

UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS  
ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA, MECÂNICA E DE  
COMPUTAÇÃO

BRUNO HENRIQUE PEREIRA GONÇALVES

**Alocação Dinâmica de Recursos em  
Redes OFDM Multiusuários baseada  
em Banda Efetiva**

Goiânia  
2013

UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS  
ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA, MECÂNICA E DE  
COMPUTAÇÃO

**AUTORIZAÇÃO PARA PUBLICAÇÃO DE DISSERTAÇÃO  
EM FORMATO ELETRÔNICO**

Na qualidade de titular dos direitos de autor, **AUTORIZO** a Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação da Universidade Federal de Goiás – UFG a reproduzir, inclusive em outro formato ou mídia e através de armazenamento permanente ou temporário, bem como a publicar na rede mundial de computadores (*Internet*) e na biblioteca virtual da UFG, entendendo-se os termos “reproduzir” e “publicar” conforme definições dos incisos VI e I, respectivamente, do artigo 5º da Lei nº 9610/98 de 10/02/1998, a obra abaixo especificada, sem que me seja devido pagamento a título de direitos autorais, desde que a reprodução e/ou publicação tenham a finalidade exclusiva de uso por quem a consulta, e a título de divulgação da produção acadêmica gerada pela Universidade, a partir desta data.

**Título:** Alocação Dinâmica de Recursos em Redes OFDM Multiusuários baseada em Banda Efetiva

**Autor(a):** Bruno Henrique Pereira Gonçalves

Goiânia, 10 de Novembro de 2013.

---

Bruno Henrique Pereira Gonçalves – Autor

---

Dr. Flávio Henrique Teles Vieira – Orientador

BRUNO HENRIQUE PEREIRA GONÇALVES

# **Alocação Dinâmica de Recursos em Redes OFDM Multiusuários baseada em Banda Efetiva**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação da Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação da Universidade Federal de Goiás, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação.

**Área de concentração:** Engenharia de Computação.

**Orientador:** Prof. Dr. Flávio Henrique Teles Vieira

Goiânia  
2013

BRUNO HENRIQUE PEREIRA GONÇALVES

# **Alocação Dinâmica de Recursos em Redes OFDM Multiusuários baseada em Banda Efetiva**

Dissertação defendida no Programa de Pós-Graduação do Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação da Universidade Federal de Goiás como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, aprovada em 10 de Novembro de 2013, pela Banca Examinadora constituída pelos professores:

---

**Prof. Dr. Flávio Henrique Teles Vieira**

Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação – UFG  
Presidente da Banca

---

**Prof. Dr. Kleber Vieira Cardoso**

Instituto de Informática – UFG

---

**Prof. Dr. Rodrigo Pinto Lemos**

Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação – UFG

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador(a).

**Bruno Henrique Pereira Gonçalves**

Possui graduação em Engenharia de Computação pela Universidade Federal de Goiás (2010). Tem experiência na área de Engenharia de Computação, com ênfase em Sistemas de Computação.

---

## Resumo

---

Gonçalves, Bruno Henrique Pereira. **Alocação Dinâmica de Recursos em Redes OFDM Multiusuários baseada em Banda Efetiva**. Goiânia, 2013. 152p. Dissertação de Mestrado. Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação, Universidade Federal de Goiás.

Este trabalho propõe esquemas de alocação adaptativa de recursos em redes sem fio multiusuário OFDM. Dois esquemas de alocação são propostos: para redes TDMA e para redes LTE. Os esquemas de alocação de recursos foram elaborados a partir da união de tecnologia de redes sem fio OFDM, proposta de modelagem adaptativa de fluxos de tráfego e proposta de estimação adaptativa de banda efetiva, de maneira a garantir requisitos de QoS em redes multiusuário. Simulações são realizadas para validar o desempenho dos esquemas de alocação propostos. Conceitos e estudos sobre modelagem de tráfego, modelagem de tráfego multifractal, teoria de banda efetiva e OFDM são tratados de maneira a subsidiar o entendimento e a elaboração dos esquemas propostos. É proposto um algoritmo para estimação adaptativa de parâmetros do modelo multifractal  $\beta$ MWM, e são apresentados estudos realizados para estimação de banda efetiva. Alguns métodos de estimação de banda efetiva são propostos utilizando modelos de fluxo de tráfego.

### Palavras-chave

Banda Efetiva, OFDM, LTE, TDMA, Modelagem de Tráfego, Multifractal, MWM, Multifractal Wavelet Model, Misturas Gaussianas, Kernel

---

## Abstract

---

Gonçalves, Bruno Henrique Pereira. **Alocação Dinâmica de Recursos em Redes OFDM Multiusuários baseada em Banda Efetiva**. Goiânia, 2013. 152p. MSc. Dissertation. Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação, Universidade Federal de Goiás.

This paper proposes adaptive resource allocation in multiuser wireless networks based on OFDM. Two allocation schemes are proposed: for TDMA networks and LTE networks. The resource allocation schemes that provide QoS are developed from the union of OFDM wireless networks, the proposal of adaptive modeling of traffic flows and the proposal of adaptive estimation of effective bandwidth. The performances of the proposed schemes are verified through simulation. Concepts and studies on traffic modeling, multifractal traffic modeling, theory of effective bandwidth, OFDM, are addressed in order to support the understanding and development of the proposed schemes. An algorithm for adaptive parameter estimation of the multifractal model  $\beta$ MWM is proposed, and studies to estimate the effective bandwidth are presented. Some methods of estimating effective bandwidth are proposed using traffic flow models.

### Keywords

Effective Bandwidth, OFDM, LTE, TDMA, Multifractal Traffic Modeling, Multifractal, MWM, Multifractal Wavelet Model, Gaussian Mixture Model, Kernel

---

# Sumário

---

Lista de Figuras	9
Lista de Tabelas	13
Lista de Publicações	14
Lista de Abreviaturas	16
1 Introdução	18
1.1 Organização	19
2 Modelagem de Tráfego de Redes	20
2.1 Introdução	20
2.2 Modelos Multifractais	21
2.2.1 Movimento Browniano Fracionário - fBm	21
2.2.2 Cascata Multiplicativa Binomial	22
2.3 $\beta$ MWM	23
2.4 $\beta$ MWM Adaptativo	26
2.4.1 Resultados	29
2.5 Conclusão	34
2.6 Artigos Publicados	34
3 Estimação de Banda Efetiva de Fluxos de Tráfego	35
3.1 Introdução	35
3.2 Teoria de Banda Efetiva	36
3.3 Probabilidade de Transbordo do <i>Buffer</i> para Múltiplas Fontes ( <i>Many Sources</i> )	37
3.4 Estimadores de Banda Efetiva	38
3.4.1 Estimador de Banda Efetiva Direto	38
3.4.1.1 Simulações e Resultados	39
3.4.2 Estimador de Banda Efetiva em Bloco	40
3.4.3 Estimador de Banda Efetiva para Tráfego de Poisson	40
3.4.4 Estimador de Banda Efetiva para Tráfego de Movimento Browniano Fracionário - fBm	41
3.4.5 Estimador de Banda Efetiva de Norros	41
3.4.6 Estimador de Banda Efetiva de Courcoubetis	41
3.5 Estimadores de Banda Efetiva Propostos	42
3.5.1 Estimador de Banda Efetiva Utilizando Modelagem $\beta$ MWM Adaptativa	42
3.5.2 Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal	42

3.5.2.1	Estimação de Banda Efetiva Considerando Função de Escala e Fator de Momento de Processos Multifractais	43
3.5.2.2	Simulações e Resultados	44
3.5.3	Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope	47
3.5.3.1	Simulações e Resultados	47
3.5.4	Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo	50
3.5.4.1	Limitante da Banda Efetiva de Processos Multifractais	50
3.5.4.2	Simulações e Resultados	50
3.5.5	Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel	51
3.5.5.1	Simulações e Resultados	52
3.5.6	Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas	53
3.5.6.1	Simulações e Resultados	55
3.5.7	Comparação Entre os Métodos de Estimação de Banda Efetiva	57
3.6	Análise de Impacto da Função de Escala e Fator de Momento na Banda Efetiva de um Processo Multifractal	61
3.7	Banda Efetiva e Momentos	64
3.8	Conclusão	65
3.9	Artigos Publicados	65
<b>4</b>	<b>Multiplexação por Divisão de Frequências Ortogonais (OFDM)</b>	<b>67</b>
4.1	Introdução	67
4.2	Princípios da Modulação OFDM	67
4.2.1	Aplicações da Modulação OFDM	72
4.3	<i>Long Term Evolution</i>	72
4.3.1	Arquitetura da Rede	73
4.3.2	Modulação e Codificação Adaptativa	73
4.3.3	Camada Física	74
4.3.3.1	<i>Downlink</i>	74
4.3.3.2	<i>Uplink</i>	75
4.4	Conclusão	75
4.5	Artigos Publicados	75
<b>5</b>	<b>Alocação Dinâmica de <i>Slots</i> de Tempo Multiusuários para Redes OFDM/TDMA</b>	<b>77</b>
5.1	Introdução	77
5.2	Sistema OFDM/TDMA	78
5.3	Esquema Proposto de Alocação Dinâmica de <i>Slots</i> de Tempo	79
5.4	Simulações e Resultados	80
5.4.1	Simulação I	81
5.4.2	Simulação II	88
5.5	Conclusão	90
5.6	Artigos Publicados	91
<b>6</b>	<b>Alocação Dinâmica de Recursos em Redes LTE Multiusuários</b>	<b>92</b>
6.1	Introdução	92
6.2	Alocação Dinâmica de Recursos	92
6.3	Otimização por Enxame de Partículas (PSO)	94
6.3.1	Otimização PSO Inteira	96
6.4	Alocação de Recursos Utilizando PSO	96

6.4.1	Simulações e Resultados	97
6.4.1.1	Simulação I	98
6.4.1.2	Simulação II	104
6.5	Conclusão	109
7	Conclusão	<b>111</b>
7.0.1	Trabalhos Futuros	112
	Referências Bibliográficas	<b>114</b>
A	Séries de Tráfego	<b>121</b>
A.1	Séries e Exemplos	121
A.1.1	dec-pkt-1	122
A.1.2	dec-pkt-2	122
A.1.3	dec-pkt-3	129
A.1.4	dec-pkt-4	129
A.1.5	fBm Sintética	130
A.1.6	MWM-beta para dec-pkt-3	136
A.1.7	MWM-pm para dec-pkt-3	142
A.1.8	lbl-pkt-4	148
A.1.9	SNU20100315	148
A.1.10	SNU20100316	149
A.1.11	SNU20100317	149
A.1.12	SNU20100318	150
A.1.13	Madison3G-NetA	150
A.1.14	Madison3G-NetB	151
A.1.15	Madison3G-NetC	151

---

## Lista de Figuras

---

2.1	Cascata Multiplicativa Binomial	22
2.2	Funções escala $\phi_{j,k}(t)$ e <i>wavelet</i> de Haar $\varphi_{j,k}(t)$	24
2.3	Árvore binária dos coeficientes de escala	25
2.4	Exemplo de cascata no domínio <i>wavelet</i> com três camadas ( $J = 3$ )	26
2.5	Segundo momento dos coeficientes <i>wavelet</i> estimados para a série dec-pkt-3	30
2.6	Parâmetros beta simétrico, $P_j$ , estimados para a série dec-pkt-3	31
2.7	Média dos Coeficientes de Escala da série dec-pkt-3	31
2.8	Variância dos Coeficientes de Escala da série dec-pkt-3	32
2.9	Comparação entre momentos da série dec-pkt-4 e momentos da série a partir do modelo	33
3.1	Estimador Direto - Banda Efetiva para série “dec-pkt-3”	39
3.2	Estimador Direto - Banda Efetiva para série “dec-pkt-4”	40
3.3	Parâmetros Multifractal e Banda Efetiva estimados para a série “dec-pkt-3”	45
3.4	Parâmetros Multifractal e Banda Efetiva estimados para a série “dec-pkt-4”	46
3.5	Banda Efetiva para série “dec-pkt-3”	48
3.6	Banda Efetiva para série “dec-pkt-4”	48
3.7	Processo Envelope da série “dec-pkt-3”	49
3.8	Processo Envelope da série “dec-pkt-4”	49
3.9	Banda Efetiva para série “dec-pkt-3”	51
3.10	Banda Efetiva para série “dec-pkt-4”	51
3.11	Valores de banda efetiva para série “dec-pkt-3”	53
3.12	Valores de banda efetiva para série “dec-pkt-4”	53
3.13	Valores de banda efetiva para série “dec-pkt-3”	56
3.14	Valores de banda efetiva para série “dec-pkt-4”	56
3.15	Valores de banda efetiva para série “dec-pkt-2”	57
3.16	Valores de banda efetiva para série “dec-pkt-3”	58
3.17	Valores de banda efetiva para série “dec-pkt-4”	58
3.18	Valores de banda efetiva para série sintética fBm	59
3.19	Valores de banda efetiva para série sintética MWM-beta	59
3.20	Valores de banda efetiva para série sintética MWM-pm	60
3.21	Valores de banda efetiva para série sintética SNU20100316	60
3.22	Valores de banda efetiva	62
3.23	Valores de $c(q)$	63
3.24	Valores de $\tau(q)$	63
3.25	Valores de $U^{s,t}(q)$ por $q$	64

4.1	Espectro de Frequências em Multiplexação por Divisão de Frequências - FDM	68
4.2	Espectro de Frequências em Multiplexação por Divisão de Frequências Ortogonais - OFDM	68
4.3	Introdução do Prefixo Cíclico	69
4.4	Exemplo de modulação adaptativa	74
4.5	Exemplo de alocação de recursos	75
5.1	Ciclo TDMA	77
5.2	Sistema TDMA considerado	78
5.3	Média da estimativa do retardo dos usuários em função do número de usuários	83
5.4	Média da vazão total do sistema em função do número de usuários	84
5.5	Média da vazão por usuário em função do número de usuários	84
5.6	<i>Fairness</i> em função do número de usuários	85
5.7	Banda efetiva adaptativa estimada para os usuários do sistema	86
5.8	Tempo alocado a cada usuário utilizando o esquema proposto (cenário com quatro usuários)	87
5.9	Taxa de transmissão do sistema (cenário com 16 usuários)	87
5.10	Banda efetiva adaptativa estimada para os usuários do sistema	90
6.1	Bandas efetivas adaptativas estimadas para os usuários do sistema	99
6.2	Média da estimativa do retardo em função do número de usuários	101
6.3	Média da vazão total do sistema em função do número de usuários	102
6.4	Média da vazão por usuário do sistema em função do número de usuários	102
6.5	Média do <i>fairness</i> em função do número de usuários	103
6.6	Bandas efetivas adaptativas estimadas para os usuários do sistema	105
A.1	Série de Tráfego “dec-pkt-1”	122
A.2	Série de Tráfego “dec-pkt-2”	122
A.3	Série de Tráfego “dec-pkt-2”	123
A.4	Fator de Momento e Função de Escala estimados para série “dec-pkt-2”	123
A.5	Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal - Banda Efetiva para série “dec-pkt-2”	124
A.6	Fator de Momento e Função de Escala estimados para série “dec-pkt-2”	125
A.7	Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope - Banda Efetiva para série “dec-pkt-2”	126
A.8	Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo - Banda Efetiva para série “dec-pkt-2”	127
A.9	Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel - Banda Efetiva para série “dec-pkt-2”	128
A.10	Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas - Banda Efetiva para série “dec-pkt-2”	129
A.11	Série de Tráfego “dec-pkt-3”	129
A.12	Série de Tráfego “dec-pkt-4”	130
A.13	Série de Tráfego “fBm”	130
A.14	Fator de Momento e Função de Escala estimados para série “fBm”	131

A.15	Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal - Banda Efetiva para série "fBm"	132
A.16	Fator de Momento e Função de Escala estimados para série "fBm"	132
A.17	Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope - Banda Efetiva para série "fBm"	133
A.18	Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo - Banda Efetiva para série "fBm"	134
A.19	Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel - Banda Efetiva para série "fBm"	135
A.20	Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas - Banda Efetiva para série "fBm"	136
A.21	Série de Tráfego "MWM-beta para dec-pkt-3"	136
A.22	Fator de Momento e Função de Escala estimados para série "MWM-beta para dec-pkt-3"	137
A.23	Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal - Banda Efetiva para série "MWM-beta para dec-pkt-3"	138
A.24	Fator de Momento e Função de Escala estimados para série "MWM-beta para dec-pkt-3"	138
A.25	Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope - Banda Efetiva para série "MWM-beta para dec-pkt-3"	139
A.26	Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo - Banda Efetiva para série "MWM-beta para dec-pkt-3"	140
A.27	Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel - Banda Efetiva para série "MWM-beta para dec-pkt-3"	141
A.28	Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas - Banda Efetiva para série "MWM-beta para dec-pkt-3"	142
A.29	Série de Tráfego "MWM-pm para dec-pkt-3"	142
A.30	Fator de Momento e Função de Escala estimados para série "MWM-pm para dec-pkt-3"	143
A.31	Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal - Banda Efetiva para série "MWM-pm para dec-pkt-3"	144
A.32	Fator de Momento e Função de Escala estimados para série "MWM-pm para dec-pkt-3"	144
A.33	Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope - Banda Efetiva para série "MWM-pm para dec-pkt-3"	145
A.34	Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo - Banda Efetiva para série "MWM-pm para dec-pkt-3"	146
A.35	Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel - Banda Efetiva para série "MWM-pm para dec-pkt-3"	147
A.36	Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas - Banda Efetiva para série "MWM-pm para dec-pkt-3"	148
A.37	Série de Tráfego "lbl-pkt-4"	148
A.38	Série de Tráfego "SNU20100315"	149
A.39	Série de Tráfego "SNU20100316"	149
A.40	Série de Tráfego "SNU20100317"	150
A.41	Série de Tráfego "SNU20100318"	150
A.42	Série de Tráfego "Madison3G-NetA"	151

A.43 Série de Tráfego "Madison3G-NetB"	151
A.44 Série de Tráfego "Madison3G-NetC"	152

---

## Lista de Tabelas

---

2.1	Médias das séries reais e séries sintéticas geradas pelo modelo proposto	32
2.2	Variância das séries reais e séries sintéticas geradas pelo modelo proposto	33
3.1	Erro quadrático médio entre estimadores por misturas gaussianas e limitante envelope efetivo, e estimador direto para cada série analisada	61
3.2	Erro quadrático médio entre estimadores envelope, kernel e multifractal, e estimador direto para cada série analisada	61
3.3	Comparação de banda efetiva	65
5.1	Perda do sistema e média de perdas dos usuários	82
5.2	Média da estimativa do retardo	82
5.3	Média da vazão total do sistema	83
5.4	Média do <i>fairness</i>	85
5.5	Utilização Média do Sistema	86
5.6	Perda do sistema e média de perdas dos usuários	88
5.7	Média da estimativa do retardo	88
5.8	Média da vazão total do sistema	89
5.9	Média do <i>fairness</i>	89
5.10	Utilização Média do Sistema	89
6.1	Sistema Considerado	98
6.2	Taxas de bits e SNRs associadas aos MCS [13]	98
6.3	Perda do sistema e média de perdas dos usuários	100
6.4	Média da estimativa do retardo	100
6.5	Média da vazão total do sistema	101
6.6	Média do <i>fairness</i>	103
6.7	Utilização do Sistema	104
6.8	Perda do sistema e média de perdas dos usuários - Simulação IIa (50 blocos de recursos)	105
6.9	Perda do sistema e média de perdas dos usuários - Simulação IIb (100 blocos de recursos)	106
6.10	Média da estimativa do retardo - Simulação IIa (50 blocos de recursos)	106
6.11	Média da estimativa do retardo - Simulação IIb (100 blocos de recursos)	106
6.12	Média da vazão total do sistema - Simulação IIa (50 blocos de recursos)	107
6.13	Média da vazão total do sistema - Simulação IIb (100 blocos de recursos)	107
6.14	Média do <i>fairness</i> - Simulação IIa (50 blocos de recursos)	108
6.15	Média do <i>fairness</i> - Simulação IIb (100 blocos de recursos)	108
6.16	Utilização do Sistema - Simulação IIa (50 blocos de recursos)	108
6.17	Utilização do Sistema - Simulação IIb (100 blocos de recursos)	109

---

## **Lista de Publicações**

---

### **Capítulos de livros publicados**

1. Vieira, F. H. T. ; Costa, V. H. T. ; Gonçalves, Bruno H. P. . “Neural Network Based Approaches for Network Traffic Prediction”. Artificial Intelligence, Evolutionary Computing and Metaheuristics: In the Footsteps of Alan Turing. 1ed.: Springer Berlin Heidelberg, v. 427, p. 657-684, 2013.

2. SOUSA, M. A. ; Vieira, F. H. T. ; Carlson, C. M. F. ; Gonçalves, Bruno H. P. ; Costa, V. H. T. . “Sistema de Apoio à Decisão MILP-Fuzzy para o Planejamento Estratégico de Redes de Acesso em Telecomunicações”. Meta-heurísticas em Pesquisa Operacional. 1ed.: , p. 401-418, 2013.

### **Trabalhos completos publicados em anais de congressos**

1. Gonçalves, Bruno H. P. ; Vieira, F. H. T. ; Costa, V. H. T. . “Modelagem Multifractal BetaMWM Adaptativa para Tráfego de Redes de Computadores”. In: X Encontro Anual de Computação, Catalão-GO, 2013.

2. Costa, V. H. T. ; Fernandes, J. ; Gonçalves, Bruno H. P. ; Vieira, F. H. T. ; ALVES, L. . “Estimação do Tempo Médio de Resposta do Servidor em Plataformas de Ensino a Distância do Tipo Cliente-Servidor Utilizando Modelo Baseado em Teoria de Filas”. In: X Encontro Anual de Computação, Catalão-GO, 2013.

3. Vasques, T. L. V. ; Vieira, F. H. T. ; Gonçalves, Bruno H. P. ; Costa, V. H. T. ; ARAUJO, S. G. . “Modelo Baseado em Cadeias de Markov para Estimação de Vazão em Redes PLC Homeplug”. In: MOMAG - 15º SBMO Simpósio Brasileiro de Microondas e Optoeletrônica e o 10º CBMag Congresso Brasileiro de Eletromagnetismo, João Pessoa-BA, 2012.

4. Santos Jr.,J.A. ; Vieira, F. H. T. ; Gonçalves, Bruno H. P. . “Policiamento de tráfego para controle de retardo e tamanho médio da fila em sistemas OFDM/TDMA”. In: XIX edição do Congresso Brasileiro de Automática, Campina Grande-PB, 2012.

---

5. Gonçalves, B. H. P. ; Vieira, F. H. T. ; Costa, V. H. T. . “Alocação Dinâmica de *Slots* de Tempo Multiusuário para Redes OFDM/TDMA baseada em Banda Efetiva”. In: XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, Fortaleza-CE, 2013.

6. Costa, V. H. T. ; Vieira, F. H. T. ; Gonçalves, B. H. P. . “Modelagem e Análise de Desempenho de Sistemas de Comunicação OFDM-TDMA baseadas em Teoria de Fila”. In: XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, Fortaleza-CE, 2013.

### **Resumos publicados em anais de congressos**

1. Gonçalves, Bruno H. P. ; Vieira, F. H. T. . “Estimação de Banda Efetiva para Tráfego de Redes Utilizando Função de Escala e Fator de Momento”. In: CNMAC - 34º Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional, Águas de Lindóia-SP, 2012.

2. Vieira, F. H. T. ; Borges, V. M. ; Vasques, T. L. V. ; Gonçalves, Bruno H. P. ; Araujo, S. G. . “Estimação de Vazão em Redes PLC Através de Cálculo do Valor Ótimo da Probabilidade de Transmissão”. In: CNMAC - 34º Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional, Águas de Lindóia-SP, 2012.

---

## Lista de Abreviaturas

---

$\beta$ MWM	<i><math>\beta</math>-Multifractal Wavelet Model</i>
3GPP	<i>Third Generation Partnership Project</i>
AMC	<i>Adaptative Modulation and Coding</i> , Modulação e Codificação Adaptativa
BER	<i>Bit Error Rate</i>
CAC	<i>Connection Admission Control</i>
CQI	<i>Channel Quality Indicator</i> , Indicador de Qualidade de Canal
DFT	<i>Discrete Fourier Transform</i> , Transformada Discreta de Fourier
DMB	<i>Digital Multimedia Broadcasting</i>
E-UTRAN	<i>Evolved – UMTS Terrestrial Radio Access Network</i>
EPC	<i>Evolved Packet Core</i>
ERB	Estação Rádio Base
f.g.m.	função geradora de momentos
fBm	<i>fractional Brownian motion</i>
FDM	<i>Frequency-Division Multiplexing</i> , Multiplexação por Divisão de Frequências
FIR	<i>Finite Impulse Response</i>
GMM	<i>Gaussian Mixture Model</i> , Modelo de Misturas Gaussianas
GQV	<i>Generalised Quadratic Variation</i>
IDFT	<i>inverse discrete fourier transform</i> , Transformada Discreta de Fourier Inversa
IP	<i>Internet Protocol</i>
LTE	<i>Long Term Evolution</i>
MCM	<i>Multi-Carrier Modulation</i> , Modulação por Multiportadoras
MCS	<i>Modulation and Coding Scheme</i>
MFBAP	Processo de Chegada com Limitante Multifractal
MWM	<i>Multifractal Wavelet Model</i>
OFDM	<i>Orthogonal Frequency-Division Multiplexing</i> , Multiplexação por Divisão de Frequências Ortogonais
OFDMA	<i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing Access</i>
p.d.f.	<i>probability density function</i> , função densidade de probabilidade
PARP	<i>Peak to Average Ratio Power</i>
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i> , Otimização por Enxame de Partículas

QAM	<i>Quadrature Amplitude Modulation</i> , Modulação de Amplitude em Quadratura
QoS	<i>Quality of Service</i> , Qualidade de Serviço
QPSK	<i>Quadrature Phase-Shift Keying</i>
SC-FDM	<i>Single Carrier Frequency Division Multiplexing</i>
SNR	<i>Signal-to-Noise Ratio</i> , Razão Sinal-Ruído
TCP	<i>Transmission Control Protocol</i>
TDMA	<i>Time Division Multiple Access</i>
TTI	<i>Transmission Time Interval</i> , Intervalo de Tempo de Transmissão
UE	<i>User Equipment</i> , Equipamento Usuário
UMTS	<i>Universal Mobile Telecommunication System</i>
UTRAN	<i>UMTS Terrestrial Radio Access Network</i>
UWB	<i>Ultra-Wideband</i>

## Introdução

---

A demanda por acesso de alta velocidade à Internet através de redes móveis vem crescendo ano a ano. Com esse crescimento, tecnologias de alta velocidade de transmissão de dados se tornam cada dia mais necessárias. Uma tecnologia de sucesso utilizada por vários tipos de redes sem fio é a modulação OFDM (*Orthogonal Frequency-Division Multiplexing*) [1]. Várias tecnologias de redes com altas taxas de transferências de dados empregam a modulação OFDM na comunicação, como o WiMAX (IEEE 802.16d, IEEE 802.16e) [2] e o LTE (*Long Term Evolution*)[3]. O LTE é uma tecnologia de rede sem fio móvel que sucede as tecnologias de comunicações móveis de terceira geração (3G). Essa tecnologia provê acesso multiusuário à rede e altas taxas de transferência de dados, e utiliza a tecnologia OFDM para transmissão de dados em *downlink*.

O desempenho de redes de comunicação é alvo de pesquisas constantes. Muitos são os trabalhos propondo modelos para descrição do tráfego de redes [4][5][6][7]. Técnicas de análise que proporcionam melhor compreensão do comportamento do tráfego de redes são muito importantes na concepção e otimização de redes de comunicação [8]. Estudos mostram a grande variabilidade do fluxo de tráfego de rede e que modelos multifractais podem ser mais adequados para sua caracterização em determinados casos [9][10] comparados a modelos mais simples, como modelos Markovianos.

Assegurar a Qualidade de Serviço (QoS) em redes sem fio multiusuário com recursos limitados normalmente é uma tarefa que demanda vários estudos nas áreas de mobilidade do usuário, comportamento do tráfego, estimação do canal de rádio, entre outros. Em redes com recursos compartilhados há também a tarefa de alocação de recursos para os usuários, que pode ser feita de forma a atender requisitos de QoS.

Alguns trabalhos [11][12][13] propõem alocação de banda (taxa de transferência de dados) mínima para os usuários como forma de requisitos de QoS. Através da teoria de banda efetiva é possível determinar a taxa de transferência mínima para atender certos requisitos de QoS, como probabilidade de transbordo de *buffer*.

Neste trabalho, o tráfego de dados é modelado com a finalidade de estimar as características do fluxo de tráfego. Além disso, é proposto um algoritmo para estimação adaptativa dos parâmetros do modelo  $\beta$ MWM ( $\beta$ -*Multifractal Wavelet Model*) [14] para

estimação de banda efetiva.

Este trabalho propõe a aplicação da teoria de banda efetiva para alocação de recursos em redes de comunicações multiusuários OFDM. Esquemas adaptativos de alocação de recursos são propostos e avaliados de forma a atender requisitos de perda de dados e, para tal, utilizou-se PSO (*Particle Swarm Optimization*) em um dos algoritmos propostos.

## 1.1 Organização

Este trabalho está organizado da seguinte forma: o Capítulo 2 apresenta modelos para fluxos de tráfego de rede, conceitos sobre processos multifractais, e o algoritmo proposto para estimação de parâmetros de um modelo multifractal; no Capítulo 3, é abordada a teoria de banda efetiva e são apresentados e propostos métodos de estimação de banda efetiva de fluxos de tráfego; o Capítulo 4 introduz os conceitos da tecnologia de Multiplexação por Divisão de Frequências Ortogonais (OFDM) e da tecnologia *Long Term Evolution* (LTE); no Capítulo 5, é proposto um esquema de alocação de recursos em redes OFDM/TDMA; no Capítulo 6, é proposto um esquema de alocação de recursos em redes LTE; e no Capítulo 7, são apresentadas as conclusões do trabalho.

---

## Modelagem de Tráfego de Redes

---

### 2.1 Introdução

Uma vez obtidos modelos adequados para fluxos de tráfego, profissionais da área de redes podem prever o desempenho da rede por meio de técnicas analíticas ou por meio de simulação e, assim, propor mecanismos mais eficientes para provisão de QoS (Qualidade de Serviço) e controle dos fluxos que trafegam pela rede.

Algumas características do tráfego de redes de computadores não são consideradas por modelos de tráfego mais simples, como modelos Markovianos. Muitos estudos revelam a alta variabilidade de fluxos de redes, ou seja, o tráfego contém rajadas em várias escalas de tempo, em contraste à suposição de que rajadas só existem em escalas curtas de tempo [9][10]. Foi mostrado que essas incidências de rajadas multiescalas tem um impacto significativo no desempenho das redes [9][10][15]. Modelos mais realistas foram propostos, inicialmente caracterizando a autossimilaridade do tráfego[16]. O termo autossimilaridade se refere normalmente a processos assintoticamente autossimilares de segunda ordem ou monofractais [17]. O parâmetro de Hurst mede o grau de autossimilaridade do processo. No entanto, para muitos processos de tráfego de rede, a energia em escala dos coeficientes *wavelet* ou os gráficos variância-tempo normalmente não demonstram comportamento linear. Muitos desses processos têm comportamento fractal com parâmetro de Hurst variado em diferentes escalas de tempo pequenas [18], ou seja, são multifractais.

Introduzido por Mandelbrot [19], os modelos multifractais foram aplicados amplamente a várias áreas científicas, como geofísica, processamento de imagens, modelagem de mercado de ações e tráfego de redes. No campo de tráfego de redes, vários modelos foram propostos [4][6][7][20][14]. O MWM (*Multifractal Wavelet Model*)[14] é um modelo multifractal que se destaca por aplicar a transformada *wavelet* à série de tráfego e apresentar várias alternativas de modelagem.

Muitas técnicas de modelagem de tráfego encontradas na literatura partem de um conhecimento prévio das características do tráfego. A modelagem do tráfego em tempo

real que se adapta às variações de características do fluxo é muito interessante para tomada de decisões adequadas relativas à concepção e gestão de redes.

Neste capítulo são apresentados conceitos sobre modelos multifractais, o modelo  $\beta$ MWM - derivado do modelo MWM - e é proposto um algoritmo para estimação adaptativa dos parâmetros do  $\beta$ MWM. Na seção 2.4.1, avalia-se o desempenho da modelagem em função do número de amostras fornecidas ao modelo. A estimação adaptativa dos parâmetros do modelo permite que esses parâmetros sejam adaptados de forma a acompanhar as mudanças do tráfego a ser modelado. Com isso, diferente de um modelo estático, há uma atualização contínua do modelo, que pode ser utilizado em aplicações que envolvam mudanças no comportamento do tráfego.

## 2.2 Modelos Multifractais

Os modelos multifractais são considerados adequados para modelar o tráfego de redes por incorporar várias características do tráfego, generalizando assim vários modelos existentes na literatura. Uma característica dos processos multifractais é a incidência de rajadas, *burstiness*, em várias escalas de tempo [17]. Um processo estocástico  $X(t)$  é um processo multifractal se tem incrementos estacionários e satisfaz a equação [19]:

$$E(|X(t)|^q) = c(q)t^{\tau(q)+1} \quad (2-1)$$

para alguns valores de  $q \in \mathcal{Q}$ ,  $[0, 1] \subset \mathcal{Q}$ , onde  $\tau(q)$  é a função de escala e  $c(q)$  é o fator de momento de um processo multifractal.

Um processo estocástico é chamado de monofractal quando sua função de escala  $\tau(q)$  é linear e multifractal caso contrário. Para processos autossimilares é possível mostrar que  $\tau(q) = qH - 1$  e  $c(q) = E[|X(1)|^q]$ , onde  $H$  é o parâmetro de Hurst [21]. Os processos autossimilares possuem características semelhantes apesar da mudança de escala. Um processo autossimilar bastante conhecido é o Movimento Browniano Fracionário (fBm, *fractional Brownian motion*) [22].

### 2.2.1 Movimento Browniano Fracionário - fBm

O Movimento Browniano Fracionário (fBm) é um processo monofractal bastante conhecido na literatura. É capaz de descrever o comportamento autossimilar do tráfego, sendo de grande interesse também em outras áreas, tais como, hidrologia, processamento de sinais e matemática financeira [22]. O processo estocástico  $X(t)$  é um Movimento Browniano Fracionário com parâmetro de Hurst  $H$  se [23]:

1.  $X(t)$  tem incrementos estacionários;

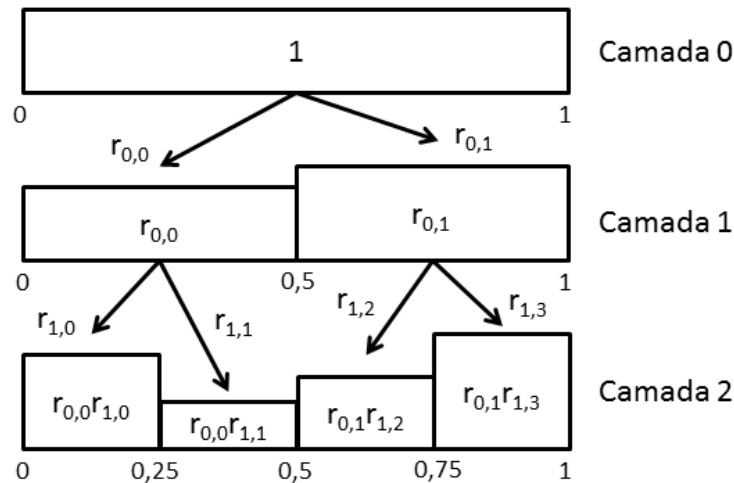
2. para  $t > 0$ ,  $X(t)$  é normalmente distribuído com média 0;
3.  $X(0) = 0$ ;
4. e função de covariância:

$$E[X(t)X(s)] = \frac{1}{2} (|t|^{2H} + |s|^{2H} - |t-s|^{2H}) \quad (2-2)$$

### 2.2.2 Cascata Multiplicativa Binomial

Um processo multifractal bastante conhecido é a cascata multiplicativa binomial. Considere um processo  $X(t)$  definido no intervalo  $I = [0, 1]$  com massa unitária. Esse intervalo é dividido em  $2^n$  subintervalos disjuntos diádicos  $I_n^k = [k2^{-n}, (k+1)2^{-n}]$ , onde  $k = 0, \dots, 2^n - 1$  é o índice do subintervalo e  $n$ , chamado de resolução ou camada, determina o número de subintervalos.

Na primeira camada, o intervalo é dividido em dois subintervalos; na segunda camada, o intervalo é dividido em quatro subintervalos; e na camada  $n$ , o intervalo é dividido em  $2^n$  subintervalos. A Figura 2.1 exemplifica a cascata multiplicativa binomial,



**Figura 2.1:** *Cascata Multiplicativa Binomial*

onde  $r_{n,j}$  são os multiplicadores da cascata, cujo valores estão em  $[0, 1]$ .

Essa cascata é um dos processos multifractais mais simples e pode ser construída iterativamente.

Se consideramos que os multiplicadores  $r_{n,j}$  são variáveis aleatórias independentes em  $[0, 1]$ ,  $R$ , e que possuem densidade de probabilidade  $f_R(x)$ , obtemos uma estrutura mais geral para a cascata multiplicativa binomial [6]. A função de escala dessa cascata é dada por [6][24]:

$$\tau(q) = -\log_2 E[R^q] \quad (2-3)$$

## 2.3 $\beta$ MWM

O *Multifractal Wavelet Model* (MWM) é um modelo multifractal com grande destaque na modelagem de tráfego de redes [14][28]. Esse modelo é baseado em uma cascata multiplicativa no domínio *wavelet*. A transformada *wavelet*[29][30] discreta é usada nesse modelo devido a sua capacidade de representação multiescala de sinais. O MWM apresenta mais de uma modelagem para os coeficientes *wavelet* e coeficientes de escala, gerados pela transformada *wavelet*. Uma dessas modelagens é o  $\beta$ MWM.

O processo de modelagem do  $\beta$ MWM realiza a transformada discreta de *wavelet* de Haar para um número fixo de camadas  $J$  da cascata multiplicativa binomial[7] para a série completa em uma única etapa. A partir dos coeficientes *wavelet* ( $W_{j,i}$ ) e coeficientes de escala ( $U_{j,i}$ ) gerados, para cada camada (escala)  $j$ , onde  $0 \leq j \leq J - 1$ , os parâmetros do MWM são estimados.

Para se compreender o modelo MWM, deve-se citar alguns conceitos da transformada *wavelet*. A transformada *wavelet* discreta é usada para representação multiescala de sinais da seguinte forma:

$$f(t) = \sum_k U_{J_0,k} \phi_{J_0,k}(t) + \sum_{j=J_0}^{\infty} \sum_k W_{j,k} \varphi_{j,k}(t) \quad (2-4)$$

onde  $W_{j,k}$  e  $U_{J_0,k}$  são respectivamente os coeficientes *wavelet* e de escala, dados por:

$$W_{j,k} = \int f(t) \varphi_{j,k}(t) dt \quad (2-5)$$

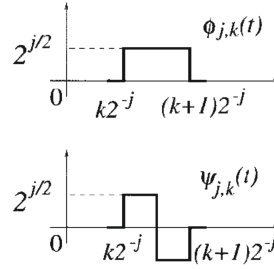
e

$$U_{j,k} = \int f(t) \phi_{j,k}(t) dt \quad (2-6)$$

A Figura 2.2 exhibe as funções escala  $\phi_{j,k}(t)$  e *wavelet* de Haar  $\varphi_{j,k}(t)$  utilizadas na representação multiescala do sinal. Pode-se demonstrar que os coeficientes de escala dados pela equação (2-6) podem ser recursivamente calculados utilizando a *wavelet* de Haar  $\varphi_{j,k}(t)$  através das seguintes equações:

$$U_{j,2k} = 2^{-1/2}(U_{j-1,k} + W_{j-1,k}) \quad (2-7)$$

$$U_{j,2k+1} = 2^{-1/2}(U_{j-1,k} - W_{j-1,k}) \quad (2-8)$$



**Figura 2.2:** Funções escala  $\phi_{j,k}(t)$  e wavelet de Haar  $\psi_{j,k}(t)$

Esse processo recursivo é repetido até que se atinja a resolução desejada ou equivalentemente, até que se obtenha o número desejado de amostras, formando uma árvore binária de coeficientes de escala. A Figura 2.3 apresenta a árvore binária formada para obtenção dos coeficientes de escala representada pelas equações (2-7) e (2-8). No modelo MWM, a fim de assegurar a não-negatividade da série de tráfego sintético, determinadas condições devem ser impostas a seus coeficientes *wavelet* e de escala. Os coeficientes  $U_{j,k}$  representam a média local do processo em escalas e deslocamentos de tempo diferentes. A condição  $X(t) \geq 0, \forall t$ , impõe que,  $U_{j,2k+1} \geq 0, \forall j, k$ . Impondo a condição  $U_{j,k} \geq 0, \forall j, k$ , pode-se afirmar que  $|W_{j,k}| \leq U_{j,k}, \forall j, k$ . Os coeficientes *wavelet* são gerados a partir da equação:

$$W_{j,k} = U_{j,k}A_{j,k} \quad (2-9)$$

onde  $A_{j,k}$  é uma variável aleatória cujo valor está em  $[-1, 1]$ . Além disso, supõe-se algumas condições para essa variável: os multiplicadores  $A_{j,k}$  são independentes e identicamente distribuídos (i.i.d) dentro de cada escala, são também independentes de  $U_{j,k}$  e simétricos em torno de zero. No caso particular do  $\beta$ MWM, os multiplicadores  $A_{j,k}$  são modelados segundo uma distribuição beta simétrica[31]. A função densidade de probabilidade (p.d.f., *probability density function*) da distribuição beta simétrica é dada por:

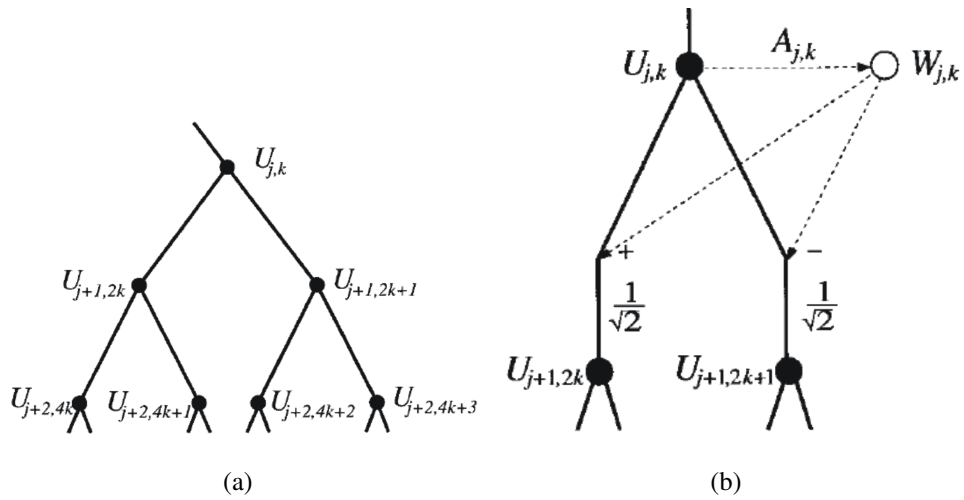
$$f(x) = \frac{(1+x)^{p-1}(1-x)^{p-1}}{B(p,p)2^{2p-1}} \quad (2-10)$$

onde  $B(\cdot, \cdot)$  é a função beta e  $p$  é o parâmetro que determina a forma da distribuição. Os multiplicadores  $A_{j,k}$  são escolhidos de forma a controlar as energias dos coeficientes *wavelet*. Assim, obtém-se as seguintes relações [14]:

$$n_j = \frac{E(W_{j-1,k}^2)}{E(W_{j,k}^2)} = \frac{2p_j + 1}{p_{j-1} + 1} \quad (2-11)$$

e

$$(2p_0 + 1)E(W_{0,0}^2) = E(U_{0,0}^2) \quad (2-12)$$



**Figura 2.3:** Árvore binária dos coeficientes de escala

Pode-se notar que  $p_j$  é usado para capturar o decaimento da energia dos coeficientes *wavelet* em escala,  $n_j$ . O coeficiente de escala  $U_{0,0}$  na maior escala (mais fina) é modelado como sendo uma variável aleatória normal com média,  $\mu_c$ , e a variância,  $\sigma_c^2$ , iguais aos dos coeficientes de escala dos fluxos de tráfego reais.

No  $\beta$ MWM, pode-se relacionar o decaimento de energia dos coeficientes *wavelet*  $n_j$  por camada (escala)  $j$  com os valores dos parâmetros  $p_j$  das distribuições beta simétrica, utilizadas para modelar os multiplicadores  $A_{j,k}$ . Assim, os parâmetros  $p_k$  podem ser estimados, recursivamente, por [14]:

$$p_j = \frac{n_j}{2} (p_{j-1} + 1) - \frac{1}{2} \quad (2-13)$$

Considerando um tempo discreto  $k$ , tem-se que o processo discreto de tráfego MWM  $X[k]$  é obtido pelos coeficientes de escala  $U_{j,k}$  na escala mais fina  $j$ , da seguinte forma:

$$X[k] = 2^{-\frac{j}{2}} U_{j,k} \quad (2-14)$$

O processo estocástico a partir do modelo  $\beta$ MWM, na camada  $n$ , é dado por [14]:

$$C^n[k] = 2^{-n} U_{0,0} \prod_{j=0}^{n-1} (1 + \beta(p_j, p_j)) \quad (2-15)$$

$$C^n[k] = 2^{-n} \text{Norm}(\mu_c, \sigma_c^2) \prod_{j=0}^{n-1} (1 + \beta(p_j, p_j)) \quad (2-16)$$

onde  $\beta(\cdot, \cdot)$  é uma variável aleatória beta com p.d.f. dada pela equação (2-10) e  $\text{Norm}(\mu, \sigma^2)$  é uma variável aleatória normal com média  $\mu$  e variância  $\sigma^2$ .

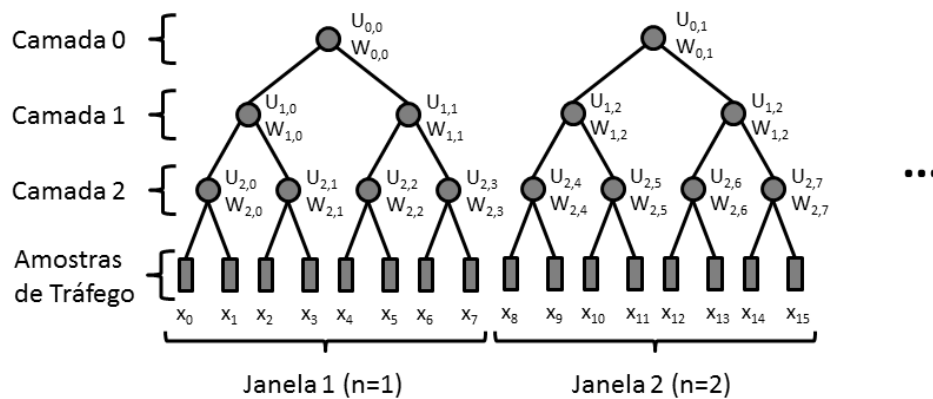
O MWM pode precisamente modelar a dependência de longa duração presente nos dados de tráfego assim como capturar outras características multifractais. Entretanto,

uma desvantagem do MWM é o número de parâmetros a serem estimados, que para isso, faz uso de toda série de tráfego. Dessa forma, o MWM Tradicional se torna inadequado a aplicações em tempo real.

## 2.4 $\beta$ MWM Adaptativo

Nesta seção, propõe-se um algoritmo para estimação adaptativa dos parâmetros para o modelo  $\beta$ MWM, chamando o modelo resultante de modelo  $\beta$ MWM Adaptativo. Ao invés do processamento de todos os dados da série de tráfego em uma única etapa, propõe-se o processamento iterativo em janelas de tamanho fixo de  $2^J$  amostras, onde  $J$  é o número de camadas, ou seja, número de escalas de tempo, da cascata. Apenas algumas variáveis são armazenadas no processo de modelagem, não havendo a necessidade de guardar uma grande quantidade de dados sobre o fluxo. Note que as séries de tráfego neste trabalho representam quantidades de bytes em determinados instantes de tempo.

Devido à estrutura da cascata da transformada de Haar, os coeficientes de escala e coeficientes *wavelet* podem ser estimados iterativamente sem perda de dados. A cada janela de  $2^j$  amostras pode-se estimar  $2^j$  coeficientes de escala e  $2^j$  coeficientes *wavelet* na camada  $j$ . A Figura 2.4 exemplifica uma cascata no domínio *wavelet* com três camadas e evidencia que os coeficientes dependem apenas de um conjunto de amostras do tráfego.



**Figura 2.4:** Exemplo de cascata no domínio *wavelet* com três camadas ( $J = 3$ )

O segundo momento amostral dos coeficientes *wavelet* da camada  $j$  pode ser escrito na forma:

$$E[W_{j,k}^2]^{N} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} W_{j,k}^2 \quad (2-17)$$

onde  $N$  é o número de amostras de coeficientes *wavelet*. A cada janela de dados  $n$  de  $2^j$  amostras do tráfego, onde  $n$  é o índice da janela, gera-se  $2^j$  coeficientes *wavelet* em cada

camada  $j$ . Logo, na janela  $n$  tem-se no total  $n(2^j)$  amostras de coeficiente *wavelet* por camada  $j$ . O segundo momento pode ser escrito pela seguinte equação:

$$E[W_{j,k}^2](n) = E[W_{j,k}^2]_{\{n(2^j)\}} = \frac{1}{n(2^j)} \sum_{k=0}^{n(2^j)-1} W_{j,k}^2 \quad (2-18)$$

sendo que para  $n + 1$ , tem-se as seguintes equações:

$$E[W_{j,k}^2](n+1) = \frac{1}{(n+1)(2^j)} \sum_{k=0}^{(n+1)(2^j)-1} W_{j,k}^2 \quad (2-19)$$

$$E[W_{j,k}^2](n+1) = \frac{1}{(n+1)(2^j)} \left( \sum_{k=0}^{n(2^j)-1} W_{j,k}^2 + \sum_{k=n(2^j)}^{(n+1)(2^j)-1} W_{j,k}^2 \right) \quad (2-20)$$

$$E[W_{j,k}^2](n+1) = \frac{n(2^j)}{(n+1)(2^j)} \left( \frac{1}{n(2^j)} \sum_{k=0}^{n(2^j)-1} W_{j,k}^2 \right) + \frac{1}{(n+1)(2^j)} \left( \sum_{k=n(2^j)}^{(n+1)(2^j)-1} W_{j,k}^2 \right) \quad (2-21)$$

Substituindo  $\frac{1}{n(2^j)} \sum_{k=0}^{n(2^j)-1} W_{j,k}^2$  por  $E[W_{j,k}^2](n)$ , tem-se:

$$E[W_{j,k}^2](n+1) = \frac{n}{n+1} E[W_{j,k}^2](n) + \frac{1}{(n+1)(2^j)} \left( \sum_{k=n(2^j)}^{(n+1)(2^j)-1} W_{j,k}^2 \right) \quad (2-22)$$

Considerando  $\tilde{W}_{j,i}^2(n) = W_{j,(n-1)(2^j)+i}^2$  os coeficientes *wavelet* gerados a partir da janela de dados  $n$ , tem-se a equação de atualização do segundo momento dos coeficientes *wavelet*:

$$E[W_{j,k}^2](n+1) = E[W_{j,k}^2](n) \left( \frac{n}{n+1} \right) + \frac{\sum_{i=0}^{2^j-1} \tilde{W}_{j,i}^2(n+1)}{(n+1)2^j} \quad (2-23)$$

A cada janela, de índice  $n$ , de  $2^j$  amostras de tráfego gera-se um coeficiente de escala da primeira camada  $U_{0,n-1}$ . A média dos coeficientes de escala da primeira camada  $U_{0,k}$ , utilizando  $n$  janelas, ou seja,  $n$  amostras de coeficientes de escala, pode ser calculada por:

$$\mu_c(n) = \left( \frac{1}{n} \right) \sum_{k=0}^{n-1} U_{0,k} \quad (2-24)$$

para  $n + 1$  amostras, tem-se:

$$\mu_c(n+1) = \left(\frac{1}{n+1}\right) \sum_{k=0}^n U_{0,k} = \left(\frac{1}{n+1}\right) \left(U_{0,n} + \sum_{k=0}^{n-1} U_{0,k}\right) \quad (2-25)$$

$$\mu_c(n+1) = \left(\frac{n}{n+1}\right) \mu_c(n) + \frac{U_{0,n}}{n+1} \quad (2-26)$$

Considerando  $\tilde{U}_{0,0}(n) = U_{0,n-1}$  o coeficiente de escala gerado a partir da janela de dados  $n$ , tem-se a seguinte equação de atualização da média dos coeficientes de escala da primeira camada:

$$\mu_c(n+1) = \mu_c(n) \left(\frac{n}{n+1}\right) + \frac{\tilde{U}_{0,0}(n+1)}{n+1} \quad (2-27)$$

A variância dos coeficientes de escala da primeira camada  $U_{0,n}$ , pode ser escrita da seguinte forma:

$$\sigma_c^2(n) = \left(\frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} (U_{0,k})^2\right) - \mu_c^2(n) \quad (2-28)$$

para  $n + 1$ , tem-se as equações:

$$\sigma_c^2(n+1) = \left(\frac{1}{n+1}\right) \left((U_{0,n})^2 + \sum_{k=0}^{n-1} (U_{0,k})^2\right) - \mu_c^2(n+1) \quad (2-29)$$

$$\sigma_c^2(n+1) = \left(\frac{n}{n+1}\right) \left(\frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} (U_{0,k})^2\right) + \frac{(U_{0,n})^2}{n+1} - \mu_c^2(n+1) \quad (2-30)$$

$$\sigma_c^2(n+1) = \left(\frac{n}{n+1}\right) (\sigma_c^2(n) + \mu_c^2(n)) + \frac{(U_{0,n})^2}{n+1} - \mu_c^2(n+1) \quad (2-31)$$

A equação de atualização da variância dos coeficientes de escala da primeira camada, considerando  $\tilde{U}_{0,0}(n) = U_{0,n-1}$  o coeficiente de escala gerado a partir da janela de dados  $n$ , é dada por:

$$\sigma_c^2(n+1) = (\sigma_c^2(n) + \mu_c^2(n)) \left(\frac{n}{n+1}\right) - \mu_c^2(n+1) + \frac{(\tilde{U}_{0,0}(n+1))^2}{n+1} \quad (2-32)$$

A modelagem proposta apresenta os seguintes passos:

### Algoritmo 1: Algoritmo para Estimativa Adaptativa dos Parâmetros do $\beta$ MWM

**1º passo** As variáveis do modelo são inicializadas. Faz-se o segundo momento dos coeficientes *wavelet*,  $E[W_{j,k}^2](0) = 0$ ; média e variância dos coeficientes de escala  $\mu_c(0) = 0$  e  $\sigma_c^2(0) = 0$ ; contador de janela  $n = 0$ .

**2º passo** Realiza-se a transformada de Haar na janela de dados. A transformada de Haar em cada janela de  $2^j$  amostras de tráfego gera  $2^j$  coeficientes *wavelet*, nomeados de  $\tilde{W}_{j,k}$ , para cada camada  $j$  e um coeficiente de escala, nomeado de  $\tilde{U}_{0,0}$ , na camada  $j = 0$ ;

**3º passo** Atualiza-se o segundo momento  $E[W_{j,k}^2]$  dos coeficientes *wavelet* através da equação:

$$E[W_{j,k}^2](n+1) = E[W_{j,k}^2](n) \left( \frac{n}{n+1} \right) + \frac{\sum_{i=0}^{2^j-1} \tilde{W}_{j,i}^2}{(n+1)2^j} \quad (2-33)$$

**4º passo** As taxas de energia  $n_j$  são recalculadas segundo a equação:

$$n_j = \frac{E(W_{j-1,k}^2)}{E(W_{j,k}^2)} = \frac{2p_j + 1}{p_{j-1} + 1} \quad (2-34)$$

e os parâmetros  $p_j$  são recalculados segundo a equação:

$$p_j = \frac{n_j}{2} (p_{j-1} + 1) - \frac{1}{2} \quad (2-35)$$

**5º passo** As estatísticas dos coeficientes de escala são atualizadas segundo as equações:

$$\mu_c(n+1) = \mu_c(n) \left( \frac{n}{n+1} \right) + \frac{\tilde{U}_{0,0}}{n+1} \quad (2-36)$$

$$\sigma_c^2(n+1) = (\sigma_c^2(n) + \mu_c^2(n)) \left( \frac{n}{n+1} \right) - \mu_c^2(n+1) + \frac{(\tilde{U}_{0,0})^2}{n+1} \quad (2-37)$$

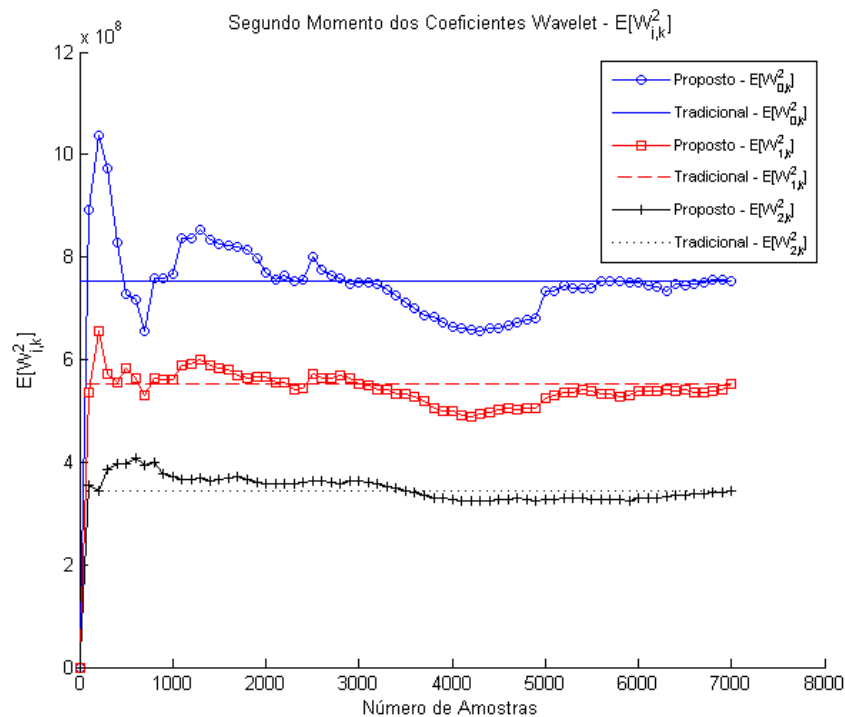
Os passos 2, 3, 4 e 5 são repetidos a cada nova janela de dados de  $2^j$  amostras, incrementando o valor da variável  $n$  em 1. Assim, com o algoritmo adaptativo proposto obtém-se os parâmetros do modelo  $\beta$ MWM que são:  $p_j$ ,  $\mu_c$  e  $\sigma_c^2$ . A partir desses parâmetros é possível determinar o processo estocástico dado pelo modelo  $\beta$ MWM, equação (2-16).

## 2.4.1 Resultados

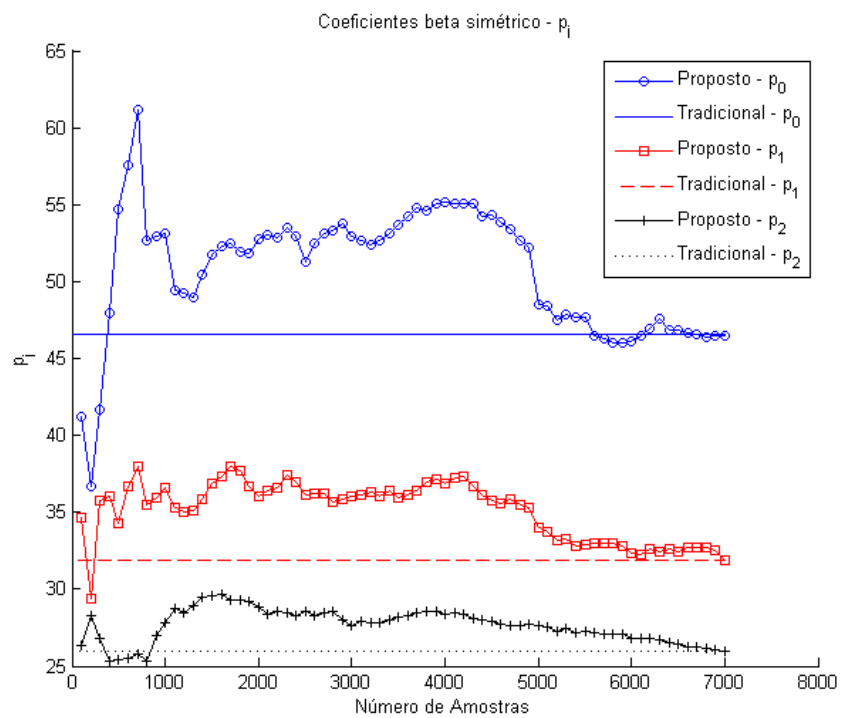
Para avaliar o desempenho da modelagem proposta, considerou-se as séries de tráfego Internet/TCP-IP reais dec-pkt-3 e dec-pkt-4 (informações sobre as séries no Apêndice A), ambas agregadas em intervalos de 512ms. Para a série dec-pkt-3, além dos coeficientes de escala, três camadas da cascata multiplicativa foram modeladas, ou seja,  $J = 3$ ; e para a série dec-pkt-4, quatro camadas,  $J = 4$ .

A Figura 2.5 apresenta os valores dos parâmetros da função beta simétrico  $p_j$  para cada camada  $j$ ,  $j = 0, 1, 2$ , estimados para a série dec-pkt-3 em função do número de amostras da série. A série dec-pkt-3 corresponde aos valores de quantidade de bytes

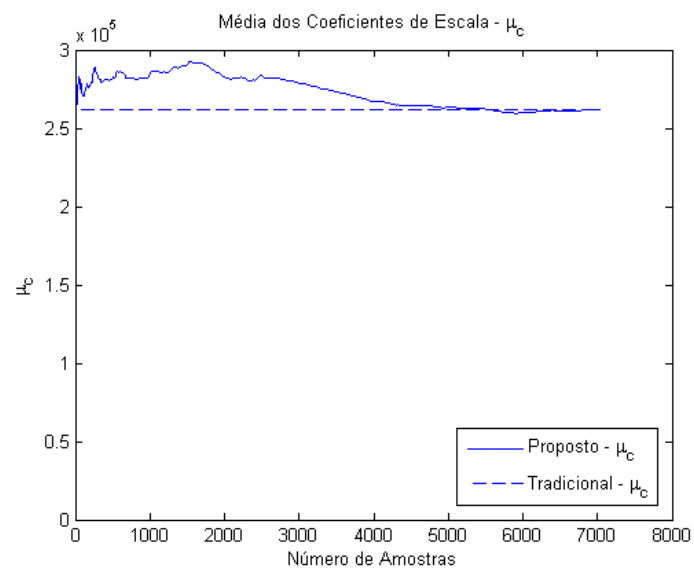
na escala de tempo de 512ms da série TCP-IP dec-pkt-3. A Figura 2.6 apresenta o segundo momento dos coeficientes *wavelet*  $E[W_{j,k}^2]$  para cada camada  $j$ , em função do número de amostras. As Figuras 2.7 e 2.8 mostram, respectivamente, a evolução dos valores dos parâmetros média ( $\mu_c$ ) e variância ( $\sigma_c^2$ ) dos coeficientes de escala gerados pela transformada *wavelet* para a série dec-pkt-3 pelo número de amostras da série. Pode-se observar pelas Figuras 2.7 e 2.8 que os valores de média  $\mu_c$  e variância  $\sigma_c^2$  dos coeficientes de escala tendem, a medida que o número de amostras aumenta, aos valores obtidos com o MWM tradicional (*on batch*) cujos valores são  $\mu_c = 2,6161 \cdot 10^5$  e  $\sigma_c^2 = 2,3783 \cdot 10^9$ .



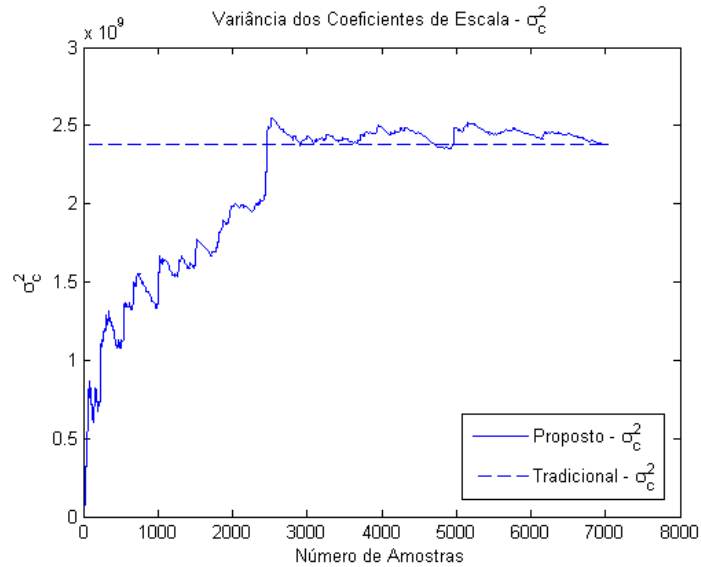
**Figura 2.5:** Segundo momento dos coeficientes wavelet estimados para a série dec-pkt-3



**Figura 2.6:** Parâmetros beta simétrico,  $P_j$ , estimados para a série *dec-pkt-3*



**Figura 2.7:** Média dos Coeficientes de Escala da série *dec-pkt-3*



**Figura 2.8:** Variância dos Coeficientes de Escala da série dec-pkt-3

As Tabelas 2.1 e 2.2 apresentam, respectivamente, as médias e as variâncias das séries reais e séries sintéticas geradas a partir dos modelos estimados,  $\beta$ MWM proposto e tradicional, utilizando 6144 amostras de um total de 7030 amostras. Observa-se que os erros das estatísticas de primeira e segunda ordem são pequenos, não ultrapassando 1% para as séries avaliadas.

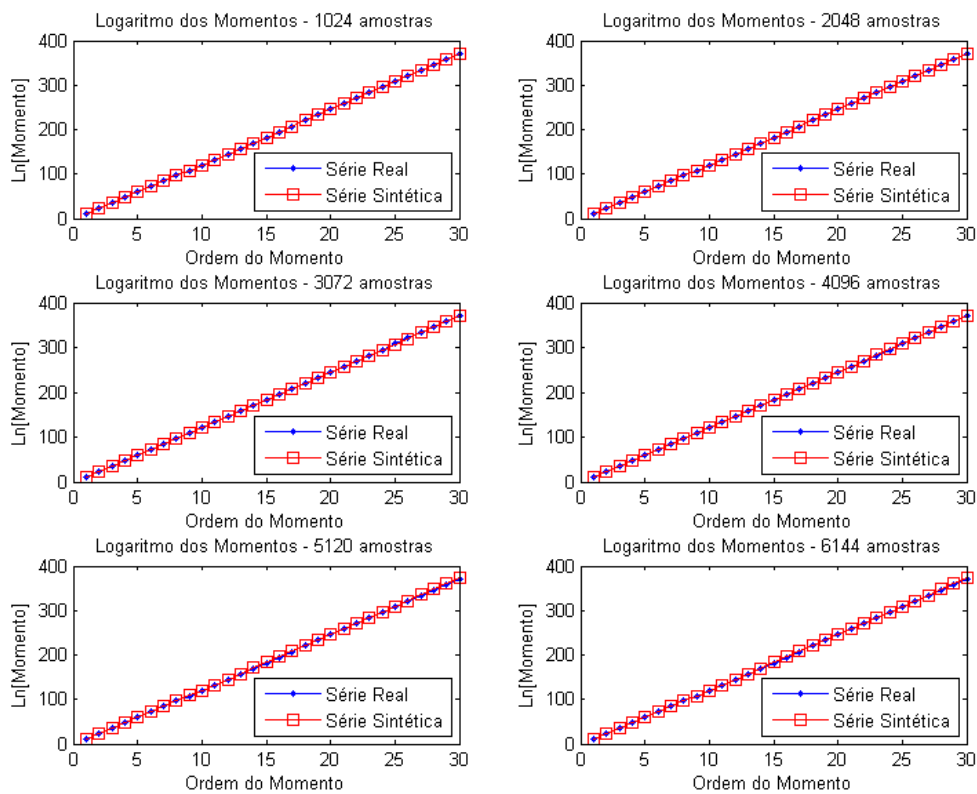
Foram comparados os momentos das séries reais com os momentos de séries sintéticas geradas a partir da modelagem em função do número de amostras. As curvas de momentos geradas pela modelagem  $\beta$ MWM não adaptativa se sobrepõe as curvas de momentos geradas pela modelagem proposta para o mesmo número de amostras. Essas comparações são apresentadas na Figura 2.9, para a série dec-pkt-4. O processo de síntese de uma série sintética a partir do modelo MWM está descrito em [14].

Série	Real	$\beta$ MWM Tradicional	Modelo Proposto	Erro Modelo Proposto
dec-pkt-3 512ms	92496,47	92947,95	92677,11	0,1953%
dec-pkt-4 512ms	134627,70	134882,80	135394,70	0,5697%

**Tabela 2.1:** Médias das séries reais e séries sintéticas geradas pelo modelo proposto

Série	Real	$\beta$ MWM Tradicional	Modelo Proposto	Erro Modelo Proposto
dec-pkt-3 512ms	$7,005963 \cdot 10^8$	$6,953878 \cdot 10^8$	$6,988519 \cdot 10^8$	-0,2490%
dec-pkt-4 512ms	$1,301551 \cdot 10^9$	$1,298344 \cdot 10^9$	$1,306716 \cdot 10^9$	0,3969%

**Tabela 2.2:** Variância das séries reais e séries sintéticas geradas pelo modelo proposto



**Figura 2.9:** Comparação entre momentos da série dec-pkt-4 e momentos da série a partir do modelo

As figuras mostram que a modelagem  $\beta$ MWM adaptativa consegue modelar estatísticas de várias ordens com grande precisão. A maior parte dos parâmetros tendem a se estabilizar com o aumento do número de amostras, mostrando que o algoritmo conseguiu extrair as principais características da série antes de terminar o processamento de todas as amostras.

Associando estimação adaptativa de parâmetros ao MWM foi possível modelar estatísticas de várias ordens do tráfego de rede em tempo real, adaptando os parâmetros do modelo às variações do fluxo de tráfego. Os resultados apresentados nas Tabelas 2.1 e 2.2 mostram que o modelo adaptativo descreve tão bem quanto o MWM “on batch” as estatísticas dos fluxos de tráfego reais considerados.

A modelagem  $\beta$ MWM adaptativa desenvolvida obtém os mesmos parâmetros para os mesmos números de amostras fornecidas ao  $\beta$ MWM Tradicional, ou seja, para um número fixo de amostras de tráfego os parâmetros de ambos os modelos sempre serão os mesmos. Desta forma, a convergência do modelo adaptativo depende da convergência do modelo MWM Tradicional. Nota-se que nos resultados apresentados a convergência do  $\beta$ MWM inicia a partir de 5000 amostras do fluxo de tráfego. Para outros fluxos de tráfego é necessários estudos para determinar a convergência dos parâmetros do MWM.

Devido a tal resultado de desempenho, o modelo adaptativo proposto pode ser aplicado a várias técnicas de controle do fluxo de tráfego de redes de computadores, aprimorando tais técnicas.

## 2.5 Conclusão

Modelos robustos de fluxos de tráfego, como os modelos multifractais, são importantes para caracterização do comportamento da rede e podem ser utilizados em sistemas para otimização dos recursos de comunicação.

O MWM é utilizado em estudos de tráfego de rede por bem caracterizar os fluxos de tráfego. O  $\beta$ MWM Adaptativo é uma ferramenta que torna o MWM adequado às aplicações de tempo real, pois utiliza um pequeno número de dados para estimação dos parâmetros do modelo, aumentando assim o número de aplicações que podem utilizar esse modelo. Nos capítulos 5 e 6 são desenvolvidas duas aplicações de tempo real que utilizam o  $\beta$ MWM Adaptativo.

O tempo computacional para estimação dos parâmetros através do modelo  $\beta$ MWM Adatativo é ligeiramente superior ao tempo para estimação dos parâmetros através do modelo  $\beta$ MWM Tradicional para o mesmo número de amostras, pois as estatísticas dos coeficientes de escala e *wavelet* são calculadas iterativamente no modelo adaptativo e em uma única etapa no modelo tradicional. O cálculo iterativo das estatísticas demanda maior esforço computacional do que o cálculo em uma única etapa.

## 2.6 Artigos Publicados

1. Gonçalves, Bruno H. P.; Vieira, F. H. T.; Costa, V. H. T. . “Modelagem Multifractal BetaMWM Adaptativa para Tráfego de Redes de Computadores”. In: X Encontro Anual de Computação, Catalão-GO, 2013.

2. Gonçalves, B. H. P.; Vieira, F. H. T.; Costa, V. H. T. . “Alocação Dinâmica de Slots de Tempo Multiusuário para Redes OFDM/TDMA baseada em Banda Efetiva”. In: XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, Fortaleza-CE, 2013.

---

# Estimação de Banda Efetiva de Fluxos de Tráfego

---

## 3.1 Introdução

A banda, no contexto de redes, quantifica a taxa na qual o enlace de rede ou caminho de rede pode transferir dados. A taxa de transferência de dados em redes de comunicação tem impacto direto na maioria dos parâmetros de desempenho da rede, como *backlog*, retardo e descarte de pacotes.

A banda efetiva representa a taxa de transferência (banda) necessária para atender requisitos de QoS (Qualidade de Serviço) exigidos para um fluxo. Um requisito de QoS frequentemente associado à teoria de banda efetiva é a probabilidade de transbordo do *buffer*.

A teoria de banda efetiva tem encontrado grande aplicabilidade na análise e descrição de fluxos de tráfego em redes de comunicação. Ela simplifica algoritmos de controle de admissão (CAC, *Connection Admission Control*)[32] para tráfego de redes e pode ser empregada no dimensionamento e controle de rede.

Neste capítulo, será apresentada a teoria de banda efetiva, sua relação com a probabilidade de transbordo do *buffer* e métodos para a estimação de banda efetiva de fluxos de tráfego. Serão abordados os seguintes estimadores: “Estimador de Banda Efetiva Direto” [33], “Estimador de Banda Efetiva em Bloco” [34][35], “Estimador de Banda Efetiva para Tráfego de Poisson” [23], “Estimador de Banda Efetiva para Tráfego fBm” [23], “Estimador de Banda Efetiva de Norros” [36] e “Estimador de Banda Efetiva de Courcoubetis” [37], que são métodos encontrados na literatura. Propõe-se neste trabalho seis diferentes métodos de estimação, que são: “Estimador de Banda Efetiva Utilizando Modelagem  $\beta$ MWM Adaptativa”, “Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal”, “Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope”, “Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo”, “Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel” e “Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas”. Também são apresentadas comparações entre os métodos

propostos, análise do impacto das funções de escala e fator de momento de um processo multifractal na banda efetiva e análise da relação dos momentos e banda efetiva.

## 3.2 Teoria de Banda Efetiva

Seja  $X[0, t]$  o tráfego acumulado durante o intervalo de tempo  $[0, t]$  para um fluxo de tráfego e que  $X[0, t]$  tenha incrementos estacionários, ou seja,

$$X[0, t + \tau] - X[0, \tau] \stackrel{d}{=} X[0, t] - X[0, 0] \quad (3-1)$$

onde  $\stackrel{d}{=}$  representa igualdade de distribuição de probabilidade. Essa definição diz que os incrementos do processo dependem apenas do tamanho do intervalo observado  $t$ , e não do tempo da observação.

A banda efetiva do fluxo de tráfego é definida por Kelly [38] pela equação:

$$\alpha(s, t) = \frac{1}{st} \ln(E[e^{sX[0, t]}]) \quad s > 0, t < \infty \quad (3-2)$$

Segundo essa definição, a banda efetiva de um processo depende de um parâmetro de espaço  $s$  e de um parâmetro de tempo  $t$ . Os parâmetros  $s$  e  $t$  determinam os requisitos de QoS exigidos para o fluxo. A escolha dos parâmetros dependem, além dos requisitos de QoS, das características do tráfego.

A banda efetiva é calculada utilizando a função geradora de momentos do processo  $X[0, t]$ , dada por:

$$\Lambda(s, t) = E[e^{sX[0, t]}] \quad (3-3)$$

Em alguns casos apresentados neste capítulo, a estimação da banda efetiva parte da estimação do valor de  $\Lambda(s, t)$ .

A banda efetiva apresenta algumas propriedades interessantes. Para um determinado valor de  $t$ , a banda efetiva tem como limite inferior a taxa média ( $s \rightarrow 0$ ) e limite superior a taxa de pico ( $s \rightarrow \infty$ ) do fluxo de tráfego [23]:

$$\frac{E[X[0, t]]}{t} \leq \alpha(s, t) \leq \frac{\tilde{X}[0, t]}{t} \quad (3-4)$$

onde  $\tilde{X}[0, t]$  é o supremo essencial, definido como:

$$\frac{\tilde{X}[0, t]}{t} = \sup\{x : \mathbb{P}(X[0, t] > x) > 0\} \quad (3-5)$$

Caso  $X[0, t]$  tenha incrementos independentes, então a banda efetiva não depende de  $t$  [23]. Se em qualquer ponto no tempo  $t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_n$  o processo de incrementos

$X[0, t_1] - X[0, t_0], X[0, t_2] - X[0, t_1], \dots, X[0, t_n] - X[0, t_{n-1}]$  são variáveis aleatórias independentes, então o processo estocástico  $X[0, t]$  tem incrementos independentes. Nesse caso:

$$\alpha(s, t) = \alpha(s, 1) \quad (3-6)$$

Essa propriedade reduz a dimensão do problema para fluxos de tráfegos com incrementos independentes.

A banda efetiva de um somatório de um número finito de fluxos de tráfego independentes é o somatório das bandas efetivas dos respectivos fluxos de tráfego [23]. Seja  $n < \infty$  e  $X[0, t] = \sum_{i=1}^n X_i[0, t]$ , temos:

$$\alpha_{X[0, t]}(s, t) = \sum_{i=1}^n \alpha_{X_i[0, t]}(s, t) \quad (3-7)$$

### 3.3 Probabilidade de Transbordo do *Buffer* para Múltiplas Fontes (*Many Sources*)

Em um enlace com muitas fontes multiplexadas[39][40] onde se assume que a capacidade da rede e o tamanho do *buffer* aumentam proporcionalmente ao número de fontes de entrada, a banda efetiva se relaciona assintoticamente à probabilidade estacionária de transbordo do *buffer* [39][40][41]:

$$I = \inf_{t \geq 0} \sup_{s \geq 0} ((B + Ct)s - Nst\alpha(s, t)) \quad (3-8)$$

onde  $C$  é a capacidade da rede,  $B$  é o tamanho do *buffer* e  $N$  é o número de fontes multiplexadas com banda efetiva iguais a  $\alpha(s, t)$ . A otimização dessa equação resulta nos pontos de operação do sistema:  $s^*$  e  $t^*$ . No ponto de operação, a probabilidade de transbordo do *buffer* pode ser aproximada pela equação:

$$\ln \mathbb{P}(Q_N > B) \approx -I \quad (3-9)$$

onde  $Q_N$  é a quantidade estacionária de dados na fila.

O ponto de operação relaciona a probabilidade de transbordo do *buffer* com a capacidade da rede e o *buffer* do sistema. A equação (3-8) também pode ser usada para dimensionar a capacidade e o *buffer* do sistema, isolando termos diferentes dessa equação [42].

O menor tamanho de *buffer* necessário para atender a probabilidade  $I$  de transbordo do *buffer* é dado por [42]:

$$B = \sup_{s \geq 0} \inf_{t \geq 0} \left( \frac{Nst\alpha(s, t) + NI}{s} - Ct \right) \quad (3-10)$$

A capacidade da rede pode ser dimensionada, para atender uma certa probabilidade de transbordo do *buffer*, através da equação [42]:

$$C = \sup_t \inf_s \left( \frac{Nst\alpha(s, t) + NI}{st} - \frac{B}{t} \right) \quad (3-11)$$

Quando há apenas uma fonte ( $N = 1$ ) e a capacidade  $C$  da rede for igual à banda efetiva da fonte, pode-se aproximar a probabilidade de transbordo por [43]:

$$\ln \mathbb{P}(Q_N > B) \approx -Bs \quad (3-12)$$

$$\mathbb{P}(Q_N > B) \approx \exp(-Bs) \quad (3-13)$$

## 3.4 Estimadores de Banda Efetiva

Formas analíticas para banda efetiva de várias classes de tráfegos foram calculadas [44]. Porém, a aplicação prática da definição de Kelly (3-2) não é trivial, pois é necessário a total caracterização do fluxo de tráfego. Pode-se assumir uma classe de tráfego e utilizar um modelo analítico ou modelar o fluxo de tráfego a fim de estimar a banda efetiva, mas ambos os métodos introduzem aproximações que podem resultar em alocação insuficiente de banda.

As aplicações reais que utilizam a teoria de banda efetiva geralmente modelam o fluxo de tráfego e após estimam a banda efetiva ou estimam a banda efetiva diretamente a partir do fluxo de tráfego. Várias propostas foram desenvolvidas com finalidade de estimar a banda efetiva [45][37][36].

Nesta seção é apresentado um conjunto de métodos para estimar a banda efetiva. Os estimadores direto e em bloco estimam a banda efetiva diretamente a partir de uma série de tráfego.

### 3.4.1 Estimador de Banda Efetiva Direto

A banda efetiva pode ser estimada diretamente a partir de uma série de dados discretos, utilizando, ao invés do valor esperado probabilístico da equação (3-2), uma

média temporal das amostras de tráfego  $x_i$  [33]:

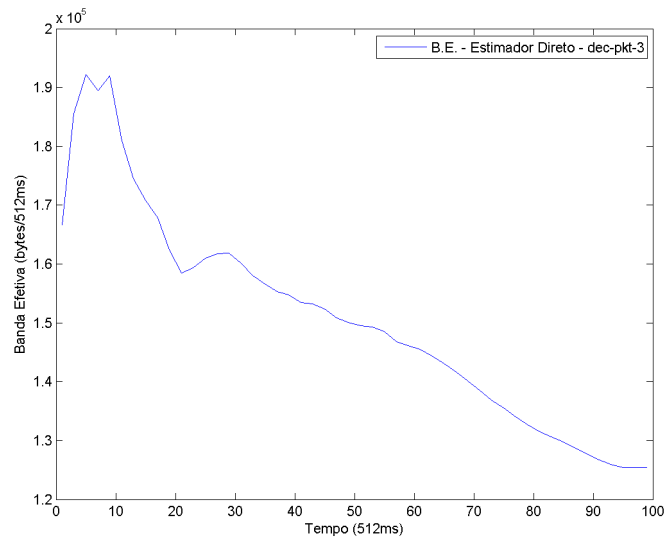
$$\hat{\alpha}(s, t) = \frac{1}{st} \ln \left( \frac{1}{N-t} \int_0^{N-t} e^{s \sum_{i=1}^N x_i I(\tau \leq t_i \leq \tau+t)} d\tau \right) \quad (3-14)$$

onde  $N$  é o tamanho da série;  $t_i$  representa o tempo da amostra  $x_i$ ; e  $I(\tau \leq t_i \leq \tau+t)$  é 1 se  $t_i$  estiver no intervalo  $\tau \leq t_i \leq \tau+t$  e 0 caso contrário.

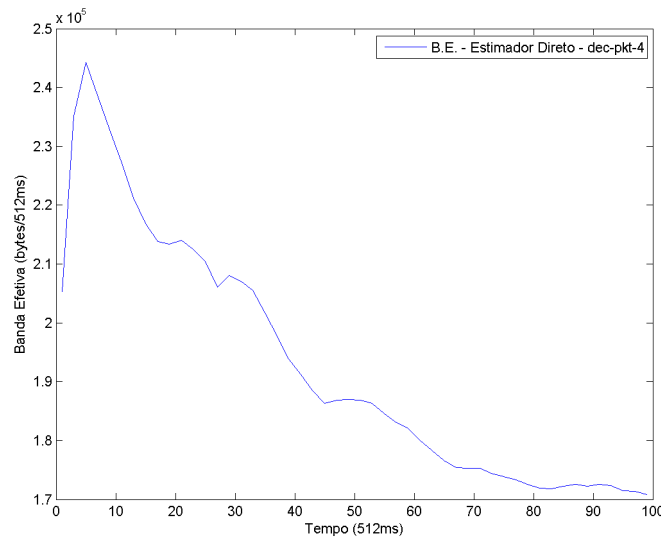
Como o estimador direto parte da definição de banda efetiva de Kelly [38] (equação (3-2)), é necessário assumir que os incrementos são estacionários.

### 3.4.1.1 Simulações e Resultados

As Figuras 3.1 e 3.2 apresentam os valores de banda efetiva em função do parâmetro de tempo  $t$  para as séries de tráfego reais “dec-pkt-3” e “dec-pkt-4” (descrição das séries e outros exemplos estão no Apêndice A), considerando parâmetro de escala  $s$  como  $-\ln(0.01)/(60 \cdot 1024)$ , ou seja, para atender uma perda de 1% com um *buffer* de 60 kB, segundo a equação (3-13).



**Figura 3.1:** Estimador Direto - Banda Efetiva para série “dec-pkt-3”



**Figura 3.2:** Estimador Direto - Banda Efetiva para série “dec-pkt-4”

### 3.4.2 Estimador de Banda Efetiva em Bloco

Outro estimador de banda efetiva (equação (3-15)) para séries discretas foi proposto em [34][35]. Ele é baseado na equação (3-2), porém, assume algumas condições adicionais. Cada “bloco” é considerado uma realização de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (i.i.d.).

$$\hat{\alpha}(s, t) = \frac{1}{st} \ln \left( \frac{1}{\lfloor \frac{N}{t} \rfloor} \sum_{i=1}^{\lfloor \frac{N}{t} \rfloor} e^{s \sum_{k=(i-1)t+1}^{X_k} X_k} \right) \quad (3-15)$$

onde  $N$  é o tamanho da série.

Note que os estimadores direto e em bloco são parecidos. O estimador em bloco considera blocos não sobrepostos, enquanto o estimador direto considera blocos sobrepostos.

### 3.4.3 Estimador de Banda Efetiva para Tráfego de Poisson

Seja  $X[0, t]$  um processo estocástico de Poisson com taxa  $\lambda > 0$ . Esse processo possui incrementos independentes e a probabilidade dos incrementos é definida por [23]:

$$\mathbb{P}[X[0, m+t] - X[0, m] = k] = \frac{(\lambda t)^k e^{-\lambda t}}{k!} \quad (3-16)$$

para qualquer valor inteiro  $k$ ,  $s \geq 0$ ,  $t > 0$  e  $X[0, 0] = 0$ .

A função geradora de momentos de uma variável aleatória de Poisson é  $\Lambda(s) = e^{\lambda(e^s - 1)}$ . O número de chegadas do processo  $X[0, t]$  tem distribuição de Poisson com

parâmetro  $\lambda t$ , logo para  $X[0, t]$ ,  $\Lambda(s, t) = e^{\lambda t(e^s - 1)}$ . Substituindo a função geradora de momentos na equação (3-2) temos a banda efetiva para um processo de Poisson:

$$\alpha(s, t) = \lambda \frac{e^s - 1}{s} \quad (3-17)$$

Como mostrado anteriormente, a banda efetiva de um processo com incrementos independentes não depende de  $t$ .

### 3.4.4 Estimador de Banda Efetiva para Tráfego de Movimento Browniano Fracionário - fBm

O fBm (Seção 2.2.1) é um modelo bastante utilizado para descrever fluxos de tráfego. É possível estimar analiticamente a banda efetiva para um fluxo de tráfego fBm com parâmetro de Hurst  $H$ . A função geradora de momentos de um processo fBm é [23]:

$$\Lambda(s, t) = e^{\left(\mu s + \frac{t^{2H} \sigma^2 s^2}{2}\right)} \quad (3-18)$$

onde  $\mu$  é a média e  $\sigma^2$  a variância do processo de chegada.

Substituindo a equação (3-18) na equação (3-2) tem-se a banda efetiva para um processo fBm:

$$\alpha(s, t) = \mu + \frac{s\sigma^2}{2} t^{2H-1} \quad (3-19)$$

### 3.4.5 Estimador de Banda Efetiva de Norros

Norros introduziu o modelo gaussiano autossimilar fBm para modelagem de tráfego em redes reais [36]. Além disso, derivou a banda efetiva para esse modelo, que é dada por:

$$\alpha = m + \left( K(H) \sqrt{-2 \ln(P_{loss})} \right)^{\frac{1}{H}} a^{\frac{1}{2H}} b^{\frac{-(1-H)}{H}} m^{\frac{1}{2H}} \quad (3-20)$$

onde  $K(H) = H^H (1-H)^{1-H}$ . Os parâmetros  $m$ ,  $H$ ,  $P_{loss}$ ,  $x$  e  $a$  correspondem, respectivamente, à média, ao parâmetro de Hurst, a probabilidade de transbordo do *buffer*, ao tamanho do *buffer* e ao coeficiente de variação.

### 3.4.6 Estimador de Banda Efetiva de Courcoubetis

Courcoubetis descreveu um método para estimação de banda efetiva [37] baseado na Teoria dos Grandes Desvios. A banda efetiva de um processo estacionário  $X_n$  com

amostras correlacionadas é dada por:

$$\alpha = m + \frac{\gamma}{2b} \quad (3-21)$$

onde

$$\gamma = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \text{var} \left( \sum_{n=1}^N X_n \right) = \pi f(0) \quad (3-22)$$

Os parâmetros  $m$ ,  $b$ ,  $s$ ,  $\gamma$  e  $f$  são a taxa média, o tamanho do *buffer*, o parâmetro de espaço, o índice de dispersão e o espectro de potência, respectivamente.

### 3.5 Estimadores de Banda Efetiva Propostos

Nesta seção, são apresentados os métodos propostos para estimação de banda efetiva utilizando modelagem  $\beta$ MWM Adaptativa (Seção 2.4), modelo multifractal, função envelope, função envelope efetivo, método de Kernel e misturas gaussianas.

#### 3.5.1 Estimador de Banda Efetiva Utilizando Modelagem $\beta$ MWM Adaptativa

A Seção 2.4 apresenta o algoritmo para estimação adaptativa dos parâmetros do modelo  $\beta$ MWM. A partir das equações (3-2) e (2-16), a banda efetiva para o modelo  $\beta$ MWM pode ser escrita na forma:

$$\alpha(s, 2^n) = \frac{1}{st} \ln \left( E \left[ e^{\left[ 2^{-J+n} U_{0,0} \prod_{j=0}^{J-1-n} (1 + \beta(p_j, p_j)) \right]} \right] \right) \quad (3-23)$$

Como a cascata multiplicativa do MWM é diádica, o valor de  $t$  deve ser diádico, ou seja,  $t = 2^n$ ,  $0 \leq n \leq J - 1$ .

A função geradora de momentos da equação (3-23) não foi calculada analiticamente, porém seu valor pode ser estimado numericamente através de um grande conjunto de amostras da distribuição.

#### 3.5.2 Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal

Como mostrado na Seção 2.2, os momentos dos processos multifractais são determinados através da função de escala  $c(q)$  e fator de momento  $\tau(q)$ . Nesta seção, é proposto um método para estimação da banda efetiva partindo da definição de processo multifractal de Mandelbrot [19].

### 3.5.2.1 Estimação de Banda Efetiva Considerando Função de Escala e Fator de Momento de Processos Multifractais

A banda efetiva de um processo multifractal será estimada a partir da estimação do valor da função geradora de momentos (f.g.m.)  $\Lambda(s, t)$  do processo. Partindo da expansão de Taylor da exponencial e das propriedades lineares do operador valor esperado, tem-se:

$$\Lambda(s, t) = E \left[ \sum_{q=0}^{\infty} \frac{(sX[0, t])^q}{q!} \right] \quad (3-24)$$

$$\Lambda(s, t) = 1 + \sum_{q=1}^{\infty} \frac{s^q}{q!} E[X[0, t]^q] \quad (3-25)$$

No cálculo da f.g.m. para um fluxo de tráfego de dados, pode-se assumir que o processo somente terá valores positivos. Assumindo essa condição, tem-se:

$$\Lambda(s, t) = 1 + \sum_{q=1}^{\infty} \frac{s^q}{q!} c(q) t^{\tau(q)+1} \quad (3-26)$$

O somatório infinito da equação (3-26) pode ser aproximado por um somatório finito  $\sum_{q=1}^K \frac{s^q}{q!} c(q) t^{\tau(q)+1}$ , uma vez que para um valor de  $K$  suficientemente grande, o valor do somatório se mantém aproximadamente inalterado. Na seção 3.7, é realizada uma análise da relação entre os momentos e o valor final da função geradora de momentos, mostrando que essa aproximação é válida e que o somatório também pode ser aproximado por outro somatório com um conjunto finito de valores de  $q$ .

Considerando a aproximação  $\Lambda(s, t) = 1 + \sum_{q=1}^K \frac{s^q}{q!} c(q) t^{\tau(q)+1}$ , a banda efetiva é dada por:

$$\alpha(s, t) \approx \frac{1}{st} \ln \left( 1 + \sum_{q=1}^K \frac{s^q}{q!} c(q) t^{\tau(q)+1} \right) \quad (3-27)$$

Existem vários modelos multifractais propostos na literatura, como [46] e [14], que podem estimar os valores da função de escala e do fator de momento. Entretanto, pode-se modelar o tráfego estimando a função de escala e o fator de momento diretamente a partir de uma série de tráfego, como mostrado em [20]. Aplicando logaritmo na Equação (2-1), tem-se:

$$\log[E(|X(t)|^q)] = \log[c(q)] + (\tau(q) + 1) \log[t] \quad (3-28)$$

Tomando um valor fixo para  $q$  observa-se que a equação (3-28) é uma reta, portanto, se o processo  $X(t)$  contém a propriedade de escala, o gráfico  $\log[E(|X(t)|^q)]$  por  $\log[t]$  deve ser uma reta, para qualquer valor fixo de  $q$ .

Fazendo  $t = 1$  pode-se encontrar os valores de  $c(q)$ :

$$c(q) = E(|X(1)|^q) \quad (3-29)$$

Conhecendo os valores de  $c(q)$  pode-se estimar os valores de  $\tau(q)$  através da seguinte equação:

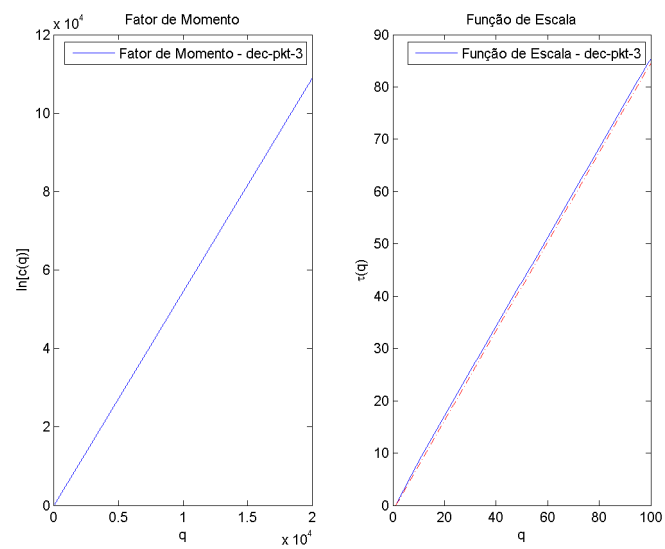
$$\tau(q) = \frac{\log[E(|X(t)|^q)] - \log[c(q)]}{\log[t]} - 1 \quad (3-30)$$

Note que, idealmente, o valor de  $\tau(q)$  não deveria ser influenciado pelo valor de  $t$ , ou seja, para qualquer valor de  $t$  o valor de  $\tau(q)$  é o mesmo. Para que isso seja verdade, o gráfico  $\log[E(|X(t)|^q)]$  por  $\log[t]$  deve ser uma reta perfeita[20].

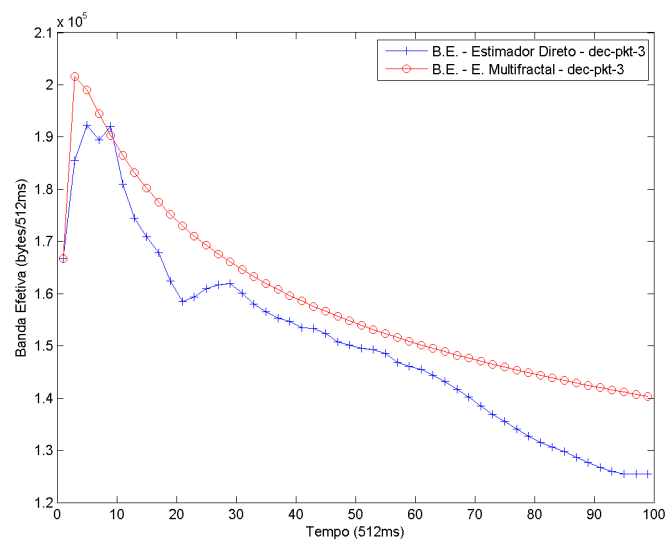
### 3.5.2.2 Simulações e Resultados

Os valores de banda efetiva foram estimados através do estimador multifractal e estimador direto para as séries de tráfego: “dec-pkt-3” (informações em A.1.3) e “dec-pkt-4” (informações em A.1.4). Em todas as estimativas, foi utilizado o valor do parâmetro de espaço  $s$  igual a  $-\ln(0.01)/(60 \cdot 1024)$ , ou seja, para atender uma perda de 1% com um *buffer* de 60 kB.

As estimativas de banda efetiva do estimador multifractal foram calculadas utilizando a equação (3-27) com  $\tau(q)$  e  $c(q)$  estimados pelo método descrito; e  $K = 20000$ . As Figuras 3.3(a) e 3.4(a) apresentam os valores de  $\ln[c(q)]$  e  $\tau(q)$  para as séries e as Figuras 3.3(b) e 3.4(b) apresentam os valores de banda efetiva. Outros exemplos estão no Apêndice A.

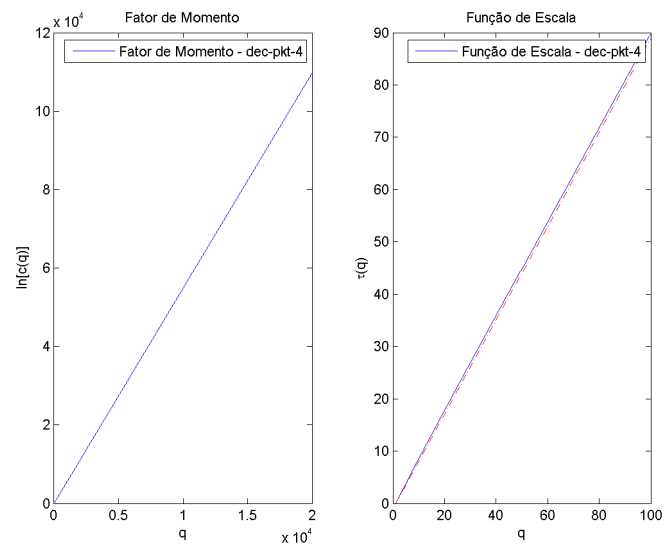


(a) Fator de Momento e Função de Escala estimados para série “dec-pkt-3”

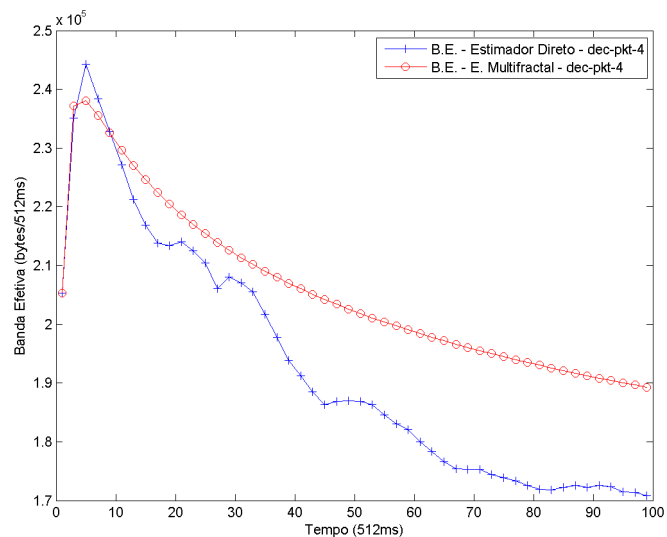


(b) Estimador Multifractal - Banda Efetiva para série “dec-pkt-3”

**Figura 3.3:** Parâmetros Multifractal e Banda Efetiva estimados para a série “dec-pkt-3”



(a) Fator de Momento e Função de Escala estimados para série “dec-pkt-4”



(b) Estimador Multifractal - Banda Efetiva para série “dec-pkt-4”

**Figura 3.4:** Parâmetros Multifractal e Banda Efetiva estimados para a série “dec-pkt-4”

As linhas tracejadas nas Figuras 3.3(a) e 3.4(a) são retas que cortam os pontos  $\tau(1)$  e  $\tau(20000)$ . Observando as figuras que apresentam os fatores de momento das séries trabalhas, nota-se que dentre essas séries apenas para a série sintética fBm apresentada no Apêndice A (Figura A.14) a função de escala é linear, ou seja, a série é monofractal; todas as outras séries tem tendência multifractal.

Analisando as figuras nota-se que o valor de banda efetiva dado pelo estimador multifractal superestima, na maior parte, o valor dado pelo estimador direto, portanto não

viola os requisitos de QoS que são efetivamente atendidos pela banda do estimador direto.

### 3.5.3 Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope

Seja  $L(t)$  a função envelope para um processo de chegada  $X[0, t]$ , pode-se estimar a banda efetiva do processo  $L(t)$  e fazer uma avaliação da banda efetiva do processo  $X[0, t]$  utilizando um processo envelope efetivo gerado a partir de  $L(t)$ . A banda efetiva para o processo envelope é útil para determinar requisitos de banda para redes que utilizam políticas de policiamento baseadas em processo envelope. Para um processo envelope  $L(t)$ , a seguinte equação é válida:

$$\mathbb{P}\{X[0, t] \leq L(t)\} > 1 - \varepsilon, \quad (3-31)$$

onde  $\varepsilon$  é a probabilidade do processo  $X[0, t]$  exceder o processo envelope. Como  $L(t)$  é um processo acumulado, propomos um método para encontrar a função geradora de momentos de  $L(t)$ :

$$\Lambda(s, t) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \int_0^N e^{s[L(\tau+t) - L(\tau)]} d\tau. \quad (3-32)$$

Para um número finito de amostras, a banda efetiva pode ser estimada por:

$$\hat{\alpha}(s, t) = \frac{1}{st} \ln \left( \frac{1}{N-t} \int_0^{N-t} e^{s[L(\tau+t) - L(\tau)]} d\tau \right), \quad (3-33)$$

onde  $N$  é o tempo final da função envelope.

#### 3.5.3.1 Simulações e Resultados

Um envelope para um processo multifractal é o MFBAP (Processo de Chegada com Limitante Multifractal) [47], que é dado pela equação:

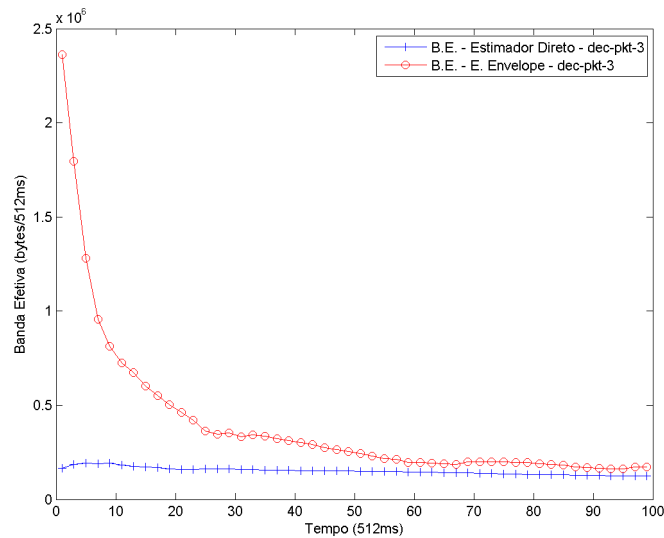
$$A(t) = \mu t + k\gamma t^{H(t)}, \quad (3-34)$$

onde  $\mu$ ,  $k\gamma$  e  $H(t)$ , são, respectivamente, a média, o valor máximo e o expoente de Hölder do processo multifractal.

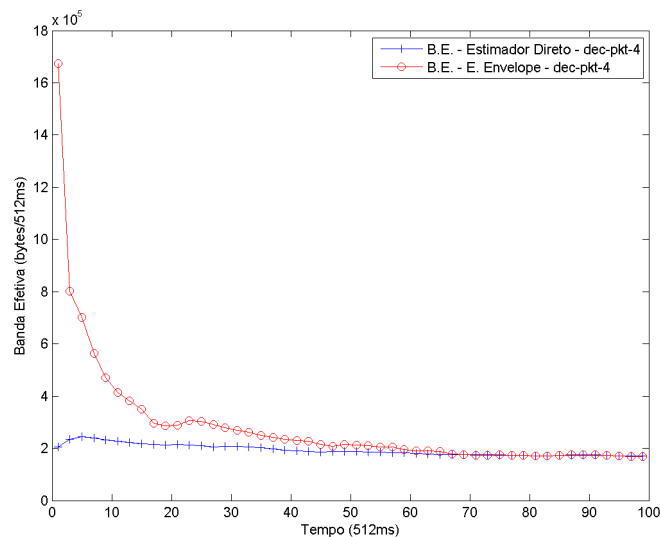
As Figuras 3.5 e 3.6 mostram os valores de banda efetiva utilizando processo envelope multifractal MFBAP, estimados segundo a equação (3-33) para as séries “dec-pkt-3” (informações em A.1.3) e “dec-pkt-4” (informações em A.1.4), com parâmetro  $s$  de modo a atender uma perda de 1% com tamanho de *buffer* de 60 kB. Outros exemplos estão no Apêndice A.

Os expoentes de Hölder foram estimados utilizando o método GQV (*Generalised Quadratic Variation*) [48]. O método de estimação GQV tende a gerar valores do expoente

de Hölder superiores aos valores gerados pelo método baseado em oscilação [49]. Os valores de banda efetiva estimados pelo método proposto dependem do método de estimação do expoente de Hölder. Utilizando o método baseado em oscilação para estimar os valores do expoente de Hölder, a banda efetiva tende a ser inferior a banda efetiva estimada pelo estimador direto.



**Figura 3.5:** Banda Efetiva para série “dec-pkt-3”

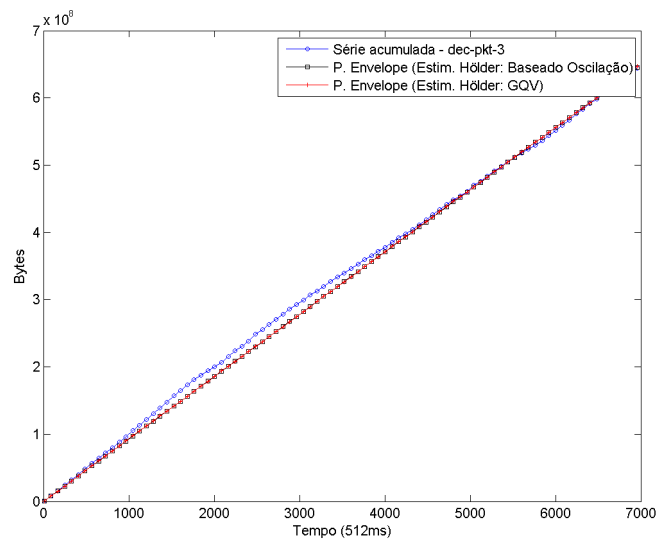


**Figura 3.6:** Banda Efetiva para série “dec-pkt-4”

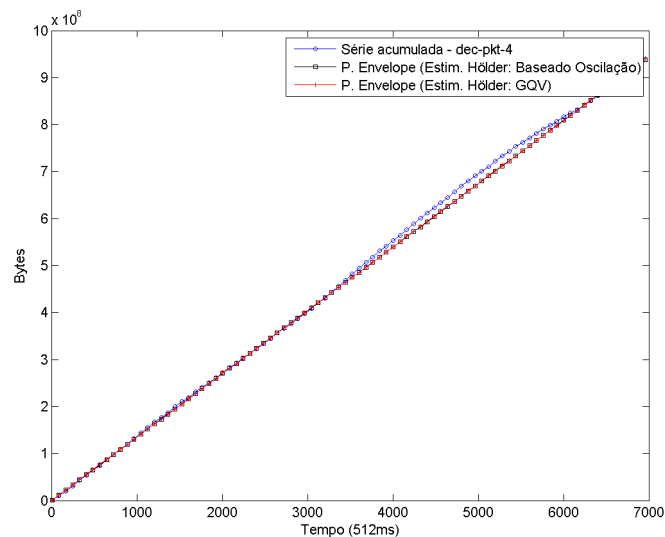
Os valores estimados utilizando o processo envelope do fluxo de tráfego são muito superiores aos valores de banda efetiva estimados pelo estimador direto, para valores de  $t$  pequenos. O processo envelope tem a característica de ter valores superiores ao acumulado da série, o que explica os valores grandes. Porém, nota-se que para valores

de  $t$  grandes os valores de banda efetiva estimados utilizando o processo envelope e utilizando o processo temporal são próximos.

As Figuras 3.7 e 3.8 apresentam os processos envelopes utilizados para as séries utilizando os estimadores do expoente de Hölder GQV [48] e baseado em oscilação [49] para as séries “dec-pkt-3” e “dec-pkt-4”, respectivamente.



**Figura 3.7:** Processo Envelope da série “dec-pkt-3”



**Figura 3.8:** Processo Envelope da série “dec-pkt-4”

### 3.5.4 Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo

Um processo envelope efetivo  $G^\varepsilon$  do processo de chegada  $X[0, t]$  satisfaz a seguinte equação:

$$\mathbb{P}\{X(0, t + \tau) - X(0, t) \leq G^\varepsilon(\tau)\} > 1 - \varepsilon, \quad (3-35)$$

para quaisquer valores de  $t$  e  $\tau$ .

Segundo [50], a banda efetiva do processo  $X[0, t]$  é limitada por:

$$\alpha(s, t) \leq \frac{1}{st} \ln \int_0^1 e^{sG^\varepsilon(\tau)} d\varepsilon. \quad (3-36)$$

#### 3.5.4.1 Limitante da Banda Efetiva de Processos Multifractais

Nesta seção, é proposto um limitante de banda efetiva para uma processo multifractal utilizando um processo envelope efetivo multifractal.

O envelope efetivo pode ser aproximado através do Teorema do Limite Central [51]:

$$G^\varepsilon(t) \approx N\mu t + z\sqrt{N\mu t} \sqrt{\frac{A(t)}{\mu t} - 1}, \quad (3-37)$$

onde  $N$  é o número de fontes e  $z \approx \sqrt{|\log(2\pi\varepsilon)|}$ .

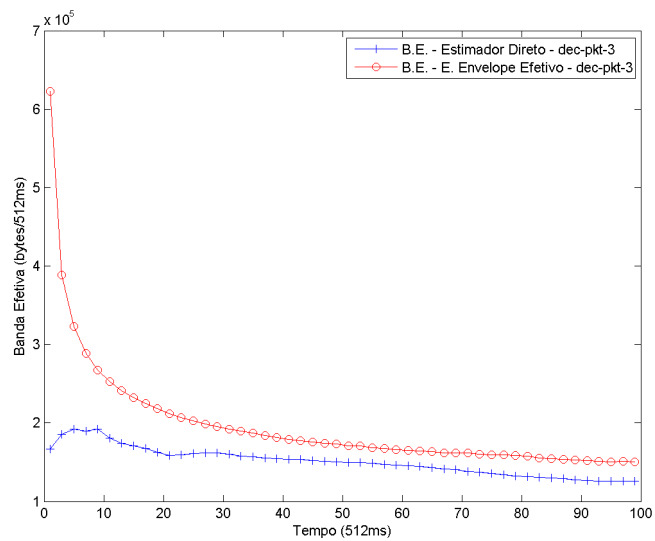
A partir das equações (3-36), (3-34) e (3-37), podemos aproximar o limitante de banda efetiva utilizando a função envelope efetivo MFBAP:

$$\alpha(s, t) \leq \frac{1}{st} \ln \int_0^1 e^{s \left( N\mu t + \sqrt{|\log(2\pi\varepsilon)|} \sqrt{N\mu t} \sqrt{\frac{k\gamma^H(t)}{\mu t}} \right)} d\varepsilon \quad (3-38)$$

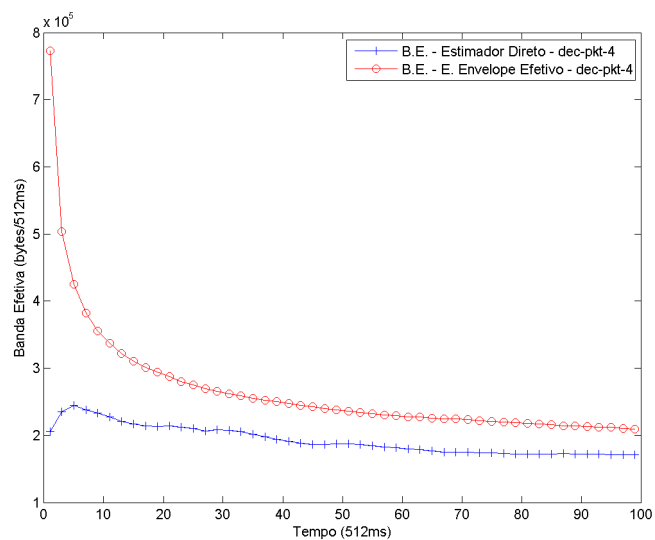
$$\alpha(s, t) \leq \frac{1}{st} \ln \left[ \int_0^1 e^{s \left( N\mu t + \sqrt{|\log(2\pi\varepsilon)|} N\mu k \gamma^{H(t)+1} \right)} d\varepsilon \right] \quad (3-39)$$

#### 3.5.4.2 Simulações e Resultados

As Figuras 3.9 e 3.10 mostram os valores limitante de banda efetiva para um processo envelope efetivo multifractal (equação (3-34)), estimados utilizando a equação (3-39) para as séries “dec-pkt-3” (informações em A.1.3) e “dec-pkt-4” (informações em A.1.4) com parâmetro  $s$  para atender uma perda de 1% com um *buffer* de 60 kB. Os expoentes de Hölder foram estimados utilizando o método baseado em oscilação.



**Figura 3.9:** Banda Efetiva para série “dec-pkt-3”



**Figura 3.10:** Banda Efetiva para série “dec-pkt-4”

Observa-se que a premissa de que a banda efetiva do processo é limitada pela equação (3-39) é válida. Na Figura 3.9, nota-se que, para valores de  $t$  grandes, o limitante de banda efetiva tende a se aproximar da banda efetiva da série. Esse fato mostra que é adequado assumir uma aproximação de banda efetiva como o limitante proposto para a banda efetiva, para valores de  $t$  grandes.

### 3.5.5 Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel

O método de estimação Kernel é uma forma não-paramétrica de estimar a função densidade de probabilidade (p.d.f.) de uma variável aleatória[52]. Assumindo que um

processo  $X(t)$  é estacionário, independente e identicamente distribuído (i.i.d.) na escala de tempo  $t$ , podemos estimar sua p.d.f. utilizando o método de Kernel e sua banda efetiva a partir de sua p.d.f..

As estimativas de densidade de probabilidade em cada ponto é feita pelo método de Kernel a partir de uma soma ponderada de funções de probabilidade. Em particular, é utilizada a função gaussiana. A curva da p.d.f. gerada pelo método tem a característica de ser suave e é mais ou menos acentuada de acordo com o parâmetro  $h$  da equação (3-40), que é a estimativa da p.d.f..

$$f_t(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_h(x - x_i) . \quad (3-40)$$

Partindo da definição de banda efetiva (equação (3-2)) pode-se estimar a banda efetiva para o processo  $X(t)$  utilizando sua p.d.f. estimada:

$$\alpha(s, t) = \frac{1}{st} \ln \left( \int_{-\infty}^{\infty} e^{s\tau} f_t(\tau) d\tau \right) . \quad (3-41)$$

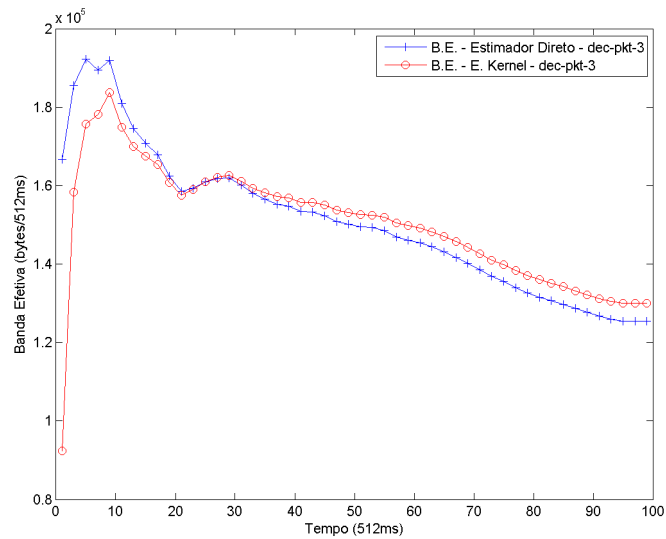
O método de Kernel gera um grande número de parâmetros para se determinar a p.d.f. de uma variável aleatória, o que pode ser um inconveniente. Em muitos casos, utiliza-se ferramentas computacionais para estimar a p.d.f. Estimando numericamente a p.d.f. do processo  $X(t)$ , com escala de tempo  $t$ , temos como resultado um vetor  $x[i]$  de pontos e um vetor  $p[i]$  com respectivas densidades de probabilidade. Nesse caso, podemos aproximar a banda efetiva por:

$$\alpha(s, t) \approx \frac{1}{st} \ln \left( \sum_{i=1}^M e^{sx[i]} p[i] \right) , \quad (3-42)$$

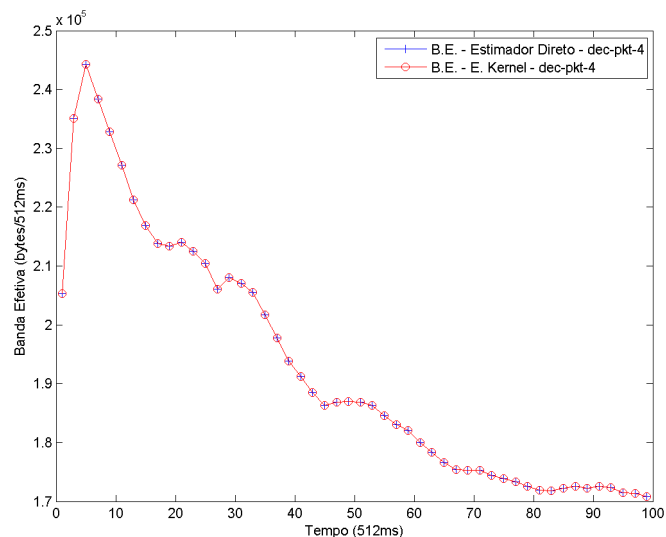
onde  $M$  é o número de pontos estimados. Note que nesse caso o número de pontos estimados deve ser grande e  $x[i]$  deve cobrir toda região onde está concentrado a maior parte da densidade de probabilidade, ou seja,  $\int_{x[1]}^{x[M]} f_t(x) dx \approx 1$  (assumindo que  $x[1]$  é o menor valor e  $x[M]$  o maior valor dentre os pontos estimados).

### 3.5.5.1 Simulações e Resultados

As Figuras 3.11 e 3.12 apresentam os valores de banda efetiva estimados pelo estimador direto e pelo estimador utilizando a p.d.f. gerada pelo método de Kernel (numericamente) para as séries “dec-pkt-3” (informações em A.1.3) e “dec-pkt-4” (informações em A.1.4) com parâmetro  $s$  para atender uma perda de 1% com um *buffer* de 60 kB.



**Figura 3.11:** Valores de banda efetiva para série “dec-pkt-3”



**Figura 3.12:** Valores de banda efetiva para série “dec-pkt-4”

Verifica-se que os valores de banda efetiva gerados pelo método proposto baseado no método de Kernel são coerentes com os valores calculados através do estimador direto. Há uma maior discrepância para valores de  $t$  pequenos, mas para valores de  $t$  maiores, os valores tendem a ser próximos.

### 3.5.6 Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas

Uma forma de modelar uma série de tráfego é através do modelo de mistura gaussiana (GMM, *Gaussian Mixture Model*). Ela consiste no agrupamento de densidades

de probabilidade gaussianas com características individuais. Sua p.d.f. estimada tem características parecidas com a p.d.f. gerada pelo método de Kernel, porém, contém um pequeno conjunto de parâmetros para modelar a série[53]. Além do número de gaussianas, um conjunto de parâmetros por gaussianas é necessário para determinar a p.d.f.. Para cada gaussianas calcula-se o coeficiente de ponderação, a média e a matriz de covariância[53].

A banda efetiva pode ser estimada analiticamente para um processo modelado por misturas gaussianas. Uma série de tráfego contém apenas uma dimensão, portanto a matriz de covariância na verdade é apenas um valor. Simplificando a função densidade de probabilidade do modelo, ela se resume a uma soma ponderada de funções gaussianas, como mostrado na equação (3-43).

$$f(x) = \sum_{i \in C} \rho_i \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp \left[ -\frac{(x - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \right]. \quad (3-43)$$

Na equação (3-43),  $C$  é o conjunto de gaussianas,  $\rho_i$ ,  $\sigma_i$  e  $\mu_i$  correspondem, respectivamente, ao coeficiente de ponderação, o desvio padrão e a média de uma gaussianas  $i$ .

Assim como o método de Kernel, o modelo de misturas gaussianas gera uma p.d.f. com crescimento e decaimento suave com domínio real que vai de  $-\infty$  até  $\infty$ . Porém, deve-se lembrar que um tráfego de rede nunca assume valores negativos e é limitado pela capacidade dos equipamentos utilizados.

A banda efetiva é sensível a valores de pico do processo, mesmo que a probabilidade de ocorrência seja pequena. Teoricamente, o valor de pico de um processo gerado por misturas gaussianas tende ao infinito, ou seja, o modelo assume que em um determinado instante de tempo o tráfego pode ter uma realização que tende ao infinito, o que nunca ocorrerá na realidade. Quando o parâmetro de espaço da equação (3-2),  $s$ , tende ao infinito a banda efetiva também tenderá ao infinito.

Se o tráfego for modelado por misturas gaussianas, pode-se levar em consideração o conhecimento prévio sobre as características do processo para estimar a banda efetiva adequadamente. O tráfego não pode assumir valores negativos e possui um limite superior. Sem essas suposições, é assumido que o tráfego pode conter realizações com valores muito elevados ou negativos e a banda efetiva tende a ser superestimada.

Levando em conta as características do tráfego de redes, pode-se definir:

$$P_p(x) = P(X = x \mid 0 \leq X \leq m), \quad (3-44)$$

$$P_p(x) = \frac{P(X = x)}{P(0 \leq X \leq m)} \quad 0 \leq x \leq m, \quad (3-45)$$

$$f_p(x) = \frac{f(x)}{\int_0^m f(x) dx} \quad 0 \leq x \leq m, \quad (3-46)$$

onde  $m$  é o valor máximo que o processo pode assumir.

É necessário determinar o valor da função geradora de momentos  $\Lambda(s, t)$  do processo para estimar a banda efetiva. O processo modelado por misturas gaussianas já assume uma escala de tempo, ou seja, o parâmetro de tempo  $t$  da banda efetiva já é definido ao modelar o processo. Dessa forma, denota-se a função geradora de momentos apenas por  $\Lambda(s)$ .

Por definição,

$$\Lambda(s) = E[e^{sX}] = \int_{-\infty}^{\infty} e^{sx} f_p(x) dx \quad (3-47)$$

logo,

$$\Lambda(s) = \int_0^m e^{sx} \frac{f(x)}{\int_0^m f(z) dz} dx \quad (3-48)$$

$$\Lambda(s) = k \sum_{i \in C} \rho_i e^{\left[\frac{(\sigma_i s)^2}{2} + s\mu_i\right]} g_i(s) \quad (3-49)$$

onde

$$k = \frac{1}{2 \int_0^m f(x) dx} \approx \frac{1}{2} \quad (3-50)$$

$$g_i(s) = -\operatorname{erfc}\left(\frac{\sigma_i^2 s + \mu_i}{\sigma_i \sqrt{2}}\right) + \operatorname{erfc}\left(\frac{-m + \sigma_i^2 s + \mu_i}{\sigma_i \sqrt{2}}\right). \quad (3-51)$$

A função “erfc” é a função erro complementar, definida como  $\operatorname{erfc}(z) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_z^{\infty} e^{-t^2} dt$ .

Finalmente, a banda efetiva pode ser estimada pela seguinte equação:

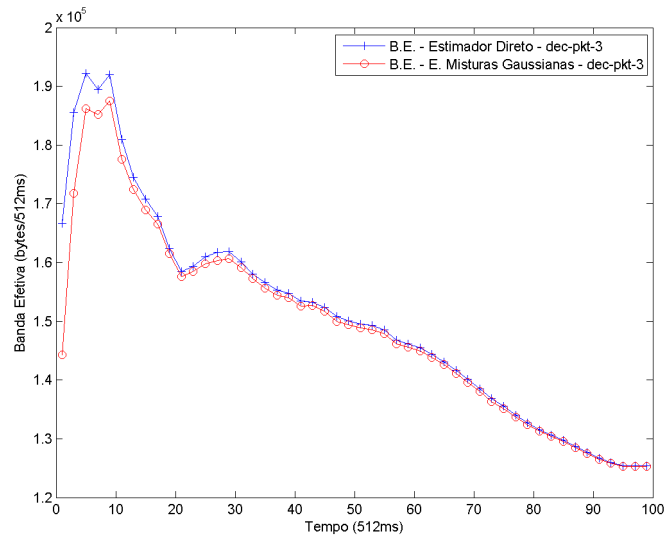
$$\alpha(s, t) = \frac{1}{st} \ln \left[ k \sum_{i \in C} \rho_i e^{\left[\frac{(\sigma_i s)^2}{2} + s\mu_i\right]} g_i(s) \right] \quad (3-52)$$

Desconsiderando os limites impostos, de valores máximos e mínimos que o tráfego pode assumir, a banda efetiva pode ser calculada fazendo  $k = \frac{1}{2}$  e  $g_i(s) = 2$ .

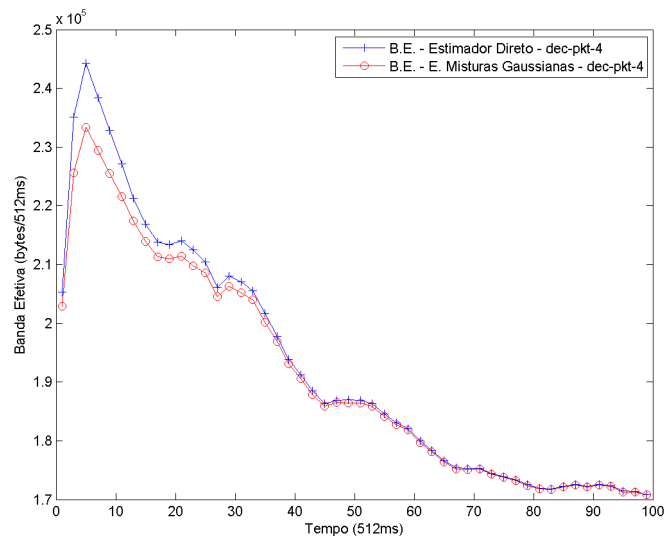
### 3.5.6.1 Simulações e Resultados

Alguns modelos de misturas gaussianas foram estimados para as séries de tráfego “dec-pkt-3” (informações em A.1.3) e “dec-pkt-4” (informações em A.1.4) em algumas escalas de tempo. As Figuras 3.13 e 3.14 apresentam os valores de banda efetiva estimados

pelo estimador direto e pelo estimador proposto para o modelo de misturas gaussianas. Adotou-se uma probabilidade de transbordo de 1% e *buffer* de tamanho de 60kB[54][55].



**Figura 3.13:** Valores de banda efetiva para série “dec-pkt-3”



**Figura 3.14:** Valores de banda efetiva para série “dec-pkt-4”

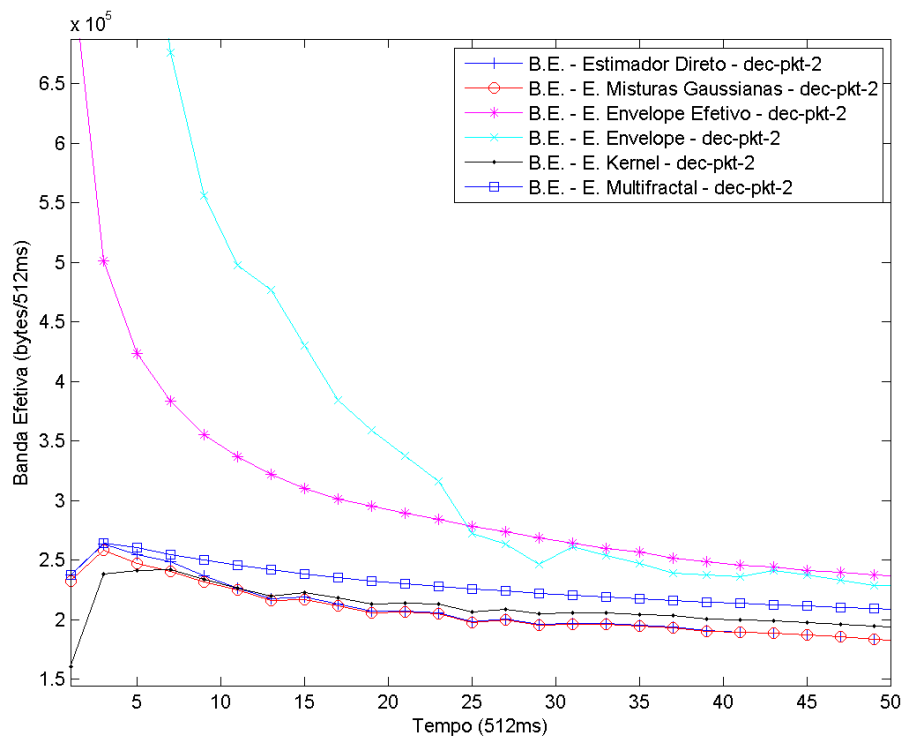
Ao contrário do estimador proposto para o modelo multifractal, o estimador para GMM subestima os valores de banda efetiva do estimador direto, porém, mostra uma melhor relação entre os valores em relação a  $t$ , quando comparado ao estimador para o modelo multifractal.

Os valores de banda efetiva do estimador GMM tendem a se aproximarem aos valores de banda efetiva do estimador direto com o aumento de  $t$ . A subestimação dos valores de banda efetiva pode acarretar no não cumprimento dos requisitos de QoS

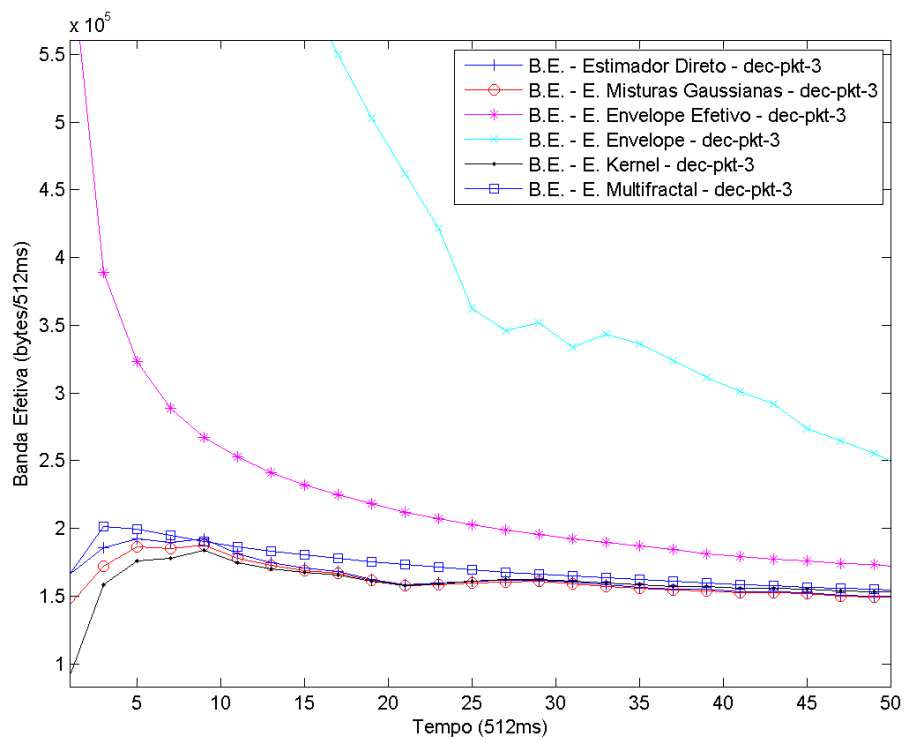
efetivamente atendidos pelo estimador direto. Entretanto, nota-se que a variação da banda efetiva é pequena para valores de  $t$  relativamente pequenos, o que leva a acreditar que a maior parte, ou todos, requisitos de QoS serão atendidos.

### 3.5.7 Comparação Entre os Métodos de Estimação de Banda Efetiva

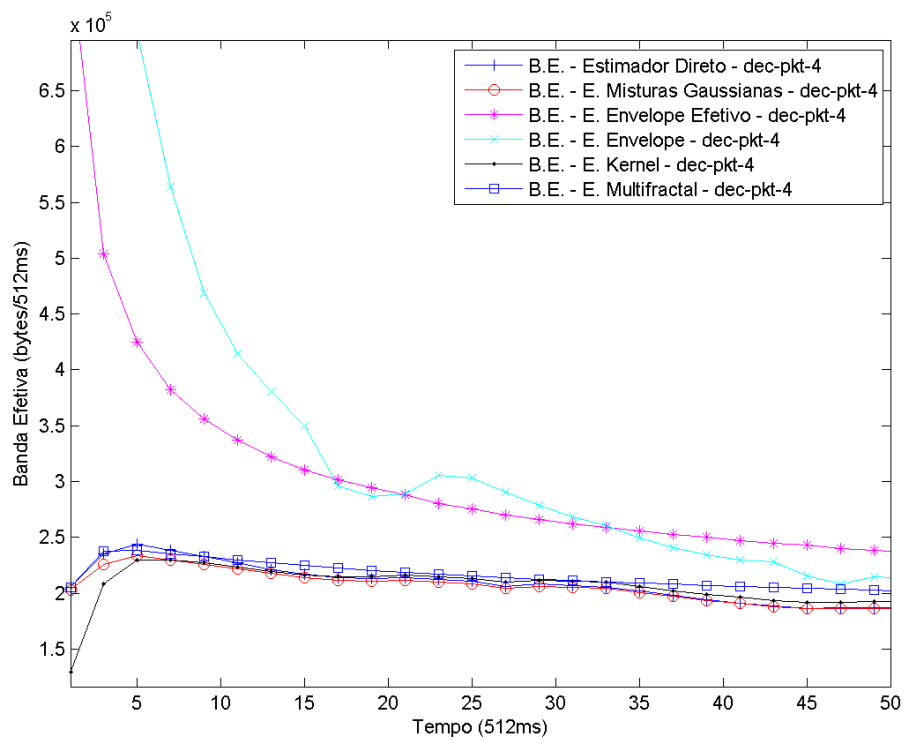
As Figuras 3.15, 3.16, 3.17, 3.18, 3.19, 3.20 e 3.21 apresentam os valores de banda efetiva estimados para o estimador direto, estimador para um processo multifractal, estimador utilizando função envelope, estimador limitante utilizando função envelope efetivo, estimação utilizando método de Kernel e estimação para modelo de misturas gaussianas para as séries “dec-pkt-2” (informações em A.1.2), “dec-pkt-3” (informações em A.1.3), “dec-pkt-4” (informações em A.1.4), série sintética “fBm” (informações em A.1.5), série sintética gerada pelo modelo  $\beta$ MWM (MWM-beta, mais informações em A.1.6), série sintética gerada pelo modelo *Point-mass* MWM (MWM-pm, mais informações em A.1.7) [14] e “SNU20100315” (informações em A.1.9). Nota-se que os estimadores utilizando misturas gaussianas e Kernel apresentam maior proximidade do estimador direto; o estimador multifractal tende, na maior parte dos casos, a superestimar a banda efetiva direta, mas mantém uma boa relação; os valores estimados utilizando função envelope e função envelope efetivo são os mais distantes dos valores estimados através do estimador direto.



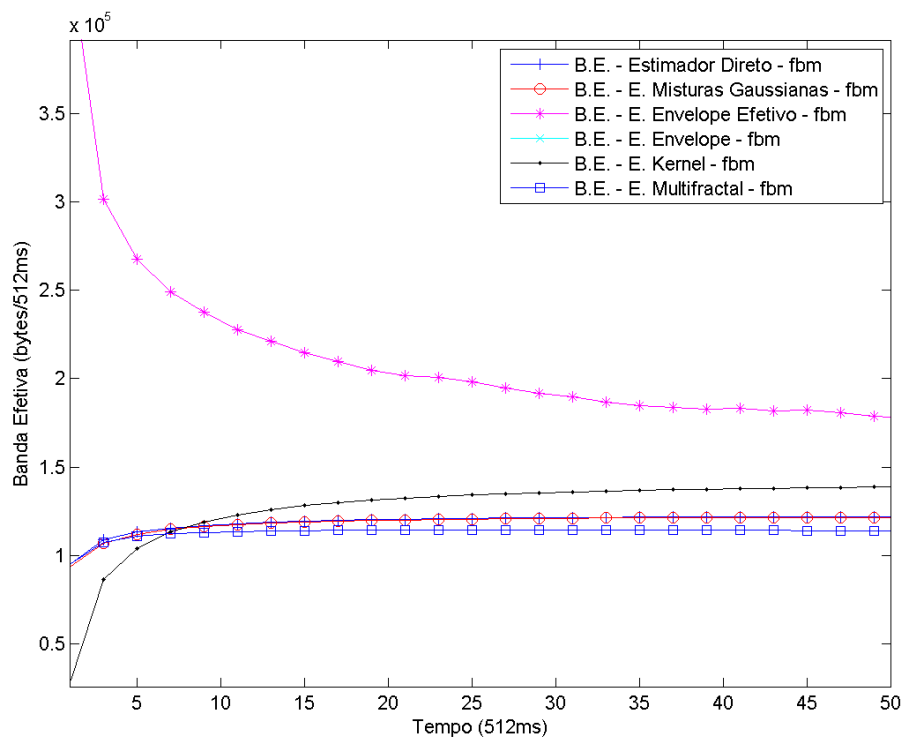
**Figura 3.15:** Valores de banda efetiva para série “dec-pkt-2”



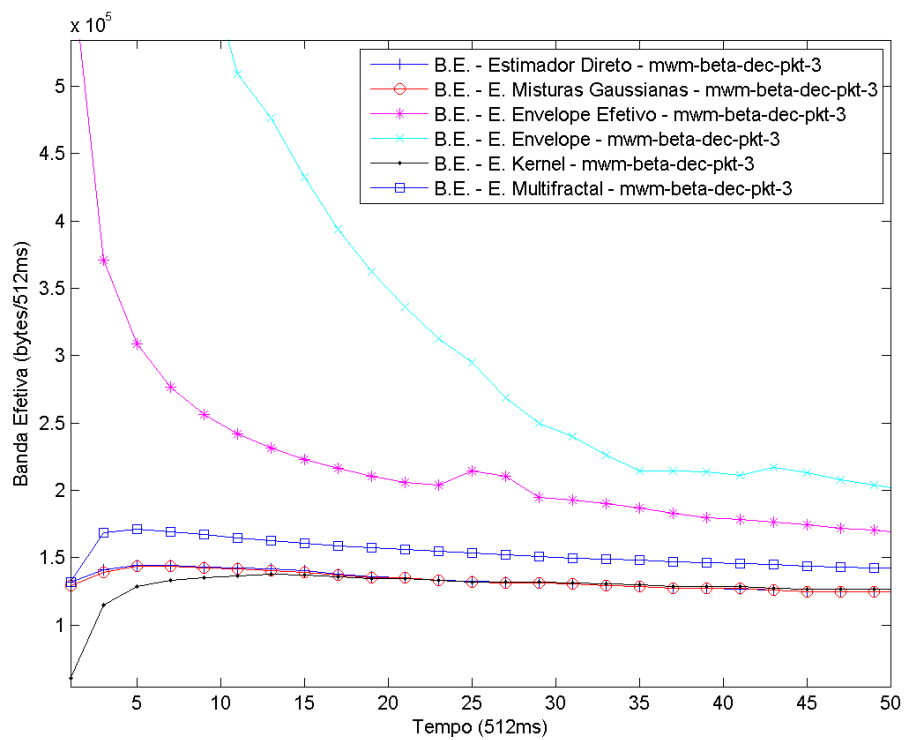
**Figura 3.16:** Valores de banda efetiva para série "dec-pkt-3"



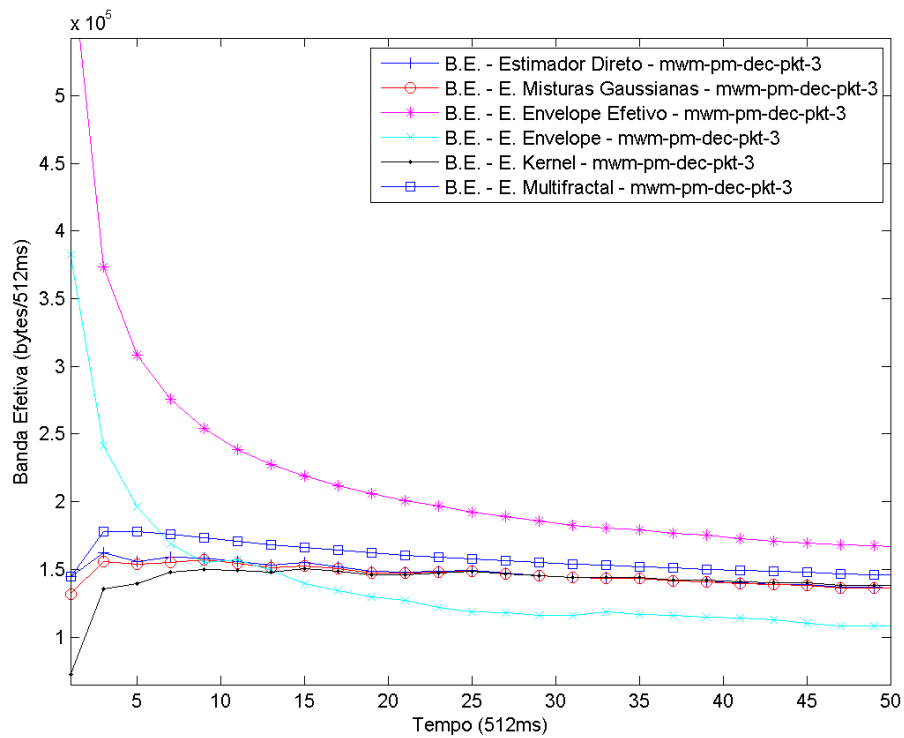
**Figura 3.17:** Valores de banda efetiva para série "dec-pkt-4"



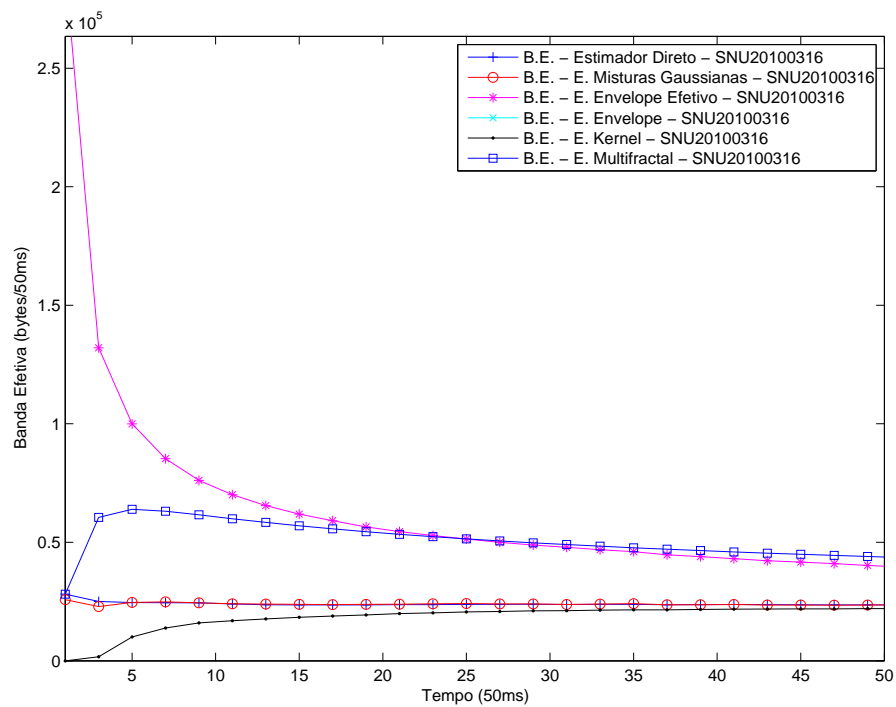
**Figura 3.18:** Valores de banda efetiva para série sintética  $fBm$



**Figura 3.19:** Valores de banda efetiva para série sintética  $MWM$ - $\beta$



**Figura 3.20:** Valores de banda efetiva para série sintética *MWM-pm*



**Figura 3.21:** Valores de banda efetiva para série sintética *SNU20100316*

As Tabelas 3.1 e 3.2 mostram os valores do erro quadrático médio entre o estimador direto e cada estimador para algumas série analisada. Os resultados mostram que o método de estimação para modelo de misturas gaussianas apresentou valores mais próximos do estimador direto do que os outros métodos.

Série	EQM - Est. Misturas Gaussianas	EQM - Est. Limitante Envelope Efetivo
dec-pkt-2	$4,145539 \cdot 10^6$	$1,109906 \cdot 10^{10}$
dec-pkt-3	$1,606600 \cdot 10^7$	$6,641051 \cdot 10^9$
dec-pkt-4	$8,997884 \cdot 10^6$	$1,222452 \cdot 10^{10}$
fbm	$2,976627 \cdot 10^5$	$7,261457 \cdot 10^9$
mwm-pm-dec-pkt-3	$4,680685 \cdot 10^6$	$7,162536 \cdot 10^9$
mwm-beta-dec-pkt-3	$3,612033 \cdot 10^5$	$8,930387 \cdot 10^9$
SNU20100316	$2,222897 \cdot 10^5$	$2,258550 \cdot 10^9$

**Tabela 3.1:** Erro quadrático médio entre estimadores por misturas gaussianas e limitante envelope efetivo, e estimador direto para cada série analisada

Série	EQM - Est. Envelope	EQM - Est. Kernel	EQM - Est. Multifractal
dec-pkt-2	$8,691722 \cdot 10^{10}$	$2,300547 \cdot 10^8$	$4,725419 \cdot 10^8$
dec-pkt-3	$2,228961 \cdot 10^{11}$	$1,459910 \cdot 10^8$	$8,881012 \cdot 10^7$
dec-pkt-4	$5,983590 \cdot 10^{10}$	$1,604075 \cdot 10^8$	$2,241981 \cdot 10^8$
fbm	$3,337739 \cdot 10^{14}$	$3,365833 \cdot 10^8$	$5,417143 \cdot 10^7$
mwm-pm-dec-pkt-3	$1,929363 \cdot 10^9$	$1,329252 \cdot 10^8$	$9,573309 \cdot 10^7$
mwm-beta-dec-pkt-3	$2,016975 \cdot 10^{11}$	$1,310515 \cdot 10^8$	$3,155125 \cdot 10^8$
SNU20100316	$7,279807 \cdot 10^{11}$	$1,130006 \cdot 10^8$	$5,441406 \cdot 10^8$

**Tabela 3.2:** Erro quadrático médio entre estimadores envelope, kernel e multifractal, e estimador direto para cada série analisada

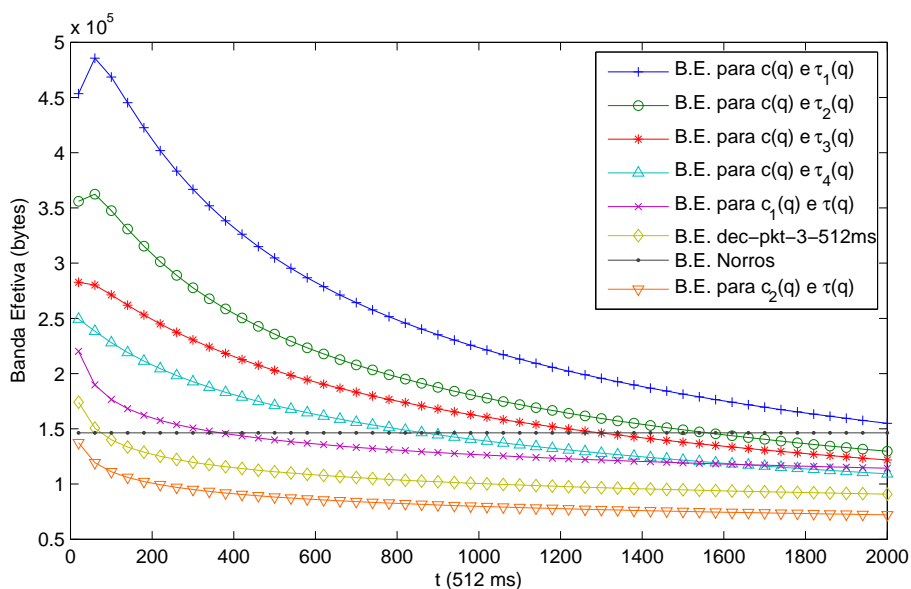
### 3.6 Análise de Impacto da Função de Escala e Fator de Momento na Banda Efetiva de um Processo Multifractal

Nesta seção, é avaliada o impacto da variação dos parâmetros do modelo multifractal na banda efetiva para um fluxo de tráfego de rede em um enlace simples com um

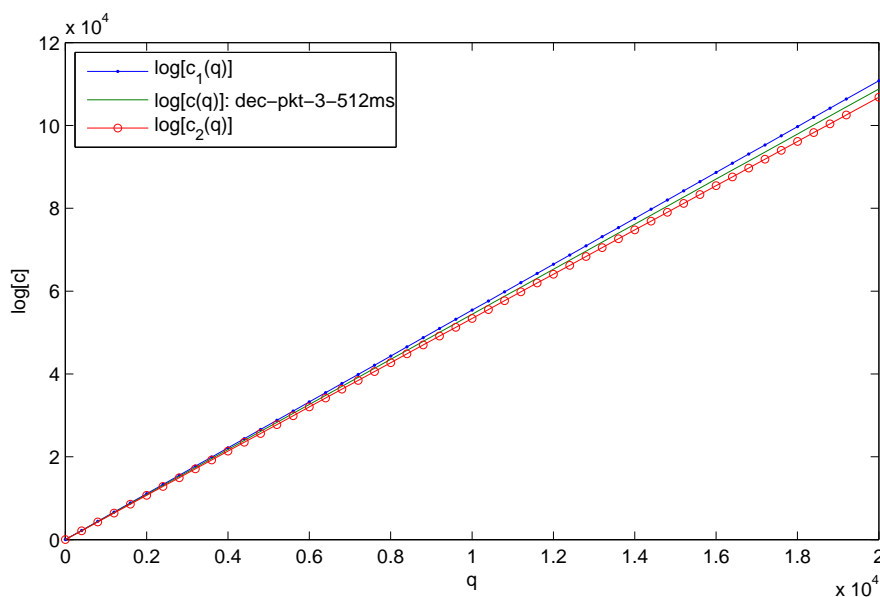
servidor.

Os resultados de banda efetiva apresentados na Figura 3.22 foram calculados de forma a atender uma probabilidade de transbordo inferior a 1%, com um tamanho de *buffer* de 60kB. Os parâmetros  $c(q)$  e  $\tau(q)$  do modelo multifractal foram estimados através do método descrito em [20] para a série de tráfego “dec-pkt-3” com intervalo de amostragem de 512ms.

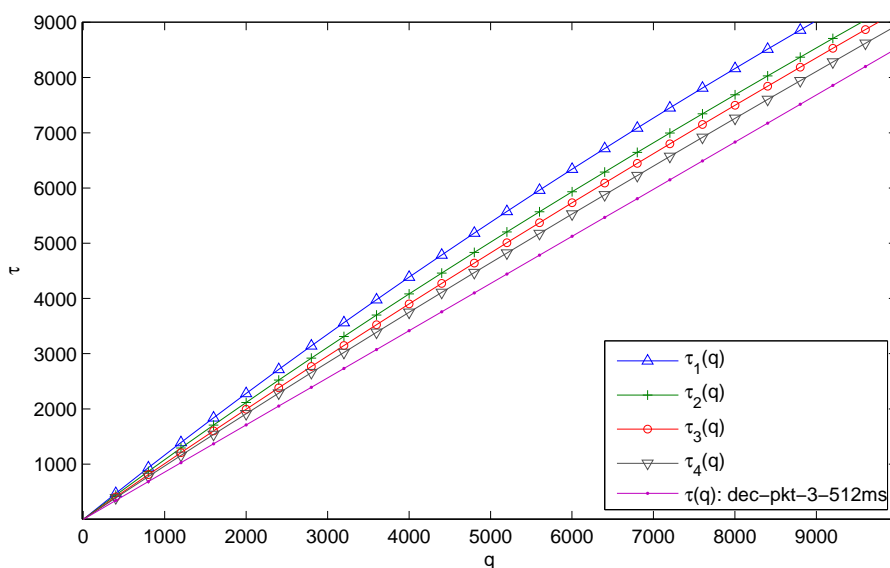
A Figura 3.22 apresenta valores de banda efetiva, para valores de  $t$ , estimados utilizando os parâmetros do modelo multifractal e o método proposto por Norros[36]. A fim de se analisar a variação da banda efetiva com a variação dos parâmetros  $c(q)$  e  $\tau(q)$ , a banda efetiva também foi estimada para: valores de  $c(q)$  diferentes, nomeados de  $c_1(q)$  e  $c_2(q)$  (Figura 3.23), mantendo os valores de  $\tau(q)$  originais; e para valores de  $\tau(q)$  diferentes, de forma a aumentar a ‘multifractalidade’ do processo, nomeados de  $\tau_1(q)$ ,  $\tau_2(q)$ ,  $\tau_3(q)$  e  $\tau_4(q)$  (Figura 3.24), mantendo os valores de  $c(q)$  originais.



**Figura 3.22:** Valores de banda efetiva



**Figura 3.23:** Valores de  $c(q)$



**Figura 3.24:** Valores de  $\tau(q)$

Observou-se que um aumento dos valores da função  $\tau(q)$  produz uma banda efetiva mais dependente dos valores de  $t$  do que para  $\tau(q)$  com valores menores. Um aumento dos valores de  $c(q)$  em função de  $q$  também gera um aumento dos valores de banda efetiva em função de  $t$ . A variação de  $c(q)$  desloca a função banda efetiva versus tempo no eixo vertical, fazendo com que a banda efetiva mantenha uma relação com  $t$  semelhante a banda efetiva estimada com  $c(q)$  da série de tráfego. Tais resultados foram obtidos empiricamente e a razão dos mesmos não é conhecida, necessitando de mais

estudos para verificar a relação entre o fator de momento e a função de escala na banda efetiva.

### 3.7 Banda Efetiva e Momentos

A banda efetiva está intimamente ligada aos momentos de um processo estocástico. Pelas equações (3-2) e (3-24) podemos definir a banda efetiva como:

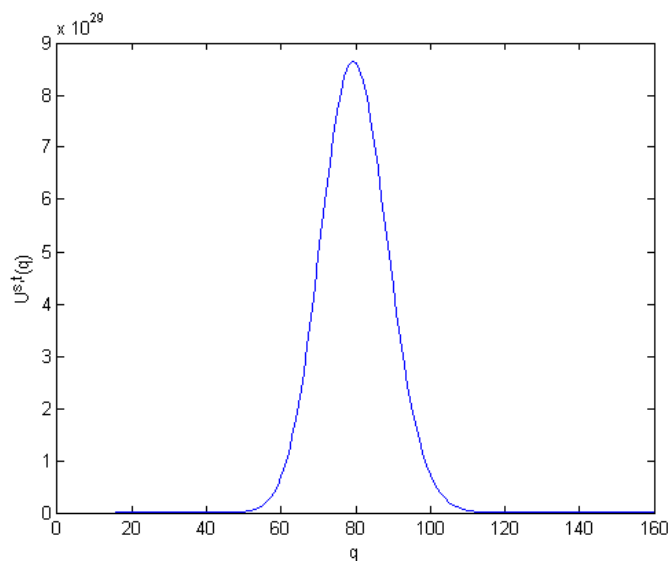
$$\alpha(s, t) = \frac{1}{st} \ln \left( 1 + \sum_{q=1}^{\infty} \frac{s^q}{q!} E[X[0, t]^q] \right) \quad (3-53)$$

Nota-se que é possível calcular a banda efetiva conhecendo todos os momentos do processo  $X[0, t]$ . No entanto, a partir de experimentos observou-se que apenas alguns momentos tem significância no cálculo de banda efetiva. Os momentos significativos dependem, além dos valores do processo  $X[0, t]$ , dos valores de  $t$  e  $s$ .

O cálculo de banda efetiva utiliza o logaritmo função geradora de momentos (f.g.m.). Neste caso, é válido fazer uma aproximação da banda efetiva considerando a magnitude da f.g.m.. A função  $U^{s,t}(q)$  é definida da seguinte forma:

$$U^{s,t}(q) = \frac{s^q}{q!} E[X[0, t]^q] \quad (3-54)$$

Para valores de  $U^{s,t}(a) \ll U^{s,t}(b)$ , o valor de  $U^{s,t}(a)$  terá pequeno impacto no resultado da banda efetiva, fazendo com que apenas alguns valores de  $U^{s,t}(q)$ , ou seja, apenas alguns momentos, tenham impacto significativo na banda efetiva.



**Figura 3.25:** Valores de  $U^{s,t}(q)$  por  $q$

A Figura 3.25 mostra os valores de  $U^{s,t}(q)$  calculados para a série “dec-pkt-3”, com intervalo de amostragem de 512ms,  $t = 5$  e  $s = -\ln(0,01)/(60 \cdot 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$ , ou seja, de modo a atender uma probabilidade de transbordo de 1% e 60kB de tamanho de *buffer*. Empiricamente, é notável que a curva se parece com uma função gaussiana e que os valores no intervalo de 50 a 110 são muito superiores ao restante. A banda efetiva foi estimada utilizando os 160 primeiros momentos da série e depois utilizando apenas os momentos de ordem 50 a 110. A Tabela 3.3 mostra os valores de banda efetiva estimados.

Estimador	Banda Efetiva (bytes)
Direto	192233,3479573926
equação (3-53) - Utilizando primeiros 160 momentos	192233,3479573926
equação (3-53) - Utilizando momentos de 50 a 110	192232,9507886784

**Tabela 3.3:** Comparação de banda efetiva

O erro gerado por considerar apenas os 160 primeiros momentos é computacionalmente inexistente. O erro gerado por considerar apenas o intervalo  $[50, 110]$  de momentos é de  $2,066 \cdot 10^{-4}\%$ . Estes dados mostram que podemos aproximar a banda efetiva conhecendo apenas alguns momentos de interesse.

## 3.8 Conclusão

Este capítulo apresentou uma introdução sobre a teoria de banda efetiva, vários métodos de estimação de banda efetiva e algumas análises. Dentre os métodos de estimação, foram propostos alguns métodos que tendem a estimar a banda efetiva de maneira coerente com a estimação direta de banda efetiva. Os métodos propostos podem ser utilizados como aproximações da banda efetiva real. Os estimadores utilizando Kernel e Misturas Gaussianas apresentaram os melhores resultados, quando comparados com a estimação direta da banda efetiva.

Outros estudos foram apresentados nesse capítulo, como o impacto do fator de momento e da função de escala na banda efetiva e a relação entre os momentos com a banda efetiva, e demandam mais estudos.

## 3.9 Artigos Publicados

1. Gonçalves, Bruno H. P.; Vieira, F. H. T. . “Estimação de Banda Efetiva para Tráfego de Redes Utilizando Função de Escala e Fator de Momento”. In: CNMAC - 34º

Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional, Águas de Lindóia-SP, 2012.

2. Gonçalves, B. H. P.; Vieira, F. H. T.; Costa, V. H. T. . “Alocação Dinâmica de *Slots* de Tempo Multiusuário para Redes OFDM/TDMA baseada em Banda Efetiva”. In: XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, Fortaleza-CE, 2013.

# Multiplexação por Divisão de Frequências Ortogonais (OFDM)

---

## 4.1 Introdução

A técnica de modulação OFDM é uma tecnologia de transmissão de rádio de alta velocidade utilizada em vários sistemas de rede sem fio, como Wi-Fi (padrão IEEE 802.11 [56]), WiMAX (padrão IEEE 802.16 [2]) e LTE [3]. A transferência de dados é feita através de várias subportadoras simultaneamente [57].

Neste capítulo, são apresentados os princípios de funcionamento da OFDM e algumas aplicações que utilizam essa tecnologia. Dentre as aplicações, são evidenciadas as principais características do LTE, como exemplo de tecnologia de rede sem fio móvel que utiliza a OFDM.

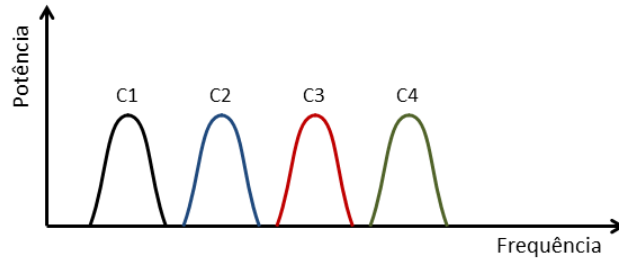
## 4.2 Princípios da Modulação OFDM

O sinal em um canal de transmissão em redes sem fio sofre diversas distorções. O multipercurso dos sinais transmitidos é um dos principais problemas encontrados nas transmissões sem fio. O multipercurso leva a distorções lineares do canal que levam a interferências intersimbólicas (ISI) [58].

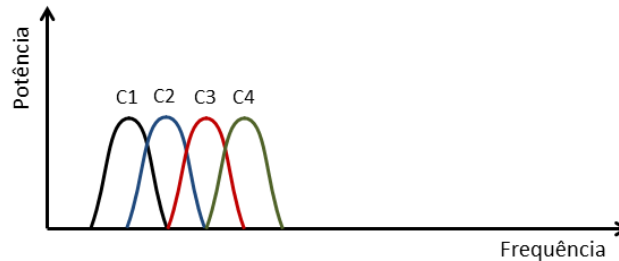
O multipercurso acontece quando múltiplas cópias do mesmo sinal chegam ao receptor com diferentes potências e atrasos. Os pulsos de símbolos atrasados afetam um ou mais pulsos adjacentes.

Uma técnica muito utilizada para mitigar esse problema é a OFDM (*Orthogonal Frequency-Division Multiplexing*). OFDM é uma técnica de transmissão derivada da Modulação por Multiportadoras (MCM, *Multi-Carrier Modulation*) espectralmente eficiente, que emprega subportadoras ortogonais e sobrepostas em espectro. Se mantida a ortogonalidade entre as subportadoras, os sinais individuais podem ser recuperados mesmo que haja sobreposição de espectro. As Figuras 4.1 e 4.2 apresentam os espectros de frequências da multiplexação convencional por divisão de frequências, o FDM

(*Frequency-Division Multiplexing*), e a multiplexação por divisão de frequências ortogonais (OFDM), respectivamente.



**Figura 4.1:** *Espectro de Frequências em Multiplexação por Divisão de Frequências - FDM*



**Figura 4.2:** *Espectro de Frequências em Multiplexação por Divisão de Frequências Ortogonais - OFDM*

Para a maioria dos canais de comunicação, a resposta ao impulso  $h[k]$  pode ser aproximada por um filtro de resposta ao impulso finita (FIR, *Finite Impulse Response*) de alguma ordem finita  $L$  pela seguinte equação:

$$H(z) = \sum_{k=0}^{L-1} h[k]z^{-k} \quad (4-1)$$

Na OFDM, assume-se que o transmissor conhece a informação de espalhamento de atraso do canal, ou seja, a ordem  $L$  do canal FIR. Considere um canal FIR e que o transmissor quer transmitir uma sequência de sinais  $\{s_k\}$ . Com base na relação entrada-saída do canal dada por:

$$z[k] = \sum_{i=0}^{L-1} (h[i]s_{k-i} + \omega[k]) \quad (4-2)$$

onde  $\omega[k]$  é o ruído do canal, um vetor de  $N$  símbolos pode ser escrito na forma matricial:



bem estruturada  $N \times N$   $\eta_{cp}$ , como mostrado nas equações (4-4) e (4-5).

$$\begin{bmatrix} z[N] \\ z[N-1] \\ \vdots \\ z[L] \\ \vdots \\ z[1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h[0] & h[1] & \dots & h[L] \\ & h[0] & h[1] & \dots & h[L] \\ & & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots \\ & & & h[0] & h[1] & \dots & h[L] \\ & & & & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots \\ & & & & & h[0] & h[1] & \dots & h[L] \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} s_N \\ s_{N-1} \\ \vdots \\ s_1 \\ s_N \\ \vdots \\ s_{N-(-L-1)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega[N] \\ \omega[N-1] \\ \vdots \\ \omega[L] \\ \vdots \\ \omega[1] \end{bmatrix} \quad (4-4)$$

$$\begin{bmatrix} z[N] \\ z[N-1] \\ \vdots \\ z[L] \\ \vdots \\ z[1] \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} h[0] & h[1] & \dots & h[L] \\ & h[0] & h[1] & \dots & h[L] \\ & & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots \\ & & & h[0] & h[1] & \dots & h[L] \\ & & & & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots \\ & & & & & h[0] & h[1] & \dots & h[L] \\ h[L] & & & & & h[0] & \dots & h[L-1] \\ \vdots & \ddots & & & & & \ddots & \vdots \\ h[1] & \dots & h[L] & & & & & h[0] \end{bmatrix}}_{\eta_{cp}} \times \begin{bmatrix} s_N \\ s_{N-1} \\ \vdots \\ s_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega[N] \\ \omega[N-1] \\ \vdots \\ \omega[L] \\ \vdots \\ \omega[1] \end{bmatrix} \quad (4-5)$$

Seja  $W_N$  a matriz  $N \times N$  de transformada de Fourier discreta (DFT, *Discrete Fourier Transform*) de  $N$  pontos e  $W_N^{-1}$  a matriz  $N \times N$  DFT inversa (IDFT) de  $N$  pontos [58]. Aplicando a transformada inversa de Fourier (IDFT) na matriz  $\eta_{cp}$  e utilizando propriedades de matriz cíclica, tem-se:

$$\eta_{cp} \cdot W_N^{-1} = W_N^{-1} \cdot D_H \quad (4-6)$$

onde

$$D_H = \begin{bmatrix} H[N] & & & \\ & H[N-1] & & \\ & & \ddots & \\ & & & H[1] \end{bmatrix} \quad (4-7)$$

e  $H[k]$  é a transformada de Fourier discreta da resposta ao impulso do canal. A matriz

cíclica foi diagonalizada e tem-se as relações:

$$\eta_{cp} = W_N^{-1} \cdot D_H \cdot W_N = \left( \frac{1}{\sqrt{N}} W_N \right)^{-1} \cdot D_H \cdot \left( \frac{1}{\sqrt{N}} W_N \right) \quad (4-8)$$

logo,

$$\begin{bmatrix} z[N] \\ z[N-1] \\ \vdots \\ z[1] \end{bmatrix} = \left( \frac{1}{\sqrt{N}} W_N \right)^{-1} \cdot D_H \cdot \left( \frac{1}{\sqrt{N}} W_N \right) \begin{bmatrix} s_N \\ s_{N-1} \\ \vdots \\ s_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega[N] \\ \omega[N-1] \\ \vdots \\ \omega[1] \end{bmatrix}. \quad (4-9)$$

Define-se os dados da fonte de informação  $\tilde{s}$  como a DFT escalada dos símbolos de transmissão OFDM:

$$\tilde{s} \triangleq \begin{bmatrix} \tilde{s}_N \\ \tilde{s}_{N-1} \\ \vdots \\ \tilde{s}_1 \end{bmatrix} = \left( \frac{1}{\sqrt{N}} W_N \right) \begin{bmatrix} s_N \\ s_{N-1} \\ \vdots \\ s_1 \end{bmatrix} \quad (4-10)$$

e os símbolos de transmissão OFDM  $s$  como a IDFT escalada dos dados da fonte de informação:

$$s \triangleq \begin{bmatrix} s_N \\ s_{N-1} \\ \vdots \\ s_1 \end{bmatrix} = \left( \frac{1}{\sqrt{N}} W_N \right)^{-1} \begin{bmatrix} \tilde{s}_N \\ \tilde{s}_{N-1} \\ \vdots \\ \tilde{s}_1 \end{bmatrix} \quad (4-11)$$

Aplicando a DFT no sinal de saída do canal, podemos ver a relação simples que existe entre os dados da fonte e o vetor de saída, que passou pela DFT:

$$\tilde{z} = D_H \tilde{s} + \tilde{\omega} \quad (4-12)$$

$$\tilde{z}[n] = H[n] \tilde{s}[n] + \tilde{\omega}[n] \quad n = 1, \dots, N \quad (4-13)$$

onde

$$\tilde{z} = \left( \frac{1}{\sqrt{N}} W_N \right) z, \quad (4-14)$$

e

$$\tilde{\omega} = \left( \frac{1}{\sqrt{N}} W_N \right) \omega. \quad (4-15)$$

A OFDM converte um canal de ordem  $L$  com ISI em  $N$  subcanais sem ISI. Cada um desses subcanais é chamado de subportadora. Cada subcanal passa a ter um ganho escalar  $H[n]$  não seletivo em frequência. Os  $N$  subcanais são independentes e possuem ruídos independentes, por isso a técnica é conhecida como multiplexação por divisão de frequências ortogonais.

### 4.2.1 Aplicações da Modulação OFDM

A OFDM é, possivelmente, uma das mais bem-sucedidas técnicas de sinalização para comunicação digital [58]. Essa técnica possui alta eficiência espectral e resiliência contra interferências de RF (rádio-frequência) e multipercurso. Atualmente, o OFDM é amplamente utilizado nas comunicações digitais, entre as aplicações estão:

- Rádio Sem Fio de Banda Ultralarga (UWB, *ultra-wideband*);
- Wi-Fi (IEEE 802.11a, IEEE 802.11g, IEEE 802.11n);
- WiMAX (IEEE 802.16d, IEEE 802.16e);
- TV Digital (DVB-T, ISDB-T, ISDB-Tb);
- Rádio Digital (Eureka);
- *Digital Multimedia Broadcasting* (DMB);
- *Long Term Evolution* (LTE).

## 4.3 Long Term Evolution

O LTE (*Long Term Evolution*) é uma tecnologia de rede sem fio móvel que provê transferência de dados em alta velocidade. É um projeto 3GPP (*Third Generation Partnership Project*) que veio para melhorar as normas da terceira geração de padrões e tecnologias de telefonia móvel *Universal Mobile Telecommunication System* (UMTS).

Essa tecnologia surgiu como uma tentativa de atender os requisitos mínimos da quarta geração de comunicações móveis (4G) e teve como objetivo manter a compatibilidade com as tecnologias anteriores de comunicações móveis.

A transferência de dados *downlink* no LTE é realizada pela tecnologia OFDMA (*Orthogonal Frequency Division Multiplexing Access*), que emprega a tecnologia OFDM e divisão no tempo, provendo altas taxas de transferência de dados e elevada eficiência espectral. O sistema deve suportar transferências de dados em *downlink* na ordem de 100

Mbps e 50 Mbps em *uplink*, para uma largura de banda de 20MHz, e deve comportar até 200 usuários com uma largura de banda de 5 MHz [59].

A escalabilidade em espectro é uma das características do LTE. Pode operar em larguras de bandas: 1,4, 3, 5, 10, 15 e 20 MHz. Também pode operar em sistemas com antenas simples ou múltiplas antenas.

### 4.3.1 Arquitetura da Rede

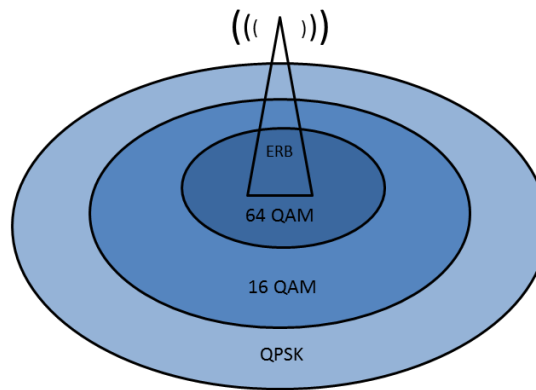
A arquitetura de rede do LTE é constituída pela E-UTRAN (*Evolved – UMTS Terrestrial Radio Access Network*), que é uma evolução da UTRAN (*UMTS Terrestrial Radio Access Network*), EPC (*Evolved Packet Core*) e o Equipamento Usuário (UE, *User Equipment*). A comunicação na rede é feita por pacotes e é otimizada para utilizar o protocolo IP (*Internet Protocol*). É uma arquitetura mais simples, comparada a UMTS, e baseada em IP, permitindo um sistema com menores latências e elevado fluxo de tráfego.

O UE é o equipamento utilizado para efetuar a comunicação, que é provida pelos elementos E-UTRAN e EPC. A estação base é um elemento do E-UTRAN e, em conjunto com o EPC, realiza a comunicação do usuário à Internet.

### 4.3.2 Modulação e Codificação Adaptativa

A Modulação e Codificação Adaptativa (AMC, *Adaptative Modulation and Coding*), é uma forma de manter comunicações estáveis controlando a modulação e a taxa de codificação na comunicação, de forma a reduzir a probabilidade de erro de bit, e é empregada no LTE. A taxa de bits transferidos por símbolo depende do indicador de qualidade de canal (CQI, *Channel Quality Indicator*), que determina o esquema de modulação (QPSK, 16-QAM ou 64-QAM) e a taxa de codificação adotada. A qualidade do canal está associada à razão sinal-ruído, SNR (*Signal-to-Noise Ratio*), do canal [60].

De forma simples, quando a qualidade do canal for ruim, utiliza-se uma modulação com maior robustez ao ruído, porém, com menor quantidade de bits por símbolo, de forma a manter a probabilidade de erro de bit baixa. Quando as condições do canal forem boas, mais bits são transferidos por símbolo. É sabido que a SNR varia de acordo com a distância entre o transmissor e o receptor, além de outros fatores físicos. A Figura 4.4 ilustra, de forma simples, quais modulações seriam adotadas na transmissão em função da distância da ERB (Estação Rádio Base).



**Figura 4.4:** Exemplo de modulação adaptativa

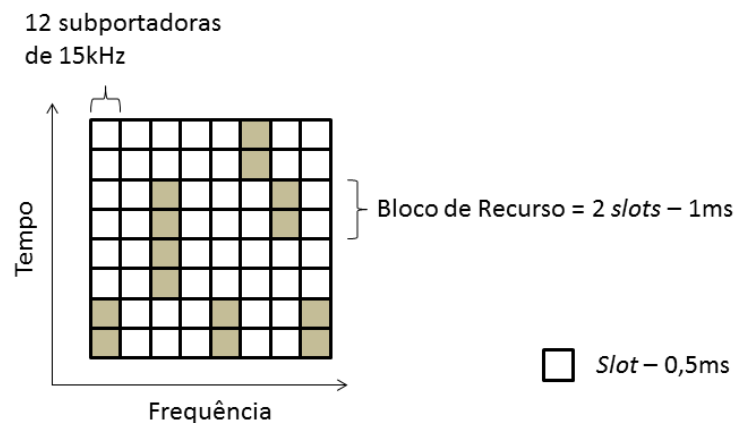
### 4.3.3 Camada Física

#### 4.3.3.1 Downlink

No LTE, a transmissão *downlink* é feita utilizando OFDM. A largura de banda do canal é dividida em subportadores de largura de banda de 15kHz. Um *slot*, menor elemento de recurso do LTE, é formado por um bloco de 12 subportadoras e disponibilizado por um intervalo de 0,5ms. Os recursos são alocados em pares de *slots*. Esse par é conhecido como bloco de recurso. Um bloco de recurso é composto por 12 subportadoras e disponibilizado por um intervalo de 1ms, esse valor de tempo corresponde ao intervalo de tempo de transmissão, TTI (*Transmission Time Interval*).

Cada *slot* pode conter seis ou sete símbolos para prefixo cíclico longo ou curto, respectivamente. Alguns símbolos são utilizados para sinais de referência e de controle. Um símbolo é utilizado para sinal de controle em cada 14 símbolos. O número de símbolos de sinais de referência dependem da configuração de antenas. Em uma ligação simples, utiliza-se dois símbolos em cada 14 símbolos, de três em três subportadoras [61].

A Figura 4.5 exemplifica a alocação de recursos no LTE.



**Figura 4.5:** Exemplo de alocação de recursos

#### 4.3.3.2 Uplink

A tecnologia SC-FDM (*Single Carrier Frequency Division Multiplexing*) é empregada para *uplink* devido à flutuação de potência na OFDM, resultando em um elevado *Peak to Average Ratio Power* (PARP) [62], que pode destruir a ortogonalidade entre as subportadoras. Nessa tecnologia, cada símbolo é transmitido um de cada vez, semelhante ao método TDMA (*Time Division Multiple Access*) [61][60].

## 4.4 Conclusão

A OFDM é uma técnica de modulação muito utilizada para transferir dados em altas velocidades através de várias subportadoras ortogonais sobrepostas em espectro, tornando o uso do espectro de frequências eficiente, e possui resiliência às distorções por multipercurso. Essa técnica é utilizada em vários sistemas de redes de dados, que incluem redes pessoais sem fio, redes de acesso à Internet de banda larga cabeada e redes celulares.

Uma rede sem fio celular que utiliza OFDM e que veio para atender os requisitos da quarta geração de redes móveis (4G) é o LTE. O LTE é uma tecnologia que surgiu para dar resposta ao crescimento do mercado de redes móveis, que exige cada vez mais taxas de transferência de dados elevadas, mantendo compatibilidade com as tecnologias de acesso móvel anteriores, tornando essa tecnologia promissora para utilização no mercado de redes móveis.

## 4.5 Artigos Publicados

1. Gonçalves, B. H. P.; Vieira, F. H. T.; Costa, V. H. T. . “Alocação Dinâmica de *Slots* de Tempo Multiusuário para Redes OFDM/TDMA baseada em Banda Efetiva”. In:

XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, Fortaleza-CE, 2013.

2. Costa, V. H. T.; Vieira, F. H. T.; Gonçalves, B. H. P. . “Modelagem e Análise de Desempenho de Sistemas de Comunicação OFDM-TDMA baseadas em Teoria de Fila”. In: XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, Fortaleza-CE, 2013.

3. Santos Jr.,J.A.; Vieira, F. H. T.; Gonçalves, Bruno H. P. . “Policiamento de tráfego para controle de retardo e tamanho médio da fila em sistemas OFDM/TDMA”. In: XIX edição do Congresso Brasileiro de Automática, Campina Grande-PB, 2012.

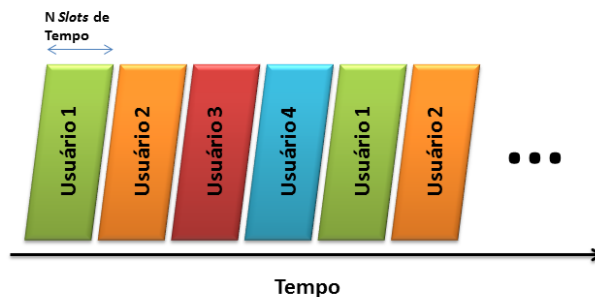
---

## Alocação Dinâmica de *Slots* de Tempo Multiusuários para Redes OFDM/TDMA

---

### 5.1 Introdução

Em um sistema OFDM/TDMA, a tecnologia OFDM (Capítulo 4) proporciona transferência de dados em alta velocidade e a tecnologia TDMA (*Time Division Multiple Access*) proporciona acesso multiusuário ao sistema [63]. O TDMA provê acesso multiusuário através da divisão no tempo. A Figura 5.1 exemplifica a divisão no tempo do serviço de transferência de dados, onde cada usuário é servido em intervalos de tempos (*slots*) distintos.



**Figura 5.1:** *Ciclo TDMA*

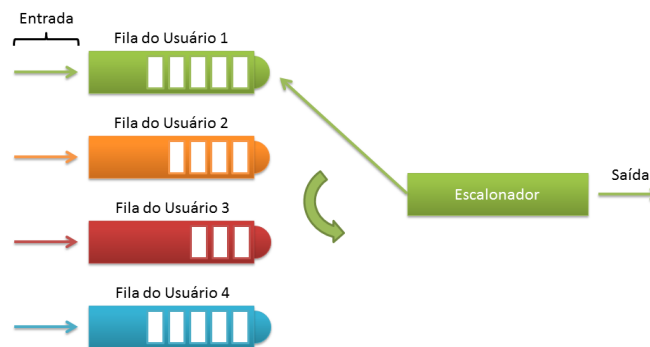
Neste capítulo, é mostrado que alocar intervalos de tempo proporcionais às taxas de dados dos fluxos de tráfegos dos usuários pode melhorar o desempenho e diminuir perdas do sistema. É proposto um esquema de alocação de *slots* de tempo em redes OFDM/TDMA com a finalidade de melhorar alguns parâmetros de desempenho do sistema como a perda de dados total do sistema e a perda média por usuário.

## 5.2 Sistema OFDM/TDMA

No sistema OFDM/TDMA considerado (Figura 5.2), assume-se uma transferência de *downlink*, ou seja, o transmissor envia dados a vários usuários. Considera-se também que o transmissor possui informação da razão sinal-ruído (SNR, *signal-to-noise ratio*), que representa a qualidade do canal de comunicação sem fio. Utilizando modulação e codificação adaptativas (AMC, *Adaptive Modulation and Coding*), o número máximo de bits por símbolo amostrado (por Hz) que o usuário  $n$  pode transmitir na subportadora  $m$  no instante de tempo  $t$ , denotado por  $c_{m,n}(t)$ , pode ser escrito em função da SNR e da probabilidade de erro de bit (BER, *Bit Error Rate*)  $P_{ber}$ . Há várias aproximações desta equação, mas todas elas são limitadas superiormente pela seguinte expressão do nível de modulação [57]:

$$c_{m,n}(t) = \left\lfloor \log_2 \left( 1 + \frac{-1,5}{\ln(5P_{ber})} \gamma_{m,n}(t) \right) \right\rfloor, \quad (5-1)$$

onde  $\gamma_{m,n}(t)$  é a SNR da subportadora  $m$  para o usuário  $n$  no instante de tempo  $t$ .



**Figura 5.2:** Sistema TDMA considerado

A transmissão OFDM/TDMA provê acesso multiusuário a uma rede OFDM. Apenas um usuário utiliza todas as subportadoras do canal OFDM em um determinado instante de tempo. Os usuários são escalonados e cada usuário pode transmitir dados por um período de tempo. Um pequeno tempo ocioso é inserido na transição de um usuário a outro para evitar interferência. Uma técnica comum de escalonamento é o *round-robin* [57], na qual os usuários são escalonados em sequência e cada um pode transmitir por um determinado período de tempo.

### 5.3 Esquema Proposto de Alocação Dinâmica de *Slots* de Tempo

Seja  $N$  o número de usuários;  $M$  o número de subportadoras OFDM;  $\Delta t$  o tempo mínimo alocado para um usuário, também chamado de “tempo de um *slot*”;  $S_n(i)$  o número de *slots* de tempo que o usuário  $n$  tem para transferir dados no ciclo  $i$ ;  $T_n(i) = S_n(i)\Delta t$  o tempo que o usuário  $n$  tem para transferir dados no ciclo  $i$ ;  $S_{ciclo}(i) = \sum_{n=1}^N S_n(i)$  o número total de *slots* alocados no ciclo  $i$ ;  $T_{inter}$  o tempo sem transmissão entre usuários para evitar interferência intersimbólica; e  $T_{ciclo}(i)$  o tempo total do ciclo  $i$ , ou seja,  $T_{ciclo}(i) = NT_{inter} + \sum_{n=1}^N T_n(i)$ , é proposto um esquema de alocação onde o tempo de transmissão de um usuário é múltiplo de um valor de tempo infinitesimal  $\Delta t \rightarrow 0$ . A taxa de transmissão de um usuário  $n$  no ciclo  $i$ ,  $C_n(i)$ , pode ser escrita como:

$$C_n(i) = \frac{S_n(i)H_n(i)}{T_{ciclo}} = \frac{T_n(i)H_n(i)}{\Delta t T_{ciclo}(i)}, \quad (5-2)$$

onde  $H_n(i)$  é a quantidade de dados que pode ser transferida pelo usuário  $n$  no intervalo de tempo  $\Delta t$  no ciclo  $i$ .

A banda efetiva, abordada no Capítulo 3, representa a taxa mínima necessária para atender determinados requisitos de QoS. Idealmente, todos os usuários de um sistema TDMA deveriam ter capacidade igual ou superior a sua banda efetiva para que os requisitos de QoS fossem atendidos. Porém, em um sistema TDMA com capacidade limitada nem sempre é possível atender a capacidade exigida para todos os usuários. Assim, o esquema de alocação proposto, que é baseado em TDMA, aloca o tempo de cada usuário proporcional à sua banda efetiva.

Seja  $f_p$  um fator de proporcionalidade igual para todos usuários e  $B_n(i)$  a banda efetiva para atender um certo requisito de probabilidade de transbordo do *buffer* do usuário  $n$  no ciclo  $i$ . Propõe-se que o sistema atenda o seguinte valor de banda, para cada usuário  $n$ :

$$f_p B_n(i) = C_n(i) \quad \forall 1 \leq n \leq N. \quad (5-3)$$

Substituindo a equação (5-2) na equação (5-3), tem-se:

$$f_p B_n(i) = \frac{S_n(i)H_n(i)}{T_{ciclo}(i)} \quad \forall 1 \leq n \leq N. \quad (5-4)$$

Assim, o número de *slots* por usuário por ciclo é dado por:

$$S_n(i) = f_p T_{ciclo}(i) \frac{B_n(i)}{H_n(i)} \quad \forall 1 \leq n \leq N. \quad (5-5)$$

Considerando que  $f_p$  e  $S_n$ ,  $1 \leq n \leq N$ , podem assumir valores arbitrários, esse sistema possui múltiplas soluções. Fixando o tempo do ciclo  $T_{ciclo}$  (equivalente a fixar o número de *slots* por ciclo  $S_{ciclo}$ ), o sistema passa a ter uma única solução: a quantidade de *slots* de tempo de cada usuário é proporcional à razão entre sua banda efetiva e sua capacidade:

$$S_n(i) \propto \frac{B_n(i)}{H_n(i)}, \quad 1 \leq n \leq N, \quad (5-6)$$

e o número de *slots* de cada usuário pode ser determinado por:

$$S_n(i) = \text{round} \left[ S_{ciclo} \frac{\frac{B_n(i)}{H_n(i)}}{\sum_{k=1}^N \frac{B_k(i)}{H_k(i)}} \right] \quad (5-7)$$

onde “round” é a função de arredondamento para o inteiro mais próximo.

Em um ambiente real, a alocação de *slots* de tempo proposta é feita aproximadamente, uma vez que  $\Delta t \rightarrow 0$  não é praticável, pois a alocação é feita por pacotes na prática e não por bits de dados.

A alocação de tempo por usuário pode ser realizada de forma adaptativa utilizando a modelagem  $\beta$ MWM Adaptativa proposta (Seção 2.4) e calculando a respectiva banda efetiva adaptativamente a partir do modelo obtido (Seção 3.5.1). A modelagem  $\beta$ MWM será utilizada nesse esquema de alocação devido a sua capacidade de estimação em tempo real, o que não é viável em outros métodos apresentados nesse estudo. Os requisitos de QoS determinados no cálculo da banda efetiva nem sempre serão atendidos, dado que nem sempre a capacidade será maior ou igual a banda efetiva, neste caso,  $f_p < 1$ . Porém, se o sistema conseguir atender todo o tráfego dos usuários,  $f_p \geq 1$ , os requisitos de QoS poderão ser atendidos ( $f_p = 1$ ) e possivelmente superados ( $f_p > 1$ ).

## 5.4 Simulações e Resultados

Com a finalidade de avaliar o esquema de alocação de *slots* proposto, foi desenvolvido um simulador do sistema OFDM/TDMA apresentado na Figura 5.2 em MATLAB<sup>®</sup> e o sistema foi simulado com dois conjuntos de séries de tráfego reais empregando a alocação dinâmica de tempo. Também foi simulado o sistema com quantidade fixa de *slots* para cada usuário, ou seja, o número de *slots* de tempo alocados por ciclo para cada usuário é igual em todos os ciclos. As séries de tráfego consideradas representam os dados a serem transmitidos para os usuários. Nas simulações, foi considerada a política de escalonamento *round-robin* [57]. As Seções 5.4.1 e 5.4.2 apresentam as simulações realizadas.

Em ambas as simulações, foi considerado que transmissor pode transferir dados através de  $M = 256$  subportadoras OFDM com largura de banda de 25kHz por subportadora; a taxa de erro de bit, BER, é  $P_{ber} = 10^{-6}$ ; e a SNR por subportadora por usuário foi definida como uma variável aleatória normal com média 15 dB e variância 5 dB [64].

Nas simulações utilizando o esquema proposto, a banda efetiva foi calculada numericamente a partir do modelo  $\beta$ MWM adaptativo através da equação (3-23) para a última camada do modelo, de maneira a atender o requisito de taxa de perda de de 1% com tamanho de *buffer* de 60kB [54][55], considerando a teoria de probabilidade de transbordo do *buffer* para múltiplas fontes (Seção 3.3). Os parâmetros do modelo  $\beta$ MWM foram estimados utilizando amostras das séries agregadas em um intervalo de 256 ms. No esquema de alocação de taxa proposto, a quantidade de *slots* foi determinada a cada início do ciclo TDMA.

Como as séries de dados estão na escala de milissegundos, o tempo de um *slot* foi definido como 1 ms ( $\Delta t = 1$  ms) e o tempo entre usuários foi desprezado ( $T_{inter} = 0$  ms). O tempo de cada ciclo TDMA foi fixado em 200 ms ( $T_{ciclo} = 200$  ms). Nas simulações com tempo fixo, onde cada usuário possui uma quantidade fixa de *slots* de tempo por ciclo, foi definido que cada usuário possui  $T_{ciclo}/N$  (ou seja, o tempo do ciclo é dividido igualmente entre os usuários) para enviar dados por ciclo.

### 5.4.1 Simulação I

O sistema proposto foi simulado com quatro, oito, doze e dezesseis usuários ( $N = 4; 8; 12; 16$ ) representados pelas séries de tráfego TCP/IP reais “dec-pkt-1” (informações em A.1.1) , usuários 1, 5, 9 e 13, “dec-pkt-2” (informações em A.1.2) , usuários 2, 6, 10 e 14, “lbl-pkt-4” (informações em A.1.8) , usuários 3, 7, 11 e 15, e “dec-pkt-4” (informações em A.1.4) , usuários 4, 8, 12 e 16.

A Tabela 5.1 apresenta os percentuais de perdas em bytes do sistema, que é a razão entre o número de bytes de perda sobre o número total de bytes do fluxo de tráfego, e a média de perda dos usuários, que é a média dos percentuais de perdas dos usuários relativos a seus fluxos de tráfegos, com e sem o esquema proposto. Pode-se observar que o esquema proposto de alocação de *slots* tende a reduzir tanto a perda total do sistema quanto a perda média por usuário. A alocação de recursos baseada na necessidade de banda dos usuários, ou seja, baseada na banda efetiva dos fluxos de tráfego, tende a alocar recursos de maneira a atender os requisitos de QoS, promovendo redução de perdas no sistema devido a otimização na utilização dos recursos.

Número de Usuários	Perdas do Sistema		Média de Perdas dos Usuários	
	Tempo Fixo	Proposto	Tempo Fixo	Proposto
4	1,605631 %	0,622137 %	1,122202 %	0,899557 %
8	21,707354 %	9,746610 %	14,915027 %	10,117896 %
12	40,839180 %	29,256664 %	29,243997 %	26,948756 %
16	52,774578 %	44,822146 %	39,461821 %	40,578066 %

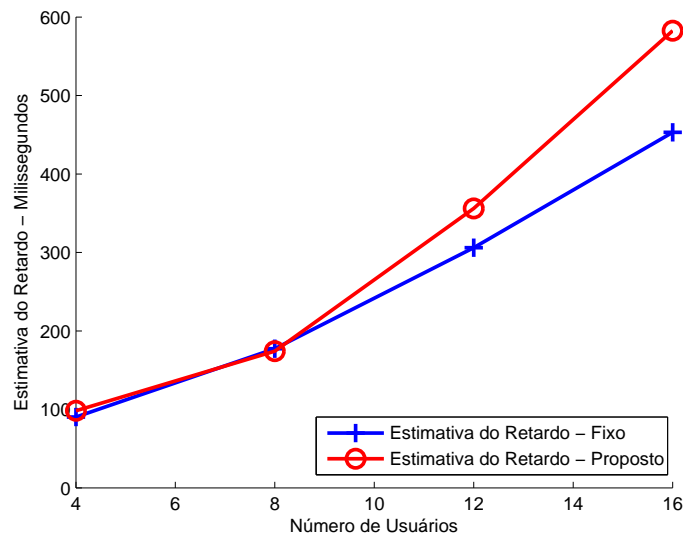
**Tabela 5.1:** Perda do sistema e média de perdas dos usuários

Os recursos utilizados na simulação não são suficientes para atender a demanda de todos os usuários, dessa forma, há perdas no sistema. Essas perdas aumentam com o aumento do número de usuários, pois a demanda de tráfego no sistema é maior e a quantidade de recursos é mantida em todas as simulações.

A Tabela 5.2 e a Figura 5.3 apresentam a média da estimativa do retardo em função do número de usuários para o esquema proposto e utilizando quantidade de *slots* fixa por usuário. O valor do retardo foi estimado dividindo o valor do tamanho da fila no *buffer* pela capacidade do usuário por ciclo. Nota-se que a média da estimativa do retardo aumenta, na maioria dos casos simulados, utilizando o esquema proposto. Isso pode ser explicado pela diminuição do número de *slots* de tempo por ciclo, comparado à alocação fixa de tempo, dos usuários com valores de banda efetiva inferiores aos demais usuários.

Número de Usuários	Média da Estimativa do Retardo	
	Tempo Fixo	Proposto
4	90,241799 ms	98,324121 ms
8	177,393968 ms	174,262506 ms
12	305,977994 ms	356,078400 ms
16	452,983262 ms	582,571876 ms

**Tabela 5.2:** Média da estimativa do retardo

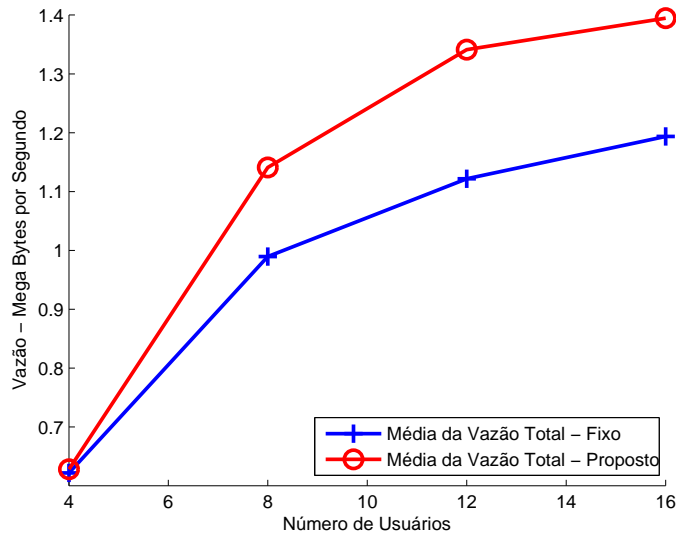


**Figura 5.3:** Média da estimativa do retardo dos usuários em função do número de usuários

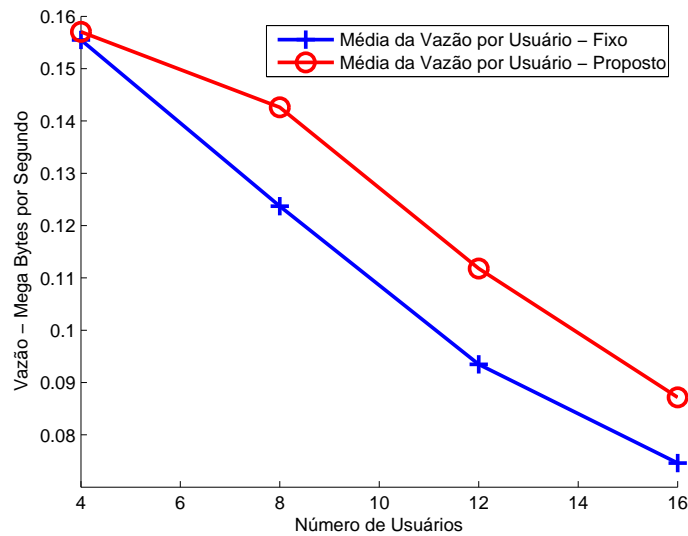
A Tabela 5.3 e a Figura 5.4 apresentam a média da vazão total em mega bytes por segundo (MBps) do sistema em função do número de usuários para o esquema proposto e utilizando quantidade de *slots* fixa por usuário. A Figura 5.5 apresenta a média da vazão por usuário em função do número de usuários considerando ambos esquemas. Observa-se que a vazão total do sistema aumenta utilizando o esquema de alocação proposto e que quanto maior o número de usuários no sistema maior é a vazão total (até o limite do sistema), porém a média da vazão por usuário é menor.

Número de Usuários	Média da Vazão Total	
	Tempo Fixo	Proposto
4	0,621924 MBps	0,628133 MBps
8	0,989679 MBps	1,140882 MBps
12	1,121707 MBps	1,341269 MBps
16	1,193814 MBps	1,394771 MBps

**Tabela 5.3:** Média da vazão total do sistema



**Figura 5.4:** Média da vazão total do sistema em função do número de usuários



**Figura 5.5:** Média da vazão por usuário em função do número de usuários

A Tabela 5.4 e a Figura 5.6 apresentam a medida de justiça Raj Jain, também conhecida como *fairness* [65], para o esquema proposto e utilizando tempo fixo por ciclo para os usuários. O índice *fairness* para vazão para o ciclo  $i$  é dado pela equação [66]:

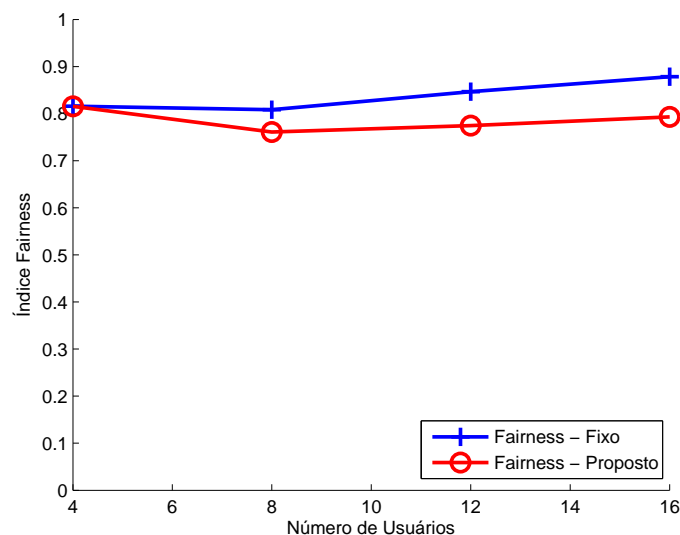
$$\text{Índice Fairness}(i) = \frac{(\sum_{k=1}^K x_k(i))^2}{K \sum_{k=1}^K x_k(i)} \quad (5-8)$$

onde  $K$  é o número total de usuários,  $x_k(i) = T_k(i)/O_k(i)$  é a vazão normalizada,  $T_k(i)$  a vazão do usuário  $k$  no ciclo  $i$  e  $O_k(i)$  é a vazão justa do usuário  $k$  no ciclo  $i$ . A vazão

justa foi calculada através do critério Max-Min [73], considerando a banda efetiva como as demandas dos usuários. O critério Max-Min aloca recursos em ordem crescente de demanda, não há alocação de recursos além das demandas dos usuários, usuários com demandas insatisfeitas obtêm uma parte igual dos recursos e recursos não utilizados por um usuário são repartidos igualmente entre os outros usuários.

Número de Usuários	Média do <i>Fairness</i>	
	Tempo Fixo	Proposto
4	0,815858	0,815456
8	0,808301	0,760886
12	0,846729	0,774588
16	0,878334	0,793033

**Tabela 5.4:** Média do *fairness*



**Figura 5.6:** *Fairness em função do número de usuários*

Nota-se que o índice *fairness* do esquema proposto é inferior ao esquema de tempo fixo para os usuários por ciclo. Analisando os resultados, pode-se afirmar que para o cenário considerado, a divisão equalitária do tempo entre os usuários é uma divisão mais justa dos recursos. Entretanto, a proposta do esquema de alocação dinâmica de recursos é dividir os recursos de forma a reduzir perdas e aumentar a vazão do sistema. É necessário mais estudos para verificar a relevância dos desvios de valores de *fairness* em função do número de usuários obtidos na Figura 5.6.

A Tabela 5.5 apresenta as médias da utilização do sistema. A utilização do sistema foi estimada através da equação (5-9), onde  $V(t)$  é a taxa de saída de dados no instante  $t$  e  $C(t)$  a capacidade alocada ao usuário servido no instante  $t$ . Observa-se

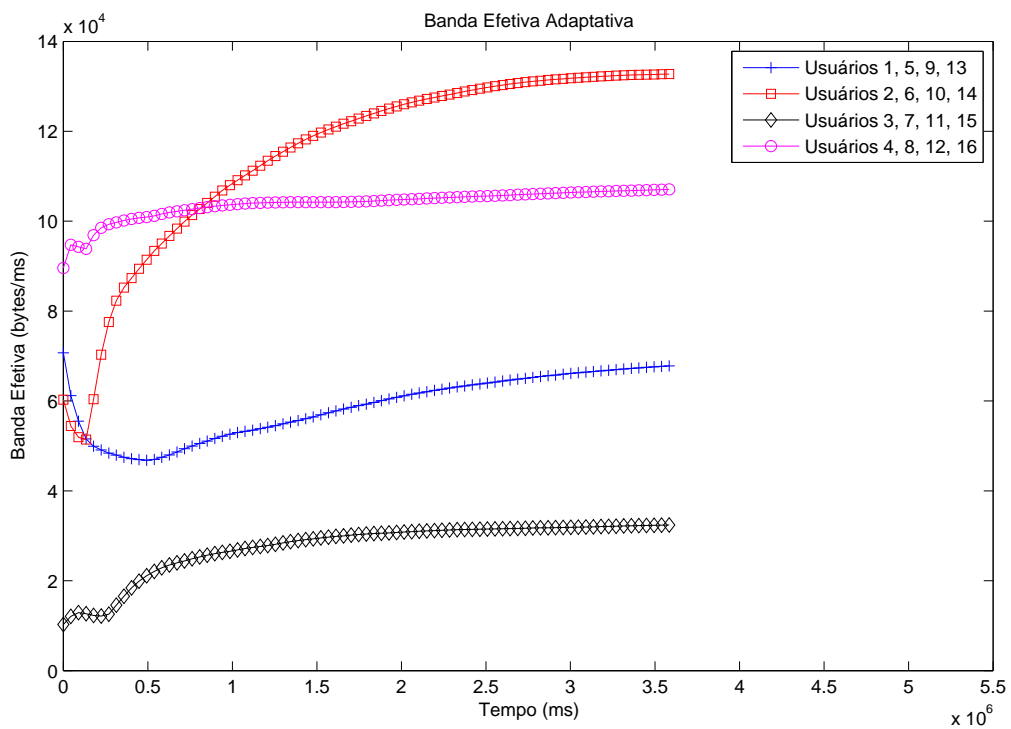
um aumento da média da utilização do sistema com a aplicação do esquema de alocação proposto.

$$u(t) = \frac{V(t)}{C(t)} \quad (5-9)$$

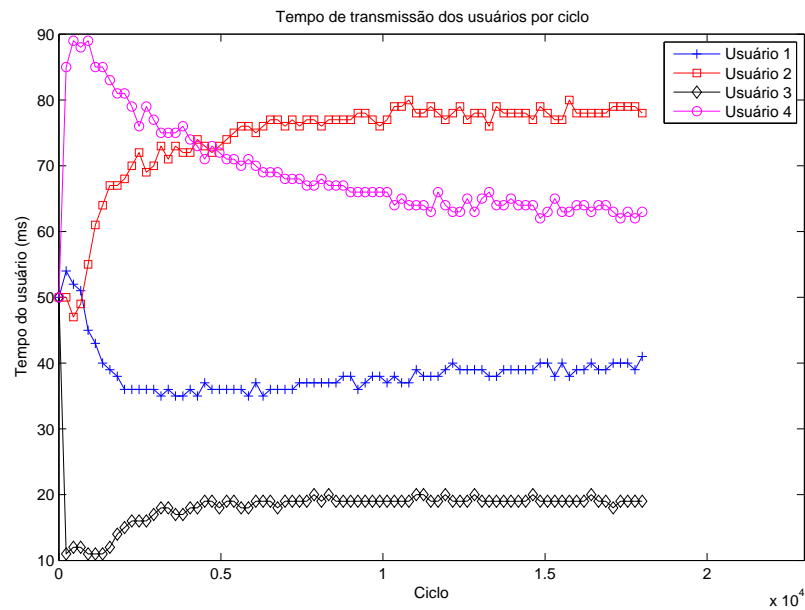
Número de Usuários	Utilização Média do Sistema	
	Tempo Fixo	Proposto
4	43,204582 %	43,636158 %
8	68,748964 %	79,249901 %
12	77,917587 %	93,164937 %
16	82,920564 %	96,883095 %

**Tabela 5.5:** Utilização Média do Sistema

A Figura 5.7 mostra os valores de banda efetiva estimados adaptativamente para cada usuário em função do tempo. A Figura 5.8 apresenta os tempos alocados pelo esquema proposto para o sistema com quatro usuários. Note que quanto maior a banda efetiva do fluxo de tráfego do usuário, maior é o tempo alocado ao usuário no esquema proposto.

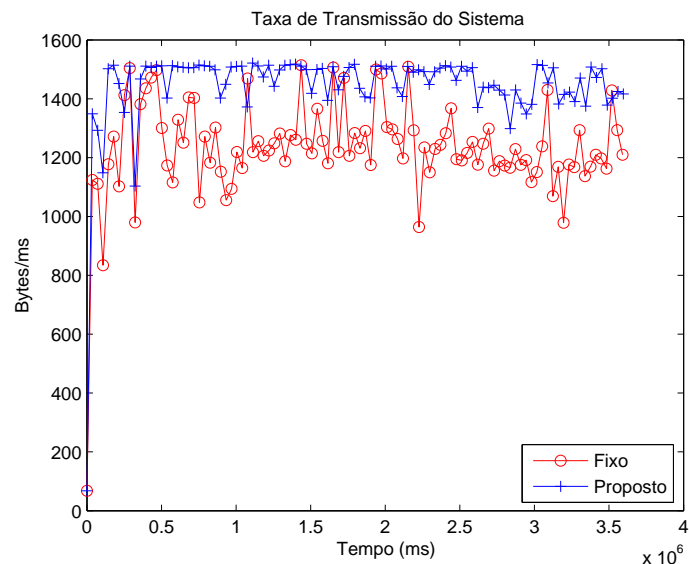


**Figura 5.7:** Banda efetiva adaptativa estimada para os usuários do sistema



**Figura 5.8:** Tempo alocado a cada usuário utilizando o esquema proposto (cenário com quatro usuários)

A Figura 5.9 apresenta a taxa de transmissão do sistema em função do tempo com alocação dinâmica de tempo e com alocação de tempo fixa para os usuários, no cenário com 16 usuários. Através da Figura 5.9, é possível observar que há um aumento da vazão do sistema com a utilização do esquema proposto de alocação de *slots*.



**Figura 5.9:** Taxa de transmissão do sistema (cenário com 16 usuários)

### 5.4.2 Simulação II

O sistema também foi simulado com três, seis, nove, doze e quinze usuários, com as séries de tráfego “Madison3G-NetA” (informações em A.1.13), representando os usuários 1, 4, 7, 10 e 13, “Madison3G-NetB” (informações em A.1.14), representando os usuários 2, 5, 8, 11 e 14, “Madison3G-NetC” (informações em A.1.15), representando os usuários 3, 6, 9, 12 e 15.

A Tabela 5.6 apresenta os valores de perdas do sistema e média de perdas dos usuários. Utilizando o esquema de alocação de *slots* proposto, note-se que os valores de perdas são inferiores, quando comparados a alocação de tempo fixo, para o sistema com três, seis e nove usuários. Nos sistemas com doze e quinze usuários as perdas são superiores, porém próximas.

Número de Usuários	Perdas do Sistema		Média de Perdas dos Usuários	
	Tempo Fixo	Proposto	Tempo Fixo	Proposto
3	3,011589 %	2,951710 %	3,201210 %	3,156857 %
6	12,054331 %	12,051309 %	11,251288 %	11,147992 %
9	27,869516 %	27,316768 %	25,415352 %	24,874686 %
12	41,480301 %	42,245074 %	38,474969 %	39,728977 %
15	51,639241 %	52,238807 %	48,922268 %	49,979632 %

**Tabela 5.6:** Perda do sistema e média de perdas dos usuários

A Tabela 5.7 mostra a média da estimativa do retardo do sistema, que, na simulação realizada, é superior utilizando o esquema proposto em todos os casos. Esse fato também acontece na Simulação I (Seção 5.4.1) e pode ser explicado pelo aumento do retardo dos usuários que tiveram a quantidade de *slots* reduzida, comparado a alocação fixa de *slots* de tempo.

Número de Usuários	Média da Estimativa do Retardo	
	Tempo Fixo	Proposto
3	74,251263 ms	93,037550 ms
6	127,325442 ms	130,925248 ms
9	221,735919 ms	259,373832 ms
12	368,282951 ms	401,520984 ms
15	492,575191 ms	525,424277 ms

**Tabela 5.7:** Média da estimativa do retardo

A Tabela 5.8 apresenta a média da vazão total do sistema. Essa simulação utiliza a mesma quantidade de recursos da Simulação I (Seção 5.4.1), porém, a vazão do sistema

proporcional ao número de usuários é inferior. Esse fato pode ser explicado pela grande variabilidade nos fluxos de tráfego considerados na Simulação II.

Número de Usuários	Média da Vazão Total	
	Tempo Fixo	Proposto
3	0,302851 MBps	0,303054 MBps
6	0,549120 MBps	0,549199 MBps
9	0,675559 MBps	0,680690 MBps
12	0,730624 MBps	0,721062 MBps
15	0,754562 MBps	0,745259 MBps

**Tabela 5.8:** Média da vazão total do sistema

A média do índice de justiça é apresentado na Tabela 5.9 e foi calculada da maneira apresentada na Seção 5.4.2. Observa-se que o índice de justiça é ligeiramente superior utilizando o esquema proposto, diferentemente dos resultados obtidos na Simulação I (Seção 5.4.1).

Número de Usuários	Média do <i>Fairness</i>	
	Tempo Fixo	Proposto
3	0,581158	0,582308
6	0,583340	0,577688
9	0,601588	0,589114
12	0,614345	0,598760
15	0,617340	0,603380

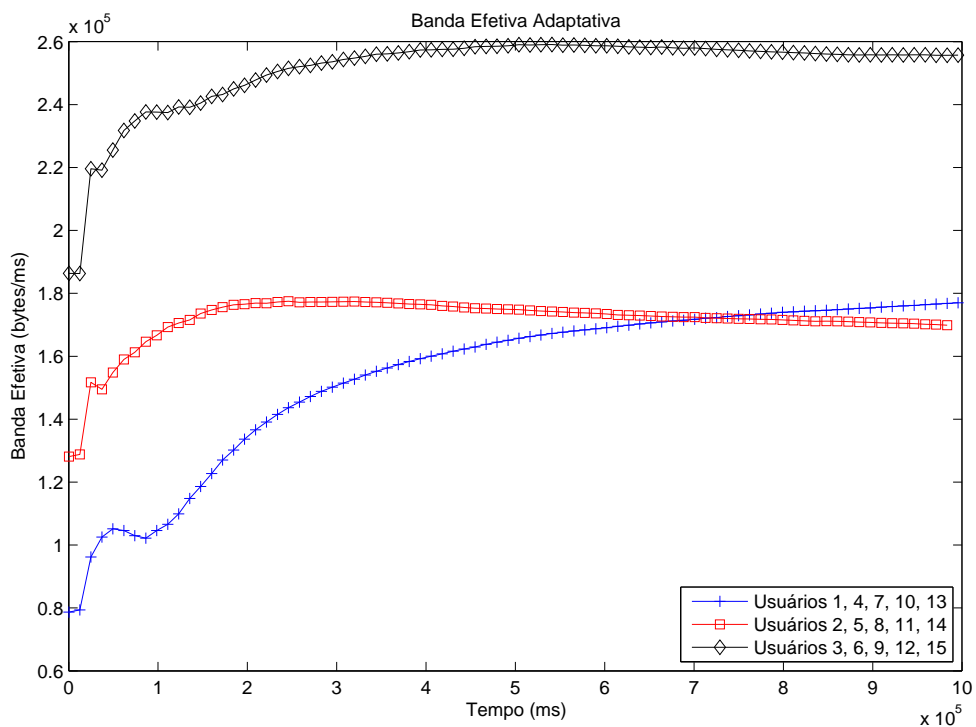
**Tabela 5.9:** Média do *fairness*

A Tabela 5.10 apresenta a utilização média do sistema, calculada da maneira apresentada na Seção 5.4.1. É interessante notar a baixa utilização do sistema. As séries utilizadas possuem intervalos de tempo onde não há transferência de dados e nestes instantes o sistema pode ficar ocioso, reduzindo a utilização do sistema.

Número de Usuários	Utilização Média do Sistema	
	Tempo Fixo	Proposto
3	21,038187 %	21,050181 %
6	38,140003 %	38,148585 %
9	46,928563 %	47,279535 %
12	50,756124 %	50,081778 %
15	52,414380 %	51,766366 %

**Tabela 5.10:** Utilização Média do Sistema

A Figura 5.10 mostra os valores de banda efetiva estimados adaptativamente para os usuários do sistema. É importante notar que as características dos fluxos de tráfego considerados mudam ao longo do tempo, refletindo em valores de banda efetiva que aparentemente não convergem, mas se mantêm próximos. A variação das características dos fluxos de tráfego pode ter impacto negativo no desempenho do esquema proposto.



**Figura 5.10:** Banda efetiva adaptativa estimada para os usuários do sistema

As séries de tráfego utilizadas nessa simulação possuem rajadas de tráfego em instantes de tempo e há intervalos de tempo onde não há tráfego de dados. Essas variabilidades nos fluxos de tráfego podem ser a causa da baixa utilização do sistema e do baixo desempenho do esquema proposto dos sistemas com doze e quinze usuários, pois a banda efetiva adaptativa não consegue se adaptar rapidamente aos curtos intervalos de tempo sem transmissão. Outros estudos considerando a alta variabilidade nos fluxos de tráfego devem ser realizados para melhor entender a relação entre essa característica e o desempenho do esquema de alocação de *slots* proposto.

## 5.5 Conclusão

Nesse capítulo, foi proposta uma técnica de alocação dinâmica de tempo em redes OFDM/TDMA que, na maior parte dos casos, melhora alguns parâmetros de

desempenho do sistema, como a perda média entre usuários, a perda total no sistema, vazão total do sistema e a vazão média por usuário. O esquema proposto tende a aumentar o retardo dos usuários com menores taxas de tráfego, aumentando a média dos retardos dos usuários, e aumentar a utilização do enlace do sistema.

Com divisão desigual de tempo, ou seja, de recursos do sistema, proporcional às bandas efetivas dos usuários, o índice de justiça (*fairness*) do esquema proposto tende a ser inferior ao *fairness* do esquema de alocação de quantidades de *slots* fixa por usuário na Simulação I (Seção 5.4.1 e superior na Simulação II (Seção 5.4.2).

O estágio transitório de adaptação dos parâmetros  $\beta$ MWM, e assim da banda efetiva, pode ter impacto negativo na alocação de recursos, uma vez que o modelo ainda não representa corretamente as características do fluxo de tráfego. É necessário novos estudos para verificar a influência das limitações do modelo utilizado na alocação de recursos no esquema proposto.

O esquema de alocação de tempo proposto pode ser estendido e aplicado a diferentes sistemas que utilizam OFDM/TDMA e para outros sistemas com compartilhamento de recursos.

## 5.6 Artigos Publicados

1. Gonçalves, B. H. P.; Vieira, F. H. T.; Costa, V. H. T. . “Alocação Dinâmica de *Slots* de Tempo Multiusuário para Redes OFDM/TDMA baseada em Banda Efetiva”. In: XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, Fortaleza-CE, 2013.

---

# Alocação Dinâmica de Recursos em Redes LTE Multiusuários

---

## 6.1 Introdução

Várias são as propostas para alocação de recursos em sistemas LTE (*Long Term Evolution*, Seção 4.3) [12], [68], [11], [69], [70]. Em [12], é proposto um algoritmo para alocação de blocos de recursos em um sistema LTE baseado em otimização PSO (*Particle Swarm Optimization*, Seção 6.3). Nessa proposta, o sistema tem que atender a certas taxas de bits mínimas para os usuários. Sabe-se que os valores de taxas de dados para atender certos requisitos de QoS variam com o tempo, que é apresentado pela teoria de banda efetiva e banda efetiva adaptativa, conforme abordado no Capítulo 3. Alocar taxas de dados que atendam às bandas efetivas dos fluxos tendem a melhorar o desempenho de alguns parâmetros do sistema, como mostrado no Capítulo 5.

Neste capítulo, é proposto um esquema de alocação de blocos de recursos em sistema LTE que busca atender a requisitos de QoS baseando-se na teoria de banda efetiva e otimização PSO (*Particle Swarm Optimization*), que será descrita na Seção 6.3.

## 6.2 Alocação Dinâmica de Recursos

Propõe-se, nesse capítulo, um esquema de alocação de recursos considerando um cenário de transmissão *downlink* de um sistema LTE de uma antena, com  $N$  blocos de recursos disponíveis por TTI (*Transmission Time Interval*), quantidade de potência distribuída igualmente entre todas as subportadoras e  $K$  usuários servidos a taxas mínimas  $R_k$  iguais as capacidades indicadas pelas bandas efetivas ou capacidades mínimas definidas  $R'_k$ . Seja  $BE_k$  a banda efetiva para o usuário  $k$  calculada adaptativamente através da proposta apresentada na Seção 3.5.1 e  $R'_k$  a taxa mínima definida para o usuário, define-se a taxa mínima para o usuário  $k$ :

$$R_k = \max(BE_k, R'_k), \quad (6-1)$$

onde  $\max(\cdot, \cdot)$  é a função que retorna o maior valor dentre os argumentos. O  $\beta$ MWM Adaptativo é utilizado para estimação de banda efetiva nesse esquema de alocação devido a sua capacidade de cálculo de banda efetiva em tempo real.

Uma vez atendido o valor da capacidade indicada pela banda efetiva, os requisitos de QoS exigidos para o tráfego deverão ser atendidos. Essa proposta busca atender requisitos de QoS em sistemas LTE.

Um bloco de recurso é definido como  $N_s$  símbolos OFDM (Capítulo 4) consecutivos no domínio do tempo e  $N_{sc}$  subportadoras no domínio do tempo. Considerando que existem sinais pilotos e de controle nos blocos de recursos, apenas  $N_{sc}^d(s)$  subportadoras podem ser utilizadas para transferência de dados no  $s$ -ésimo símbolo OFDM, onde  $s \in \{1, 2, \dots, N_s\}$  e  $N_{sc}^d(s) \leq N_{sc}$ . Seja  $R_j^{(c)}$  a taxa de código associada ao MCS (*Modulation and Coding Scheme*)  $j \in \{1, 2, \dots, J\}$ , onde  $J$  é o número total de MCS suportados,  $M_j$  o tamanho da constelação do MCS  $j$  e  $T_s$  o tempo do símbolo OFDM, a taxa de bits de um bloco de recursos  $r^{(j)}$  alcançada para o MCS  $j$  é dada por:

$$r^{(j)} = \frac{R_j^{(c)} \log_2(M_j)}{T_s N_s} \sum_{s=1}^{N_s} N_{sc}^d(s). \quad (6-2)$$

O indicador de qualidade de canal (CQI, *Channel Quality Indicator*) é definido, no LTE, em termos da taxa de código e esquema de modulação e tem a informação de qual MCS deve ser adotado para o usuário  $k$  no bloco de recurso  $n$ .

Cada bloco de recurso é alocado a apenas um usuário em um TTI. Seja  $q_n(i) \in \{1, 2, \dots, K\}$  o usuário alocado no bloco de recurso  $n$  no TTI  $i$ . A taxa de bits nesse bloco de recurso depende do MCS do usuário, logo a taxa de bits do mesmo bloco de recurso pode ser diferente para cada usuário. Alocar os blocos de recursos aos usuários com maiores taxas de bits tende a aumentar a utilização da rede.

Seja  $x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)]$  o vetor de tamanho  $N$ , composto pelos elementos  $x_n(t)$ ,  $n \in N$ , que associa cada bloco de recurso a um usuário no instante de tempo  $t$ , por exemplo, se  $x_1(t) = 2$ , o bloco de recurso 1 está alocado para o usuário 2 no instante de tempo  $t$ ;  $m_{k,n}(t)$  o MCS adotado para o usuário  $k$  no bloco de recurso  $n$  no instante de tempo  $t$ , a taxa de bits do usuário  $k$ ,  $r_k$ , no instante de tempo  $t$  é dada por:

$$r_k(t) = \sum_{n=1}^N I(x[n] = k) r^{(m_{k,n}(t))}, \quad (6-3)$$

onde  $I(x[n] = k)$  é 1 se  $x[n] = k$  e 0 caso contrário. A taxa de bits total  $T_b$  do sistema é:

$$T_b(t) = \sum_{k=1}^K r_k(t). \quad (6-4)$$

Maximizar a taxa de bits total do sistema  $T_b$  é uma forma de melhorar a utilização

da rede. Porém, juntamente com o aumento da taxa de bits total do sistema é necessário atender certos requisitos de banda de cada usuário. Assim, tem-se um problema de otimização que consiste em maximizar a taxa do sistema atendendo a taxa mínima de cada usuário:

$$(x) : \max T_b , \quad (6-5)$$

sujeito a:

$$r_k \geq R_k \quad \forall k . \quad (6-6)$$

Esse problema de otimização propõe alocar blocos de recursos aos usuários com a finalidade de aumentar a taxa de bits total do sistema, mantendo uma taxa mínima  $R_k$  para cada usuário  $k$ . Pode ser resolvida por métodos de otimização onde a solução atende as taxas mínimas e obtém o maior valor possível de vazão, como em [71], mas não há garantia de solução. Escolheu-se a otimização PSO para soluções inteiras, Seção 6.3.1, para que haja soluções sub-ótimas mesmo quando não há uma solução ótima.

### 6.3 Otimização por Enxame de Partículas (PSO)

A otimização PSO (*Particle Swarm Optimization*) é estocástica, sub-ótima, baseada em população, que tem bom desempenho, baixo custo computacional e é de fácil implementação. A população é chamada de enxame e cada indivíduo, que corresponde a uma solução para o problema, é chamado de partícula. Na PSO padrão, cada partícula possui posição, velocidade e memoriza a melhor posição da partícula encontrada até o momento (também chamada de melhor posição local). A melhor posição de partícula na população, ou seja, a solução com menor custo, também é memorizada. Os vetores velocidade e posição são variáveis contínuas.

Na inicialização, cada partícula possui posição e velocidade aleatórias. O algoritmo procura a solução ótima através de atualizações das posições e velocidades de cada partícula, levando em conta as velocidades, as melhores posições das partículas e a melhor posição da população, até um critério de parada. As posições e as velocidades das partículas são atualizadas segundo as equações [12]:

$$v_{t+1} = wv_t + r_1c_1(P_t - X_t) + r_2c_2(G_t - X_t) , \quad (6-7)$$

$$X_{t+1} = X_t + v_{t+1} , \quad (6-8)$$

onde  $w$  é o peso de inércia;  $c_1$  e  $c_2$  são taxas de aprendizagem;  $r_1$  e  $r_2$  são dois números aleatórios gerados segundo uma distribuição uniforme  $[0, 1]$ ;  $v_t$ ,  $X_t$  e  $P_t$  são, respectivamente, a velocidade, a posição, a melhor posição da partícula no instante de tempo  $t$ ; e  $G_t$  é a melhor posição da população no instante de tempo  $t$ .

O Algoritmo 2 apresenta o funcionamento da PSO.

### Algoritmo 2: *Particle Swarm Optimization* (PSO)

#### 1º passo: Inicialização

- Inicializar as posições  $X(i)$  e velocidades  $v(i)$  de cada partícula  $i$  com valores aleatórios.
- Definir melhor posição da partícula  $P(i) = X(i)$ , onde  $i$  é o índice da partícula.
- Calcular o custo  $C(i)$  de cada partícula  $i$  de acordo com a função objetivo.
- Definir o menor custo da partícula (ou seja, o custo de  $P(i)$ )  $C^P(i) = C(i)$ .
- Encontrar na população a partícula com menor custo e definir as variáveis de posição  $G$  e custo  $C^G$  global com os valores dessa partícula.

#### 2º passo: Iteração

- (*Optional*) Definir o peso de inércia  $w$ . Em alguns casos, utiliza-se como critério de parada o número de iterações e faz-se  $w = (maxit - iter)/maxit$ , onde  $maxit$  é o número máximo de iterações e  $iter$  o número da iteração atual.

Para cada partícula  $i$ :

- Gerar números aleatórios  $r_1$  e  $r_2$  segundo uma distribuição uniforme  $[0, 1]$ .
- Calcular a nova velocidade da partícula segundo a equação:

$$v(i) = wv(i) + r_1c_1(P(i) - X(i)) + r_2c_2(G - X(i)) \quad (6-9)$$

- Calcular a nova posição da partícula segundo a equação:

$$X(i) = X(i) + v(i) \quad (6-10)$$

- Avaliar o custo da partícula  $C(i)$  segundo a função objetiva.
- Se o custo atual da partícula  $C(i)$  for inferior ao menor custo da partícula  $C^P(i)$ , ou seja,  $C(i) < C^P(i)$ , defina  $C^P(i) = C(i)$  e  $P(i) = X(i)$ .
- Se o menor custo da partícula  $C^P(i)$  for inferior ao menor custo global  $C^G$ , ou seja,  $C^P(i) < C^G$ , defina  $C^G = C^P(i)$  e  $G = X(i)$ .

#### 3º passo: Critério de Parada

- Avaliar o critério de parada (um critério de parada é o número de iterações).
- Parar o algoritmo se o critério de parada for satisfeito, a melhor solução encontrada é  $G$ , ir para o passo 2 caso contrário.

### 6.3.1 Otimização PSO Inteira

A otimização PSO padrão trabalha com números contínuos. Em algumas aplicações, as soluções para o problema precisam ter valores inteiros. Para esse caso, há uma variação da PSO padrão que discretiza a posição e a velocidade das partículas [72] segundo a equação:

$$\text{INT}(r) = \begin{cases} \text{floor}(r) & \text{if } \text{rand} > r - \text{floor}(r) \\ \text{ceil}(r) & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (6-11)$$

onde  $\text{floor}(r)$  e  $\text{ceil}(r)$  são funções de arredondamento para o maior inteiro menor que  $r$  e menor inteiro maior que  $r$ , respectivamente, e  $\text{rand}$  é um número aleatório gerado segundo uma distribuição uniforme [0,1]. Neste capítulo, utiliza-se essa técnica de otimização PSO inteira, pois a solução do problema proposto é um vetor de índices inteiros (índices dos usuários alocados aos blocos de recursos).

## 6.4 Alocação de Recursos Utilizando PSO

O problema de otimização proposto pode ser resolvido, com resultado sub-ótimo, através da PSO padrão fazendo algumas considerações. A PSO padrão não possui restrições, então a restrição da banda mínima será convertida em uma função de penalidade. O vetor solução  $x$ , que representa o usuário alocado a cada bloco de recurso, é inteiro e é adequado utilizar a versão modificada da PSO, PSO para soluções inteiras, como descrito na seção 6.3.1.

A função de penalidade, Equação (6-12), converte a otimização com restrições em uma otimização sem restrições.

$$\text{Penalidade} = [\max(R)]^2 \sum_{k=1}^K \left[ \min \left( 0, \frac{r_k - R_k}{R_k} \right) \right]^2. \quad (6-12)$$

A função de penalidade está associada ao percentual da taxa mínima que foi atendida para cada usuário. Quando as taxas mínimas de todos os usuários são atendidas, a função de penalidade é igual a zero, ou seja, a restrição é atendida.

Se o sistema não dispor de recursos suficientes para atender todas as taxas mínimas, a otimização ainda terá uma solução, mesmo que a restrição não seja plenamente atendida.

$$F = T_b - [\max(R)]^2 \sum_{k=1}^K \left[ \min \left( 0, \frac{r_k - R_k}{R_k} \right) \right]^2 \quad (6-13)$$

$$F = \sum_{k=1}^K r_k(t) - [\max(R)]^2 \sum_{k=1}^K \left[ \min \left( 0, \frac{r_k - R_k}{R_k} \right) \right]^2 \quad (6-14)$$

Com a finalidade de melhorar o desempenho da PSO, as taxas dos usuários por bloco de recurso foram ordenadas, como feito em [12]. Seja  $u^n = \{u_1^n, u_2^n, \dots, u_K^n\}$  o vetor das taxas de bits dos usuários para o bloco de recurso  $n$ ; e  $u'_n = \{u_{k'_1}^n, u_{k'_2}^n, \dots, u_{k'_K}^n\}$  o vetor  $u_n$  ordenado crescentemente, onde  $k'_i$  representam os índices dos usuários no vetor ordenado.

As partículas na otimização terão  $N$  dimensões, onde cada dimensão corresponde a alocação de um bloco de recurso a um usuário. A solução da otimização conta com o índice do usuário para cada bloco de recurso. O vetor ordenado  $u'_n$  corresponde ao espaço de procura para a dimensão  $n$ . Por exemplo, se a partícula na dimensão  $n$  for 1,  $x[n] = 1$ , o bloco de recurso  $n$  é alocado para o usuário  $k'_1$  (primeiro usuário no *ranking*, com menor taxa de bits).

Nota-se que, para alocar a maior taxa de bits no sistema, todos os blocos de recursos seriam alocados para seus respectivos usuários  $k'_K$ , pois esses possuem as maiores taxas de bits. Porém, para atender a restrição de taxa mínima, nem sempre um usuário com maior taxa de bits no bloco de recurso será alocado. A função de penalidade força a otimização atingir a restrição antes de maximizar prioritariamente a taxa de bits do sistema.

A PSO realiza a otimização avaliando os custos de cada solução (partícula) através da função objetivo (6-14). Os menores custos são memorizados, por partícula e da população, e utilizados no algoritmo.

### 6.4.1 Simulações e Resultados

A fim de se verificar o desempenho do sistema proposto foi desenvolvido, em MATLAB<sup>®</sup>, um simulador de rede que trabalha com o método proposto neste capítulo, e os resultados foram comparados entre o método proposto e o método apresentado em [12]. O esquema de alocação de recursos foi simulado com dois conjuntos de quatro séries de tráfego real IP cada um, com quatro, oito, doze, dezesseis e vinte usuários, como apresentado a seguir nas seções 6.4.1.1 e 6.4.1.2.

A otimização PSO inteira (Seção 6.3.1) foi realizada considerando uma população de 30 indivíduos, critério de parada de 100 iterações, peso de inércia  $w = (100 - i)/100$  (onde  $i$  é o número da iteração, iniciando em 0) e parâmetros  $c_1 = 1$  e  $c_2 = 3$ .

As características consideradas para o sistema são apresentadas na Tabela 6.1. O MCS foi escolhido aleatoriamente dentre os níveis 1 a 8 [13]. A relação SNR-MCS é apresentada na Tabela 6.2 [13], e os valores de taxa de bits foram estimados através da

Equação (6-2), desconsiderando, sem perda de generalização, sinais pilotos e de controle. Ou seja, todos os símbolos OFDM foram considerados como símbolos de dados.

A taxa mínima definida para os usuários  $R'_k$  foi considerada como a média dos fluxos de tráfego de dados.

Cenário de Simulação	
Número de Subportadoras por Bloco de Recurso	12
Largura de Banda por Subportadora	15 kHz
Duração de um <i>slot</i>	0,5 ms
Número de símbolos OFDM por <i>slot</i>	7
Tempo de escalonamento (TTI)	1 ms
Número de símbolos OFDM por TTI	14
Tamanho de <i>buffer</i> por usuário	60 kB [54][55]
Taxa de perda utilizada na estimação de banda efetiva	1%

**Tabela 6.1:** Sistema Considerado

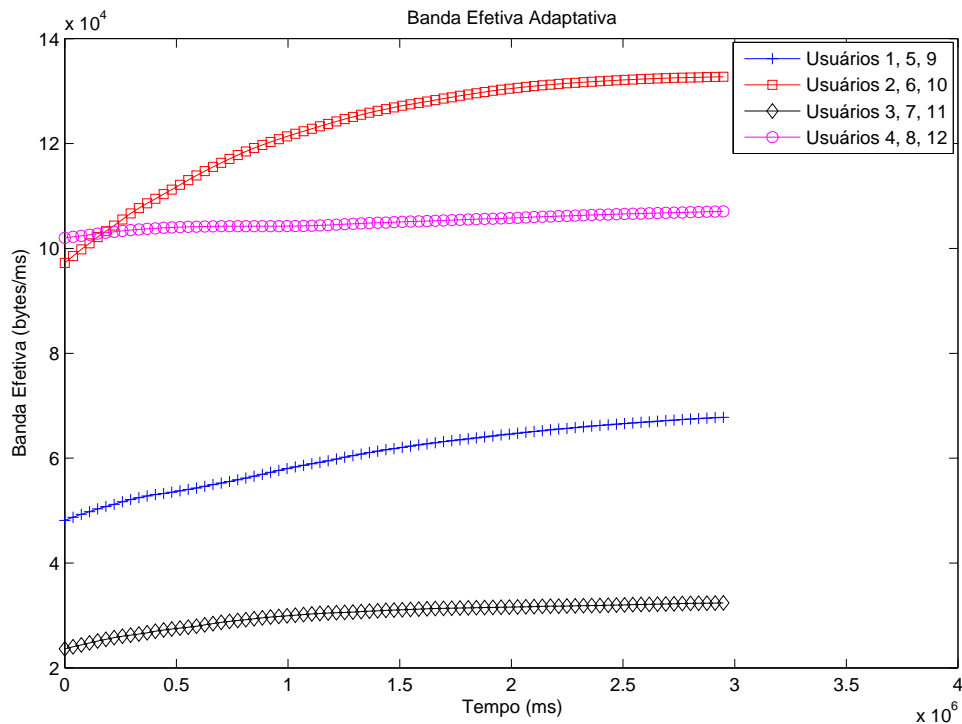
Nível MCS	SNR (dB)	MCS	Taxa de bits (kbps)
1	1,7	QPSK (1/2)	168
2	3,7	QPSK (2/3)	224
3	4,5	QPSK (3/4)	252
4	7,2	16QAM (1/2)	336
5	9,5	16QAM (2/3)	448
6	10,7	16QAM (3/4)	504
7	14,8	64QAM (2/3)	672
8	16,1	64QAM (3/4)	756

**Tabela 6.2:** Taxas de bits e SNRs associadas aos MCS [13]

#### 6.4.1.1 Simulação I

O esquema de alocação de recursos foi simulado com quatro, oito, doze, dezesseis e vinte usuários, representados pelas séries de dados “dec-pkt-1” (informações em A.1.1), usuários 1, 5, 9, 13, e 17, “dec-pkt-2” (informações em A.1.2), usuários 2, 6, 10, 14 e 18, “lbl-pkt-4” (informações em A.1.8), usuários 3, 7, 11, 15 e 19, e “dec-pkt-4” (informações em A.1.4), usuários 4, 8, 12, 16 e 20. O tempo de simulação foi de 90000 ms, que corresponde a 90000 TTI, e foi considerado que o sistema possui 25 blocos de recursos, com uma largura de banda de 5 MHz.

As bandas efetivas calculadas adaptativamente para todos os usuários, para toda série de tráfego, estão apresentadas na Figura 6.1.



**Figura 6.1:** *Bandas efetivas adaptativas estimadas para os usuários do sistema*

A Tabela 6.3 apresenta os percentuais de perdas de bytes do sistema e a média de perda de bytes dos usuários, relativa ao fluxo de tráfego do usuário, no sistema simulado, considerando o esquema de alocação apresentado em [12] e esquema de alocação proposto. Ambos os esquemas de alocação utilizam PSO para alocar taxas de transferência mínimas aos usuários. Porém, no esquema apresentado em [12] as taxas mínimas são fixas e essas foram consideradas iguais às médias dos fluxos de tráfego; e no esquema de alocação proposto, as taxas mínimas são iguais às bandas efetivas dos usuários, que são calculadas adaptativamente através do método apresentado na Seção 3.5.1.

A partir desses dados, observa-se que as médias de perda dos usuários tendem a ser inferiores utilizando o esquema de alocação proposto e as perdas do sistema são aproximadamente iguais às do esquema apresentado em [12]. Isso acontece pois as perdas dos usuários, relativas aos seus fluxos de tráfego, tendem a estar no mesmo nível, diminuindo a média de perda dos usuários.

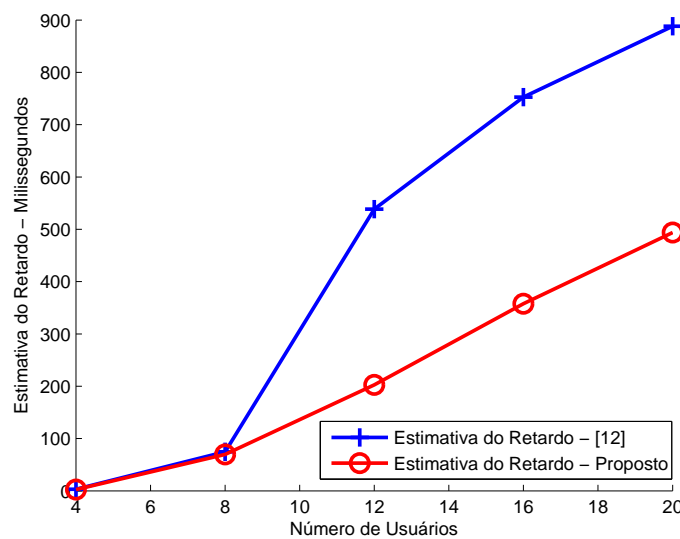
Número de Usuários	Perdas do Sistema		Média de Perdas dos Usuários	
	Esquema [12]	Proposto	Esquema [12]	Proposto
4	0,007170 %	0,009560 %	0,009284 %	0,012379 %
8	2,227813 %	1,594020 %	2,040855 %	2,198889 %
12	19,830540 %	18,241733 %	26,012732 %	14,452624 %
16	35,933397 %	35,314559 %	42,905562 %	27,563534 %
20	47,174917 %	48,223034 %	54,706204 %	37,715635 %

**Tabela 6.3:** Perda do sistema e média de perdas dos usuários

A Tabela 6.4 e a Figura 6.2 apresentam a média da estimativa do retardo em função do número de usuários. Nota-se que a média da estimativa do retardo nas simulações com o esquema de alocação proposto é significativamente inferior aos valores de retardo apresentados nas simulações utilizando o esquema [12], principalmente para os sistemas com 12, 16 e 20 usuários. Os usuários com maiores fluxos de tráfego têm seus retardos reduzidos com o aumento dos recursos alocados pelo esquema proposto, diminuindo assim a média da estimativa do retardo.

Número de Usuários	Média da Estimativa do Retardo	
	Esquema [12]	Proposto
4	3,172069 ms	2,589864 ms
8	74,676940 ms	69,777257 ms
12	538,590475 ms	202,640714 ms
16	752,577564 ms	357,564658 ms
20	888,249463 ms	493,703229 ms

**Tabela 6.4:** Média da estimativa do retardo



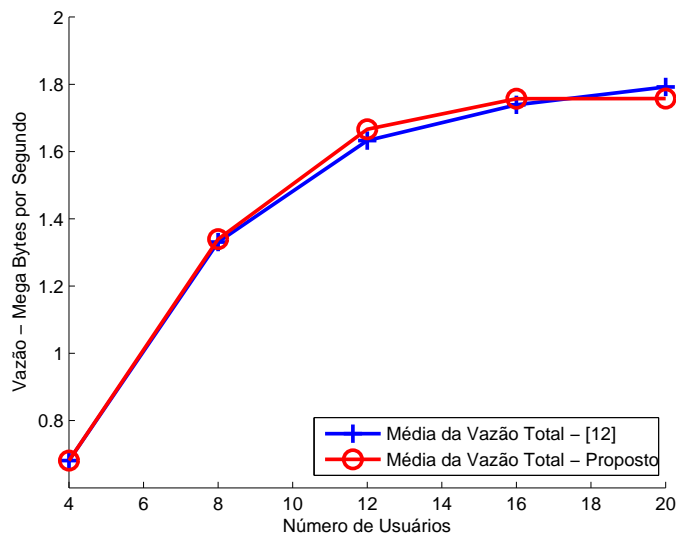
**Figura 6.2:** Média da estimativa do retardo em função do número de usuários

O sistema compartilha recursos que não são suficientes para atender todos os requisitos de banda de todos os usuários, desta forma, quanto mais recursos são alocados aos usuários com maiores demandas de taxas de dados, os usuários com menores demandas tem suas taxas de dados reduzidas, levando a um aumento de retardo e perdas para esses usuários.

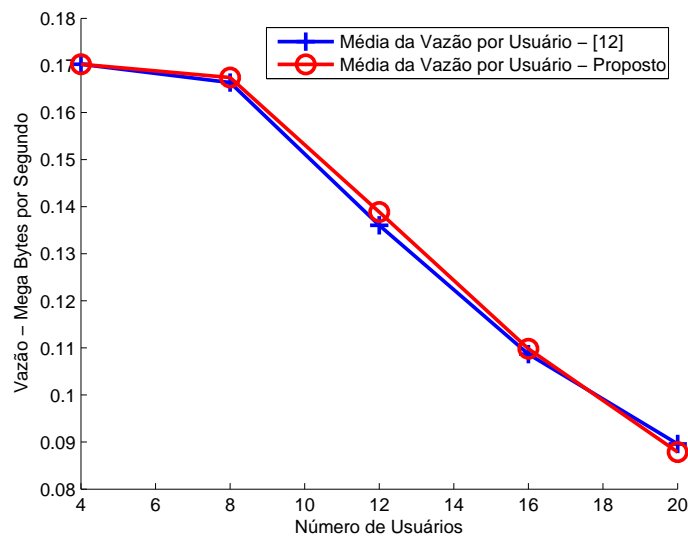
A Tabela 6.5 e a Figura 6.3 apresentam a média da vazão total do sistema e a Figura 6.4 apresenta a média da vazão por usuário em função do número de usuários, em mega bytes por segundo (MBps), para o esquema proposto e para o esquema descrito em [12]. Os valores de vazão são semelhantes em ambos os esquemas simulados. Quando há dados nos *buffers* dos usuários há pouca variação na vazão do sistema, independente da alocação de recursos, pois todos os recursos serão utilizados.

Número de Usuários	Média da Vazão Total	
	Esquema [12]	Proposto
4	0,680967 MBps	0,680963 MBps
8	1,330712 MBps	1,339495 MBps
12	1,632538 MBps	1,666385 MBps
16	1,738927 MBps	1,756906 MBps
20	1,792112 MBps	1,757614 MBps

**Tabela 6.5:** Média da vazão total do sistema



**Figura 6.3:** Média da vazão total do sistema em função do número de usuários



**Figura 6.4:** Média da vazão por usuário do sistema em função do número de usuários

A Tabela 6.6 e a Figura 6.5 apresentam a medida de justiça, também conhecida como *fairness* [65], para o esquema proposto e para o esquema descrito em [12]. O índice de justiça para vazão é dado pela equação [66]:

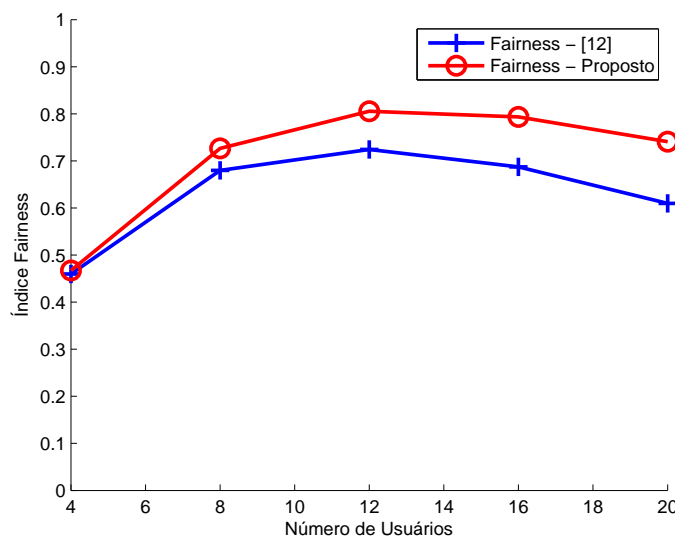
$$\text{Índice Fairness} = \frac{(\sum_{k=1}^K x_k)^2}{K \sum_{k=1}^K x_k} \quad (6-15)$$

onde  $K$  é o número total de usuários,  $x_k = T_k/O_k$  é a vazão normalizada,  $T_k$  a vazão do usuário  $k$  e  $O_k$  é a vazão justa do usuário  $k$ . A vazão justa foi calculada através do critério

Max-Min [73], considerando a banda efetiva como as demandas dos usuários. Dentre os esquemas simulados, os resultados mostram que o *fairness* é superior utilizando o esquema de alocação proposto, pois a considerada a banda efetiva como a vazão justa do usuário.

Número de Usuários	Média do <i>Fairness</i>	
	Esquema [12]	Proposto
4	0,459725	0,467349
8	0,679676	0,726595
12	0,724296	0,805298
16	0,687219	0,793503
20	0,609817	0,740986

**Tabela 6.6:** Média do *fairness*



**Figura 6.5:** Média do *fairness* em função do número de usuários

A Tabela 6.7 apresenta a utilização no sistema simulado considerando as duas propostas. A utilização foi estimada através da seguinte equação:

$$u(t) = \frac{V(t)}{C(t)}, \quad (6-16)$$

onde  $V(t)$  é a taxa de saída de dados no instante  $t$  e  $C(t)$  a capacidade alocada ao usuário servido no instante  $t$ .

Número de Usuários	Utilização do Sistema	
	Esquema [12]	Proposto
4	37,319941 %	37,996523 %
8	76,969520 %	76,443251 %
12	96,335829 %	89,220246 %
16	99,154897 %	91,841748 %
20	99,748829 %	91,662334 %

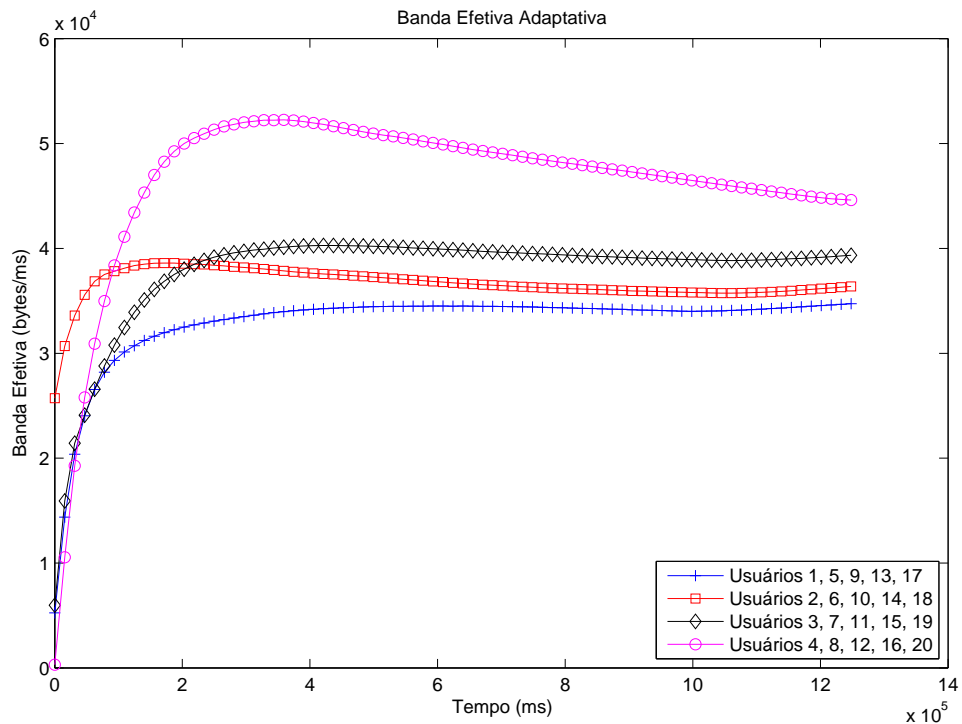
**Tabela 6.7:** *Utilização do Sistema*

Através dos resultados apresentados, observa-se que o esquema de alocação proposto, comparado ao esquema apresentado em [12], tende aproximadamente a manter ou até mesmo a diminuir a perda média entre os usuários e a perda no sistema e diminuir o retardo. Também há um aumento no índice de justiça, *fairness*, e diminuição da utilização do sistema.

#### 6.4.1.2 Simulação II

O sistema também foi simulado com séries de tráfego reais de uma rede celular WiMAX, com quatro, oito, doze, dezesseis e vinte usuários, representados pelas séries de dados “SNU20100315” (informações em A.1.9) , usuários 1, 5, 9, 13, e 17, “SNU20100316” (informações em A.1.10) , usuários 2, 6, 10, 14 e 18, “SNU20100317” (informações em A.1.11) , usuários 3, 7, 11, 15 e 19, e “SNU20100318” (informações em A.1.12) , usuários 4, 8, 12, 16 e 20. O sistema foi simulado com 50 blocos de recursos (largura de banda de 10 MHz), nomeada de Simulação IIa, e com 100 blocos de recursos (largura de banda de 20 MHz), nomeada de Simulação IIb. Considerou-se o tempo de simulação igual a 100000 ms, ou seja, 100000 TTI.

As bandas efetivas calculadas adaptativamente para todos os usuários, para toda série de tráfego desta simulação, estão apresentadas na Figura 6.6.



**Figura 6.6:** *Bandas efetivas adaptativas estimadas para os usuários do sistema*

As Tabelas 6.8 e 6.9 apresentam as perdas do sistema e a média de perdas dos usuários referente aos fluxos de tráfego destes. As simulações mostram que para as séries de tráfego consideradas as perdas do esquema proposto são próximas as perdas encontradas no esquema apresentado em [12]. Devido ao maior número de recursos disponibilizados, a Simulação Iib possui menores percentuais de perdas. A Simulação Iia do esquema proposto com doze ou mais usuários tende a reduzir as perdas, o que só acontece significativamente com 20 usuários na Simulação Iib.

Número de Usuários	Perdas do Sistema		Média de Perdas dos Usuários	
	Esquema [12]	Proposto	Esquema [12]	Proposto
4	0,351784 %	0,371278 %	0,329399 %	0,346132 %
8	3,008980 %	4,839742 %	2,881963 %	4,240688 %
12	27,449256 %	23,220688 %	26,616587 %	22,017725 %
16	42,563855 %	39,116551 %	41,918798 %	38,139980 %
20	52,447193 %	49,909233 %	51,887454 %	49,122648 %

**Tabela 6.8:** *Perda do sistema e média de perdas dos usuários - Simulação Iia (50 blocos de recursos)*

Número de Usuários	Perdas do Sistema		Média de Perdas dos Usuários	
	Esquema [12]	Proposto	Esquema [12]	Proposto
4	0,089603 %	0,090023 %	0,088989 %	0,089278 %
8	0,381792 %	0,389381 %	0,355347 %	0,361078 %
12	1,688185 %	1,243077 %	1,610941 %	1,100992 %
16	6,215039 %	7,301369 %	5,861008 %	6,542914 %
20	21,536916 %	17,014505 %	20,771548 %	15,918278 %

**Tabela 6.9:** Perda do sistema e média de perdas dos usuários - Simulação Iib (100 blocos de recursos)

As Tabelas 6.10 e 6.11 apresentam a média da estimativa do retardo nas simulações. A média do retardo observado na Simulação Iia é superior, comparado ao esquema apresentado em [12], nas simulações com 8, 16 e 20 usuários, porém a perda no sistema com 16 e 20 usuário é inferior.

Na Simulação Iib nota-se que a média do retardo utilizando o esquema proposto é inferior na maior parte da simulações. Apenas na simulação com 16 usuário a média do retardo é superior 0,149437 ms. Entretanto, as perdas nessa simulação são semelhantes às perdas apresentadas nas simulação do esquema s[12].

Número de Usuários	Média da Estimativa do Retardo	
	Esquema [12]	Proposto
4	6,807155 ms	6,720215 ms
8	56,778307 ms	65,894098 ms
12	177,290346 ms	167,217974 ms
16	249,197199 ms	265,844621 ms
20	320,696019 ms	373,852045 ms

**Tabela 6.10:** Média da estimativa do retardo - Simulação Iia (50 blocos de recursos)

Número de Usuários	Média da Estimativa do Retardo	
	Esquema [12]	Proposto
4	1,799083 ms	1,798979 ms
8	8,574357 ms	7,519954 ms
12	37,043646 ms	31,274695 ms
16	80,531520 ms	80,680957 ms
20	155,984445 ms	133,965358 ms

**Tabela 6.11:** Média da estimativa do retardo - Simulação Iib (100 blocos de recursos)

As Tabelas 6.12 e 6.13 mostram a média da vazão total do sistema em mega bytes por segundo. A simulação com maior quantidade de blocos de recursos, Simulação IIb, apresenta maior vazão devido a quantidade de recursos. A vazão total do sistema está diretamente relacionada às perdas do sistema, portanto, as mesmas observações realizadas para as perdas são válidas para a média da vazão total. Na Simulação IIa com 12, 16 e 20 usuários e na Simulação IIb com 12 e 20 usuários a média da vazão total utilizando o esquema proposto é maior e as perdas são menores.

Número de Usuários	Média da Vazão Total	
	Esquema [12]	Proposto
4	1,309562 MBps	1,309289 MBps
8	2,547890 MBps	2,499923 MBps
12	2,856776 MBps	3,023836 MBps
16	3,015154 MBps	3,196388 MBps
20	3,120338 MBps	3,287048 MBps

**Tabela 6.12:** Média da vazão total do sistema - Simulação IIa (50 blocos de recursos)

Número de Usuários	Média da Vazão Total	
	Esquema [12]	Proposto
4	1,313149 MBps	1,313126 MBps
8	2,618262 MBps	2,618088 MBps
12	3,874695 MBps	3,892597 MBps
16	4,926681 MBps	4,870163 MBps
20	5,149840 MBps	5,448065 MBps

**Tabela 6.13:** Média da vazão total do sistema - Simulação IIb (100 blocos de recursos)

O índice de justiça, como apresentado anteriormente na Seção 6.4.1.1, são mostrados nas Tabelas 6.14 e 6.15 para as simulações IIa e IIb, respectivamente. Os resultados para as séries dessa simulação mostram uma relação entre as perdas do sistema e o índice de justiça. Os resultados que apresentaram menores perdas tiveram menores médias do *fairness* e os resultados com maiores perdas tiveram maiores médias do *fairness*, exceto na Simulação IIb com 12 usuários, onde a perda do sistema foi inferior utilizando o esquema proposto e o índice de justiça foi maior. Para esse simulação a distribuição desigual de recursos, que é uma característica do sistema proposto, gerou menores perdas do sistema.

Número de Usuários	Média do <i>Fairness</i>	
	Esquema [12]	Proposto
4	0,489409	0,495800
8	0,628750	0,718817
12	0,851470	0,811702
16	0,843300	0,784145
20	0,828242	0,739443

**Tabela 6.14:** Média do *fairness* - Simulação IIa (50 blocos de recursos)

Número de Usuários	Média do <i>Fairness</i>	
	Esquema [12]	Proposto
4	0,524050	0,524335
8	0,427698	0,449948
12	0,509062	0,608259
16	0,703246	0,731752
20	0,810095	0,781452

**Tabela 6.15:** Média do *fairness* - Simulação IIb (100 blocos de recursos)

As Tabelas 6.16 e 6.17 apresentam a utilização do sistema, calculada da mesma forma apresentada na Seção 6.4.1.1. Na Simulação IIa com 12, 16 e 20 usuários a utilização do esquema proposto tende a diminuir a utilização do sistema, as perdas do sistema e o índice *fairness*. Na Simulação IIb com o esquema proposto a utilização é inferior com maior número de usuários no sistema, 16 e 20 usuários, é superior com 12 usuários e aproximadamente igual à simulação com o esquema apresentado em [12] com 4 e 8 usuários.

Número de Usuários	Utilização do Sistema	
	Esquema [12]	Proposto
4	37,825812 %	38,032214 %
8	68,203141 %	71,480882 %
12	87,862468 %	83,013444 %
16	88,742290 %	85,657210 %
20	89,031358 %	87,053989 %

**Tabela 6.16:** Utilização do Sistema - Simulação IIa (50 blocos de recursos)

Número de Usuários	Utilização do Sistema	
	Esquema [12]	Proposto
4	20,116343 %	20,120385 %
8	37,466788 %	37,857685 %
12	53,138511 %	59,794958 %
16	76,207139 %	73,569614 %
20	86,565502 %	80,610091 %

**Tabela 6.17:** *Utilização do Sistema - Simulação IIb (100 blocos de recursos)*

Na Simulação IIa com 12, 16 e 20 usuários nota-se uma relação interessante entre perdas do sistema, índice de justiça e utilização do sistema. Todos esses parâmetros são inferiores, quando comparado a simulação utilizando o esquema apresentado em [12], para os mesmos números de usuários. A relação perdas do sistema e índice de justiça se repete, na maior parte, na Simulação IIb, porém a utilização não acompanha as características observadas na Simulação IIa. A relação entre os parâmetros de desempenho deve ser melhor estudada para o melhor entendimento sobre tais relações, se elas realmente existem e se estão ligadas às características dos fluxos de tráfegos.

## 6.5 Conclusão

O esquema de alocação proposto utiliza otimização PSO para maximizar a taxa de bits no sistema e ao mesmo tempo garantir que as taxas de dados sejam maiores ou iguais às bandas efetivas dos fluxos tráfego. Através da teoria de banda efetiva define-se as taxas mínimas necessárias para atender requisitos de QoS para o sistema.

A Simulação I mostrou que a utilização do esquema proposto tende a manter as perdas no sistema e a média de perdas dos usuários, e reduzir a média do retardo. E a Simulação II apresentou relações entre alguns parâmetros de desempenho e menores perdas em alguns casos e menores retardos em outros. As características dos fluxos de tráfego considerados nas simulações são diferentes. O esquema proposto reduziu o retardo em redes cabeadas com tráfego multiplexado e reduziu as perdas no sistema de rede celular quando os recursos são escassos (Simulação IIa).

Vários fatores podem ter impacto nos resultados apresentados nesse capítulo. As limitações do  $\beta$ MWM Adaptativo podem impactar nos resultados obtidos, uma vez que no tempo de adaptação dos parâmetros o modelo não corresponde às características reais do fluxo de tráfego. Os fluxos de tráfegos considerados possuem características diferentes e os resultados observados são diferentes. É necessário novos estudos para verificar o

impacto do modelo e das características dos fluxos de tráfego nos resultados apresentados pelo sistema.

---

## Conclusão

---

Esse trabalho apresentou vários estudos relacionados a fluxos de tráfego em redes de dados, contemplando modelagem e estimação de banda efetiva para fluxos de tráfego, tecnologias de redes sem fio e aplicações e simulações de redes de dados. É proposto um novo método para estimação de parâmetros do modelo de tráfego ( $\beta$ MWM, Seção 2.4), novos métodos de estimação de banda efetiva (Seção 3.5) e novos esquemas de alocação de recursos em redes OFDM (Capítulo 5 e Capítulo 6).

A banda efetiva é interessante aos serviços que demandam requisitos de QoS, para dimensionamento de redes de dados, e pode ser aplicada a vários outros estudos, como de controle de admissão (CAC) a esquemas de alocação de recursos, conforme mostrado nesse trabalho. A partir de exemplos e dados de simulações, observou-se que alguns métodos propostos, como “Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas” (Seção 3.5.6) e “Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel” (Seção 3.5.5), possuem vantagens em relação a outros métodos presentes na literatura, como [23], [36] e [37].

Dentre os métodos de estimação propostos, os métodos que utilizam estimação de p.d.f., Kernel e Misturas Gaussianas, foram os que mais se aproximaram da banda efetiva empírica (banda efetiva do estimador direto). O método de estimação para processos multifractais também teve uma boa aproximação da banda efetiva empírica, principalmente para valores de  $t$  grandes. Os métodos baseados em processos envelopes tiveram maiores discrepâncias, porém, esses métodos são interessantes devido à possibilidade de aplicação em trabalhos que utilizam processos envelope de fluxos de tráfegos, como [74], [75] e [76].

O esquema de “Alocação Dinâmica de *Slots* de Tempo Multiusuário para Redes OFDM/TDMA” (Capítulo 5) apresenta vantagens de desempenho, principalmente relacionados a perda de dados no sistema, em relação a alocação de quantidade fixa de *slots* de tempo, em sistemas OFDM/TDMA. Esse esquema propõe atender taxas de transferências referentes às bandas efetivas dos usuários e assim satisfazer os requisitos de QoS previstos pela teoria de banda efetiva. As simulações mostraram que perdas no sistema e a perda média dos usuários reduziram, na maior parte dos casos, utilizando o esquema pro-

posto, porém, houve um aumento da estimativa do retardo para alguns usuários, devido a alocação diferenciada de recursos.

Outro esquema de alocação de recursos proposto é a “Alocação Dinâmica de Recursos em Redes LTE Multiusuário” (Capítulo 6). De forma semelhante ao esquema de alocação de recursos em redes OFDM/TDMA, esse esquema aloca recursos de forma a atender a banda efetiva dos usuários, porém, leva em conta alocação de blocos de recursos em redes LTE utilizando algoritmo de otimização PSO e prioriza a maximização da transferência de dados. Através de simulações observou-se que o desempenho do esquema proposto neste trabalho é superior, em geral, ao desempenho do esquema proposto em [12], que possui abordagem semelhante, mas que não considera a banda efetiva. O esquema proposto tende a diminuir a perda média entre os usuários, o retardo e a utilização do sistema, e aumentar o índice de justiça (*fairness*) para algumas séries de tráfego (Simulação I, Seção 6.4.1.1). Em outro cenário, Simulação II, Seção 6.4.1.2, o esquema diminui as perdas no sistema em alguns casos e o retardo em outros, além de mostrar uma relação entre alguns parâmetros de desempenho.

Nas simulações de ambos os esquemas propostos, foram considerados cenários onde os recursos das redes são limitados. A alocação de recursos baseada em banda efetiva, comparada a outros métodos, diminuiu os recursos alocados aos usuários com menores bandas efetivas, levando a um aumento da estimativa do retardo e perdas. Os usuários com maiores valores de banda efetiva tiveram uma redução da perda e estimativa de retardo. A tendência da alocação baseada em banda efetiva é nivelar as perdas no sistema, alocando mais recursos aos usuários com maiores demandas por taxas de transferência de dados.

### 7.0.1 Trabalhos Futuros

O modelo  $\beta$ MWM Adaptativo no período de adaptação, ou seja, até a convergência dos parâmetros, não corresponde corretamente às características do fluxo de tráfego, o que pode levar a impactos nos resultados dos esquemas propostos nesse estudo. Novas pesquisas são necessárias para verificar o tempo de convergência do modelo e os impactos nos resultados.

Os esquemas de alocação de recursos em redes multiusuários podem ser aplicados a outras tecnologias de transmissão de dados, incluindo escalonamento interno em vários tipos de serviços computacionais. As aplicações, mesmo que não seja o foco desse trabalho, podem ser estendidas até para outros ramos da ciência que utilizam teoria de filas e recursos limitados.

Muitos estudos ainda são necessários para otimizar recursos em redes multiusuários. Conhecer e estudar todas as características reais dos sistemas de transmissão é um

grande desafio para os profissionais da área. Normalmente, a transmissão é feita através de canais físicos e o detalhamento desses canais é uma tarefa complexa. Há também variação nas características dos usuários. Os esquemas propostos devem ser aliados a outros estudos, como estimação e modelagem de canal de rádio, mobilidade de usuários, variação de tecnologia, entre outros, com a finalidade de obter resultados mais relevantes.

---

## Referências Bibliográficas

---

- [1] Prasad, R. . “Ofdm for Wireless Communications Systems. Artech House”. Artech House universal personal communications series, 2004.
- [2] IEEE. IEEE Standard for Local and Metropolitan Area Networks - Part 16: Air Interface for Fixed Broadband Wireless Access Systems. New York, NY, USA, 2004.
- [3] 3GPP. Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA) and Evolved Universal Terrestrial Radio Access Network (E-UTRAN); Overall description. Valbonne, FR, 2013.
- [4] Krishna, M. P.; Gadre, V. M.; Dessay, U. B. . “Multifractal based network traffic modeling”. Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [5] Lee, I. W. C.; Fapojuwo, A. O. . “Stochastic processes for computer network traffic modelling”. Computer Communications, vol. 29, pp.1-23, 2005.
- [6] Vieira, F. H. T.; Lee, Luan L. . “Modelagem de Tráfego de Redes Utilizando Cascata Multifractal Generalizada”. Revista de Informática Teórica e Aplicada, v. XV, p. 88-104, 2008.
- [7] Rocha, F. G. C.; Vieira, F. H. T. . “Modelagem de tráfego de vídeo MPEG-4 utilizando cascata multifractal com distribuição autorregressiva dos multiplicadores”. I2TS, Florianópolis-SC, 2009.
- [8] Frost, V.; Melamed, B. . “Traffic modeling for telecommunications networks”. IEEE Communications Magazine 32:3, 70-81, 1994.
- [9] Leland, W. E.; Taqqu, M. S.; Willinger, W.; Wilson, D. V. . “On the self-similar nature of Ethernet traffic”. (extended version). IEEE/ACM Transactions on Networking, v. 2, n. 1, pp.1-15, 1994.
- [10] Paxson, V.; Floyd, S. . “Wide-area traffic: The failure of Poisson modeling”. IEEE/ACM Transactions on Networking, v.3, n.3, pp.226-244, 1995.

- [11] Guan, Na; Zhou, Yiqing; Tian, Lin; Sun, Gang; Shi, Jinglin . “QoS guaranteed resource block allocation algorithm for LTE systems”. *Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob), IEEE 7th International Conference on*, Pag. 307-312, 2011.
- [12] Su, Lin; Wang, Ping; Liu, Fuqiang . “Particle swarm optimization based resource block allocation algorithm for downlink LTE systems”. *Communications (APCC), 18th Asia-Pacific Conference on*, Pag. 970-974, 2012.
- [13] Huang, Jeng-Ji; Lin, Wei-Keng; Ko, Hung-Hsiang . “A Resource Allocation Algorithm for Maximizing Packet Transmission in Downlink LTE Cellular Systems”. *TENCON 2011 - 2011 IEEE Region 10 Conference*, Pag. 445-449, 2011.
- [14] Riedi, R. H.; Crouse, M. S.; Ribeiro, V. J.; Baraniuk, R. G. . “A multifractal wavelet model with application to network traffic”. *IEEE Trans. on Information Theory*, vol. 45, no.3, pp. 992-1018, 1999.
- [15] Erramilli, A.; Narayan, O.; Willinger, W. . “Experimental Queueing Analysis with Long-Range Dependent Packet Traffic”. *IEEE/ACM Trans. on Net.*, v. 4, n.2, Abril, 1996.
- [16] Liebeherr, J.; Patek, S. D.; Burchard, A. . “Statistical per-flow service bounds in a network with aggregate provisioning”. *IEEE INFOCOM.*, v. 3, 30 Março a 3 Abril, pp.1680-1690, 2003.
- [17] Park, K.; Willinger., W. . “Self-similar Network Traffic and Performance Evaluation”. *John Wiley & Sons, New York*, 2000.
- [18] Li, Q.; Mills, D. . “Investigating the Scaling Behavior, Crossover and Antipersistence of Internet Packet Delay Dynamics”. *Globecom 3*, pp. 1843-1852, 1999.
- [19] Fisher, A.; Calvet, L.; Mandelbrot, B. B. . “Multifractality of Deutschmark/US Dollar Exchanges Rates”. *Yale University*, 1997.
- [20] Molnár, S.; Dang, T. D.; Maricza., I. . “On the queue tail asymptotics for general multifractal traffic”. In *Proc., IFIP Networking 2002, Pisa, Italia, May 2002*.
- [21] Mandelbrot, B. B.; Fisher, A.; Calvet., and L. . “A Multifractal Model of Asset Return”. *Yale University*, 1997.
- [22] Mandelbrot, B. B.; Ness, J. W. V. . “Fractional brownian motions, fractional noises and applications”. *SIAM Review*, 10, 422-437, 1968.

- [23] Rabinovitch, Peter. . “Statistical Estimation of Effective Bandwidth”. Carleton University, Ottawa, Ontario, 2000.
- [24] Dang, Trang Dinh; Molnar, Sandor; Maricza, Istvan . “Capturing the Complete Multifractal Characteristics of Network Traffic”. In Proc., GLOBECOM 2002, 2002.
- [25] Bianchi, G. R.; Vieira, F. H. T.; Ling, L. L. . “A novel network traffic predictor based on multifractal characteristic”. In GLOBECOM’04, Dallas, Texas, EUA. 2004.
- [26] Bianchi, G. R.; Vieira, F. H. T.; Ling, L. L. . “Predictive dynamic bandwidth allocation based on multifractal traffic characteristics”. In ICT (International Conference on Telecommunications), Fortaleza, Ceará. 2004.
- [27] Bianchi, G. R.; Vieira, F. H. T.; Ling, L. L. . “Um modelo multifractal aplicado à previsão de tráfego de redes”. In XXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, Belém, Pará. 2004.
- [28] Ribeiro, V. J.; Riedi, R. H.; Crouse, M. S.; Baraniuk, R. G. . “Multiscale queueing analysis of long-range dependent traffic”. Proc. IEEE Infocom, 2000.
- [29] Vieira, F. H. T.; Costa, V. H. T.; Gonçalves, B. H. P. . “Neural Network Based Approaches for Network Traffic Prediction”. Artificial Intelligence, Evolutionary Computing and Metaheuristics, pp. 657-684, 2013.
- [30] Chui, C. K. . “An Introduction to Wavelets”. San Diego: Academic, 1992.
- [31] Spiegel, M. R.; Liu, J. . “Manual de Fórmulas e Tabelas Matemáticas”. Col. Schaum - 3ª Ed, Makron Books, 2011.
- [32] Elayoubi, S-E.; Chahed., T. . “Connection Admission Control in WCDMA-based UMTS Using the Effective Bandwidth”. Institut National des Telecommunications; EVERY CEDEX, France.
- [33] Gibbens, R. J. . “Traffic Characterisation and Effective Bandwidths for Broadband Network Traces”. in “Stochastic Networks: Theory and Application, Royal Statistical Society Lecture Note Series”, F.P. Kelly, S. Zachary, and I.B. Ziedins, Eds., vol. 4, pp. 169-179. Oxford University Press, ISBN 0-19-852399-8, 1996.
- [34] Duffield, N. G.; Lewis, J. T.; O’Connell, N.; Russell, R.; Tomey, F. . “Entropy of ATM Traffic Streams: A Tool for Estimating QoS Parameters”. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 13, no. 6, pp. 981-990, August 1995.
- [35] Lewis, J. T.; Russell, R. . “An Introduction to Large Deviations for Teletraffic Engineers”. DIAS Report, 1996.

- [36] Norros., I. . “On the use of fractional brownian motion in the theory of connectionless networks”. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 13(6), 953-962, 1995.
- [37] Courcoubetis, C.; Weber, R. . “Effective Bandwidths for Stationary Sources”. Probability in the Engineering and Information Sciences, 9, 285-298, 1995.
- [38] Kelly., F. . “Notes on effective bandwidths. In Stochastic Networks”. Oxford University Press, 1996.
- [39] Courcoubetis, C.; Weber., R. . “buffer overflow asymptotics for a switch handling many traffic sources”. J. Appl. Probability 33, 1996.
- [40] Wischik., D. . “Sample path large deviations for queues with many inputs”. Ann. Appl. Probability, 11, p. 389-404, 2000.
- [41] Aspirot, Laura; Belzarena, Pablo; Bermolen, Paola; Ferragut, Andrés; Perera, Gonzalo; Simon, María . “Quality of service parameters and link operating point estimation based on effective bandwidths”. Perform. Eval. 59: 103-120, 2005.
- [42] Courcoubetis, C.; Siris, V.A. . “Procedures and tools for analysis of network traffic measurements”. Perform. Eval. 48 Pag. 5-23, 2002.
- [43] Vieira, F. H. T.; Bianchi, G. R.; Ling, L. L.; Lemos, R. P. . “Estimação de banda efetiva dinâmica em redes de computadores utilizando uma modelagem auto-regressiva nebulosa”. XXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações (SBrT), Belém, Pará. 2004.
- [44] Kesidis, G.; Walrand, J.; Chang, C. S. . “Effective Bandwidths for Multiclass Markov Fluids and Other ATM Sources”. IEEE ACM Transactions on Networking, pp. 424-428, August 1993.
- [45] Falkner, M.; Devetsikiotis, M.; Lambadaris, I.; Tartarelli, S.; Giordano., S. . “Empirical Effective Bandwidths”. March 8, 2000.
- [46] Dang, Trang Dinh; Molnar, Sandor; Maricza., Istvan . “Queueing Performance Estimation for General Multifractal Traffic”. INTERNATIONAL JOURNAL OF COMMUNICATION SYSTEMS. Vol. 16, p. 117-136. 2003.
- [47] Pereira, Flávio de Melo . “Modelagem, Policiamento e Escalonamento de redes Ethernet PON”. Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2006.
- [48] J, Istas; G., Lang . “Quadratic variations and estimation of the local Hölder index of a Gaussian process”. Ann Inst Henri Poincaré (B) Probabilités Stat; 33:407-36, 1997.

- [49] Trujillo, Leonardo; Legrand, Pierrick; Véhel, Jacques Lévy . “The estimation of hölderian regularity using genetic programming”. GECCO 2010, P. 861-868, 2010.
- [50] Li, Chengzhi; Burchard, Almut; Liebeherr, Jörg . “A Network Calculus with Effective Bandwidth”. Networking, IEEE/ACM Transactions, Volume:15 , Issue: 6, 2003.
- [51] Boorstyn, Robert R.; Burchard, Almut; Liebeherr, Jörg; Oottamakorn., Chaiwat . “Statistical Service Assurances for Traffic Scheduling Algorithms”. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Vol. 18, No 12, December 2000.
- [52] Bowman, A. W.; Azzalini, A. . “Applied Smoothing Techniques for Data Analysis”. New York: Oxford University Press, 1997.
- [53] Resch, B. . “Mixtures of Gaussians, A Tutorial for the Course Computational Intelligence”. Signal Processing and Speech Communication Laboratory. <http://www.igi.tugraz.at/lehre/CI/tutorials/MixtGaussian/MixtGaussian.html>, Inffeldgasse 16c, last updated: 24. Jun 2010.
- [54] Vieira, F. H. T.; Lee, Luan L. . “Limitantes de Desempenho de Fila para Tráfego Multifractal de Redes”. INFOCOMP (UFLA), v. 6, p. 100-110, 2007.
- [55] VIEIRA, F. H. T.; LUAN LING, L. . “Análise de Fila para Tráfego Multifractal utilizando Cálculo de Rede e Parâmetro de Escala Global”. 24º Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores - SBRC2006, Vol. 1, pp.1-6, Curitiba, PR, Brasil, 2006.
- [56] IEEE. Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications. New York, NY, 2012.
- [57] Niyato, D.; Hossain, E. . “Queueing analysis of ofdm/tdma systems”. IEEE Global Telecommunications Conference, vol. 6, p. 5 pp. 3712-3716. December, 2005.
- [58] Lathi, B. P.; Ding, Zhi . “Sistemas de Comunicações Analógicas e Digitais Modernos”. 4ª edição, LTC, 2012.
- [59] Bhandare, Tejas . “LTE and WiMAX Comparisson”. Santa Clara University, 2008.
- [60] Sá, S. M. R. de . “Algoritmo para desenvolver uma ferramenta de planeamento para o sistema de comunicações móveis LTE”. Departamento de Ciências e Tecnologias da Informação, Instituto Universitário de Lisboa, 2011.
- [61] Rodrigues, C. F. R. . “Avaliação da qualidade e desempenho de serviços em redes LTE”. Instituto Superior de Engenharia de Lisboa, Instituto Politécnico de Lisboa, 2012.

- [62] Elayoubi, S-E.; Ben Haddada, O.; Fourestie, B . “Performance Evaluation of Frequency Planning Schemes in OFDMA-based Networks”. *Wireless Communications*, Vol. 7, nº 5, 2008.
- [63] Tarokh, V. . “New Directions in Wireless Communications Research”. Springer, 2009.
- [64] Rocha, F. G. C.; Vieira, F. H. T.; Santos Jr, J.A. . “A Multifractal Based Approach for Loss Probability Estimation for OFDM/TDMA Based Systems”. In: *The 13th 128 International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications*, Recife-PE / Brasil, 2010.
- [65] Jain, R.; Hawe, W.; Chiu, D. . “A Quantitative measure of fairness and discrimination for resource allocation in Shared Computer Systems”. DEC-TR-301, September 26, 1984
- [66] Jain, Raj; Duresi, Arjan; Babic, Gojko . “Throughput Fairness Index: An Explanation”. Department of CIS, The Ohio State University, [http://www.cse.wustl.edu/~jain/atmf/ftp/af\\_fair.pdf](http://www.cse.wustl.edu/~jain/atmf/ftp/af_fair.pdf).
- [67] P., Gonçalves B. H.; T., Vieira F. H.; T., Costa V. H. . “Modelagem Multifractal BetaMWM Adaptativa para Tráfego de Redes de Computadores”. *X EnAComp*, Universidade Federal Goiás, Catalão, Goiás, Brasil, 2013.
- [68] Alasti, Mehdi; Neekzad, Behnam; Hui, Jie; Vannithamby, Rath . “Quality of service in WiMAX and LTE networks”. *IEEE Communications Magazine*, Volume 48 Issue 5, Pag. 104-111 , May 2010.
- [69] R, Kausar; Y, Chen; KK, Chai . “Qos aware packet scheduling with adaptive resource allocation for OFDMA based LTE-advanced networks”. *IET Conference Publications* vol. 2011, (586 CP) Pag. 207-212, 2012.
- [70] Capozzi, F; Piro, G; Grieco, La; boggia, G; Camarda, P . “Downlink packet scheduling in lte cellular networks: Key Design Issues and A survey”. *IEEE Commun. Surv. Tutorials*, 2012.
- [71] Land, A. H.; Doig, A. G. . “An automatic method of solving discrete programming problems”. *Econometrica* 28 (3). pp. 497–520. 1960.
- [72] Wang, J.H.; Yin, Z.Y. . “A ranking selection-based particle swarm optimizer for engineering design optimization problems”. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Volume 37, Issue 2, pp 131-147, 2008.

- [73] Bertsekas, D.; Gallager, R. . “Data Networks”. 2nd ed. Prentice Hall, 1992.
- [74] Junior, Josemar Alves dos Santos; Vieira, F. H. T. . “Algoritmo de Policiamento de Tráfego para Redes OFDM/TDMA WiMAX Baseado em Modelagem Multifractal e Cálculo de Rede”. Dissertação de Mestrado, Escola de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Federal de Goiás, 2011.
- [75] Junior, Josemar Alves dos Santos; Vieira, Flávio Henrique Teles; Rocha, Flávio Geraldo Coelho . “Aplicação de Cálculo de Rede para Estimção de Parâmetros de Qualidade de Serviço em Redes OFDM/TDMA com Policiamento de Tráfego”. XXX SIMPÓSIO BRASILEIRO DE TELECOMUNICAÇÕES, Sociedade Brasileira de Telecomunicações, BRASÍLIA, DF, 2012.
- [76] Pereira, Flavio de M.; da Fonseca, Nelson L. S.; Arantes, Dalton S. . “Modelagem de Tráfego Fractal Utilizando Processos Envelope”. Revista da Sociedade Brasileira de Telecomunicações, Sociedade Brasileira de Telecomunicações, Volume 19, Numero 2, 2004.

---

## Séries de Tráfego

---

Neste trabalho foram utilizadas séries de tráfego reais em exemplos e simulações. As séries de tráfego reais “dec-pkt-1” (A.1.1), “dec-pkt-2” (A.1.2), “dec-pkt-3” (A.1.3) e “dec-pkt-4” (A.1.4) contém, cada uma, uma hora de tráfego TCP/IP entre Digital Equipment Corporation e o resto do mundo. Essas séries podem ser encontradas em <http://ita.ee.lbl.gov/html/contrib/dec-pkt.html>.

Para exemplificar tráfegos monofractais uma série fBm sintética foi gerada aleatoriamente (A.1.5).

Os parâmetros do modelo MWM [14] para a série de tráfego real “dec-pkt-3” foram estimados e duas novas séries sintéticas foram geradas a partir do modelos  $\beta$ MWM (MWM-beta) e *Point-mass* MWM (MWM-pm): “MWM-beta para dec-pkt-3” (A.1.6) e “MWM-pm para dec-pkt-3” (A.1.7).

A série “lbl-pkt-4” (A.1.8) contém uma hora de tráfego TCP/IP entre Lawrence Berkeley Laboratory e o resto do mundo, e pode ser encontrada em <http://ita.ee.lbl.gov/html/contrib/LBL-PKT.html>.

As séries “SNU20100315” (A.1.9), “SNU20100316” (A.1.10), “SNU20100317” (A.1.11) e “SNU20100318” (A.1.12) contém dados de tráfego P2P de um usuário imóvel conectao a rede sem fio WiMAX da Seoul National University. Essas séries podem ser encontradas em <http://crawdad.cs.dartmouth.edu/snu/bittorrent/>.

As séries “Madison3G-NetA” (informações em A.1.13) , “Madison3G-NetB” (informações em A.1.14) e “Madison3G-NetC” (informações em A.1.15) contém dados de tráfego TCP e UDP de um usuário fixo a três redes celulares 3G localizadas em Madison, WI, Estados Unidos. Essas séries podem ser encontradas em <http://crawdad.cs.dartmouth.edu/wisc/wiscape/>.

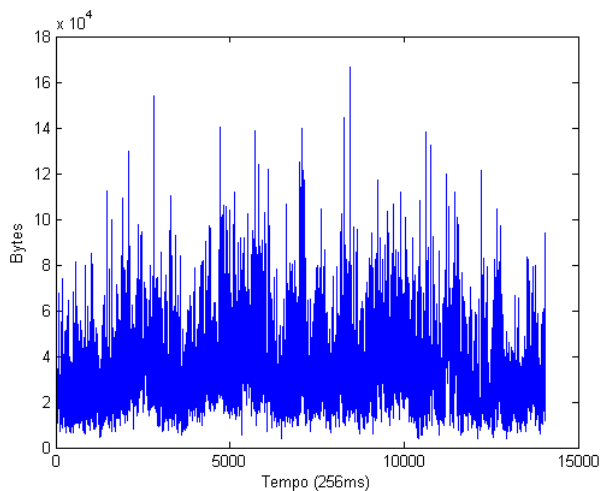
### A.1 Séries e Exemplos

Nesta seção serão apresentadas as séries de tráfego utilizadas neste trabalho e alguns exemplos de estimação de banda efetiva utilizando os métodos propostos.

### A.1.1 dec-pkt-1

#### Série de Tráfego

A Figura A.1 apresenta a série de tráfego “dec-pkt-1” agregada em intervalos de tempo de 256 ms.

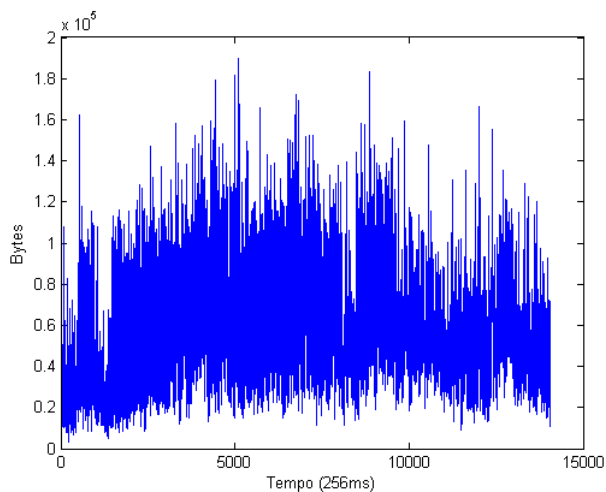


**Figura A.1:** Série de Tráfego “dec-pkt-1”

### A.1.2 dec-pkt-2

#### Série de Tráfego

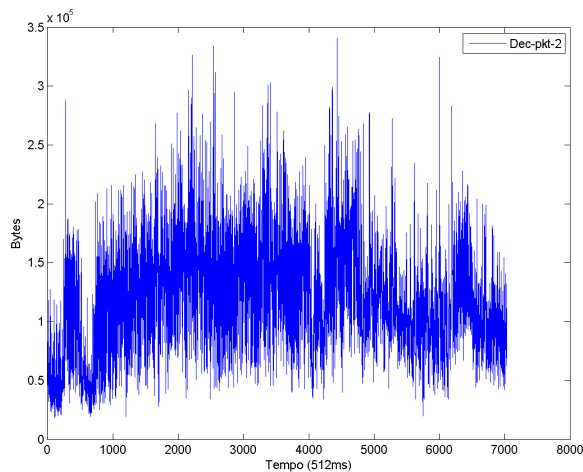
A Figura A.2 apresenta a série de tráfego “dec-pkt-2” agregada em intervalos de tempo de 256 ms.



**Figura A.2:** Série de Tráfego “dec-pkt-2”

#### Série de Tráfego

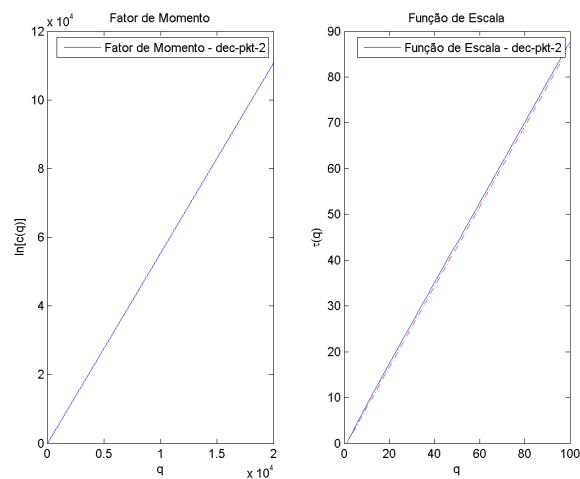
A Figura A.3 apresenta a série de tráfego “dec-pkt-2” agregada em intervalos de tempo de 512 ms.



**Figura A.3:** *Série de Tráfego “dec-pkt-2”*

### Fator de Momento e Função de Escala

A Figura A.4 apresenta o fator de momento e a função de escala estimados através do método descrito na Seção 3.5.2.1 para a série “dec-pkt-2”.

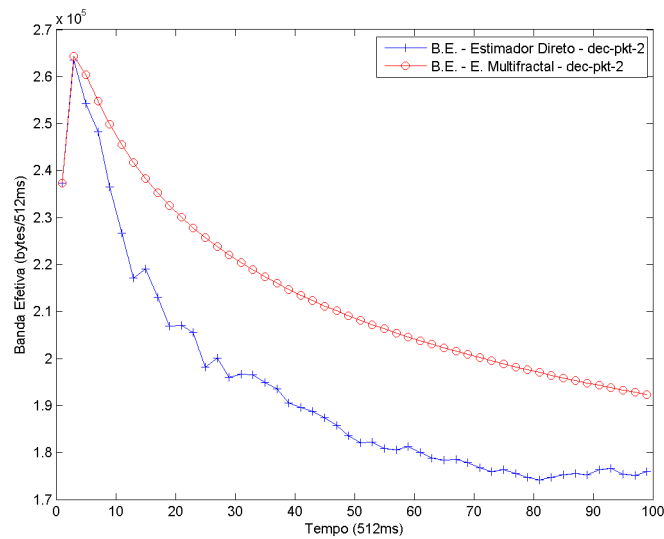


**Figura A.4:** *Fator de Momento e Função de Escala estimados para série “dec-pkt-2”*

### Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal

A Figura A.5 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “dec-pkt-2” através do Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal. As estimativas de banda efetiva do estimador multifractal foram calculadas utilizando a equação (3-27) com  $\tau(q)$  e  $c(q)$  estimados pelo método descrito na Seção 3.5.2.1; e  $K = 20000$ .

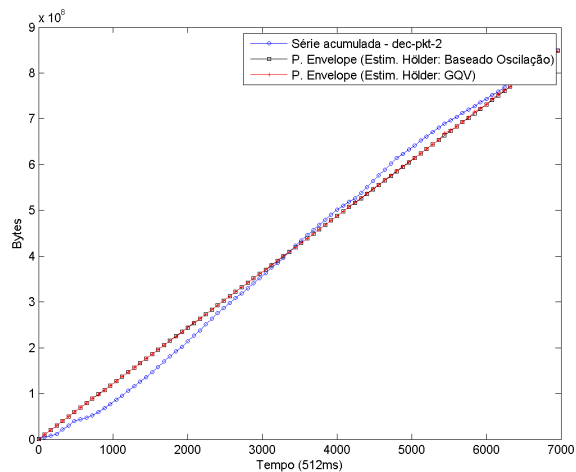
Estimação de Banda Efetiva	
Série	dec-pkt-2
Estimador de Banda Efetiva	Para Processo Multifractal
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro $s$	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.5



**Figura A.5:** Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal - Banda Efetiva para série “dec-pkt-2”

### Processo Envelope

A Figura A.6 apresenta o processo envelope multifractal MFBAP (Processo de Chegada com Limitante Multifractal) [47] estimados para a série “dec-pkt-2”. Os expoentes de Hölder foram estimados utilizando o método GQV (*Generalised Quadratic Variation*) [48] e pelo método baseado em oscilação [49].

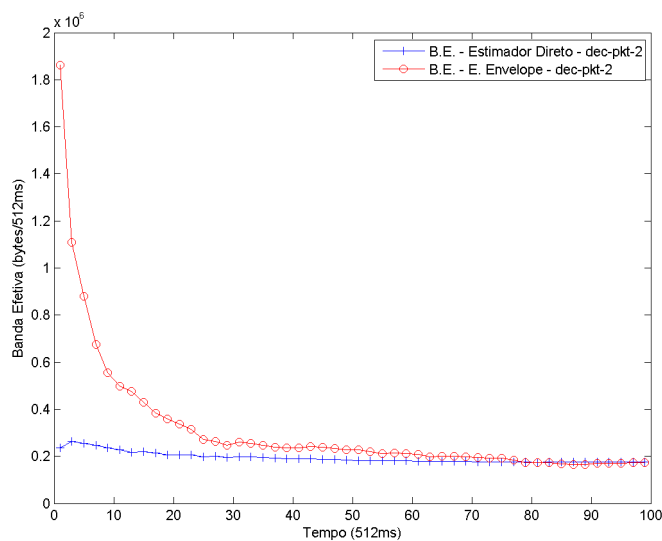


**Figura A.6:** Fator de Momento e Função de Escala estimados para série “dec-pkt-2”

### Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope

A Figura A.7 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “dec-pkt-2” através do Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope.

Estimação de Banda Efetiva	
Série	dec-pkt-2
Estimador de Banda Efetiva	Utilizando Função Envelope
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro $s$	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.7

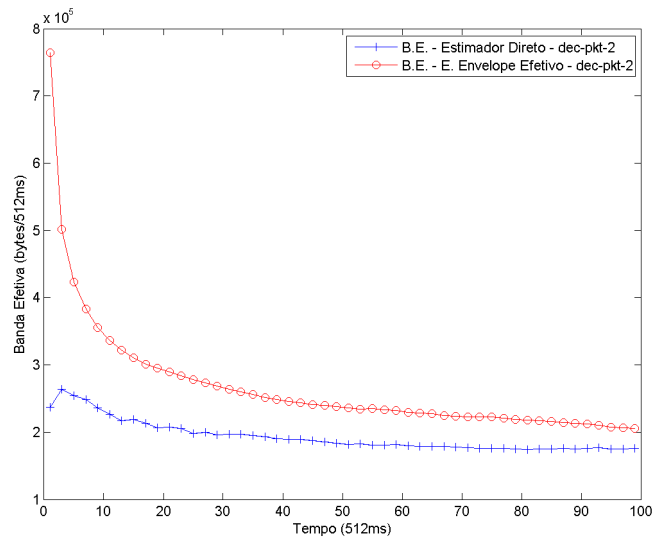


**Figura A.7:** Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope - Banda Efetiva para série “dec-pkt-2”

### Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo

A Figura A.8 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “dec-pkt-2” através do Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo. Os expoentes de Hölder foram estimados utilizando o método baseado em oscilação [49].

Estimação de Banda Efetiva	
Série	dec-pkt-2
Estimador de Banda Efetiva	Limitante Utilizando Função Envelope Efetivo
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro $s$	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.8

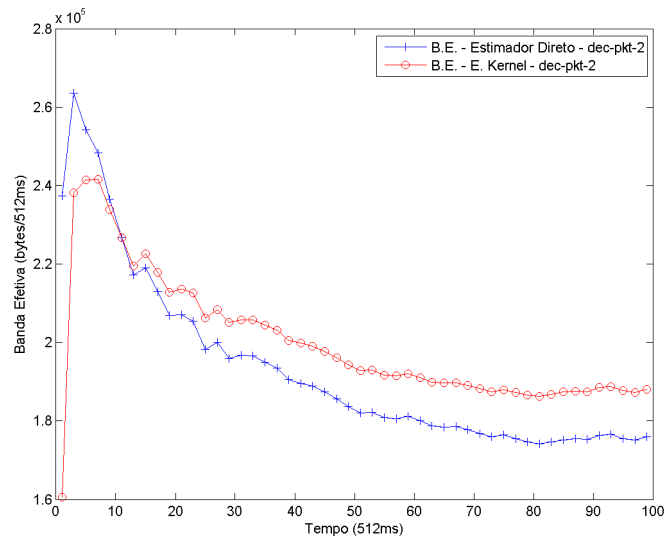


**Figura A.8:** *Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo - Banda Efetiva para série “dec-pkt-2”*

### Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel

A Figura A.9 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “dec-pkt-2” através do Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel.

Estimação de Banda Efetiva	
Série	dec-pkt-2
Estimador de Banda Efetiva	Utilizando Método de Kernel
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro $s$	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.9

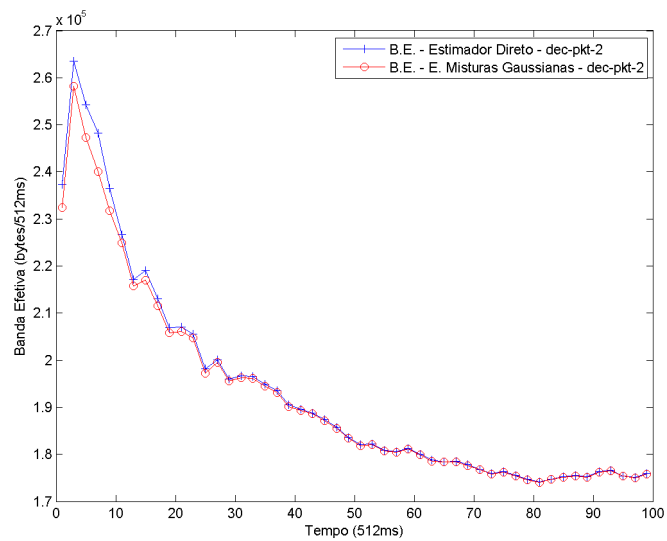


**Figura A.9:** Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel - Banda Efetiva para série “dec-pkt-2”

### Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas

A Figura A.10 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “dec-pkt-2” através do Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas.

Estimação de Banda Efetiva	
Série	dec-pkt-2
Estimador de Banda Efetiva	Para Modelo de Misturas Gaussianas
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro $s$	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.10

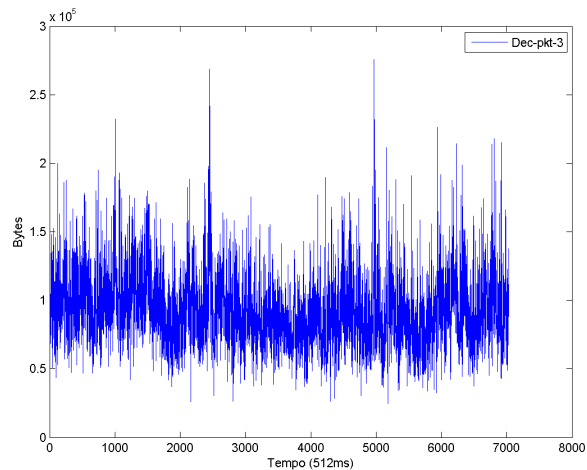


**Figura A.10:** Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas - Banda Efetiva para série “dec-pkt-2”

### A.1.3 dec-pkt-3

#### Série de Tráfego

A Figura A.11 apresenta a série de tráfego “dec-pkt-3” agregada em intervalos de tempo de 512 ms.

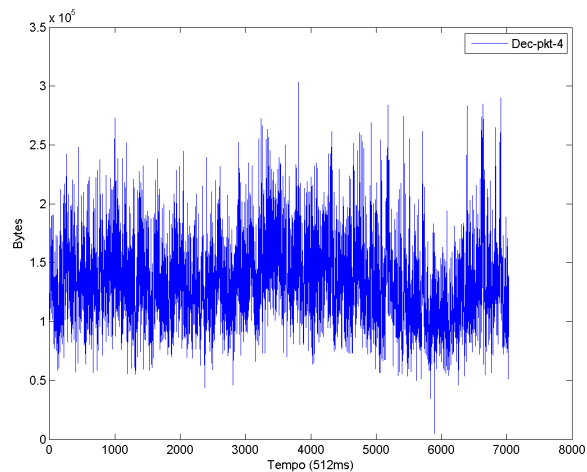


**Figura A.11:** Série de Tráfego “dec-pkt-3”

### A.1.4 dec-pkt-4

#### Série de Tráfego

A Figura A.12 apresenta a série de tráfego “dec-pkt-4” agregada em intervalos de tempo de 512 ms.



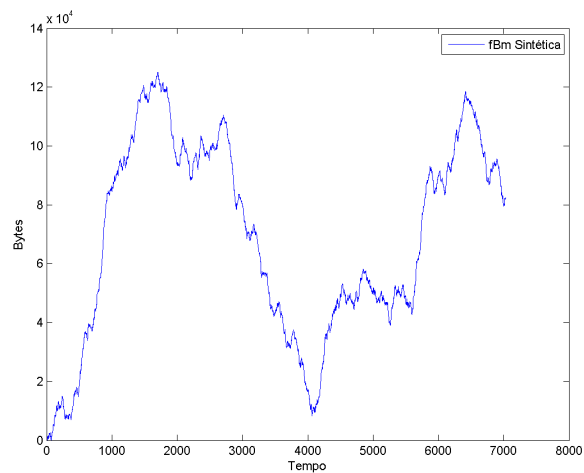
**Figura A.12:** *Série de Tráfego “dec-pkt-4”*

### A.1.5 fBm Sintética

Uma série fBm sintética aleatória foi gerada como exemplo de uma série de tráfego.

#### Série de Tráfego

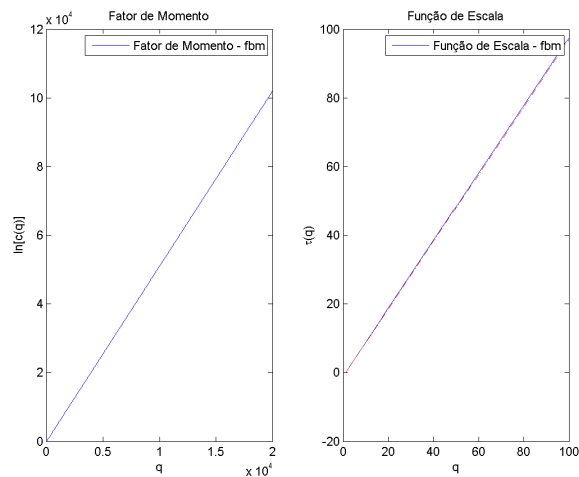
A Figura A.13 apresenta a série de tráfego “fBm” agregada em intervalos de tempo de 512 ms.



**Figura A.13:** *Série de Tráfego “fBm”*

#### Fator de Momento e Função de Escala

A Figura A.14 apresenta o fator de momento e a função de escala estimados através do método descrito na Seção 3.5.2.1 para a série “fBm”.

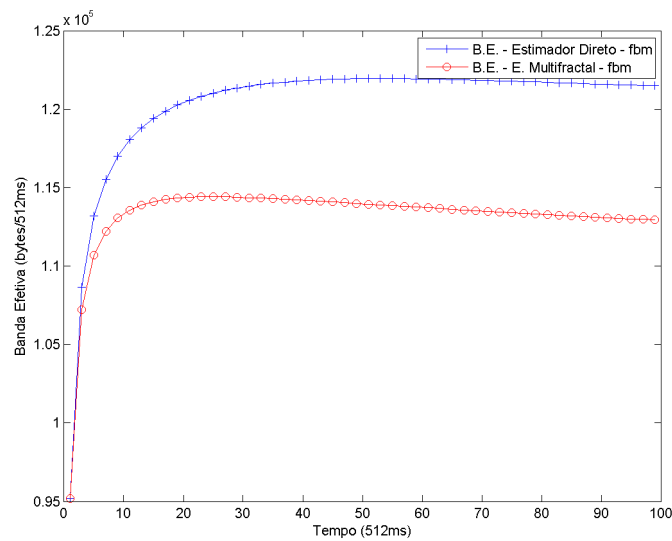


**Figura A.14:** Fator de Momento e Função de Escala estimados para série “fBm”

### Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal

A Figura A.15 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “fBm” através do Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal. As estimativas de banda efetiva do estimador multifractal foram calculadas utilizando a equação (3-27) com  $\tau(q)$  e  $c(q)$  estimados pelo método descrito na Seção 3.5.2.1; e  $K = 20000$ .

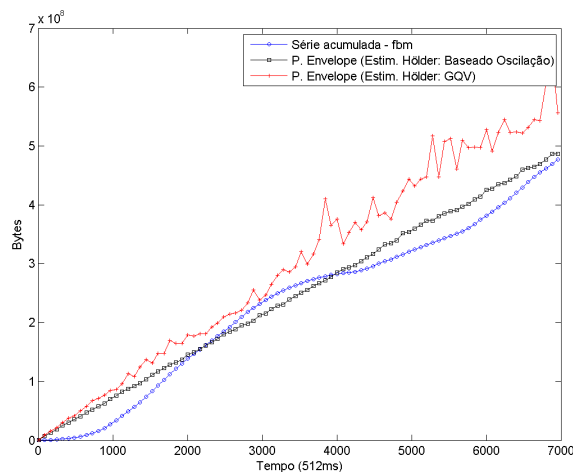
Estimação de Banda Efetiva	
Série	fBm
Estimador de Banda Efetiva	Para Processo Multifractal
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro $s$	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.15



**Figura A.15:** Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal - Banda Efetiva para série “fBm”

### Processo Envelope

A Figura A.16 apresenta o processo envelope multifractal MFBAP (Processo de Chegada com Limitante Multifractal) [47] estimados para a série “fBm”. Os expoentes de Hölder foram estimados utilizando o método GQV (*Generalised Quadratic Variation*) [48] e pelo método baseado em oscilação [49].

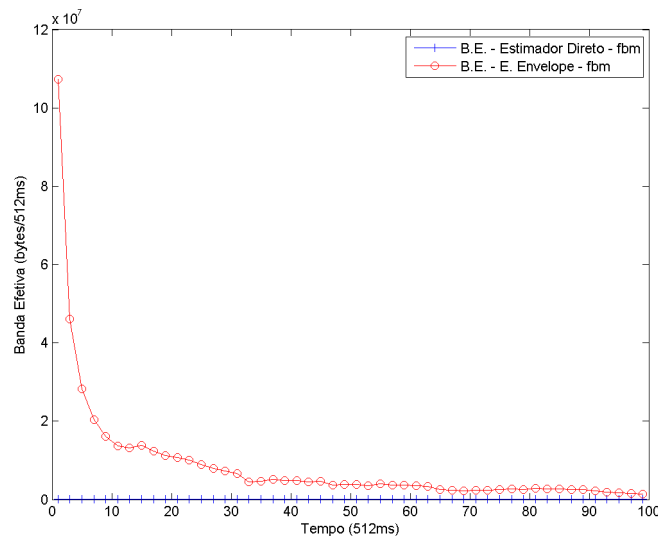


**Figura A.16:** Fator de Momento e Função de Escala estimados para série “fBm”

### Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope

A Figura A.17 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “fBm” através do Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope.

Estimação de Banda Efetiva	
Série	fBm
Estimador de Banda Efetiva	Utilizando Função Envelope
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro <i>s</i>	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.17

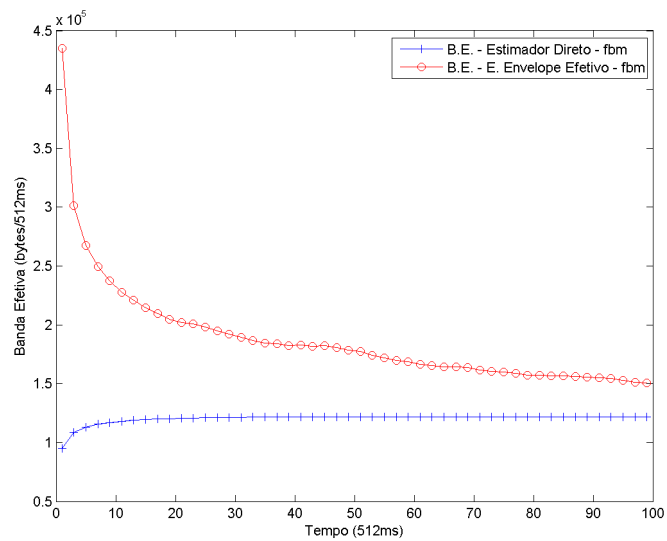


**Figura A.17:** Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope - Banda Efetiva para série “fBm”

### Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo

A Figura A.18 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “fBm” através do Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo. Os expoentes de Hölder foram estimados utilizando o método baseado em oscilação [49].

Estimação de Banda Efetiva	
Série	fBm
Estimador de Banda Efetiva	Limitante Utilizando Função Envelope Efetivo
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro <i>s</i>	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.18

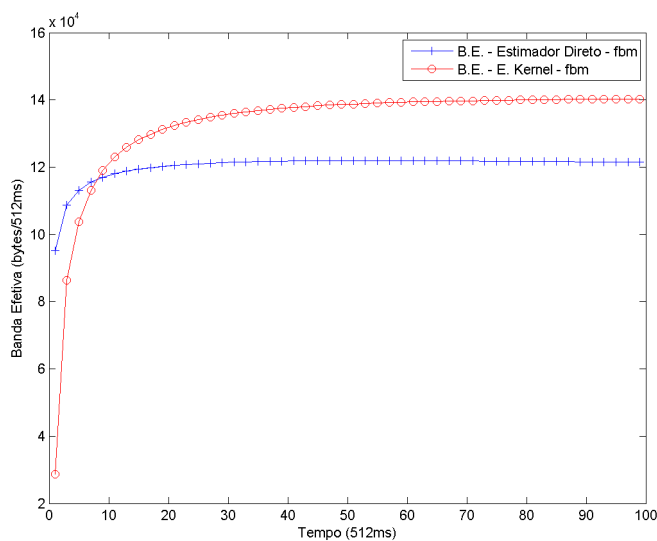


**Figura A.18:** *Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo - Banda Efetiva para série “fBm”*

### Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel

A Figura A.19 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “fBm” através do Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel.

Estimação de Banda Efetiva	
Série	fBm
Estimador de Banda Efetiva	Utilizando Método de Kernel
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro $s$	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.19

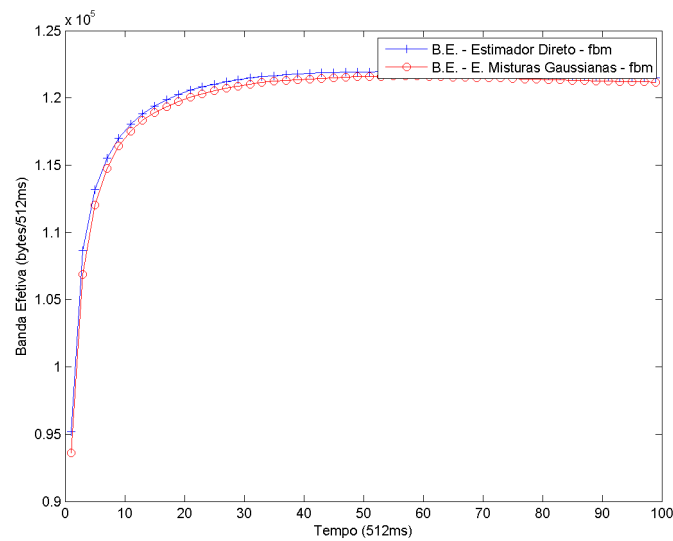


**Figura A.19:** Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel - Banda Efetiva para série “fBm”

**Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas**

A Figura A.20 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “fBm” através do Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas.

Estimação de Banda Efetiva	
Série	fBm
Estimador de Banda Efetiva	Para Modelo de Misturas Gaussianas
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro <i>s</i>	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.20

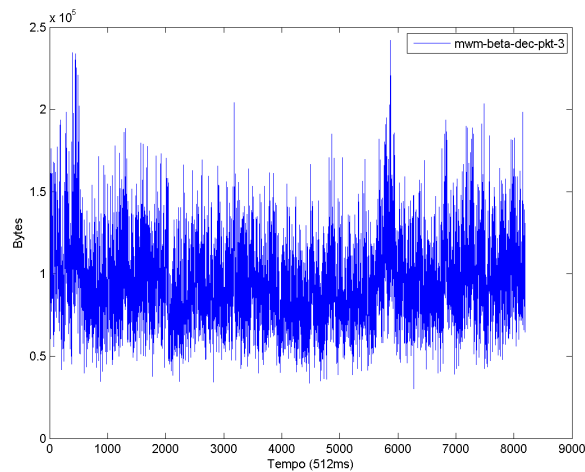


**Figura A.20:** Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas - Banda Efetiva para série “fBm”

### A.1.6 MWM-beta para dec-pkt-3

#### Série de Tráfego

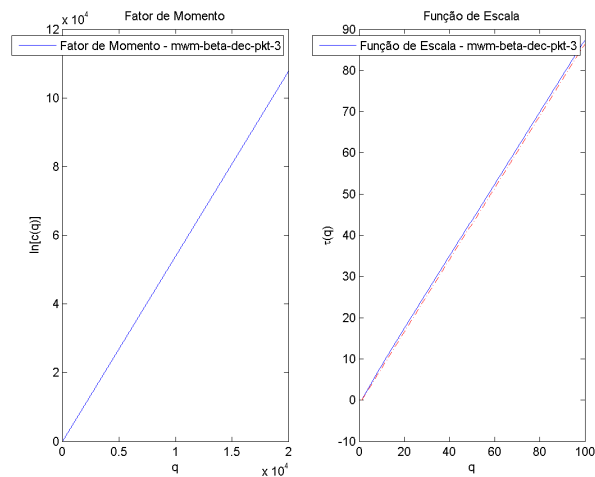
A Figura A.21 apresenta a série de tráfego “MWM-beta para dec-pkt-3” agregada em intervalos de tempo de 512 ms.



**Figura A.21:** Série de Tráfego “MWM-beta para dec-pkt-3”

#### Fator de Momento e Função de Escala

A Figura A.22 apresenta o fator de momento e a função de escala estimados através do método descrito na Seção 3.5.2.1 para a série “MWM-beta para dec-pkt-3”.

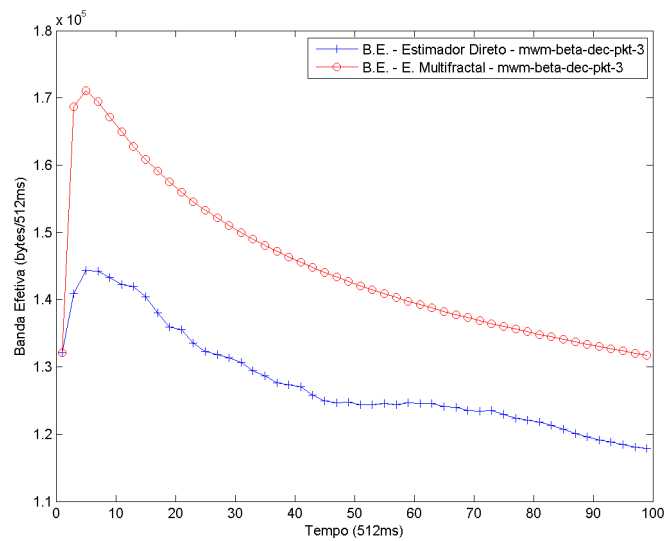


**Figura A.22:** Fator de Momento e Função de Escala estimados para série “MWM-beta para dec-pkt-3”

### Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal

A Figura A.23 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “MWM-beta para dec-pkt-3” através do Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal. As estimativas de banda efetiva do estimador multifractal foram calculadas utilizando a equação (3-27) com  $\tau(q)$  e  $c(q)$  estimados pelo método descrito na Seção 3.5.2.1; e  $K = 20000$ .

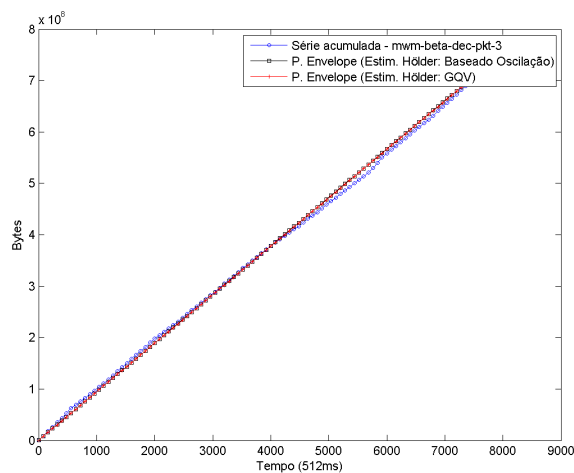
Estimação de Banda Efetiva	
Série	MWM-beta para dec-pkt-3
Estimador de Banda Efetiva	Para Processo Multifractal
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro $s$	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.23



**Figura A.23:** Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal - Banda Efetiva para série “MWM-beta para dec-pkt-3”

### Processo Envelope

A Figura A.24 apresenta o processo envelope multifractal MFBAP (Processo de Chegada com Limitante Multifractal) [47] estimados para a série “MWM-beta para dec-pkt-3”. Os expoentes de Hölder foram estimados utilizando o método GQV (*Generalised Quadratic Variation*) [48] e pelo método baseado em oscilação [49].

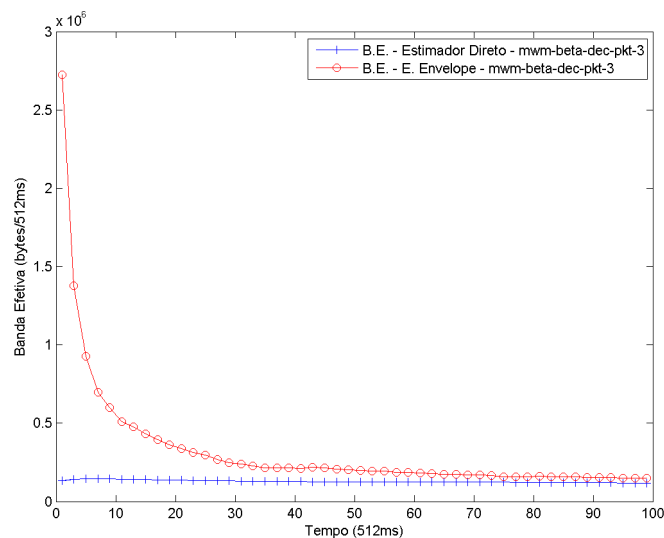


**Figura A.24:** Fator de Momento e Função de Escala estimados para série “MWM-beta para dec-pkt-3”

### Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope

A Figura A.25 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “MWM-beta para dec-pkt-3” através do Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope.

Estimação de Banda Efetiva	
Série	MWM-beta para dec-pkt-3
Estimador de Banda Efetiva	Utilizando Função Envelope
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro $s$	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.25

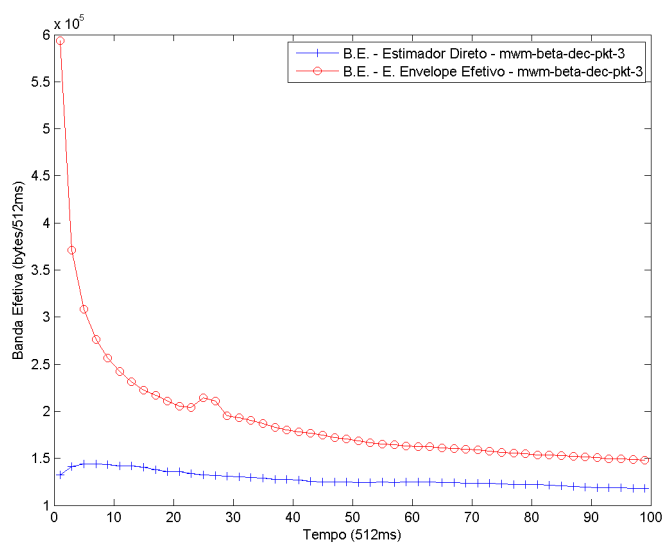


**Figura A.25:** Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope - Banda Efetiva para série “MWM-beta para dec-pkt-3”

### Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo

A Figura A.26 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “MWM-beta para dec-pkt-3” através do Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo. Os expoentes de Hölder foram estimados utilizando o método baseado em oscilação [49].

Estimação de Banda Efetiva	
Série	MWM-beta para dec-pkt-3
Estimador de Banda Efetiva	Limitante Utilizando Função Envelope Efetivo
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro $s$	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.26

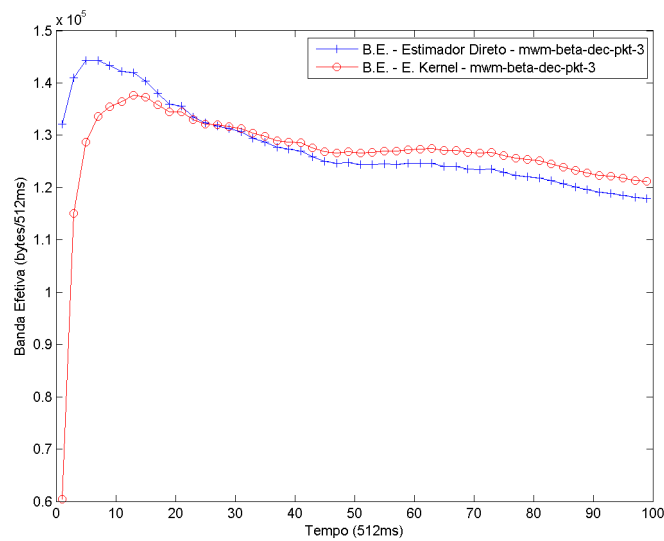


**Figura A.26:** *Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo - Banda Efetiva para série “MWM-beta para dec-pkt-3”*

**Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel**

A Figura A.27 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “MWM-beta para dec-pkt-3” através do Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel.

Estimação de Banda Efetiva	
Série	MWM-beta para dec-pkt-3
Estimador de Banda Efetiva	Utilizando Método de Kernel
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro <i>s</i>	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.27

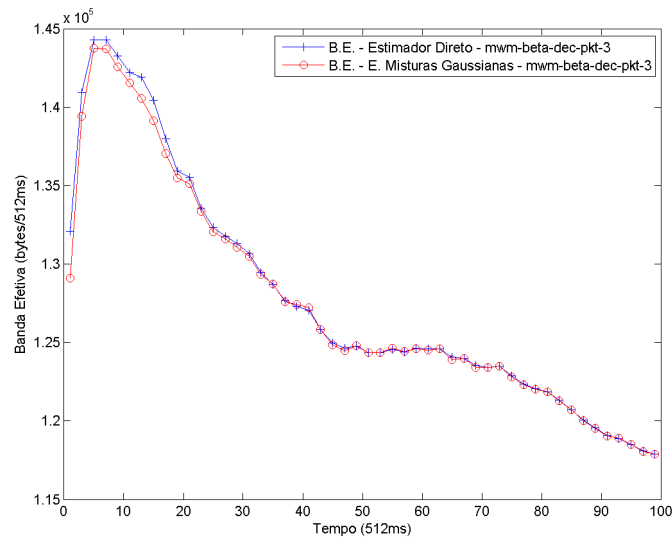


**Figura A.27:** Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel - Banda Efetiva para série “MWM-beta para dec-pkt-3”

### Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas

A Figura A.28 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “MWM-beta para dec-pkt-3” através do Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas.

Estimação de Banda Efetiva	
Série	MWM-beta para dec-pkt-3
Estimador de Banda Efetiva	Para Modelo de Misturas Gaussianas
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro $s$	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.28

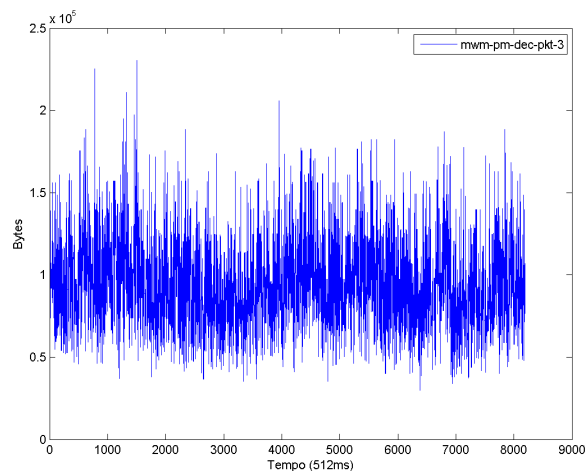


**Figura A.28:** Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas - Banda Efetiva para série “MWM-beta para dec-pkt-3”

### A.1.7 MWM-pm para dec-pkt-3

#### Série de Tráfego

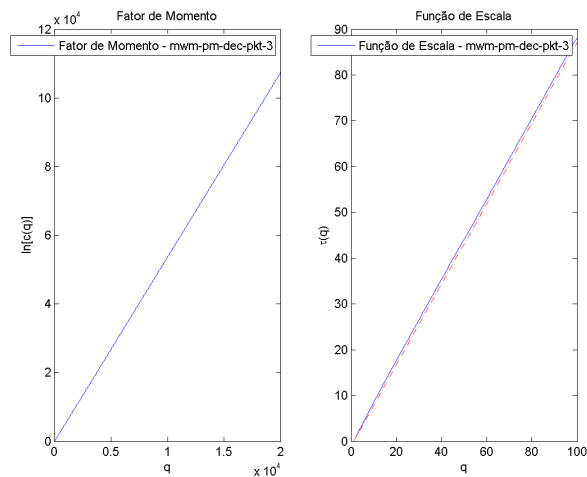
A Figura A.29 apresenta a série de tráfego “MWM-pm para dec-pkt-3” agregada em intervalos de tempo de 512 ms.



**Figura A.29:** Série de Tráfego “MWM-pm para dec-pkt-3”

#### Fator de Momento e Função de Escala

A Figura A.30 apresenta o fator de momento e a função de escala estimados através do método descrito na Seção 3.5.2.1 para a série “MWM-pm para dec-pkt-3”.

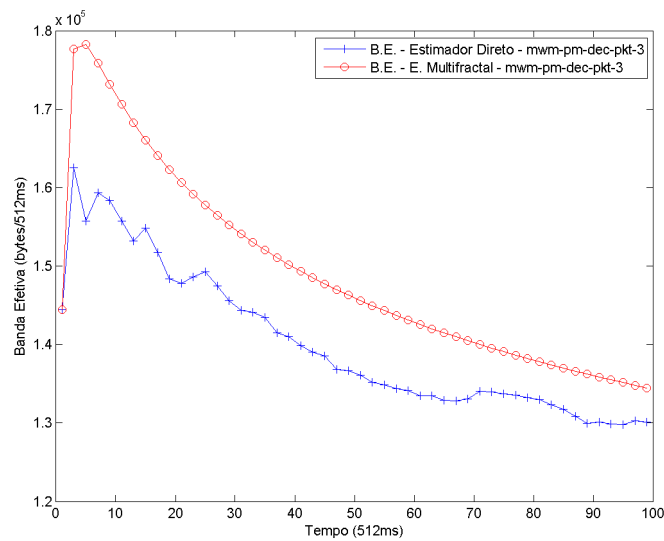


**Figura A.30:** Fator de Momento e Função de Escala estimados para série “MWM-pm para dec-pkt-3”

### Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal

A Figura A.31 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “MWM-pm para dec-pkt-3” através do Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal. As estimativas de banda efetiva do estimador multifractal foram calculadas utilizando a equação (3-27) com  $\tau(q)$  e  $c(q)$  estimados pelo método descrito na Seção 3.5.2.1; e  $K = 20000$ .

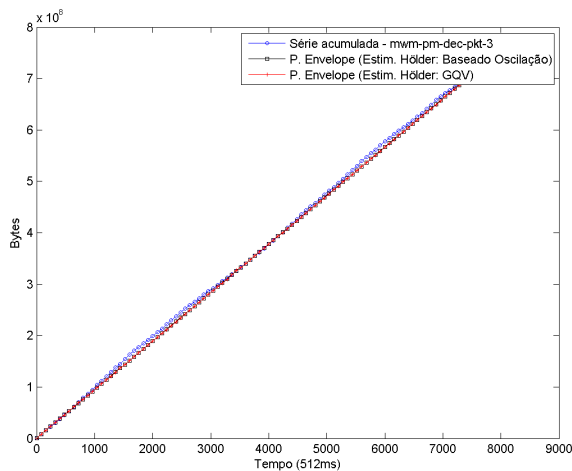
Estimação de Banda Efetiva	
Série	MWM-pm para dec-pkt-3
Estimador de Banda Efetiva	Para Processo Multifractal
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro $s$	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.31



**Figura A.31:** Estimador de Banda Efetiva para Processo Multifractal - Banda Efetiva para série “MWM-pm para dec-pkt-3”

### Processo Envelope

A Figura A.32 apresenta o processo envelope multifractal MFBAP (Processo de Chegada com Limitante Multifractal) [47] estimados para a série “MWM-pm para dec-pkt-3”. Os expoentes de Hölder foram estimados utilizando o método GQV (*Generalised Quadratic Variation*) [48] e pelo método baseado em oscilação [49].

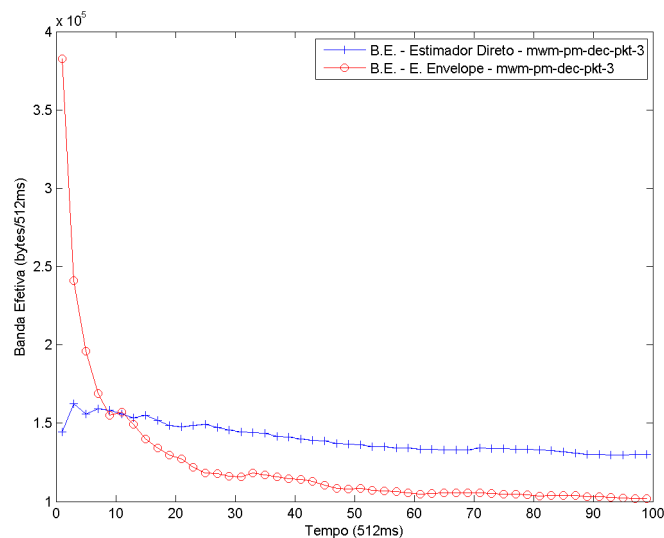


**Figura A.32:** Fator de Momento e Função de Escala estimados para série “MWM-pm para dec-pkt-3”

### Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope

A Figura A.33 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “MWM-pm para dec-pkt-3” através do Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope.

Estimação de Banda Efetiva	
Série	MWM-pm para dec-pkt-3
Estimador de Banda Efetiva	Utilizando Função Envelope
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro <i>s</i>	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.33

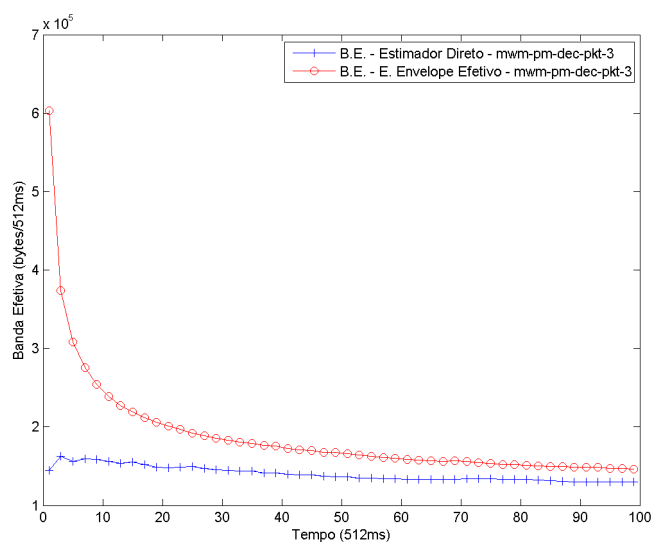


**Figura A.33:** Estimador de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope - Banda Efetiva para série “MWM-pm para dec-pkt-3”

### Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo

A Figura A.34 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “MWM-pm para dec-pkt-3” através do Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo. Os expoentes de Hölder foram estimados utilizando o método baseado em oscilação [49].

Estimação de Banda Efetiva	
Série	MWM-pm para dec-pkt-3
Estimador de Banda Efetiva	Limitante Utilizando Função Envelope Efetivo
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro <i>s</i>	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.34

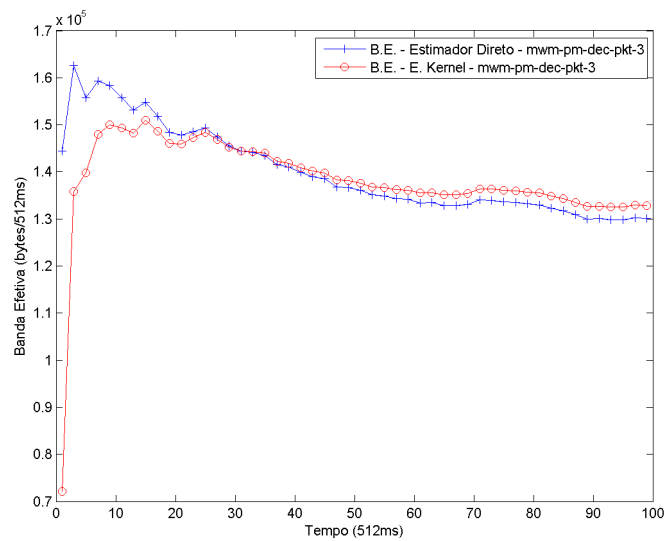


**Figura A.34:** Estimador Limitante de Banda Efetiva Utilizando Função Envelope Efetivo - Banda Efetiva para série “MWM-pm para dec-pkt-3”

### Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel

A Figura A.35 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “MWM-pm para dec-pkt-3” através do Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel.

Estimação de Banda Efetiva	
Série	MWM-pm para dec-pkt-3
Estimador de Banda Efetiva	Utilizando Método de Kernel
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro $s$	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.35

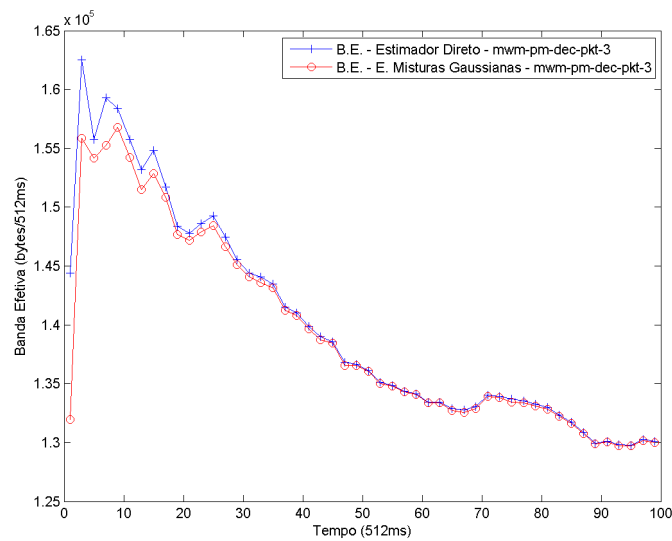


**Figura A.35:** Estimador de Banda Efetiva Utilizando Método de Kernel - Banda Efetiva para série “MWM-pm para dec-pkt-3”

### Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas

A Figura A.36 apresenta os valores de banda efetiva estimados para a série “MWM-pm para dec-pkt-3” através do Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas.

Estimação de Banda Efetiva	
Série	MWM-pm para dec-pkt-3
Estimador de Banda Efetiva	Para Modelo de Misturas Gaussianas
Probabilidade de Perda	1%
Tamanho do <i>buffer</i>	60 kB
Parâmetro $s$	$-\ln(0.01)/(60 * 1024) = 7,4954 \cdot 10^{-5}$
Figura	A.36

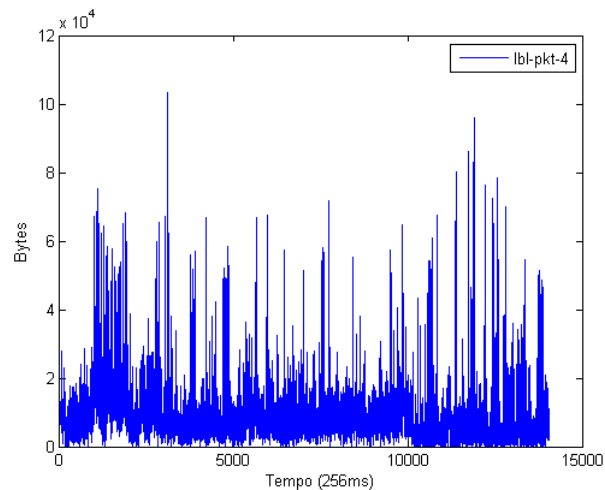


**Figura A.36:** Estimador de Banda Efetiva para Modelo de Misturas Gaussianas - Banda Efetiva para série “MWM-pm para dec-pkt-3”

### A.1.8 lbl-pkt-4

#### Série de Tráfego

A Figura A.37 apresenta a série de tráfego “lbl-pkt-4” agregada em intervalos de tempo de 256 ms.

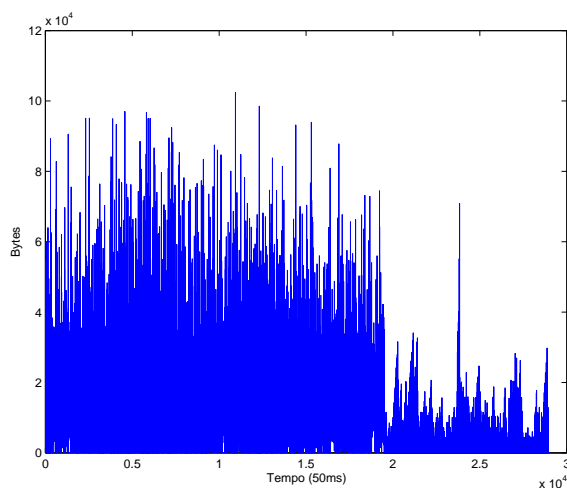


**Figura A.37:** Série de Tráfego “lbl-pkt-4”

### A.1.9 SNU20100315

#### Série de Tráfego

A Figura A.38 apresenta a série de tráfego “SNU20100315” agregada em intervalos de tempo de 50 ms.

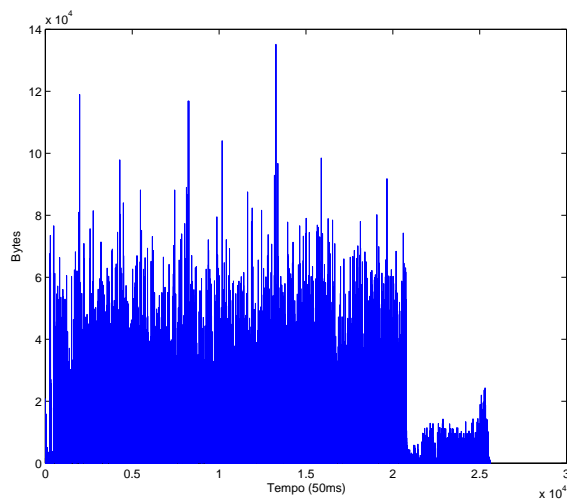


**Figura A.38:** *Série de Tráfego “SNU20100315”*

### A.1.10 SNU20100316

#### Série de Tráfego

A Figura A.39 apresenta a série de tráfego “SNU20100316” agregada em intervalos de tempo de 50 ms.

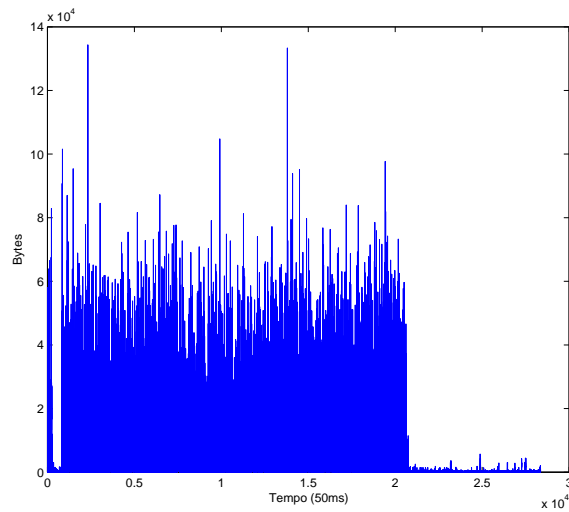


**Figura A.39:** *Série de Tráfego “SNU20100316”*

### A.1.11 SNU20100317

#### Série de Tráfego

A Figura A.40 apresenta a série de tráfego “SNU20100317” agregada em intervalos de tempo de 50 ms.

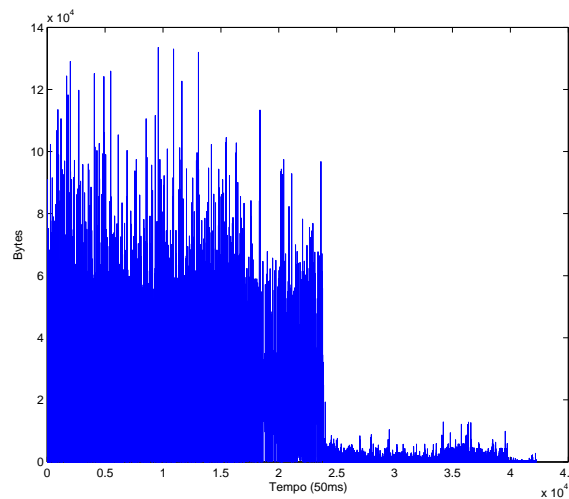


**Figura A.40:** *Série de Tráfego “SNU20100317”*

### A.1.12 SNU20100318

#### Série de Tráfego

A Figura A.41 apresenta a série de tráfego “SNU20100318” agregada em intervalos de tempo de 50 ms.

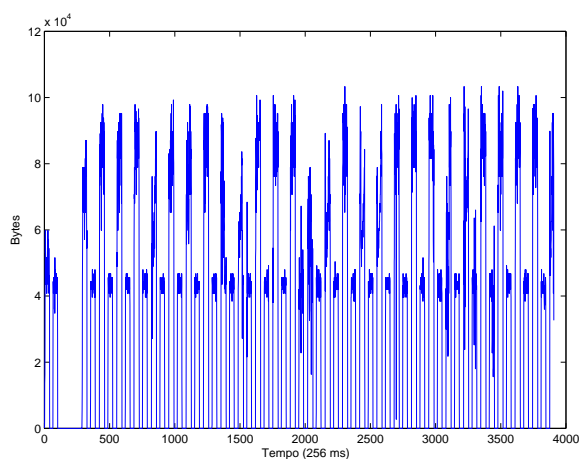


**Figura A.41:** *Série de Tráfego “SNU20100318”*

### A.1.13 Madison3G-NetA

#### Série de Tráfego

A Figura A.42 apresenta a série de tráfego “Madison3G-NetA” agregada em intervalos de tempo de 256 ms.

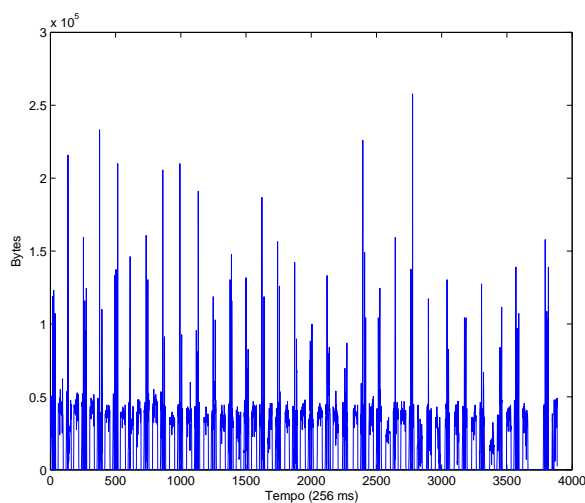


**Figura A.42:** *Série de Tráfego “Madison3G-NetA”*

### A.1.14 Madison3G-NetB

#### Série de Tráfego

A Figura A.43 apresenta a série de tráfego “Madison3G-NetB” agregada em intervalos de tempo de 256 ms.

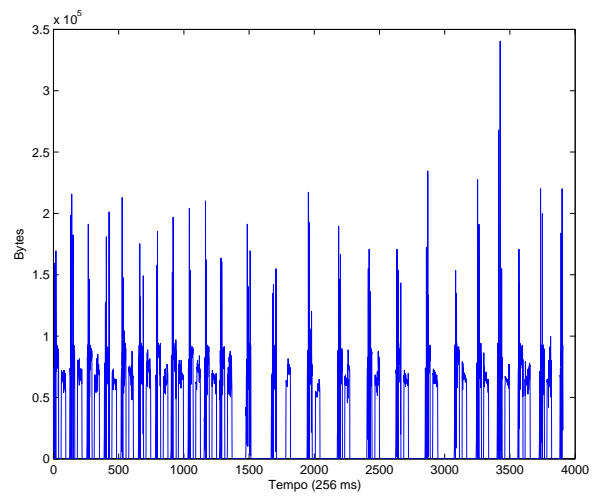


**Figura A.43:** *Série de Tráfego “Madison3G-NetB”*

### A.1.15 Madison3G-NetC

#### Série de Tráfego

A Figura A.44 apresenta a série de tráfego “Madison3G-NetC” agregada em intervalos de tempo de 256 ms.



**Figura A.44:** *Série de Tráfego “Madison3G-NetC”*