18750 \text{ bytes}$ e $AVG_CHUNK_{size} = 250 \text{ bytes}$. Nota-se que AVG_CHUNK_{size} corresponde em média a um valor de M igual a 0 e a um pacote de tamanho $V = 250 \text{ bytes}$. Essas informações podem ser usadas para projetar o tamanho da fila do *link* gargalo do cenário de simulação.

No caso das séries fGN, também utilizou-se o programa “media_ideal” a fim de identificar valores apropriados para a média obtida após conversão (Tabela 4.2).

Tabela 4.2: Tabela de intervalo ideal para a média TX_{avg} e de valor sugerido para TX_{avg} nas conversões das séries fGN

Intervalo de Médias	TX_{avg} (Mbps)
43,5 - 62,8	50,0

Arbitrou-se utilizar para as simulações com o fGN a 3ª realização das séries geradas com 4096 pontos, $J = 9$, *wavelet* de Haar e $\alpha = 0,6$ ou $H = 0,8$. Partindo da série temporal do modelo fGN, foram utilizados os seguintes valores para os dados de entrada da conversão 1:

- $MTU = 1518 \text{ bytes}$;
- $minTU = 64 \text{ bytes}$;
- $TX_{max} = 150 \text{ Mbps}$;
- $bin = 10 \text{ ms}$;
- $TX_{avg} = 50 \text{ Mbps}$;
- $fator_{neg} = 0,5$.

A escolha dos valores acima resulta em $MAX_BYTES_{bin} = 187500 \text{ bytes}$ e $AVG_CHUNK_{size} = 62500 \text{ bytes}$. Nota-se que AVG_CHUNK_{size} corresponde em média a um valor de M igual a 41 pacotes de tamanho MTU e a um pacote adicional de tamanho $V = 262 \text{ bytes}$. Essas informações podem ser usadas para projetar o tamanho da fila do *link* gargalo do cenário de simulação.

Ressalta-se que as séries obtidas através dos modelos MWM e fGN foram normalizadas para valores de taxa média correspondentes a níveis distintos de agregação de tráfego. O modelo de tráfego mais apropriado para redes de acesso (MWM) foi mapeado para uma taxa média de 2 Mbps . Já o modelo mais apropriado para *backbones* (fGN - Gaussiano e, portanto, coerente com o Teorema do Limite Central) foi mapeado para taxa média de 50 Mbps . Da mesma maneira adotou-se $bin = 1 \text{ ms}$ para a série MWM (mais refinada) e $bin = 10 \text{ ms}$ para a série fGN (mais agregada).

4.2.1.3 Análise estatística das séries de pacotes após conversão 1

A Figura 4.2 mostra a realização do modelo MWM, indicada na Seção 4.2.1.2, acima da série de *chunks* (série de pacotes reagregada), obtida através do método de conversão 1.

Figura 4.2: Comparação entre série temporal MWM e série de *chunks*, com $H=0,8$ (conversão 1).

Efetuando-se uma comparação visual entre a DEP da série temporal MWM antes da conversão (Figura 4.3) e a DEP da respectiva série de *chunks* (Figura 4.4), nota-se que as características LRD modeladas na série temporal continuam existindo após a conversão 1.

Figura 4.3: Periodograma para série temporal MWM com $H=0,8$.

Figura 4.4: Periodograma para série de *chunks* MWM com $H=0,8$ (conversão 1).

A Tabela 4.3 apresenta os resultados de estimativas do parâmetro de Hurst, pelo método de Whittle e do periodograma, para a série temporal MWM gerada com $H = 0,8$ e a respectiva série de *chunks* obtida pela técnica de conversão 1. Em ambos os métodos não ocorrem variações relevantes entre as estimativas de H para a série temporal original e para a série de *chunks*.

Tabela 4.3: Estimativas do parâmetro de Hurst para série temporal MWM gerada com $H = 0,8$ e a respectiva série de *chunks* obtida pelo método de conversão 1.

	H Whittle	H periodograma
série temporal	$H = 0,84$	$H = 0,81$
série <i>chunks</i>	$H = 0,84$	$H = 0,82$

A Figura 4.5 mostra a realização do modelo fGN, indicada na Seção 4.2.1.2, acima da série de *chunks*, obtida através do método de conversão 1.

Figura 4.5: Comparação entre série temporal fGN e série de *chunks*, com $H=0,8$ (conversão 1).

Efetuada-se uma comparação visual entre a DEP da série temporal fGN antes da conversão (Figura 4.6) e a DEP da respectiva série de *chunks* (Figura 4.7), nota-se que as características LRD modeladas na série temporal continuam existindo após a conversão 1.

Figura 4.6: Periodograma para série temporal fGN com $H=0,8$.

Figura 4.7: Periodograma para série de *chunks* fGN com $H=0,8$ (conversão 1).

A Tabela 4.4 apresenta os resultados de estimativas do parâmetro de Hurst, pelo método de Whittle e do periodograma, para a série temporal fGN gerada com $H = 0,8$ e a respectiva série de *chunks* obtida pela técnica de conversão 1. Em ambos os métodos não ocorrem variações relevantes entre as estimativas de H para a série temporal original e para a série de *chunks*.

Tabela 4.4: Estimativas do parâmetro de Hurst para série temporal fGN gerada com $H = 0,8$ e a respectiva série de *chunks* obtida pelo método de conversão 1.

	H Whittle	H periodograma
série temporal	$H = 0,80$	$H = 0,76$
série <i>chunks</i>	$H = 0,80$	$H = 0,77$

4.2.2 Conversão para série de pacotes de tamanho constante

Essa alternativa de conversão caracteriza-se pela transmissão de pacotes de tamanho fixo e uniformemente distribuídos dentro do período de um *bin* da série temporal original. A cada *bin* existe um número de *bytes* específico que deve ser enviado, o que corresponde a um determinado número de pacotes de tamanho constante que aproximam esse número de *bytes*. Ao comparar-se a quantidade de pacotes enviados dentro de cada *bin*, obtêm-se valores usualmente distintos. Por essa razão o espaçamento entre os pacotes observado dentro de um *bin* será uniforme, porém potencialmente diferente do espaçamento encontrado em outros intervalos de transmissão. No restante deste texto, denomina-se essa alternativa de conversão como *conversão 2*.

Diferentemente do método de conversão 1, em que o *bin* define o instante de envio de uma seqüência consecutiva de pacotes (sem espaçamento entre eles), no método de conversão 2 o instante de envio de cada pacote é determinado através da divisão do tamanho do *bin* pelo número de pacotes que devem ser enviados naquele *bin*.

A técnica de transmissão de pacotes de tamanho fixo exige cautela para considerar o efeito do *erro de quantização*. O erro de quantização ocorre porque efetua-se uma *aproximação* de cada ponto da série temporal normalizada por um número inteiro de pacotes de tamanho fixo. Em um experimento prático relacionado à síntese de tráfego, (VEITCH et al., 2000) e (WALL, 1999) constataram que com 350 níveis de quantização as distorções inseridas pelo erro de quantização eram suficientemente pequenas e, portanto, aceitáveis. Não está no escopo deste

trabalho conduzir estudos aprofundados sobre os efeitos do erro de quantização, porém salienta-se que esse erro é uma das causas a serem investigadas em eventuais degradações, após a conversão 2, das características fractais sintetizadas na série temporal. Experimentos futuros de geração e análise utilizando diferentes níveis de quantização permitirão obter recomendações sobre a quantidade de níveis adequados para evitar alterações significativas nas estatísticas das séries após conversão.

Os seguintes parâmetros são solicitados pelo programa implementado para dar flexibilidade a esse método de conversão da série temporal em série de pacotes:

1. TX_{max} . Representa a taxa máxima de transmissão (em Mbps) para o meio escolhido;
2. TAM_{pkt} . É o tamanho constante (em *bytes*) dos pacotes ou células que serão transmitidos;
3. bin . É o intervalo de tempo constante (em *ms*) entre pontos da série temporal;
4. TX_{avg} . É a taxa média de transmissão que deseja-se obter (em Mbps);
5. $fator_{neg}$. Representa um fator usado antes da normalização das séries com valores negativos, cujo efeito é a adição de uma componente DC que elimina uma quantidade dos valores negativos proporcional a esse fator². Para $fator_{neg} = 0$, a série temporal não é alterada e para $fator_{neg} = 1$, é adicionada uma componente DC na série temporal que elimina por completo os valores negativos (menor valor da série é mapeado para 0).

Dentro de um bin pode-se enviar até MAX_PCKTS_{bin} de tamanho TAM_{pkt} . Recomenda-se $MAX_PCKTS_{bin} \geq 350$ para minimizar efeitos do erro de quantização. Caso haja interesse em se obter um valor específico para MAX_PCKTS_{bin} , pode-se calcular o tamanho do intervalo bin pela (4.8) e informá-lo como dado de entrada para o programa de conversão.

$$bin = \frac{MAX_PCKTS_{bin} \cdot TAM_{pkt}}{TX_{max}} \cdot 8 \cdot 10^{-3} \text{ ms.} \quad (4.8)$$

Manipulando-se (4.8) é possível calcular MAX_PCKTS_{bin} a partir de um valor informado para o parâmetro bin .

² $fator_{neg}$ poderá assumir qualquer valor no intervalo $[0, 1]$.

O parâmetro TX_{avg} é usado para controlar a carga média do *trace* após conversão. Esse parâmetro está relacionado com a quantidade média de pacotes por *bin* AVG_PCKTS_{bin} , conforme indicado na (4.9).

$$TX_{avg} = \frac{AVG_PCKTS_{bin} \cdot TAM_{pkt}}{bin} \cdot 8 \cdot 10^{-3} \text{ Mbps.} \quad (4.9)$$

As operações de transformação e normalização ocorrem de maneira semelhante ao apresentado na Seção 4.2.1.1. O procedimento descrito na Seção 4.2.2.1 detalha essas operações para o método de conversão 2.

4.2.2.1 Procedimento de normalização da série temporal pela conversão 2

1. Caso a série possua valores negativos, adicionar uma componente DC controlada pelo $fator_{neg}$;
2. Calcular o valor *limiar* que será mapeado para 1 pacote de tamanho TAM_{pkt} ;
3. Truncar a série temporal de modo que valores abaixo de *limiar* sejam mapeados para 0;
4. Utilizando-se o parâmetro de entrada TX_{avg} , é possível calcular através da (4.9) o valor de AVG_PCKTS_{bin} desejado;
5. Calcular a fração de pontos P que foram mapeados para 0;
6. $Q = 1 - P$ será a fração de pontos iguais ou acima de *limiar* e que serão transformados em 1 ou mais pacotes de tamanho TAM_{pkt} ;
7. Calcular a média da série temporal modificada, desconsiderando os pontos em 0. Essa será a variável $Avg_Serie_Temp_{not_0}$ da (4.10):

$$Avg_Serie_Temp_{not_0} = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} serie_temp(i)}{N \cdot Q}, \quad (4.10)$$

em que $serie_temp(i)$ é o valor do ponto de índice i da série temporal e N é o número total de pontos da série temporal;

8. A variável AVG_PCKTS_{bin} está relacionada com uma variável auxiliar, $Q_AVG_PCKTS_{bin}$ pela (4.11):

$$\begin{aligned} AVG_PCKTS_{bin} &= 0 \cdot P + Q_AVG_PCKTS_{bin} \cdot Q \\ Q_AVG_PCKTS_{bin} &= \frac{AVG_PCKTS_{bin}}{1 - P}; \end{aligned} \quad (4.11)$$

9. A variável $Avg_Serie_Temp_{not_0}$ será mapeada para a variável auxiliar $Q_AVG_PCKTS_{bin}$ através do fator de normalização $FN = \frac{Q_AVG_PCKTS_{bin}-1}{Avg_Serie_Temp_{not_0}-limiar}$, aplicado conforme (4.12):

$$\begin{aligned} & \text{se } serie_temp(i) \geq limiar \quad \text{então} \\ & \quad num_pacotes(i) = FN \cdot (serie_temp(i) - limiar) + 1 \\ & \quad \text{caso contrário} \\ & \quad num_pacotes(i) = 0 \end{aligned} \quad (4.12)$$

10. Em cada ponto a série $num_pacotes$ poderá ser menor ou maior que MAX_PCKTS_{bin} . No caso de valores acima de MAX_PCKTS_{bin} adota-se o mecanismo de *virtual buffer* (acumulador para próximo(s) $bin(s)$);
11. Arredondar os pontos da série $num_pacotes$ para que cada ponto corresponda a um número inteiro de pacotes a ser transmitido, entre 1 e MAX_PCKTS_{bin} ;
12. Calcular o tempo de separação entre pacotes de um mesmo bin através da (4.13). Montar os vetores de tamanho de pacotes ($serie_pacotes$; constante) e de tempo entre pacotes ($tempo_entre_pacotes$) que podem ser enviados a um módulo gerador de pacotes ou ao simulador através de interface adequada.

$$TIME_INTRA_BIN(i) = \frac{bin}{num_pacotes(i)}. \quad (4.13)$$

A Figura 4.8 ilustra o envio de pacotes de tamanho constante, conforme o método de conversão 2.

Figura 4.8: Exemplo de *trace* após conversão para série de pacotes de tamanho constante, distribuídos uniformemente dentro do período de um bin (conversão 2).

4.2.2.2 Dados de exemplo para conversão 2

As mesmas realizações das séries temporais MWM e fGN e as mesmas premissas utilizadas no exemplo da Seção 4.2.1.2 foram novamente utilizadas para validação do método de conversão 2.

No caso do modelo MWM, foram adotados os seguintes valores para os dados de entrada do programa de conversão 2:

- $TX_{max} = 150 \text{ Mbps}$;
- $TAM_{pkt} = 150 \text{ bytes}$;
- $bin = 1 \text{ ms}$;
- $TX_{avg} = 2 \text{ Mbps}$.

A escolha dos valores acima resulta em $MAX_PCKTS_{bin} = 125$ e $AVG_PCKTS_{bin} = 1,667$. Essas informações podem ser usadas para projetar o tamanho da fila do *link* gargalo do cenário de simulação.

Verifica-se que os baixos valores obtidos para MAX_PCKTS_{bin} e principalmente AVG_PCKTS_{bin} acentuam os efeitos do erro de quantização. Por outro lado, a vantagem do uso de um valor baixo para o parâmetro TX_{avg} , quando comparado a TX_{max} , é minimizar as distorções causadas por excessos de uso do mecanismo de *virtual buffer*.

Para o modelo fGN, os seguintes valores foram utilizados para efetuar a conversão:

- $TX_{max} = 150 \text{ Mbps}$;
- $TAM_{pkt} = 150 \text{ bytes}$;
- $bin = 10 \text{ ms}$;
- $TX_{avg} = 50 \text{ Mbps}$;
- $fator_{neg} = 0,5$.

A escolha dos valores acima resulta em $MAX_PCKTS_{bin} = 1250$ e $AVG_PCKTS_{bin} = 416,67$. Essas informações podem ser usadas para projetar o tamanho da fila do *link* gargalo do cenário de simulação.

4.2.2.3 Análise estatística das séries de pacotes após conversão 2

A Figura 4.9 mostra a realização do modelo MWM acima da série de número de pacotes (série de pacotes reagregada), obtida através do método de conversão 2.

Figura 4.9: Comparação entre série temporal MWM e série de número de pacotes, com $H=0,8$ (conversão 2).

Efetuando-se uma comparação visual entre a DEP da série temporal MWM antes da conversão (Figura 4.10) e a DEP da respectiva série de número de pacotes (Figura 4.11), nota-se que as características LRD modeladas na série temporal continuam existindo após a conversão 2.

Figura 4.10: Periodograma para série temporal MWM com $H=0,8$.

Figura 4.11: Periodograma para série de número de pacotes MWM com $H=0,8$ (conversão 2).

A Tabela 4.5 apresenta os resultados de estimativas do parâmetro de Hurst, pelo método de Whittle e do periodograma, para a série temporal MWM gerada com $H = 0,8$ e a respectiva série de número de pacotes obtida pela técnica de conversão 2. Em ambos os métodos não ocorrem variações relevantes entre as estimativas de H para a série temporal original e para a série de número de pacotes.

Tabela 4.5: Estimativas do parâmetro de Hurst para série temporal MWM gerada com $H = 0,8$ e a respectiva série de número de pacotes obtida pelo método de conversão 2.

	H Whittle	H periodograma
série temporal	$H = 0,84$	$H = 0,81$
série núm. pacotes	$H = 0,86$	$H = 0,80$

A Figura 4.12 mostra a realização do modelo fGN acima da série de número de pacotes, obtida através do método de conversão 2.

Figura 4.12: Comparação entre série temporal fGN e série de número de pacotes, com $H=0,8$ (conversão 2).

Efetutando-se uma comparação visual entre a DEP da série temporal fGN antes da conversão (Figura 4.13) e a DEP da respectiva série de número de pacotes (Figura 4.14), nota-se que as características LRD modeladas na série temporal continuam existindo após a conversão 2.

Figura 4.13: Periodograma para série temporal fGN com $H=0,8$.

Figura 4.14: Periodograma para série de número de pacotes fGN com $H=0,8$ (conversão 2).

A Tabela 4.6 apresenta os resultados de estimativas do parâmetro de Hurst, pelo método de Whittle e do periodograma, para a série temporal fGN gerada com $H = 0,8$ e a respectiva série de número de pacotes obtida pela técnica de conversão 2. Em ambos os métodos não ocorrem variações relevantes entre as estimativas de H para a série temporal original e para a série de número de pacotes.

Tabela 4.6: Estimativas do parâmetro de Hurst para série temporal fGN gerada com $H = 0,8$ e a respectiva série de número de pacotes obtida pelo método de conversão 2.

	H Whittle	H periodograma
série temporal	$H = 0,80$	$H = 0,76$
série núm. pacotes	$H = 0,80$	$H = 0,77$

4.3 Uso de Tráfego LRD em Cenários de Simulação

4.3.1 Interface com o Simulador NS-2

Pode-se utilizar os vetores de tamanho de pacotes (*serie_pacotes*) e de tempo entre pacotes (*tempo_entre_pacotes*), que são obtidos após a etapa de conversão das séries temporais, para gerar tráfego agregado em um cenário de simulação do *software* simulador de redes *NS-2 Network Simulator* (NS-2) (FALL; VARADHAN, 2006).

Conforme resumido por (LIPAS, 2005), o simulador NS-2 foi criado pelo projeto *Virtual InterNetwork Testbed (VINT)*. O VINT é um projeto colaborativo que inclui a *University of California at Berkeley (UCB)*, *University of Southern California (USC)/Information Sciences Institute (ISI)*, *Xerox Palo Alto Research Center (PARC)* e o *Lawrence Berkeley National Laboratory (LBNL)*. O propósito desse projeto é a construção de um simulador de redes que permita o estudo das interações dos protocolos de rede atuais e futuros. O simulador é orientado a objeto, escrito na linguagem de programação *C++* e utiliza a linguagem *Object Tool Command Language (OTcl)* como interface de configuração e comando (interpretador). O NS-2 oferece uma plataforma aberta onde os usuários podem manipular as classes *C++* e arquivos *OTcl* existentes e também adicionar novas funcionalidades de acordo com as suas necessidades de simulação. A *Tool Command Language (Tcl)*, que é uma linguagem de transcrição de alto nível, é utilizada no NS-2 para encapsular a instância real do interpretador *OTcl*. Os

scripts Tcl, escritos pelo usuário, são então executados pelo simulador e provêm os meios para o acesso e comunicação com os métodos definidos pelo interpretador *OTcl*.

A interface do NS-2 que suporta a funcionalidade de integração de fonte de tráfego externa é baseada em uma classe *C++* derivada da classe *TrafficGenerator*, denominada *TrafficTrace*. A classe *TrafficTrace* é usada em *scripts* de configuração do NS-2 para permitir a geração de tráfego de acordo com um arquivo de *trace*. Cada registro dentro do arquivo de *trace* consiste em 2 campos de 32 bits no formato utilizado em redes para a ordem dos *bytes* (*big-endian*)³. O primeiro campo deve conter o instante de tempo (em microssegundos μs) até que o próximo pacote deva ser gerado (tempo entre pacotes). O segundo campo deve conter o comprimento (em *bytes*) do próximo pacote que será gerado.

Utilizando o *software Matlab* para a síntese da série de tráfego é possível gerar o arquivo de *trace* no formato exigido pela classe *TrafficTrace* através das funções *fopen* e *fwrite*. Para a função *fopen* é necessário configurar o parâmetro *MACHINEFORMAT* com o valor '*b*' que fará com que as operações de escrita da função *fwrite* sejam feitas em formato *big endian*. Para a função *fwrite* é necessário configurar o parâmetro *PRECISION* com o valor '*uint32*' para garantir que os 2 campos, tempo entre pacotes e tamanho de pacotes, serão armazenados como inteiros de 32 bits.

O autor Marcelo Lipas desenvolveu *scripts Tcl*, *OTcl* e extensões de classes *C++* do simulador NS-2 que foram utilizadas em (BARRA, 2005) para execução de simulações e captura de parâmetros de QoS. Neste trabalho também se utiliza os mesmos *scripts* e extensões para facilitar a configuração de topologias de simulação e a análise dos dados de interesse. A configuração dos cenários de simulação é especificada em um dos *scripts Tcl* citados.

Foram elaborados 4 cenários de simulação independentes a fim de validar as séries de pacotes dos modelos MWM e fGN obtidas por ambos os métodos de conversão. A razão para 4 cenários está associada ao dimensionamento do *link* gargalo e do tamanho da fila do cenário de simulação que torna-se específico para cada modelo e cada método de conversão. Associados a cada um dos 4 cenários com tráfego LRD foram criados outros 4 cenários com tráfego Poisson para permitir que sejam feitas comparações iniciais. No caso da conversão 1, assumiu-se para ambos os modelos que o tamanho dos pacotes seria de 1518 *bytes* (somente verdade para os *M* pacotes de um *bin*, já que os dados de exemplo utilizados

³Computadores pessoais baseados em sistema operacional *Windows* armazenam *bytes* em formato *little-endian*.

nessa conversão também permitiram o envio de pacotes de tamanho V entre 64 e 1518 *bytes*). Analogamente, para o caso da conversão 2 assumiu-se para ambos os modelos que o tamanho dos pacotes seria de 150 *bytes* (é precisamente o resultado da conversão). O tamanho dos pacotes, juntamente com as variáveis bin e TX_{max} , determinaram o dimensionamento da fila de cada cenário de simulação. Conhecendo-se bin e TX_{max} e assumindo que os pacotes que serão enviados tenham tamanho constante, projetaram-se as filas para suportarem aproximadamente o número máximo de pacotes que possam ser enviados dentro de 1 bin .

As definições dos cenários de simulação deste trabalho, sempre referem-se ao tamanho da fila (TAM_{fila} , parâmetro configurado no *script* de simulação) como a quantidade de pacotes que a fila pode armazenar ⁴.

As Tabelas 4.7 e 4.8 apresentam as premissas assumidas para o uso das séries obtidas por cada modelo com cada um dos tipos de conversão, assim como os valores do parâmetro TAM_{fila} que serão adotados nos respectivos cenários de simulação.

Tabela 4.7: Tabela de modelos, métodos de conversão, taxa média de transmissão e tamanho do bin .

Rede	Modelo	Conversão	Taxa Média	bin (ms)
<i>backbone</i>	fGN	1 (<i>chunk</i>)	50 Mbps	10
<i>backbone</i>	fGN	2 (pct.tam.cte.)	50 Mbps	10
<i>acesso</i>	MWM	1 (<i>chunk</i>)	2 Mbps	1
<i>acesso</i>	MWM	2 (pct.tam.cte.)	2 Mbps	1

Tabela 4.8: Tabela de modelos, métodos de conversão, tamanho de pacotes para dimensionamento da fila e tamanho da fila.

Modelo	Conversão	Tam.Pct.Fila	TAM_{fila}
fGN	1 (<i>chunk</i>)	1518	128
fGN	2 (pct.tam.cte.)	150	1024
MWM	1 (<i>chunk</i>)	1518	16
MWM	2 (pct.tam.cte.)	150	128

Apresentam-se nas próximas seções os dados referentes à elaboração de cada cenário de simulação (topologia e características), juntamente com os gráficos e resultados gerados pelo simulador.

⁴O manual do NS-2 menciona que a fila configurada em um *script* de simulação irá armazenar $TAM_{fila} - 1$ pacotes, em que TAM_{fila} é o parâmetro informado para o tamanho da fila.

4.3.2 MWM conversão 1

A Figura 4.15 apresenta os parâmetros do cenário de simulação em que se utilizou a série do modelo MWM com $H = 0,8$ e taxa média (TX_{avg}) de 2 Mbps.

Figura 4.15: Cenário de simulação para série do modelo MWM, conversão 1, com $H = 0,8$ e $TX_{avg} = 2 \text{ Mbps}$.

A Tabela 4.9 apresenta os parâmetros de maior interesse utilizados nesse cenário de simulação.

Tabela 4.9: Tabela de parâmetros do cenário de simulação para série MWM utilizando conversão 1.

Parâmetro	Valor
<i>bin</i> série de pacotes	1 ms
Taxa Média do Tráfego Interferente (TX_{avg})	2 Mbps
<i>Hurst</i> (H) Tráfego Interferente	0,8
Tamanho de pacotes do Tráfego Interferente	64 a 1518 bytes
Tamanho da Fila	16 pacotes
Taxa máxima do <i>Link</i> Gargalo	2,4 Mbps
Taxa Média do Tráfego de Interesse	100 kbps
Tamanho dos pacotes do Tráfego de Interesse	150 bytes
Tempo de simulação	50 segundos

A Tabela 4.10 apresenta os resultados obtidos para alguns parâmetros de

QoS.

Tabela 4.10: Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo MWM, conversão 1.

Parâmetro	Valor
Atraso médio (Tráfego de interesse)	26,21 <i>ms</i> (20 <i>ms</i> prop.)
Desvio padrão amostral do atraso	7,5 <i>ms</i>
Perc. Perda de pacotes (Tráf. interesse)	13,3%
Comprimento médio da fila	4,16 pacotes
Perda total na fila	7424 pacotes

A Figura 4.16 apresenta a série do total de *bytes* por *bin* (1 *ms*) para o modelo MWM com $H = 0,8$ e TX_{avg} de 2 *Mbps*.

Figura 4.16: Série de *bytes/bin* para o modelo MWM com $H = 0,8$ e $TX_{avg} = 2$ *Mbps*.

Configurando o simulador para um período de amostragem de estatísticas de QoS de 100 ms, foram gerados os gráficos em função do tempo para *atraso médio do tráfego de interesse* (4.17), *perda de pacotes do tráfego de interesse* (4.18), *comprimento médio da fila* (4.19), *perda de pacotes do tráfego agregado na fila* (4.20).

Figura 4.17: Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário MWM - conversão 1.

Figura 4.18: Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário MWM - conversão 1.

Figura 4.19: Comprimento médio da fila - cenário MWM - conversão 1.

Figura 4.20: Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário MWM - conversão 1.

Como cenário de referência elaborou-se um cenário similar, substituindo-se o tráfego interferente MWM por tráfego interferente Poisson parametrizado de modo a obter TX_{avg} equivalente à utilizada com o modelo MWM. Esse modelo foi escolhido por tratar-se de um modelo clássico, Markoviano e frequentemente citado em estudos de teoria das filas.

A Figura 4.21 apresenta os parâmetros utilizados no cenário de simulação de referência, tráfego interferente Poisson com $TX_{avg} = 2 \text{ Mbps}$ e tamanho de pacotes de 1518 bytes.

Figura 4.21: Cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 2 \text{ Mbps}$ e tamanho de pacotes 1518 bytes.

A Tabela 4.11 apresenta os parâmetros de maior interesse para a criação desse cenário de referência.

A Tabela 4.12 apresenta os resultados obtidos para alguns parâmetros de QoS. Comparando-se os resultados do cenário de referência com os resultados do cenário MWM nota-se que este último apresentou perda de pacotes na fila consideravelmente superior. Não há como concluir, no entanto, que esta seja uma característica relacionada somente ao modelo, já que um dos parâmetros de preparação do cenário, o tamanho dos pacotes para transmissão, é variável para o MWM e fixo para o Poisson. Isso significa que há probabilidade de transmissão de mais pacotes porém de tamanho menor no caso do MWM, o que pode resultar em maior perda na fila que é alocada por posição e não por quantidade de bytes.

Tabela 4.11: Tabela de parâmetros do cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 2\text{ Mbps}$, pacotes de 1518 bytes.

Parâmetro	Valor
TX_{avg} do Tráf. Interferente	2 Mbps
Taxa Transmissão em <i>Burst</i>	40 Mbps
Tempo Médio em <i>Burst</i>	5 ms
Tempo Médio em <i>Idle</i>	95 ms
Tam. pacotes do Tráf. Interferente	1518 bytes
Tamanho da Fila	16 pacotes
Taxa máxima do <i>Link</i> Gargalo	2,4 Mbps
Taxa Média do Tráf. de Interesse	100 kbps
Tam. pacotes do Tráf. de Interesse	150 bytes

Tabela 4.12: Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo Poisson, 2 Mbps, 1518 bytes.

Parâmetro	Valor
Atraso médio (Tráf. interesse)	35,50 ms (20 ms prop.)
Desvio padrão amostral do atraso	16,1 ms
Perc. Perda de pacotes (Tráf. interesse)	3,4%
Comprimento médio da fila	4,09 pacotes
Perda total na fila	3863 pacotes

Configurando o simulador para um período de amostragem de estatísticas de QoS de 100 *ms*, foram gerados os gráficos em função do tempo para *atraso médio do tráfego de interesse* (4.22), *perda de pacotes do tráfego de interesse* (4.23), *comprimento médio da fila* (4.24), *perda de pacotes do tráfego agregado na fila* (4.25).

Figura 4.22: Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário Poisson - 2 *Mbps* com pacotes de 1518 *bytes*.

Figura 4.23: Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário Poisson - 2 Mbps com pacotes de 1518 bytes.

Figura 4.24: Comprimento médio da fila - cenário Poisson - 2 Mbps com pacotes de 1518 bytes.

Figura 4.25: Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário Poisson - 2 Mbps com pacotes de 1518 bytes.

4.3.3 MWM conversão 2

A Figura 4.26 apresenta os parâmetros do cenário de simulação em que se utilizou a série do modelo MWM com $H = 0,8$, $TX_{avg} = 2\text{ Mbps}$ e método de conversão 2 com pacotes de 150 bytes.

Figura 4.26: Cenário de simulação para série do modelo MWM, conversão 2 com pacotes de 150 bytes, $H = 0,8$ e $TX_{avg} = 2\text{ Mbps}$.

A Tabela 4.13 apresenta os parâmetros de maior interesse utilizados nesse cenário de simulação.

Tabela 4.13: Tabela de parâmetros do cenário de simulação para série MWM utilizando conversão 2.

Parâmetro	Valor
<i>bin</i> série de pacotes	1 ms
TX_{avg} do Tráf. Interferente	2 Mbps
<i>Hurst</i> (H) Tráf. Interferente	0,8
Tam. de pacotes do Tráf. Interferente	150 bytes
Tam. da Fila	128 pacotes
Taxa máxima do <i>Link</i> Gargalo	2,4 Mbps
Taxa Média do Tráf. de Interesse	100kbps
Tam. dos pacotes do Tráf. de Interesse	150 bytes
Tempo de simulação	50 segundos

A Tabela 4.14 apresenta os resultados obtidos para alguns parâmetros de QoS.

Tabela 4.14: Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo MWM, conversão 2.

Parâmetro	Valor
Atraso médio (Tráf. de interesse)	36,25 ms (20 ms prop.)
Desvio padrão amostral do atraso	19,2 ms
Perc. Perda de pacotes (Tráf. interesse)	4,1%
Comprimento médio da fila	31,33 pacotes
Perda total na fila	33064 pacotes

A Figura 4.27 apresenta a série do total de pacotes (150 bytes) por *bin* (1 ms) para o modelo MWM com $H = 0,8$, $TX_{avg} = 2 Mbps$ e método de conversão 2.

Figura 4.27: Série de pacotes/*bin* para o modelo MWM com $H = 0,8$, $TX_{avg} = 2 Mbps$ e método de conversão 2 com pacotes de 150 bytes.

Configurando o simulador para um período de amostragem de estatísticas de QoS de 100 ms, foram gerados os gráficos em função do tempo para *atraso médio do tráfego de interesse* (4.28), *perda de pacotes do tráfego de interesse* (4.29), *comprimento médio da fila* (4.30), *perda de pacotes do tráfego agregado na fila* (4.31).

Figura 4.28: Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário MWM - conversão 2.

Figura 4.29: Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário MWM - conversão 2.

Figura 4.30: Comprimento médio da fila - cenário MWM - conversão 2.

Figura 4.31: Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário MWM - conversão 2.

Como cenário de referência elaborou-se um cenário similar, substituindo-se o tráfego interferente MWM por tráfego interferente Poisson parametrizado de modo a obter TX_{avg} equivalente à utilizada com o modelo MWM. A fim de compatibilizar os parâmetros desse cenário Poisson com o cenário MWM, conversão 2, fixou-se o tamanho dos pacotes do tráfego Poisson em 150 *bytes*.

A Figura 4.32 apresenta os parâmetros utilizados no cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 2\text{ Mbps}$ e tamanho de pacotes de 150 *bytes*.

Figura 4.32: Cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 2\text{ Mbps}$ e tamanho de pacotes 150 *bytes*.

A Tabela 4.15 apresenta os parâmetros de maior interesse para a criação desse cenário de referência.

A Tabela 4.16 apresenta os resultados obtidos para alguns parâmetros de QoS.

Tabela 4.15: Tabela de parâmetros do cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 2 Mbps$, pacotes de 150 bytes.

Parâmetro	Valor
TX_{avg} do Tráf. Interferente	2 Mbps
Taxa Transmissão em <i>Burst</i>	30 Mbps
Tempo Médio em <i>Burst</i>	5 ms
Tempo Médio em <i>Idle</i>	70 ms
Tam. pacotes do Tráf. Interferente	150 bytes
Tam. da Fila	128 pacotes
Taxa máxima do <i>Link</i> Gargalo	2,4 Mbps
Taxa Média do Tráf. de Interesse	100 kbps
Tam. pacotes do Tráf. de Interesse	150 bytes

Tabela 4.16: Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo Poisson, 2 Mbps, 150 bytes.

Parâmetro	Valor
Atraso médio (Tráf. interesse)	36,28 ms (20 ms prop.)
Desvio padrão amostral do atraso	14,4 ms
Perc. Perda de pacotes (Tráf. interesse)	2,9%
Comprimento médio da fila	32,93 pacotes
Perda total na fila	33665 pacotes

Configurando o simulador para um período de amostragem de estatísticas de QoS de 100 ms, foram gerados os gráficos em função do tempo para *atraso médio do tráfego de interesse* (4.33), *perda de pacotes do tráfego de interesse* (4.34), *comprimento médio da fila* (4.35), *perda de pacotes do tráfego agregado na fila* (4.36).

Figura 4.33: Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário Poisson - 2 Mbps com pacotes de 150 bytes.

Figura 4.34: Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário Poisson - 2 Mbps com pacotes de 150 bytes.

Figura 4.35: Comprimento médio da fila - cenário Poisson - 2 Mbps com pacotes de 150 bytes.

Figura 4.36: Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário Poisson - 2 Mbps com pacotes de 150 bytes.

4.3.4 fGN conversão 1

A Figura 4.37 apresenta os parâmetros do cenário de simulação em que se utilizou a série do modelo fGN com $H = 0,8$ e $TX_{avg} = 50 Mbps$.

Figura 4.37: Cenário de simulação para série do modelo fGN, conversão 1, com $H = 0,8$ e $TX_{avg} = 50 Mbps$.

A Tabela 4.17 apresenta os parâmetros de maior interesse utilizados nesse cenário de simulação.

Tabela 4.17: Tabela de parâmetros do cenário de simulação para série fGN utilizando conversão 1.

Parâmetro	Valor
bin série de pacotes	10 ms
TX_{avg} do Tráf. Interferente	50 Mbps
$Hurst$ (H) Tráf. Interferente	0,8
Tam. de pacotes do Tráf. Interferente	64 a 1518 bytes
Tam. da Fila	128 pacotes
Taxa máxima do <i>Link</i> Gargalo	60 Mbps
Taxa Média do Tráf. de Interesse	100 kbps
Tam. dos pacotes do Tráf. de Interesse	150 bytes
Tempo de simulação	50 segundos

A Tabela 4.18 apresenta os resultados obtidos para alguns parâmetros de

QoS.

Tabela 4.18: Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo fGN, conversão 1.

Parâmetro	Valor
Atraso médio (Tráf. interesse)	28,65 <i>ms</i> (20 <i>ms</i> prop.)
Desvio padrão amostral do atraso	6,9 <i>ms</i>
Perc. Perda de pacotes (Tráf. interesse)	2,5%
Comprimento médio da fila	41,10 pacotes
Perda total na fila	10804 pacotes

A Figura 4.38 apresenta a série do total de *bytes* por *bin* (10 *ms*) para o modelo fGN com $H = 0,8$ e $TX_{avg} = 50$ *Mbps*.

Figura 4.38: Série de *bytes/bin* para o modelo fGN com $H = 0,8$ e $TX_{avg} = 50$ *Mbps*.

Configurando o simulador para um período de amostragem de estatísticas de QoS de 100 ms, foram gerados os gráficos em função do tempo para *atraso médio do tráfego de interesse* (4.39), *perda de pacotes do tráfego de interesse* (4.40), *comprimento médio da fila* (4.41), *perda de pacotes do tráfego agregado na fila* (4.42).

Figura 4.39: Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário fGN - conversão 1.

Figura 4.40: Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário fGN - conversão 1.

Figura 4.41: Comprimento médio da fila - cenário fGN - conversão 1.

Figura 4.42: Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário fGN - conversão 1.

Como cenário de referência elaborou-se um cenário similar, substituindo-se o tráfego interferente fGN por tráfego interferente Poisson, parametrizado de modo a obter TX_{avg} equivalente à utilizada com o modelo fGN.

A Figura 4.43 apresenta os parâmetros utilizados no cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 50 Mbps$ e tamanho de pacotes de 1518 bytes.

Figura 4.43: Cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 50 Mbps$ e tamanho de pacotes 1518 bytes.

A Tabela 4.19 apresenta os parâmetros de maior interesse para a criação desse cenário de referência.

Tabela 4.19: Tabela de parâmetros do cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 50 Mbps$, pacotes de 1518 bytes.

Parâmetro	Valor
TX_{avg} do Tráf. Interferente	50 Mbps
Taxa Transmissão em <i>Burst</i>	150 Mbps
Tempo Médio em <i>Burst</i>	10 ms
Tempo Médio em <i>Idle</i>	20 ms
Tam. pacotes do Tráf. Interferente	1518 bytes
Tam. da Fila	128 pacotes
Taxa máxima do <i>Link</i> Gargalo	60 Mbps
Taxa Média do Tráf. de Interesse	100 kbps
Tam. pacotes do Tráf. de Interesse	150 bytes

A Tabela 4.20 apresenta os resultados obtidos para alguns parâmetros de

QoS.

Tabela 4.20: Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo Poisson, 50 Mbps, 1518 bytes.

Parâmetro	Valor
Atraso médio (Tráf. interesse)	28,59 ms (20 ms prop.)
Desvio padrão amostral do atraso	5,0 ms
Perc. Perda de pacotes (Tráf. interesse)	8,7%
Comprimento médio da fila	45,44 pacotes
Perda total na fila	39104 pacotes

Configurando o simulador para um período de amostragem de estatísticas de QoS de 100 ms, foram gerados os gráficos em função do tempo para *atraso médio do tráfego de interesse* (4.44), *perda de pacotes do tráfego de interesse* (4.45), *comprimento médio da fila* (4.46), *perda de pacotes do tráfego agregado na fila* (4.47).

Figura 4.44: Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário Poisson - 50 Mbps com pacotes de 1518 bytes.

Figura 4.45: Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário Poisson - 50 *Mbps* com pacotes de 1518 *bytes*.

Figura 4.46: Comprimento médio da fila - cenário Poisson - 50 *Mbps* com pacotes de 1518 *bytes*.

Figura 4.47: Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário Poisson - 50 Mbps com pacotes de 1518 bytes.

4.3.5 fGN conversão 2

A Figura 4.48 apresenta os parâmetros do cenário de simulação em que se utilizou a série do modelo fGN com $H = 0,8$, $TX_{avg} = 50\text{ Mbps}$ e método de conversão 2 com pacotes de 150 bytes.

Figura 4.48: Cenário de simulação para série do modelo fGN, conversão 2 com pacotes de 150 bytes, $H = 0,8$ e $TX_{avg} = 50\text{ Mbps}$.

A Tabela 4.21 apresenta os parâmetros de maior interesse utilizados nesse cenário de simulação.

Tabela 4.21: Tabela de parâmetros do cenário de simulação para série fGN utilizando conversão 2.

Parâmetro	Valor
<i>bin</i> série de pacotes	10 ms
TX_{avg} do Tráf. Interferente	50 Mbps
<i>Hurst</i> (H) Tráf. Interferente	0,8
Tam. de pacotes do Tráf. Interferente	150 bytes
Tam. da Fila	1024 pacotes
Taxa máxima do <i>Link</i> Gargalo	60 Mbps
Taxa Média do Tráf. de Interesse	100 kbps
Tam. dos pacotes do Tráf. de Interesse	150 bytes
Tempo de simulação	50 segundos

A Tabela 4.22 apresenta os resultados obtidos para alguns parâmetros de QoS.

Tabela 4.22: Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo fGN, conversão 2.

Parâmetro	Valor
Atraso médio (Tráf. interesse)	26,12 <i>ms</i> (20 <i>ms</i> prop.)
Desvio padrão amostral do atraso	6,0 <i>ms</i>
Perc. Perda de pacotes (Tráf. interesse)	4,6%
Comprimento médio da fila	285,13 pacotes
Perda total na fila	87976 pacotes

A Figura 4.49 apresenta a série do total de pacotes (150 *bytes*) por *bin* (10 *ms*) para o modelo fGN com $H = 0,8$, $TX_{avg} = 50$ *Mbps* e método de conversão 2.

Figura 4.49: Série de pacotes/*bin* para o modelo fGN com $H = 0,8$, $TX_{avg} = 50$ *Mbps* e método de conversão 2 com pacotes de 150 *bytes*.

Configurando o simulador para um período de amostragem de estatísticas de QoS de 100 ms, foram gerados os gráficos em função do tempo para *atraso médio do tráfego de interesse* (4.50), *perda de pacotes do tráfego de interesse* (4.51), *comprimento médio da fila* (4.52), *perda de pacotes do tráfego agregado na fila* (4.53).

Figura 4.50: Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário fGN - conversão 2.

Figura 4.51: Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário fGN - conversão 2.

Figura 4.52: Comprimento médio da fila - cenário fGN - conversão 2.

Figura 4.53: Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário fGN - conversão 2.

Como cenário de referência elaborou-se um cenário similar, substituindo-se o tráfego interferente fGN por tráfego interferente Poisson, parametrizado de modo a obter TX_{avg} equivalente à utilizada com o modelo fGN. Para compatibilizar os parâmetros deste cenário Poisson com o cenário fGN, conversão 2, fixou-se o tamanho dos pacote do tráfego Poisson em 150 *bytes*.

A Figura 4.54 apresenta os parâmetros utilizados no cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 50 Mbps$ e tamanho de pacotes de 150 *bytes*.

Figura 4.54: Cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 50 Mbps$ e tamanho de pacotes 150 *bytes*.

A Tabela 4.23 apresenta os parâmetros de maior interesse para a criação desse cenário de referência.

A Tabela 4.24 apresenta os resultados obtidos para alguns parâmetros de QoS.

Tabela 4.23: Tabela de parâmetros do cenário de simulação de referência, Poisson com $TX_{avg} = 50 \text{ Mbps}$, pacotes de 150 bytes.

Parâmetro	Valor
TX_{avg} do Tráf. Interferente	50 Mbps
Taxa Transmissão em <i>Burst</i>	125 Mbps
Tempo Médio em <i>Burst</i>	10 ms
Tempo Médio em <i>Idle</i>	15 ms
Tam. pacotes do Tráf. Interferente	150 bytes
Tam. da Fila	1024 pacotes
Taxa máxima do <i>Link</i> Gargalo	60 Mbps
Taxa Média do Tráf. de Interesse	100 kbps
Tam. pacotes do Tráf. de Interesse	150 bytes

Tabela 4.24: Tabela de parâmetros de QoS para cenário com tráfego interferente baseado no modelo Poisson, 50 Mbps, 150 bytes.

Parâmetro	Valor
Atraso médio (Tráf. interesse)	27,19 ms (20 ms prop.)
Desvio padrão amostral do atraso	4,0 ms
Perc. Perda de pacotes (Tráf. interesse)	9,4%
Comprimento médio da fila	383,4 pacotes
Perda total na fila	302990 pacotes

Configurando o simulador para um período de amostragem de estatísticas de QoS de 100 ms, foram gerados os gráficos em função do tempo para *atraso médio do tráfego de interesse* (4.55), *perda de pacotes do tráfego de interesse* (4.56), *comprimento médio da fila* (4.57), *perda de pacotes do tráfego agregado na fila* (4.58).

Figura 4.55: Atraso médio para o tráfego de interesse - cenário Poisson - 50 Mbps com pacotes de 150 bytes.

Figura 4.56: Perda de pacotes do tráfego de interesse - cenário Poisson - 50 *Mbps* com pacotes de 150 *bytes*.

Figura 4.57: Comprimento médio da fila - cenário Poisson - 50 *Mbps* com pacotes de 150 *bytes*.

Figura 4.58: Perda de pacotes do tráfego agregado na fila - cenário Poisson - 50 Mbps com pacotes de 150 bytes.

4.3.6 Consolidação dos resultados de simulação

A Tabela 4.25 resume os resultados obtidos em cada cenário de simulação. Comparações iniciais somente são significativas entre os cenários de um modelo LRD de conversão específica *vs.* o respectivo modelo Poisson.

Tabela 4.25: Tabela de consolidação dos parâmetros de QoS para os diversos cenário de simulação.

Modelo	Atraso	Desvio atraso	Perda Pacotes (interesse)	Compr. médio na fila
MWM conv 1	26,21 <i>ms</i>	7,5 <i>ms</i>	13,3%	4,16
Poisson 1	35,5 <i>ms</i>	16,1 <i>ms</i>	3,4%	4,09
MWM conv 2	36,25 <i>ms</i>	19,2 <i>ms</i>	4,1%	31,33
Poisson 2	36,28 <i>ms</i>	14,4 <i>ms</i>	2,9%	32,93
fGN conv 1	28,65 <i>ms</i>	6,9 <i>ms</i>	2,5%	41,10
Poisson 3	28,59 <i>ms</i>	5,0 <i>ms</i>	8,7%	45,44
fGN conv 2	26,12 <i>ms</i>	6,0 <i>ms</i>	4,6%	285,13
Poisson 4	27,19 <i>ms</i>	4,0 <i>ms</i>	9,4%	383,4

Verifica-se nas duas simulações com tráfego agregado MWM, que o percentual de perda de pacotes para o tráfego de interesse foi superior ao percentual obtido nos respectivos cenários com tráfego Poisson. Essa era uma das expectativas de efeito na fila causado pelo tráfego MWM, por tratar-se de um modelo LRD com alta variabilidade. Por outro lado, os resultados de simulação para o tráfego fGN não exibiram esse mesmo comportamento. O percentual de perda de pacotes com o tráfego fGN foi menor que os respectivos cenários com tráfego Poisson. Ainda assim, observa-se que o desvio do atraso é superior nos cenários com tráfego fGN do que o obtido nos respectivos cenários com tráfego Poisson.

Ressalta-se que os efeitos verificados nos resultados de simulação não devem ser generalizados. Trabalhos futuros deverão ser conduzidos para validar que os modelos fGN e MWM realmente reproduzem com precisão as características do tráfego encontrado em redes de dados, qual a faixa apropriada para o parâmetro de Hurst e quais são os níveis adequados de SRD. Além disso, as características dos traces de tráfego Poisson que são utilizados como comparação também podem ser melhor elaboradas.

5 Conclusão

5.1 Sumário e Contribuições

Conforme enunciado na Seção 1.1, o objetivo principal deste trabalho é modelar e implementar um gerador de tráfego agregado capaz de reproduzir as características estatísticas encontradas em *traces* de tráfego reais, tais como, auto-similaridade, LRD e SRD. As séries de tráfego sintéticas produzidas por esse gerador podem ser aplicadas em cenários de simulação ou redes de teste para contribuir na investigação de algoritmos de controle de tráfego, estudo de protocolos de rede, avaliação de desempenho de sistemas sobre carga, entre muitas outras possibilidades.

O gerador de tráfego proposto é segmentado em dois estágios para síntese de séries temporais. Através da transformada *wavelet* de tempo discreto, implementou-se o estágio de geração de séries temporais do tipo $1/f$ de maneira semelhante à apresentada por Bäckar. Dois modelos são contemplados: um modelo para síntese de séries Gaussianas LRD que aproxima realizações de um processo fGN, e um modelo não-Gaussiano denominado MWM, proposto por Riedi et. al. Esses modelos de tráfego utilizados são realistas e têm a propriedade de capturar a alta variabilidade do tráfego em várias escalas de tempo.

O segundo estágio de síntese de séries temporais atua sobre a série de saída do primeiro estágio e introduz a característica SRD via filtragem IIR. A DEP de um processo AR(4) sugere um nível de SRD em uma faixa de médias frequências que foi aproximado pela resposta em frequência do filtro *arbitrário* adotado. Demonstrou-se que o método de dois estágios proposto é bastante flexível e capaz de inserir SRD em realizações de processos do tipo $1/f$. O resultado obtido será tão bom para aplicações de teletráfego quanto for o projeto do filtro passa-banda para modelar as características SRD presentes em *traces* de tráfego reais.

Foram efetuadas análises estatísticas das séries obtidas, utilizando momentos estatísticos de 2ª, 3ª e 4ª ordens, além de testes estatísticos específicos para séries auto-similares: estimação do parâmetro de Hurst pelo método de Whittle e do

periodograma. A etapa de análise estatística mostrou-se essencial para certificar que as características estatísticas modeladas em cada estágio são preservadas ao longo do processo de geração de uma série de tráfego.

Para que as séries sintetizadas pelo gerador possam ser aplicadas em simuladores ou redes de teste, é necessário converter as séries temporais para o formato de séries de tráfego (tamanho e instante de envio de pacotes). Duas propostas de conversão são abordadas: envio de *chunks* em intervalos de tempo equiespaçados e o envio de pacotes de tamanho constante posicionados uniformemente dentro do período de um *bin*. Essas duas alternativas são implementadas e efetua-se a análise estatística das séries de pacotes resultantes. Verifica-se, desse modo, que ambos os métodos de conversão preservam as propriedades LRD inicialmente sintetizadas nas séries temporais.

Por fim, mostra-se uma maneira de inserir as séries de tráfego sintéticas em cenários de simulação do simulador de redes NS-2. Resultados obtidos para parâmetros de QoS dos cenários com tráfego interferente baseado nos modelos fGN e MWM foram apresentados e preliminarmente comparados com resultados obtidos em cenários cujo tráfego interferente foi gerado com modelo Poisson. Ressalta-se, no entanto, que conclusões definitivas não podem ser traçadas a partir da análise desses cenários iniciais de simulação. Um estudo mais rigoroso envolvendo maior abrangência de parâmetros de simulação e compatibilização entre cenários de simulação para permitir a comparação de resultados de situações semelhantes precisa ser conduzido.

5.2 Sugestões para Trabalhos Futuros

Inúmeras extensões podem ser indicadas para esta dissertação. Enumeram-se abaixo algumas sugestões de trabalhos futuros:

1. realizar estudos aprofundados sobre as características de teletráfego em diferentes redes de comunicação, modelando através de evidências empíricas os níveis de LRD e SRD encontrados em *traces* de tráfego real. As conclusões desses estudos permitirão refinar o resultado do gerador de tráfego sintético;
2. ajustar os coeficientes do filtro IIR para obter resposta em frequência compatível com os níveis de SRD encontrados em tráfego real;
3. ainda baseado em estudos de teletráfego, elaborar histogramas de tama-

nho de pacotes e identificar um modelo para a distribuição de tempo entre pacotes com o objetivo de melhorar as propostas de conversão de séries temporais em séries de pacotes;

4. aprimorar as técnicas de análise empregadas neste trabalho, por exemplo através da investigação de estimadores que apresentem bom desempenho para séries mistas SRD e LRD. Um outro exemplo é explorar os estimadores do parâmetro de memória longa baseados em *wavelets*;
5. incorporar outros modelos de séries temporais através da alteração dos processos que determinam os valores dos coeficientes *wavelet* e dos coeficientes de aproximação, e alteração do filtro *wavelet* utilizado na IDWT;
6. averiguar vantagens de uso da *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform* (MODWT) e *Discrete Wavelet Packet Transform* (DWPT) na síntese e análise de séries temporais de espectro genérico (SRD e LRD);
7. desenvolvimento de um *software* ou de uma plataforma dedicada (que inclua *hardware* e *software*) para síntese *on line* de tráfego fractal em redes de teste;
8. explorar adequadamente o espaço de parâmetros de simulação e a definição de cenários a fim de obter resultados comparáveis entre modelos;
9. aplicação das séries de tráfego sintético em estudos de algoritmos de controle de congestionamento.

Referências

- ABRY, P.; VEITCH, D. Wavelet analysis of long-range dependent traffic. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 4, n. 1, p. 2–15, 1998.
- ARMITAGE, G. *Quality of Service in IP Networks: Foundations for a Multi-Service Internet*. 1st.. ed. [S.l.]: MTP, 2001.
- BAC by Mercury.
<http://www.mercury.com/us/products/business-availability-center/>, 2006.
- BACCALÁ, L. A. *Processamento de Sinais no Domínio Tempo-Frequência - Notas de Aula*.
<http://www.lcs.poli.usp.br/~baccala>, 2003.
- BACKÄR, J.-A. *A Framework for Implementing Fractal Traffic Models in Real Time*. Tese (Master Thesis) — SERC, Melbourne, 2000.
- BARRA, C. R. *Caracterização experimental e por simulação e modelagem da qualidade de serviço obtida na transmissão de áudio e vídeo em tempo real*. Tese (Tese de Doutorado) — Escola Politécnica da USP, São Paulo, 2005.
- BAUER, M. A. et al. A quality of service management testbed. In: . [S.l.]: IEEE Third International Workshop on Systems Management, 1998.
- BERAN, J. *Statistics for Long-Memory Processes*. [S.l.]: Chapman & Hall, 1994.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 3rd. ed. [S.l.]: Prentice Hall, 1994.
- BROCKWELL, P. J.; DAVIS, R. A. *Introduction to Time Series and Forecasting*. New York, NY: Springer-Verlag, 1996.
- CASELLA, G.; BERGER, R. L. *Statistical Inference*. 2nd. ed. [S.l.]: Duxbury, 2002.
- DAUBECHIES, I. Orthonormal bases of compactly supported wavelets. *Comm. Pure Appl. Math.*, v. 41, p. 909–996, 1988.
- DAUBECHIES, I. *Ten Lectures on Wavelets*. Philadelphia: SIAM, 1992.
- DAVIES, R. B.; HARTE, D. S. Tests for hurst effect. *Biometrika*, v. 74, p. 95–101, 1987.
- EMMA, D.; PESCAPE, A.; VENTRE, G. Analysis and experimentation of an open distributed platform for synthetic traffic generation. In: . [S.l.]: 10th IEEE International Workshop on Future Trends of Distributed Computing Systems, 2004.

- EMMA, D.; PESCAPE, A.; VENTRE, G. et al. D-itg distributed internet traffic generator. In: . [S.l.]: First International Conference on the Quantitative Evaluation of Systems, 2004.
- ERRAMILLI, A.; NARAYAN, O.; WILLINGER, W. Experimental queueing analysis with long-range dependent traffic. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, v. 4, p. 209–223, April 1996.
- FALL, K.; VARADHAN, K. *The ns Manual*.
<http://www.isi.edu/nsnam/ns/ns-documentation>, 2006.
- FAN, Z.; MARS, P. Self-similar traffic generation and parameter estimation using wavelet transform. *IEEE Global Telecommunications Conference*, 1997.
- FLANDRIN, P. On the spectrum of fractional brownian motions. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 35, p. 197–199, 1989.
- FLANDRIN, P. Wavelet analysis and synthesis of fractional brownian motion. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 38, n. 2, p. 910–917, 1992.
- FLOYD, S.; PAXSON, V. Difficulties in simulating the internet. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2001.
- GABOR, D. Theory of communication. *J. Inst. Eletr. Eng.*, v. 93, n. III, p. 429–457, 1946.
- GENÇAY, R.; SELÇUK, F.; WHITCHER, B. *An Introduction to Wavelets and Other Filtering Methods in Finance and Economics*. [S.l.]: Academic Press, 2001.
- GINSBURG, D. *ATM solutions for enterprise internetworking*. [S.l.]: Addison-Wesley, 1999.
- GRANGER, C. W. J.; ; JOYEUX, R. An introduction to long-memory time series models and fractional differencing. *Journal of Time Series Analysis*, v. 1, p. 15–29, Oct. 1980.
- HOLLABAUGH, P. C. *Embedded Linux - Hardware, Software, and Interfacing*. [S.l.]: Addison Wesley, 2002.
- HOSKING, J. R. M. Fractional differencing. *Biometrika*, v. 68, p. 165–176, Oct. 1981.
- HOSKING, J. R. M. Modeling persistence in hydrological time series using fractional differencing. *Water Resources Research*, v. 20, p. 1898–1908, 1984.
- JARQUE, C. M.; BERA, A. K. A test for normality of observations and regression residuals. *International Statistical Review*, v. 55, n. 5, p. 163–172, 1987.
- KAISER, G. *A Friendly Guide to Wavelets*. Boston, MA: Birkhäuser, 1994.
- KAPLAN, L. M.; KUO, C.-C. J. Fractal estimation from noisy data via discrete fractional gaussian noise (dfgn) and the haar basis. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 12, p. 3554–3562, 1993.

- KHAN, A. A. *Practical Linux Programming: Device Drivers, Embedded Systems, and the Internet*. [S.l.]: Charles River Media, 2002.
- KWEON, S.-K.; CHO, M. gyu; SHIN, K. G. Soft real-time communication over ethernet with adaptive traffic smoothing. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2004.
- LELAND, W.; TAQQU, M.; WILLINGER, W.; WILSON, D. On the self-similar nature of ethernet traffic (extended version). *IEEE/ACM Transactions on Networking*, v. 2, n. 1, p. 1–15, Feb. 1994.
- LIMA, A. B. *Proposta de uma Estratégia para o Controle de Admissão de Conexões Baseado em Medições de Tráfego Agregado e Caracterização de Redes IP*. Dissertação (Mestrado) — Escola Politécnica da USP, 2002.
- LIPAS, M. Análise de escalabilidade de adaptação de conteúdo multimídia através do padrão mpeg-21. Exame de Qualificação apresentado à Escola Politécnica da USP. 2005.
- LOADRUNNER by Mercury.
<http://www.mercury.com/us/products/performance-center/loadrunner/>, 2006.
- MALLAT, S. G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 11, p. 674–693, 7 1989.
- MANDELBROT, B. B.; NESS, J. V. Fractional brownian motions, fractional noises and applications. *SIAM Rev.*, v. 10, p. 422–437, Feb. 1968.
- PARK, K.; WILLINGER, W. et al. *Self-Similar Network Traffic and Performance Evaluation*. [S.l.]: Wiley-Interscience, 2000.
- PAXSON, V. Fast, approximate synthesis of fractional gaussian noise for generating self-similar network traffic. *Computer Communication review*, v. 27, p. 5–18, Oct. 1997.
- PAXSON, V.; FLOYD, S. Wide-area traffic: The failure of poisson modeling. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, v. 3, n. 3, p. 226–244, June 1995.
- PERCIVAL, D. B. Simulating gaussian random processes with specified spectra. *Computig Science and Statistics*, v. 24, p. 534–538, 1992.
- PERCIVAL, D. B.; WALDEN, A. T. *Spectral Analysis for Physical Applications*. New York, NY: Cambridge, 1993.
- PERCIVAL, D. B.; WALDEN, A. T. *Wavelet Methods for Time Series Analysis*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2000.
- PEREIRA, F. M. *Análise de Desempenho da Disciplina de Serviço ‘Generalized Processor Sharing’ sob Tráfego Auto-Similar*. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Unicamp, 2002.
- PÁSZTOR, A. *Packet Sender, version 0.1. Emulab, Australia*. [S.l.], 2001.
- RIEDI, R.; VÉHEL, J. L. *Multifractal properties of TCP traffic: a numerical study*, Tech. Rep. 3129.
http://www.dsp.rice.edu/riedi/cv_publ_theme.html, 1997.

- RIEDI, R. H.; CROUSE, M. S.; RIBEIRO, V. J.; BARANIUK, R. G. A multifractal wavelet model with application to network traffic. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 45, n. 3, p. 992–1018, April 1999.
- SATO, H. *Teletraffic Technologies in ATM Networks*. [S.l.]: Artech House, 1994.
- SATO, J. R. *Processos com Memória Longa Compartilhada*. Tese (Dissertação de Mestrado) — IME-USP, São Paulo, 2004.
- SCHWARTZ, M. *Broadband Integrated Networks*. [S.l.]: Prentice Hall, 1996.
- SHIMIZU, J. *A Multifractal Traffic Generation Method using Wavelet and Volterra Filtering*. Sapporo, Japan: [s.n.], October 2004.
- SKYPE.
<http://www.skype.com/intl/pt/>, 2006.
- STARK, H.; WOODS, J. W. *Probability and Random Processes with Applications to Signal Processing*. 3rd. ed. Upper Saddle River, NY: Prentice Hall, 2002.
- VEITCH, D.; BÄCKAR, J.; WALL, J.; YATES, J.; ROUGHAN, M. *On-line Generation of Fractal and Multi-Fractal Traffic*. Hamilton, New Zealand: [s.n.], April 2000.
- WALL, J. *Implementing a tool for converting time series into ATM traffic*. Dissertação (Mestrado) — Software Engineering Research Center (SERC), 1999.
- ZIVOT, E.; WANG, J. *Modeling Financial Time Series with S-PLUS*. [S.l.]: Springer, 2003.