



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E NATURAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA**

Rogério Conceição Cruz

**Uso de Funções de Transferência e da
Transformada *Wavelet* aplicadas a Sinais
Meteorológicos da Floresta Nacional de Caxiuanã**

Belém/PA
2008

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E NATURAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA**

**Uso de Funções de Transferência e da
Transformada *Wavelet* aplicadas a Sinais
Meteorológicos da Floresta Nacional de Caxiuanã**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Matemática e Estatística (PPGME) da Universidade Federal do Pará como requisito para a obtenção do título de Mestre em Estatística.

**Orientador: Prof. Dr. Joaquim Carlos Barbosa Queiroz
Co-Orientador: Prof. Dr. Leonardo Deane de Abreu Sá**

Belém/PA
2008

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E NATURAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA

Rogério Conceição Cruz

**Uso de Funções de Transferência e da
Transformada *Wavelet* aplicadas a Sinais
Meteorológicos da Floresta Nacional de Caxiuana**

Prof. Dr. Mauro de Lima Santos
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Matemática e Estatística – UFPA

Banca Examinadora

Prof. Dr. Joaquim Carlos Barbosa Queiroz
Faculdade de Estatística – UFPA
Orientador

Prof. Dr. Leonardo Deane de Abreu Sá
Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE
Co-Orientador

Prof. Dr. Héilton Ribeiro Tavares
Faculdade de Estatística – UFPA
Membro

Prof. Dr. João Marcelo Brazão Protázio
Faculdade de Estatística – UFPA
Membro

**Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)
Biblioteca Central/UFPA, Belém-PA**

Cruz, Rogério Conceição, 1971

Uso de Funções de Transferência e da Transformada *Wavelet* aplicadas a Sinais Meteorológicos da Floresta Nacional de Caxiuanã / Rogério Conceição Cruz; Orientador: Joaquim Carlos Barbosa Queiroz. — 2008

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Pará, Instituto de Ciências Exatas e Naturais, Programa de Pós-Graduação em Matemática e Estatística, Belém, 2008.

1. Meteorologia – Caxiuanã (Melgaço, PA). 2. Função de Transferência. 3. *Wavelets* (Matemática) I. Título.

CDD - 22. ed. 551.50151

Dedicatória

Dedico este trabalho aos meus pais:

Raimundo Magalhães da Cruz e Rosalina Leitão da Conceição Cruz.

Agradecimentos

Agradeço a Deus por me garantir a vida e também por tudo que ele me proporcionou nesta vida.

Aos meus pais pelos incentivos em todos os momentos da minha vida.

A minha esposa, Mônica Leite e ao meu filho Abrahim Leite, pela paciência e compreensão nos momentos mais difíceis.

Aos professores da Faculdade de Estatística.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Joaquim Carlos Barbosa Queiroz, que sempre se mostrou disposto a me orientar e mostrar os caminhos corretos.

Ao meu co-orientador Dr. Leonardo Deane de Abreu Sá pelo banco de dados e pelas conversas sobre a turbulência.

Ao Museu Paraense Emílio Goeldi que proporcionou o banco de dados utilizado neste trabalho e ao Projeto LBA.

Ao professor Dr. João Marcelo Brazão Protázio pelas explicações sobre *Wavelet*.

A todos os amigos, pela amizade que fizemos nesta caminhada.

E a todos que, de uma forma ou outra, me ajudaram a alcançar mais um objetivo.

E se eu te mostrasse meu lado escuro
Você ainda desejaria me abraçar esta noite?
E se eu abrisse meu coração para você
E te mostrasse meu lado fraco
O que você faria?
Venderia sua reportagem para a Rolling Stone?
Levaria as crianças embora
E me dexaria sozinho
E sorria tranquilamente
Enquanto sussurra ao telefone?
Você me enxotaria
Ou me levaria para casa?

Pink Floyd – The final cult (O corte final)

Resumo

Cruz, Rogério Conceição. **Uso de Funções de Transferência e da Transformada *Wavelet* aplicadas a Sinais Meteorológicos da Floresta Nacional de Caxiuanã.** Belém: Universidade Federal do Pará, 2008. 110 p. Dissertação (Mestrado).

Foram analisados dados meteorológicos de resposta rápida da concentração de CO₂, velocidade do vento na direção vertical (*W*), velocidade do vento da direção longitudinal (*U*) e umidade específica registrados a 54 m de altura em uma torre meteorológica instalada na Floresta Nacional de Caxiuanã, localizada no centro do Estado do Pará (1°42'30''S, 51°31'45''W), no município de Melgaço, distante cerca de 400 km de Belém (PA). Os dados analisados foram coletados no intervalo de 18h às 18:30h do dia Juliano 96 do ano de 2005, correspondentes a uma quarta-feira, 6 de abril. Utilizou-se a análise de intervenção para construir um modelo univariado que representasse o padrão geral que a série de CO₂ adquiriu sob o efeito da hipótese de eventos relacionados às rajadas de vento. A *Wavelet* discreta de Haar foi utilizada na detecção de características pertencentes apenas a certas escalas e a *Wavelet* contínua de Morlet foi usada para a elaboração de diagramas em tempo-escala das flutuações dos sinais em estudo para observar em quais escalas os sinais possuíam mais energias. A *Wavelet* contínua de Morlet foi também utilizada para verificar se os modelos ajustados pela análise de intervenção e análise multivariada se ajustaram bem aos dados da concentração de CO₂, ou seja, se preservaram as características do sinal original, comparando os diagramas em tempo-escala do sinal original com os sinais ajustados. Os resultados mostram que os modelos ajustados conservaram as mesmas características do sinal original. Logo, podem ser de grande valia para pesquisadores de sinais meteorológicos.

Palavras Chave: Função de Transferência, Análise de Intervenção, Modelagem Multivariada, *Wavelet*.

Abstract

Cruz, Rogério Conceição. **Use of Functions of Transfer and the Transformed *Wavelet* applied into Meteorological Signals of the National Forest of Caxiuanã.** Belém: Universidade Federal do Pará, 2008. 110 p. Dissertação (Mestrado).

Fast response Turbulent data of CO₂ concentrations, Wind speed in vertical (W) and longitudinal (U) directions and specific humidity have been analysed. Such data have been collected at a 54 m height of meteorological tower installed at the Caxiuanã National Forest, located in the center of the Pará State (1°42 ' 30 " S, 51°31 ' 45 " W), in Melgaço town, about 400 km from Belém (PA). The analyzed data have been collected from 18h to 18:30h of the Julian day 96 in 2005, corresponding to Wednesday, April 6th. The intervention analysis is used in order to build a univariate model which has represented the general pattern that the CO₂ series acquired under the effect of the hypothesis of events related to the wind gusts. The discrete Wavelet of Haar was used for detecting features belonging to only certain scales and the continuous Wavelet of Morlet was used for preparing diagrams in time-scale of the fluctuations of the signals under study to observe in which scales the signals had more energy. The continuous Wavelet of Morlet was also used to check if the models adjusted by the intervention analysis and multivariate analysis conformed well to the data of the CO₂ concentration, that is, if the features of the original signal was preserved, comparing the diagrams in time-scale of the original signal to the ones of the adjusted signals. The results show that the adjusted models preserved the same features of the original signal. Thus, they can be of great value to researchers of meteorological signals.

Key words: Transfer Function, Intervention Analysis, Multivariate Modeling, *Wavelet*.

Índice

Lista de figuras	xii
Lista de tabelas	xvi
Lista de nomenclaturas	xviii
UNIDADE 1 – Introdução.....	1
1.1 Objetivos	4
1.1.1 Objetivo Geral	4
1.1.2 Objetivos Específicos	4
UNIDADE 2 – Estudos realizados e Área de estudo.....	5
2.1 Alguns estudos realizados com aplicações de Ferramentas Estatísticas e da Transformada Wavelet	5
2.2 Dados e Área de Estudo	6
UNIDADE 3 – Metodologia	10
3.1 Séries Temporais	10
3.1.1 Ferramentas para Análise de Séries Temporais.....	10
3.1.2 Função de Autocorrelação	11
3.1.3 Função de Autocorrelação Parcial (FACP).....	12
3.1.4 Modelos lineares estacionários	12
3.2 Análise de Intervenção	13
3.2.1 Eventos de intervenção	14
3.2.2 Estimação e teste	18
3.2.3 Funções de transferência	18
3.2.4 Notação do operador atraso e Funções de Transferência	18
3.2.5 Procedimento para identificação da Função de Transferência.....	19
3.3 Modelagem de Séries Temporais Multivariadas.....	20
3.3.1 Modelos de Função de Transferência	20
3.3.2 Modelos de Funções de Transferência com simples entrada	20
3.3.3. Exemplos de Funções de resposta impulso típicos.....	22
3.3.4 Função de correlação cruzada (FCC).	26
3.3.5 Construção de modelos de Função de Transferência.....	28
3.3.6 Identificações de Modelos de Função de Transferência e modelos de ruído.....	29
3.3.7 Estimativa de modelos de Função de Transferência.....	31
3.3.8 Teste do diagnóstico dos modelos de Função de Transferência.....	31

3.4 Wavelet e Análise em Multiresolução.....	33
3.4.1 Análise em Multiresolução.....	33
3.4.2 Wavelets e a Transformada Wavelet.....	35
3.4.3 Tipos de funções Wavelets	37
3.4.4 Relação entre frequência e escala	39
3.4.5 Diferenças entre a Transformada de Fourier (TF) e a Transformada Wavelet (TW)	39
UNIDADE 4 - Análise e discussão dos resultados	42
4.1 Aplicação da análise de intervenção	42
4.2 Aplicação da Transformada Wavelet.....	48
4.3 Aplicação da Modelagem Multivariada	56
UNIDADE 5 - Considerações Finais	86
Referências	88

Lista de Figuras

Figura 2.1. Localização espacial da área de estudo, Floresta Nacional de Caxiuanã.	8
Figura 2.2. Foto de uma das Torres Meteorológicas de Caxiuanã.....	9
Figura 2.3. Foto da seção base de uma das Torres Meteorológicas de Caxiuanã.....	9
Figura 3.1. Intervenção pontual (a), degrau (b) e rampa (c).....	15
Figura 3.2. Modelo de Função de Transferência.....	17
Figura 3.3. Modelo de Função de Transferência.....	17
Figura 3.4. Sistema dinâmico de Função de Transferência.....	21
Figura 3.5. Algoritmo de decomposição utilizando o método da codificação por sub-banda.	34
Figura 3.6. Exemplo de uma wavelet (não normalizada).....	36
Figura 3.7. Função Wavelet de Haar.....	38
Figura 3.8. Wavelet complexa de Morlet, a) wavelet de Morlet com largura (escala) e amplitude (deslocada) arbitrária, com o tempo ao longo do eixo horizontal e b) construção da wavelet de Morlet (azul tracejado) a partir de uma onda seno (verde) modulada por uma curva gaussiana (vermelho).	39
Figura 3.9. Janelas de análise no plano tempo-freqüência para a TEF e para as Wavelets.....	40
Figura 3.10. Cobertura do espectro de freqüências pela TEF (acima) e pela TW (abaixo).	40
Figura 4.1. Série temporal da concentração de CO ₂ da área de estudo.	43
Figura 4.2. Autocorrelações dos resíduos do modelo 4.2.	44
Figura 4.3. Autocorrelações parciais dos resíduos do modelo 4.2.	44
Figura 4.4. Modelo de intervenção para a concentração de CO ₂ da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h	46

Figura 4.5. Modelo ajustado para a concentração de CO ₂ da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h	46
Figura 4.6. Concentração de CO ₂ da Floresta Nacional de Caxiuanã do dia Juliano do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h	48
Figura 4.7. Decomposição da concentração de CO ₂ da floresta nacional de Caxiuanã do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h, utilizando a Wavelet de Haar.....	50
Figura 4.8. Análise dos coeficientes da concentração de CO ₂ da floresta nacional de Caxiuanã do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h, utilizando a Wavelet de Haar.....	51
Figura 4.9. (a) Valores da concentração de CO ₂ por segundo, (b) Escalograma da série temporal de CO ₂ , resultante da aplicação da Wavelet de Morlet. (c) Variância (energia) associada a cada escala temporal disponível, do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h	53
Figura 4.10. (a) Valores da concentração de CO ₂ ajustados pela análise de intervenção, (b) Escalograma da série temporal de CO ₂ ajustada, resultante da aplicação da Wavelet de Morlet. (c) Variância (energia) associada a cada escala temporal disponível, do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.	53
Figura 4.11. (a) Valores da velocidade do vento na direção vertical (W), (b) Diagrama tempo-frequência da série temporal de (W), resultante da aplicação da Wavelet de Morlet. (c) Variância (energia) associada a cada escala temporal disponível, do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h	54
Figura 4.12. (a) Valores da velocidade do vento na direção longitudinal (U), (b) Diagrama tempo-frequência da série temporal de (U), resultante da aplicação da Wavelet de Morlet. (c) Variância (energia) associada a cada escala temporal disponível, do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h	55
Figura 4.13. (a) Valores da Umidade por segundo, (b) Diagrama tempo-frequência da série temporal de H ₂ O, resultante da aplicação da Wavelet de Morlet. (c) Variância (energia) associada a cada escala temporal disponível, do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h	55
Figura 4.14. Concentração de CO ₂ original da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005 no intervalo de 18h às 18:30h	56
Figura 4.15. Umidade específica (H ₂ O) original da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005 no intervalo de 18h às 18:30h	57
Figura 4.16. Velocidade do vento na direção vertical W original da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h	57
Figura 4.17. Velocidade do vento na direção longitudinal U original da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.....	58

Figura 4.18. Fac e Facp da série de entrada umidade (H ₂ O) da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h. Acima, a série original; abaixo, a série com uma diferença.....	59
Figura 4.19. Fac e Facp da série de entrada velocidade do vento na direção vertical (W) da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h. Acima, a série original; abaixo, a série com uma diferença.	59
Figura 4.20. Fac e Facp da série de entrada velocidade do vento na direção longitudinal (U) da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h. Acima, a série original; abaixo, a série com uma diferença.....	60
Figura 4.21. Fac e Facp da série resposta, concentração de CO ₂ da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h. Acima, a série original; abaixo, a série com uma diferença.....	60
Figura 4.22. Série Umidade (TH ₂ O) da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h, transformada por Box-Cox	61
Figura 4.23. Fac e Facp da primeira diferença da série de entrada transformada Umidade (H ₂ O) da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h	62
Figura 4.24. Fac e Facp da segunda diferença da série de entrada transformada Umidade (H ₂ O) da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h	62
Figura 4.25. Fac e Facp dos resíduos para o modelo (4.6) da série de entrada transformada Umidade (TH ₂ O) da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h	63
Figura 4.26. Fac e Facp dos resíduos para o modelo (4.7) da série de entrada velocidade do vento na direção W da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h	65
Figura 4.27. Fac e Facp dos resíduos para o modelo (4.8) da série de entrada velocidade do vento na direção longitudinal U da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h	66
Figura 4.28. Correlação cruzada amostral entre a série de entrada pré-ajustada TH ₂ O e a série de saída CO ₂ da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h. Os limites (linhas tracejadas) são de 2 erros-padrão. ...	66
Figura 4.29. Correlação cruzada amostral entre a série de entrada pré-ajustada Velocidade do vento na direção W e a série de saída CO ₂ da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h. Os limites (linhas tracejadas) são de 2 erros-padrão.....	67

Figura 4.30. Correlação cruzada amostral entre a série de entrada pré-ajustada Velocidade do vento na direção U e a série de saída CO ₂ da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h. Os limites (linhas tracejadas) são de 2 erros-padrão.....	68
Figura 4.31. Modelo de função de transferência (4.9) (em azul) ajustado aos dados de CO ₂ da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h para um Intervalo de Confiança de 95%	73
Figura 4.32. (a) Valores da concentração de CO ₂ ajustadas pela modelagem multivariada, (b) Escalograma da série temporal de CO ₂ ajustada, resultante da aplicação da Wavelet de Morlet. (c) Variância (energia) associada a cada escala temporal disponível, do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.	74
Figura 4.33. Concentração de CO ₂ para a decomposição multiresolução segundo a aproximação a4	75
Figura 4.34. Umidade específica para a decomposição multiresolução segundo a aproximação a4	75
Figura 4.35. Velocidade do vento na direção W para a decomposição multiresolução segundo a aproximação a4	76
Figura 4.36. Velocidade do vento na direção U para a decomposição multiresolução segundo a aproximação a4	76
Figura 4.37. Fac (à direita) e Facp (à esquerda) dos resíduos para a aproximação a4 do modelo (4.10) da série de entrada Umidade específica	77
Figura 4.38. Fac (à direita) e Facp (à esquerda) dos resíduos para a aproximação a4 do modelo (4.11) da série de entrada velocidade do vento na direção W.....	78
Figura 4.39. Fac (à direita) e Facp (à esquerda) dos resíduos para a aproximação a4 do modelo (4.12) da série de entrada velocidade do vento na direção U	78
Figura 4.40. Correlação cruzada amostral entre as a aproximações a4 da série de entrada pré-ajustada H ₂ O e a série de saída CO ₂ . Os limites (linhas tracejadas) são de 2 erros-padrão.....	79
Figura 4.41. Correlação cruzada amostral entre a série de entrada pré-ajustada Velocidade do vento na direção W e a série de saída CO ₂ . Os limites (linhas tracejadas) são de 2 erros-padrão	80
Figura 4.42. Correlação cruzada amostral entre a série de entrada pré-ajustada Velocidade do vento na direção U e a série de saída CO ₂ . Os limites (linhas tracejadas) são de 2 erros-padrão	81
Figura 4.43. Modelo de função de transferência (4.13) (em azul) ajustado aos dados de CO ₂ , para um Intervalo de Confiança de 95%.....	85

Lista de Tabelas

Tabela 3.1. Função de Transferência para $r = 0$	23
Tabela 3.2. Função de Transferência para $r = 1$	24
Tabela 3.3. Função de Transferência para $r = 2$	25
Tabela 4.1. Autocorrelações residuais do modelo (4.2).....	44
Tabela 4.2. Resultados obtidos para o modelo (4.3).....	45
Tabela 4.3. Autocorrelações residuais do modelo (4.3).....	45
Tabela 4.4. Escalas em que podem ser projetados o sinal de CO_2 (frequência de 10Hz), pela Transformada Wavelet de Haar.....	49
Tabela 4.5. Estatísticas do modelo ajustado (4.6).	63
Tabela 4.6. Análise dos resíduos para o modelo (4.6).....	63
Tabela 4.7. Estatísticas do modelo ajustado (4.7).	64
Tabela 4.8. Análise dos resíduos para o modelo (4.7).....	64
Tabela 4.9. Estatísticas do modelo ajustado (4.8).	65
Tabela 4.10. Análise dos resíduos para o modelo (4.8).....	66
Tabela 4.11. Correlações cruzadas entre CO_2 e TH_2O	67
Tabela 4.12. Correlações cruzadas entre CO_2 e W	68
Tabela 4.13. Correlações cruzadas entre CO_2 e U	68
Tabela 4.14. Estimativas e estatísticas dos parâmetros do modelo (4.9).....	71
Tabela 4.15. Análise dos resíduos para o modelo (4.9).....	72
Tabela 4.16. Correlações cruzadas entre os resíduos e a série Umidade específica.....	72
Tabela 4.17. Correlações cruzadas entre os resíduos e a série W	73

Tabela 4.18. Correlações cruzadas entre os resíduos e a série U	73
Tabela 4.19. Análise dos resíduos para o modelo (4.10).....	77
Tabela 4.20. Análise dos resíduos para o modelo (4.11).....	78
Tabela 4.21. Análise dos resíduos para o modelo (4.12).....	78
Tabela 4.22. Correlações cruzadas entre CO ₂ e tH ₂ O.....	80
Tabela 4.23. Correlações cruzadas entre CO ₂ e W	80
Tabela 4.24. Correlações cruzadas entre CO ₂ e U	81
Tabela 4.25. Estimativas e estatísticas dos parâmetros do modelo (4.13).	83
Tabela 4.26. Análise dos resíduos para o modelo (4.13).....	83
Tabela 4.27. Correlações cruzadas entre os resíduos e a série de Umidade específica	84
Tabela 4.28. Correlações cruzadas entre os resíduos e a série de Velocidade do Vento W	84
Tabela 4.29. Correlações cruzadas entre os resíduos e a série de Velocidade do vento U	84

Nomenclatura

- CWT** Transformada *Wavelet* Contínua, do Inglês Continuous *Wavelet* Transform
- FT** Transformada de *Fourier*, do Inglês Fourier Transform
- WFT** Transformada de *Fourier* de curta duração, do Inglês Windowed *Fourier* Transform
- WT** Transformada *Wavelet*, do Inglês *Wavelet* Transform
- TEF** Transformada Enjanelada de *Fourier*
- FAC** Função de Autocorrelação.
- FACI** Função de Autocorrelação Inversa
- FACP** Função de Autocorrelação Parcial
- CO₂** Dióxido de Carbono
- W** Velocidade do vento na direção vertical
- U** Velocidade do vento na direção longitudinal
- H₂O** Umidade específica
- FCC** Função de Correlação Cruzada
- CLA** Camada Limite Atmosférica
- SARIMA** Sazonal Autoregressivo Integrado de Média Móvel
- ARIMA** Autoregressivo Integrado de Média Móvel
- ARMAX** Autoregressivo de Média Móvel para variável exógena
- ECT** Energia Cinética Turbulenta
- ST** Série Temporal

UNIDADE 1

Introdução

A camada limite atmosférica (CLA) é a região da atmosfera em contato direto com a superfície terrestre onde está localizada a maior parte das fontes naturais e antropogênicas de gases e material particulado, sendo, portanto, onde os poluentes lançados sofrem as primeiras transformações químicas ao serem transportados pelo vento e pela turbulência.

A CLA tem sua origem ligada aos processos turbulentos associados às trocas de energia, momento e massa entre superfície e a atmosfera. Os fluxos verticais turbulentos de calor sensível e latente determinam em grande parte a estrutura vertical média da temperatura e da umidade na CLA, enquanto o transporte vertical turbulento de momento horizontal condiciona a estrutura dinâmica (Stull, 1988).

Durante o período diurno a turbulência na CLA é mantida pela produção térmica e pela produção mecânica de energia cinética turbulenta (ECT) e pode ser dividida em três camadas: **camada limite superficial (CLS)**, com altura de dezenas de metros e onde ocorre a geração de turbulência mecânica e térmica, e os gradientes verticais das propriedades médias são intensos; **camada de mistura (CM)**, com espessura de até 2000m e onde os gradientes verticais das propriedades médias são pequenos e **camada de transição (CT)**, com espessura variável entre 50 e 200m e onde a turbulência é intermitente e os gradientes verticais das propriedades médias são intensos. À noite a turbulência ainda pode ser mantida se a produção mecânica de ECT for superior àquela dissipada pela destruição térmica de ECT associada à presença de uma estratificação estável induzida pelo resfriamento radiativo da superfície.

No estudo do comportamento de variáveis ambientais, como as que se observam na CLA, é importante observar se os dados apresentam alguma função que pode estar relacionada a alguma atividade antropogênicas ou a fatores naturais, ou são resultados de efeitos aleatórios. Neste caso, dependendo de uma análise preliminar sobre os dados coletados, podem-se utilizar para o modelamento do

comportamento dessas variáveis, técnicas estatísticas mais avançadas, como funções de transferências. Com essas funções pode-se, por exemplo, estudar o efeito de intervenções sofridas pelas variáveis ao longo de determinado período, além da possibilidade de se estabelecer possíveis relações existentes entre uma variável resposta e co-variadas.

Os primeiros estudos sobre turbulência podem ser atribuídos a Osborne Reynolds e Lord Rayleigh no século XIX, Townsend, 1976. Reynolds demonstrou que escoamentos fluidos mudam de um estado ordenado e predizível para um estado caótico e não predizível, quando certo parâmetro adimensional excede o seu valor crítico. Na sua famosa investigação de escoamentos no interior de tubos, ele estabeleceu claramente a existência de dois regimes fundamentais de escoamento: o laminar e o turbulento, o qual chamou de 'sinuoso'. O parâmetro adimensional, o qual controlava a transição de um regime para o outro, tornou-se posteriormente conhecido como número de Reynolds.

A teoria estatística de turbulência foi objeto de desenvolvimento importante, especialmente com os estudos de Kolmogorov, Obukhov, Heisenberg, Rotta, Batchelor, Taylor, Monin e Yasglom, Deardorf, Lunley e Yasglom, entre outros.

Algumas características da turbulência foram propostas por Tennekes e Lumley (1972), as principais são:

- **Irregularidade:** os escoamentos turbulentos são de difícil predição determinística e o uso de ferramentas estatísticas é atualmente a única forma de análise.
- **Alta difusibilidade:** produz mistura de fluido, aumenta a transferência de calor, retarda a separação da camada limite.
- **A turbulência ocorre a altos números de Reynolds:** a transição de um escoamento para o regime turbulento, bem como a sua manutenção dependem da importância relativa entre os efeitos convectivos e difusivos. Os efeitos convectivos altamente não lineares são efeitos amplificadores de perturbações e são geradores de instabilidades. Por outro lado os efeitos difusivos são amortecedores ou inibidores da formação de instabilidades. O número de Reynolds (Re) é definido como a razão entre os efeitos convectivos e os efeitos difusivos. Desta forma um escoamento só poderá transicionar ou se manter turbulento quando Re for maior que a unidade.

$$Re = \frac{\text{Efeitos Convectivos (efeitos não lineares que amplificam perturbações)}}{\text{Efeitos Difusivos (efeitos que tendem a amortecer as instabilidades)}}$$

- **Flutuações tridimensionais de vorticidade:** a experiência mostra que qualquer escoamento turbulento é rotacional e tridimensional. Constata-se ainda a presença de flutuações tridimensionais de vorticidade. Fisicamente, vorticidade é gerada através do processo de estiramento de vórtices, o que é um mecanismo puramente tridimensional.
- **A turbulência é um fenômeno altamente dissipativo:** O processo de dissipação viscosa de energia cinética turbulenta, gerando aumento de energia interna acontece nas altas frequências. Sabe-se ainda que, em regime turbulento completamente desenvolvido toda a energia injetada no escoamento deve cascatar sobre o espectro de turbilhões até as frequências dissipativas.
- **A turbulência é um fenômeno sensível às condições iniciais:** Esta é uma característica relativa à nossa incapacidade de reproduzir ou repetir um dado experimento. Mesmo no laboratório, sob condições extremas de controle, não é possível desenvolver duas realizações idênticas. Do ponto de vista da simulação numérica, torna-se impossível reproduzir exatamente as condições iniciais e de contorno experimentadas no laboratório. Um escoamento turbulento tem, pelos efeitos não lineares, uma alta capacidade de amplificação destes pequenos erros, conduzindo a resultados completamente diferentes, em duas realizações que diferem minimamente nas condições iniciais e de contorno.

No estudo de séries temporais que apresentam comportamento não estacionário são exigidas abordagens matemáticas robustas de análise para poder compreender os fenômenos que estão agindo sobre eles. Neste caso, a transformada de *wavelet* tem sido bastante utilizada para a caracterização de variáveis que apresentam esse comportamento, como pode ser visto em Protázio (2001), Faria (1997), Barbosa (2005), Nogueira et al. (2006), Domingues et al. (2003), Bolzan (2000) e Katul et al. (1994), entre outros. Farge (1992) mostra que essa ferramenta é capaz de analisar séries temporais obtidas de qualquer sistema físico.

Neste trabalho é apresentado um estudo para a caracterização da concentração de CO₂ na Floresta Nacional de Caxiuanã, incluindo as possíveis relações existentes entre essa concentração e o comportamento da velocidade do vento nas direções U (longitudinal), W (vertical), além da umidade específica. Modelos de função de transferência foram utilizados para avaliar efeitos de intervenção na série temporal de CO₂ e para avaliar possíveis relações entre a concentração de CO₂ e as outras variáveis em estudo. Para o estudo das características físicas das variáveis, foi utilizada a Transformada *wavelet*. Neste caso, para efeito de comparação na concentração de CO₂, foram consideradas as séries originais e filtradas (ajustadas pelos modelos de função de transferência), para verificar se os modelos ajustados conservaram as características originais de CO₂ e assim confirmar o bom ajuste aos dados.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Construção de modelos de séries temporais baseados em funções de transferência e uso da Transformada *Wavelet* em dados meteorológicos para o estudo do comportamento e de propriedades características de variáveis como: concentração de CO₂, umidade específica e velocidade do vento na direção vertical (W) e longitudinal (U).

1.1.2 Objetivos Específicos

- Uso de análise de intervenção em dados de concentração de CO₂ na presença de eventos relacionados às rajadas de vento.
- Utilização de função de transferência na modelagem multivariada de séries de dados meteorológicos considerando como variável resposta a concentração de CO₂ e as variáveis umidade específica, velocidade do vento nas direções W e U como co-variadas.
- Análise das propriedades físicas das variáveis em estudo com o uso da Transformada *Wavelet*.

UNIDADE 2

Estudos realizados e Área de estudo

2.1. Alguns estudos realizados com aplicações de ferramentas Estatísticas e da Transformada *Wavelet*

Há na literatura uma série de estudos sobre dados meteorológicos. Por exemplo, o trabalho de Torrence & Compo (1997), constitui um guia prático, passo a passo, para análise através da Transformada *Wavelet*, em que são apresentados exemplos obtidos de séries temporais das oscilações do ENSO (El Niño Southern Oscillation). Este guia abrange uma comparação do método com a Transformada de *Fourier* de curta duração (WFT), a escolha da função *wavelet* apropriada, os efeitos de borda devido ao comprimento finito das séries temporais e a relação entre as escalas *wavelet* e a frequência de *Fourier*.

Companharo *et al.* (2005) estudaram séries temporais de turbulência na camada limite atmosférica da floresta amazônica em Rondônia com o objetivo de determinar componentes das séries temporais por um conjunto de equações diferenciais não-lineares. Para mostrar a existência, em uma das séries estudadas, de uma componente com características de dinâmica caótica (determinísticas) eles utilizaram o método das coordenadas de atraso temporal, em que a escolha do tempo de atraso foi feita utilizando-se a função de autocorrelação.

Um estudo sobre dados turbulentos de resposta rápida da velocidade do vento e da temperatura foi feito por Bolzan (2000) na Reserva de Passo do Lontra, município de Miranda, MS, no Pantanal Mato-Grossense, onde foi utilizado o método das covariâncias para estimar os fluxos turbulentos de momentum e de calor sensível. Aplicou-se a Transformada *Wavelets* para separar a média da flutuação turbulenta e para detectar e visualizar estruturas coerentes nos campos de velocidade do vento e de temperatura. Os resultados mostraram um comportamento marcadamente diferente para as estruturas coerentes térmicas e mecânicas, salvo em condições muito próximas da neutralidade.

Como resultado interessante recentemente obtido por Dias Junior (2008) sobre a turbulência em Caxiuanã, mencione-se a relação encontrada entre a altura

do ponto de inflexão do perfil vertical da velocidade do vento e o tempo de duração das estruturas coerentes. O sítio de Caxiuanã continua ativo, com novos dados turbulentos sendo gerados e este trabalho certamente inspirará pesquisas futuras.

2.2 Dados e Área de Estudo

Os dados utilizados neste trabalho foram gerados graças ao apoio dos Projetos LBA e Milênio LBA-2 disponibilizados pelo Museu Paraense Emílio Goeldi, obtidos durante o ano de 2005, na floresta de terra-firme de Caxiuanã, coletados a 54 m de altura em uma das torres meteorológicas da região. Foram analisadas as medidas de resposta rápida (10 Hz) da concentração de CO₂ e umidade específica, utilizando para coleta destes dados um sensor LICOR, modelo LI 7500, e da velocidade do vento na direção vertical (W) e longitudinal (U), utilizando anemômetro sônico Gill, modelo R3, amostrados a 10 Hz no intervalo de 18h as 18h30h do dia Juliano 96 de 2005, que corresponde a uma quarta-feira, 6 de abril. O motivo para selecionar este dia e hora foi devido apresentar indícios do fenômeno conhecido como rajadas de vento, o que tornou as séries não estacionárias (Nogueira et al., 2006).

O Museu Paraense Emílio Goeldi (MPEG) desenvolve suas atividades de pesquisa e difusão em três bases físicas: Campus de Pesquisa (10 ha), Parque Zoobotânico (5,3 ha) e Estação Científica Ferreira Penna (ECFPn, com 33.100 ha), localizada na Floresta Nacional de Caxiuanã (Figura 2.1). As atividades institucionais incluem ações a serem desenvolvidas pelo Plano Plurianual do Governo/PPA, por financiadores externos e parceiros.

O Parque Zoobotânico é uma mostra viva da fauna e flora amazônicas. Abriga a administração do MPEG, além de ser o local onde são realizadas as atividades de difusão científica. O Campus de Pesquisa abriga as Coordenações de Pesquisa, Documentação e Planejamento, os Laboratórios Adolpho Ducke, de Sensoriamento Remoto (UAS), Microscopia Eletrônica e Datação do Carbono 14, a Pós-Graduação, as Coleções Científicas e o Serviço de Processamento de Dados. Os acervos científicos do MPEG representam a prioridade mais alta da instituição, pois formam a base das pesquisas e é um patrimônio de inestimável valor para a humanidade. A ECFPn é um laboratório de pesquisas com mais de 3.000m² de área construída, destinado a estudos de longo prazo e a formação de recursos humanos.

A Floresta Nacional de Caxiuanã (Figura 2.1) é uma reserva florestal, administrada pelo IBAMA (Instituto Brasileiro do Meio Ambiente), localizada no centro do Estado do Pará (1°42'30''S, 51°31'45''W), no município de Melgaço, distante cerca de 400 km de Belém (PA). Desde 1993 o Museu Paraense Emílio Goeldi mantém em Caxiuanã, em área cedida pelo IBAMA, a Estação Científica “Ferreira Penna”. Nesta, são desenvolvidas pesquisas da fauna, da flora, da climatologia e do homem da região. Pesquisadores do LBA desenvolvem projetos relativos à variabilidade climática, interação floresta-atmosfera, ciclo do carbono, características do solo, etc. O Experimento de Grande Escala da Biosfera-Atmosfera na Amazônia, LBA, é um dos maiores empreendimentos científicos do mundo na área ambiental. É composto por um volumoso programa de estudos, liderado pelo Brasil, com cooperação científica internacional, somando mais de 130 propostas diferentes de pesquisa, já executadas ou em execução.

Estas pesquisas colocaram ao dispor das comunidades amazônicas, das suas esferas de governo (da federal às municipais) e dos cientistas do mundo todo, um enorme acervo de conhecimentos inéditos sobre a Amazônia. Nunca antes tantas novas informações sobre essa região do planeta foram coletadas e sistematizadas num só programa de estudos.

Por isso o LBA já é um sucesso científico global. Foi viabilizado em 1998 por meio de acordos internacionais e é financiado pelas mais destacadas agências de fomento brasileiras (MCT, CNPq, Fapesp, Finep, etc); pela NASA (órgão oficial de pesquisa espacial) e a National Science Foundation, dos EUA; pela Comissão Européia; pelo IAI – Instituto Interamericano de Pesquisas sobre Mudanças Globais; além de organismos de países da Bacia Amazônica (Venezuela, Peru, Bolívia, Colômbia e Equador) e outras instituições americanas e de oito países europeus.



Figura 2.1 Localização espacial da área de estudo, Floresta Nacional de Caxiuanã.

A Estação Ferreira Pena possui 33 mil hectares, correspondentes a 10% da área total da Floresta Nacional de Caxiuanã. A Estação dispõe de infra-estrutura física adequada para facilitar o trabalho dos pesquisadores, construída com financiamento do Governo Britânico. Dispõe de apartamentos, refeitório, lavanderia, biblioteca, laboratórios, auditório, barcos, estação meteorológica e várias torres meteorológicas. Nas figuras 2.2 e 2.3 são mostradas fotos de uma das torres meteorológicas da região.



Figura 2.2 Foto de uma das Torres Meteorológicas de Caxiuanã



Figura 2.3 Foto da seção base de uma das Torres Meteorológicas de Caxiuanã

UNIDADE 3

Metodologia

3.1 Séries Temporais

Uma ST pode ser definida como um conjunto de observações em função do tempo (Morettin e Toloi, 2004), isto é,

$$\{X_t\}, t = 1, 2, 3, \dots, N;$$

onde t representa a variação temporal da ST e N , o comprimento desta.

Dados de Série Temporais podem surgir de diferentes áreas de conhecimento como, por exemplo,

- Meteorologia e Oceanografia: precipitação, temperatura, velocidade do vento, velocidade e amplitudes de correntes marítimas, etc;
- Astrofísica: curvas de luz de objetos estelares, número de manchas solares, explosões solares observadas em radiofrequência e altas energias, etc;
- Geofísica espacial: pulsações geomagnéticas, cintilações ionosféricas, etc.;
- Economia: índice da Bolsa de Valores, dinâmica de derivativos, etc.;
- Medicina: eletrocardiograma, eletro-encefalograma, etc.

Uma das características mais relevantes nestes tipos de dados é a dependência entre as observações vizinhas e, em geral, o interesse concentra-se na análise e modelagem desta dependência fenomenológica (Moretin e Toloi, 2004).

3.1.1 Ferramentas para Análise de Séries Temporais

As principais ferramentas utilizadas para análise de séries temporais são: as funções de autocorrelação e autocorrelação parcial.

3.1.2 Função de Autocorrelação

A função autocorrelação (FAC) representa a correlação simples entre Y_t e Y_{t-k} em função da defasagem k . A função de autocorrelação de uma ST $\{X_t\}$ pode ser definida como,

$$\rho = \frac{\sum_{t=0}^{N-k-1} (X_t - \bar{X})(X_{t+k} - \bar{X})}{\sum_{t=0}^{N-1} (X_t - \bar{X})^2} \quad (3.1)$$

Onde N representa o comprimento da ST e x é o valor esperado das observações, calculada para a variação temporal (*atraso*) k . O coeficiente de autocorrelação (ρ) de uma ST varia entre -1 e 1, inclusive. Se ρ assume o valor 1, então, diz-se que as duas variáveis medidas possuem uma autocorrelação positiva absoluta, caso contrário, se $\rho = -1$, diz-se que a autocorrelação negativa é absoluta. Quando ρ assume valor 0, não existe autocorrelação entre as variáveis, ou seja, autocorrelação nula.

O valor esperado de uma ST (média aritmética) é definido como um valor típico ou representativo dos dados. Isto é, através da média aritmética pode-se apresentar o valor do ponto em torno do qual os dados se distribuem.

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} X_t \quad (3.2)$$

O grau de dispersão (variância) dos dados pode ser medido pelos desvios (dos dados) em relação ao valor esperado, considerando-se o tamanho da amostra. A variância (σ^2) de uma ST é definida como:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{t=0}^{N-1} (X_t - \bar{X})^2 \quad (3.3)$$

Onde $(N-1)$ representa o grau de liberdade dos dados e x é o valor esperado da série. Entretanto, como medida de dispersão, a variância tem a desvantagem de

apresentar a unidade de medida igual ao quadrado da unidade de medida dos dados. Por isso, utiliza-se o desvio padrão (σ), que apresenta a mesma unidade de medida dos dados, e é definido como a raiz quadrada da variância, isto é,

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=0}^{N-1} (X_t - \bar{X})^2} \quad (3.4)$$

3.1.3 Função de Autocorrelação Parcial (FACP)

A função autocorrelação parcial (FACP) representa a correlação entre Y_t e Y_{t-k} como uma função da defasagem k , filtrado o efeito de todas as outras defasagens sobre Y_t e Y_{t-k} . Define-se a função de autocorrelação parcial como a seqüência de correlações entre $(X_t$ e $X_{t-1})$, $(X_t$ e $X_{t-2})$, $(X_t$ e $X_{t-3})$ e assim por diante, desde que os efeitos de defasagens anteriores sobre $t X$ permanecem constantes. A FACP é calculada como o valor do coeficiente ϕ_{kk} na equação

$$X_t = \phi_{k1}X_{t-1} + \phi_{k2}X_{t-2} + \phi_{k3}X_{t-3} + \dots + \phi_{kk}X_{t-k} + e_t \quad (3.5)$$

3.1.4 Modelos lineares estacionários

Pode-se pensar num modelo ARIMA como uma função de regressão populacional para Y_t em que há apenas 2 tipos de “variáveis explicativas”:

- Valores passados de $Y_t \rightarrow$ A parte “auto-regressiva”.
- Valores presente e passado do distúrbio normal u_t (ou “inovação”) \rightarrow A parte “médias móveis”.

Forma geral da equação (notação Box & Jenkins):

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + u_t - \theta_1 u_{t-1} - \dots - \theta_q u_{t-q} \quad (3.6)$$

Onde

p : a defasagem máxima de Y_t presente na equação.

q : a defasagem máxima de u_t presente na equação.

A classe de modelos ARIMA é extremamente flexível. Ela é capaz de produzir, com pouquíssimos parâmetros, séries temporais com comportamentos os mais variados, para mais detalhes (Moretin e Tolo, 2004).

3.2 Análise de Intervenção

Uma intervenção corresponde à ocorrência de algum tipo de evento em determinado instante de tempo T , conhecido a priori (MORETIN e TOLOI, 2004). Essa ocorrência pode manifestar-se em um intervalo de tempo subsequente ao evento e que afeta temporariamente, ou permanentemente, a série em estudo. A análise de intervenção tem por objetivo avaliar o impacto de tal evento no comportamento da série.

A análise de intervenção se deve a BOX e TIAO (1976) e foi planejada para tratar de situações em que as observações (X_t) são afetadas pela ocorrência de algum evento não usual em um tempo conhecido t_0 . Por exemplo, as vendas de um produto (commodity) podem ser afetadas por uma súbita mudança em uma propaganda de marketing ou por uma mudança em taxas legais. No caso desta pesquisa, a mudança do comportamento da concentração de CO_2 pode está relacionada ao fenômeno das rajadas de vento, ou seja, intervenções podem criar mudanças graduais e/ou abruptas nos valores de uma série temporal. Situações como a chegada de um novo presidente em uma companhia podem levar a um melhoramento gradual no preço de estoque para a firma ou a instalação de um novo sistema computacional pode ocasionar uma queda súbita no tempo do processo em transações diárias. Esses exemplos representam intervenções que podem continuar por um tempo relativamente longo. Variáveis intervenções deste tipo são chamadas *funções step*. Intervenções também podem ser eventos de tempo curto. Por exemplo, uma mudança temporária na configuração da máquina da fábrica pode temporariamente aumentar ou diminuir a produção da fábrica. Variáveis de intervenção deste tipo são conhecidas como funções impulso ou funções pulso.

Suponha que o interesse seja na previsão de valores futuros e deseje-se ajustar um modelo adequado aos dados. Se as observações incluem o ponto t_0 poderíamos argüir que no estágio do ajustamento do modelo, as observações antes do tempo t_0 deveriam ser ignoradas, com base na suposição de que a ocorrência de eventos não usuais pode alterar a estrutura de séries temporais. Entretanto, isto poderia representar desperdício de dados (particularmente com série curtas) e poderia ser mais recomendável tentar remover (tanto quanto possível) o efeito do “evento” de modo que o modelo pudesse ser ajustado ao conjunto total de observações.

A aproximação de BOX e TIAO tem como objetivo caracterizar a ocorrência do evento pela introdução de uma série “indicativa” artificial que muda sua forma abruptamente no tempo t_0 .

3.2.1 Eventos de intervenção

Um evento de intervenção é uma série de entrada a partir de uma fonte determinística (variável indicativa ou regressor *dummy*) que é usada para explicar os desvios do processo da série temporal básica. As intervenções começam a influenciar os dados registrados em um tempo específico t_0 e têm uma duração específica. Existem três tipos de intervenções comumente utilizados (Wei, 1989):

a) Intervenção pontual (Função Impulso)

Uma intervenção pulso é um regressor *dummy* que assume o valor um (1) no tempo da intervenção e o resto de seus valores são zero (0). A duração de uma intervenção pontual é de um período curto e específico de tempo. Ou seja,

$$X_{j,t} = I_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t \neq T \\ 1, & t = T \end{cases} \quad (3.7)$$

As intervenções pontuais são úteis para a indicação de eventos que ocorrem em um único (ou simples) período de tempo curto e específico e cuja influência na série cessará depois disso (Fig. 3.1a).

b) Intervenção Degrau (Função Step)

Uma intervenção degrau é um regressor *dummy* cujos valores antes da intervenção são zero e cujos valores subseqüentes são um (1). A duração de uma intervenção degrau é constituída pelo número de períodos desde o tempo t_0 até o final da série temporal. Ou seja,

$$X_{j,t} = S_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t < T \\ 1, & t \geq T \end{cases} \quad (3.8)$$

As intervenções degrau são úteis para a avaliação de promoções que se sabe que ocorrem durante e após um período de tempo específico, e cuja influência permanece na série depois disso (Fig. 3.1b)

c) Intervenção Rampa

Uma intervenção rampa é um regressor *dummy* cujos valores antes e durante a intervenção são zero e cujos valores subseqüentes aumentam linearmente depois

disso. A duração de uma intervenção rampa é constituída pelo número de períodos desde o tempo t_0 até o final da série temporal. Ou seja,

$$X_{j,t} = R_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t < T \\ (t-T) & t \geq T \end{cases} \quad (3.9)$$

As intervenções rampa são úteis para a indicação de eventos que se sabe, ocorrem durante e após um período de tempo específico, e cuja influência sobre a série temporal aumenta depois disso (Fig. 3.1c). Se a duração do evento se encerra antes do final da série temporal, então podem ser usadas duas intervenções rampa se compensando.

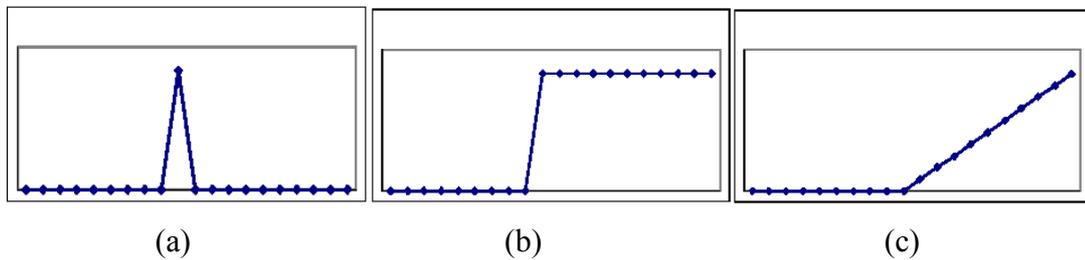


Figura 3.1 Intervenção pontual (a), degrau (b) e rampa (c).

Note-se que a função impulso ($I_t^{(T)}$) pode ser produzida pela diferenciação da função *step* ($S_t^{(T)}$). Ou seja, $I_t^{(T)} = S_t^{(T)} - S_{t-1}^{(T)} = (1 - \mathbf{B})S_t^{(T)}$. Conseqüentemente, um modelo de intervenção pode ser bem representado com a função *step* ou com a função impulso.

Em geral, o efeito de uma intervenção é mudar o nível da série ou, então, sua inclinação. Entretanto, há três fontes de ruído que podem obscurecer o efeito da intervenção:

- i) Tendência;
- ii) Sazonalidade;
- iii) Erro aleatório.

O fato de existir tendência em uma série pode levar a falsas conclusões, se essa existir e uma intervenção ocorrer no instante T , o fato do nível pós-intervenção ser maior do que o nível pré-intervenção pode ser devido simplesmente à tendência. A utilidade dos modelos SARIMA é de que os três elementos citados anteriormente são levados em conta quando a componente residual N_t é modelada.

Várias combinações de intervenções do tipo pontual, degrau e rampa e outros tipos de intervenções podem ser usadas para modelar eventos complexos.

Entretanto, o uso excessivo de intervenções pode ser perigoso. No caso extremo, o uso de uma intervenção em cada ponto da série pode definir completamente a série temporal e a modelagem de previsões, neste caso, é inútil.

Uma classe geral de modelos que leva em consideração a ocorrência de múltiplas intervenções é dada por

$$Z_t = \sum v_j(\mathbf{B})X_{j,t} + N_t \quad (3.10)$$

onde:

N_t é a série temporal livre do efeito das intervenções (denominada série residual);

$X_{j,t}, j=1, 2, \dots, k$, são variáveis de intervenção;

$v_j(\mathbf{B}), j = 1, 2, \dots, k$ são funções racionais (filtro função de transferência) da forma

$$\frac{\omega_j(\mathbf{B})\mathbf{B}^{b_j}}{\delta_j(\mathbf{B})} \quad (3.11)$$

em que:

$v_j(\mathbf{B})$ é filtro função de transferência (de ordem finita ou infinita);

ω_0 é o fator de escala;

$\omega_j(\mathbf{B}) = \omega_{j,0} - \omega_{j,1}\mathbf{B} - \omega_{j,2}\mathbf{B}^2 - \dots - \omega_{j,s}\mathbf{B}^s$: são polinômios em \mathbf{B} ;

$\delta_1(\mathbf{B}) = 1 - \delta_{j,1}\mathbf{B} - \delta_{j,2}\mathbf{B}^2 - \dots - \delta_{j,r}\mathbf{B}^r$: são polinômios em \mathbf{B} ;

b_j : é a defasagem no tempo para o início do efeito da j -ésima intervenção.

Se $r = 0$, $v_j(\mathbf{B})$ é de ordem finita. Caso contrário, é de ordem infinita. Se cada valor da intervenção influencia ambos os valores, passados e atuais, então a intervenção é uma variável de regressão dinâmica. No caso em que a série de entrada é uma intervenção, o filtro função de transferência, $v_j(\mathbf{B})$ é também referido como a intervenção resposta. A influência geral de uma intervenção sobre a série temporal básica é subseqüentemente referido como o efeito da intervenção ($v_j(\mathbf{B})\xi$) que descreve a influência do evento sobre o tempo.

A identificação das intervenções é feita pela comparação do comportamento de Z_t próximo ao ponto de intervenção por meio de um catálogo de comportamentos típicos de diversas funções de transferências. Nas Figuras 3.2 e 3.3 são

apresentadas duas funções respostas para $X_t = 1$ quando $t > 20$ e zero, caso contrário.

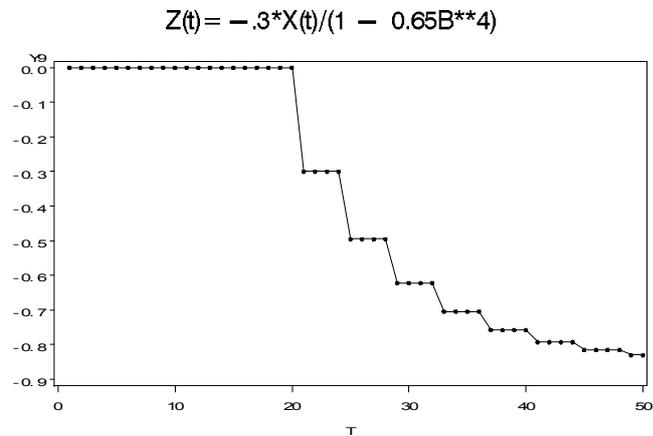


Figura 3.2. Modelo de Função de Transferência

O modelo da Figura 3.2 é dado por

$$Z_t = \frac{-0.3}{1 - 0.65B^4} X_{j,t} \tag{3.12}$$

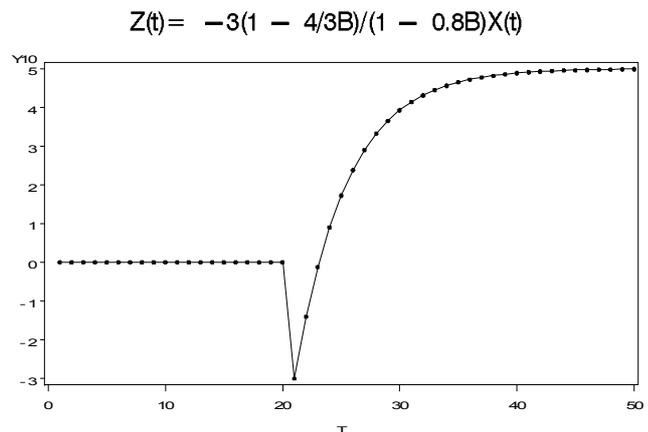


Figura 3.3. Modelo de Função de Transferência

O modelo da Figura 3.3 é dado por

$$Z_t = \frac{-3 + 4B}{1 - 0.8B} X_{j,t} \tag{3.13}$$

3.2.2 Estimação e teste

Box e Tiao (1975) sugerem o seguinte procedimento para testar intervenções:

- a) Identificar e estimar um modelo estocástico para a parte da série anterior à intervenção;
- b) Usar este modelo para fazer previsões dos valores posteriores à intervenção, estas previsões são comparadas com os valores reais para avaliar o efeito da intervenção;
- c) Calcular funções apropriadas dos erros de previsões, que possam indicar possíveis mudanças no modelo postulado.

3.2.3 Funções de Transferência

Os Modelos de funções de transferência usam valores previstos de variáveis explicativas para produzir previsões da variável dependente. Modelos de funções de transferências são algumas vezes referidos como *modelos de regressão dinâmicos*.

Um modelo de função de transferência geral com uma variável explicativa e k atrasos é expresso como

$$Y_t = \mu + \beta_0 X_t + \beta_1 X_{t-1} + \beta_2 X_{t-2} + \dots + \beta_k X_{t-k} + Z_t \quad (3.14)$$

onde:

Y_t é a variável dependente da série temporal;

μ é o termo constante;

β_0 é o parâmetro associado com o valor atual da variável explicativa;

X_t é o valor atual da variável explicativa;

β_1, \dots, β_k são parâmetros associados com os valores defasados da variável explicativa. Esses valores, junto com β_0 , são chamados *pesos da resposta impulso* ou *pesos da função de transferência*;

Z_t é a série temporal de erros auto correlacionados.

3.2.4 Notação do operador atraso e Funções de Transferência

Os modelos ARIMA (Moretin e Tolo, 2004) podem ser expressos em termos do operador atraso \mathbf{B} . Uma Função de Transferência aplica uma razão de operadores atrasos polinomiais a uma ou mais variáveis explicativas observáveis, X_t . Por exemplo,

$$Y_t - \mu = \frac{(1 - \theta_1 B)}{(1 - \phi_1 B)} (X_{t-1} - \mu) + Z_t \quad (3.15)$$

Depois de uma defasagem de s períodos, este modelo tem um coeficiente principal seguido de uma diminuição arbitrária, decaindo então exponencialmente os expoentes para X_{t-j} .

Modelos de intervenção são modelos de funções de transferência em que as variáveis explicativas são variáveis indicadoras ou *dummy*. Isto é, as variáveis explicativas apresentam valores de 0 ou 1. Os modelos de intervenção geralmente representam mudanças abruptas em um processo de séries temporais.

Pode-se representar um modelo de intervenção simples como segue

$$Y_t = \mu + \beta X_t + e_t \quad (3.16)$$

onde:

- Y_t é a variável dependente da série temporal;
- μ é um valor constante;
- β é o parâmetro associado com a variável explicativa;
- X_t é uma variável explicativa indicadora que representa a intervenção;
- e_t é um termo de erro.

Em um modelo de intervenção mais geral, o parâmetro β é substituído por uma função de transferência geral, uma razão de polinomiais no operador atraso. Os métodos usados para ajustar modelos de intervenção são similares àqueles usados para ajustar modelos de funções de transferência.

3.2.5 Procedimento para identificação da Função de Transferência

- Estimar um modelo de intervenção preliminar com uma entrada apropriada para a variável de intervenção;
- Identificar o processo do modelo de erro para o modelo a partir de gráficos da função de autocorrelação (FAC), função de autocorrelação inversa (FACI) e função de autocorrelação parcial (FACP);
- Estimar um modelo final de intervenção que inclua parâmetros auto-regressivos e de médias móveis para o processo do modelo de erro.

Os modelos de intervenção são diferentes de modelos de função de transferência no sentido de que eles não podem usar o gráfico de correlação

cruzada para identificar o termo atraso de transferência da componente de entrada para um modelo de intervenção. O único modo de identificar a forma de entrada apropriada para a variável de intervenção é comparar o gráfico da série temporal dependente a gráficos teóricos de diferentes processos de entrada. Por exemplo, uma diminuição e então um decaimento exponencial para um novo nível indica um atraso numerador e denominador, respectivamente. Decaimento exponencial direto indica um atraso denominador. Também, podem-se produzir previsões baseada em modelo de intervenção. Neste caso, devem-se incluir valores para a variável intervenção, para todos os períodos futuros que se desejam as previsões.

3.3 Modelagem de Séries Temporais Multivariadas

3.3.1 Modelos de Função de Transferência

Modelos de função de transferência são utilizados em séries de saída relacionadas a uma ou mais series de entrada. Por exemplo, vendas podem estar relacionadas a gastos com propaganda; consumo diário de eletricidade pode estar relacionado a certas variáveis ambientais tais como máxima temperatura externa e umidade relativa.

3.3.2 Modelos de Funções de Transferência com simples entrada

Considerar que X_t e Y_t são séries adequadamente transformadas de modo que ambas sejam estacionárias. Em um sistema linear de entrada e saída simples, as séries de entrada X_t e saída Y_t são relacionadas através de um filtro linear como

$$Y_t = v(B) X_t + N_t \quad (3.17)$$

Onde $v(B) = \sum_{-\infty}^{\infty} v_j B^j$ é referido como a função de transferência de filtro por Box e Jenkins (1976) e N_t é série de ruído do sistema que é independente da série de entrada x_i .

Na literatura o termo função de transferência também é utilizado para descrever a função resposta de frequência. Quando X_t e N_t seguem algum modelo ARMA a equação (3.17) é também conhecida como modelo ARMAX (Wei, 1989).

Os coeficientes no modelo da função de transferência (3.17) são freqüentemente chamados de pesos da resposta impulso. O modelo de função de transferência é considerado estável se a seqüência desses pesos da resposta impulso é finita (absolutamente somável), i.e., $\sum |v_i| < \infty$. Portanto, em um sistema

estável uma entrada limitada sempre produz uma saída limitada. O modelo de função de transferência é dito ser causal se $v_j = 0$ para $j < 0$. Logo, em um modelo causal o sistema não responde à série de entrada até que ela tenha sido realmente aplicada no sistema. Em outras palavras, a saída é afetada pelas entradas no sistema somente em termos de valores passados e presentes. Um modelo causal é também chamado de modelo realizável, conforme parecem ser todos os sistemas reais físicos. Na prática, freqüentemente se considera somente o seguinte modelo estável causal:

$$\begin{aligned} Y_t &= v_0 X_t + v_1 X_{t-1} + v_2 X_{t-2} + \dots + N_t \\ &= v(B)X_t + N_t \end{aligned} \quad (3.18)$$

Onde $v(B) = \sum_{-\infty}^{\infty} v_j B^j$, $\sum |v_j| < \infty$ e X_t e N_t são independentes. O sistema é apresentado na Figura 3.4, abaixo.

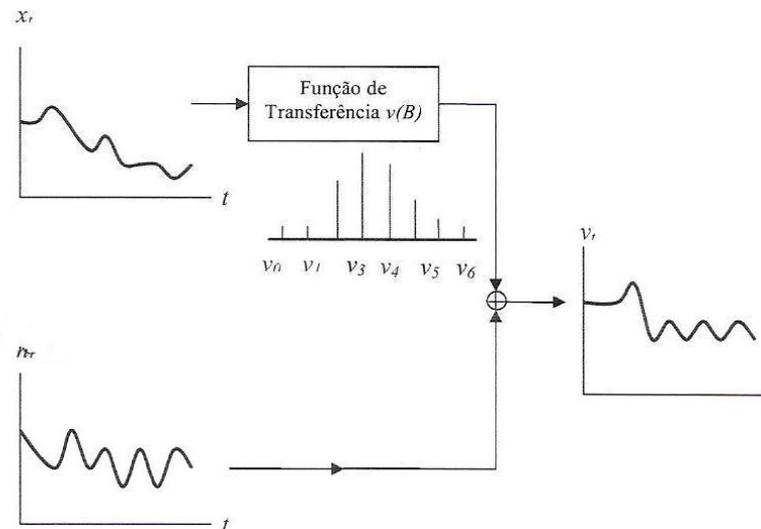


Figura 3.4. Sistema dinâmico de Função de Transferência.

O objetivo do modelamento de função de transferência é identificar e estimar a função de transferência $v(B)$ e o modelo de ruído para N_t com base na informação disponível das séries de entrada X_t e da série de saída Y_t . A maior dificuldade é que a informação sobre X_t e Y_t é finita e a função de transferência em (3.18) contém um número infinito de coeficientes. Para aliviar essa dificuldade a função de transferência $v(B)$ é representada na seguinte forma racional:

$$v(B) = \frac{w_s(B)B^b}{\delta_r(B)} \quad (3.19)$$

Onde $w_s(B) = w_0 - w_1B - \dots - w_sB^s$, $\delta_r(B) = 1 - \delta_1B - \dots - \delta_rB^r$, e b é um parâmetro de defasagem que representa o atraso do tempo presente que decorre antes que o impulso da variável de entrada produza um efeito sobre a variável de saída. Para um sistema estável é assumido que as raízes de $\delta_r(B) = 0$ estão fora do círculo unitário (Moretin e Tolo, 1987). Encontrados $w_s(B)$, $\delta_r(B)$ e b os pesos v_j da resposta impulso podem ser obtidos igualando-se os coeficientes de B^j em ambos os lados da seguinte equação:

$$\delta_r(B)v(B) = w_s(B)B^b \quad (3.20)$$

ou

$$[1 - \delta_1B - \dots - \delta_rB^r][v_0 + v_1B + v_2B^2 + \dots] = [w_0 - w_1B - \dots - w_sB^s]B^b$$

Portanto, temos que:

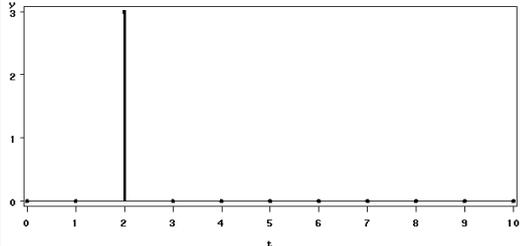
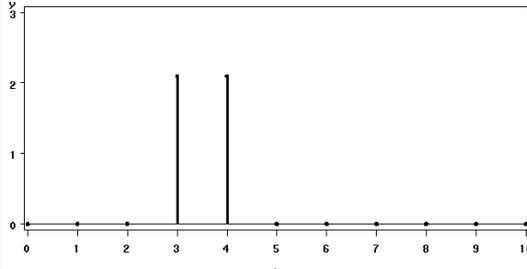
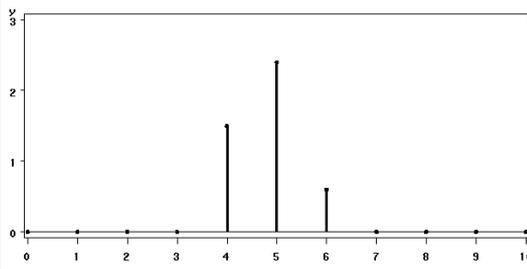
1. $v_j = 0$ $j < b$
2. $v_j = \delta_1v_{j-1} + \delta_2v_{j-2} + \dots + \delta_rv_{j-r} + w_0$ $j = b$
3. $v_j = \delta_1v_{j-1} + \delta_2v_{j-2} + \dots + \delta_rv_{j-r} - w_{j-b}$ $j = b + 1, b + 2, \dots, b + s$
4. $v_j = \delta_1v_{j-1} + \delta_2v_{j-2} + \dots + \delta_rv_{j-r}$ $j > b + s$

3.3.3. Exemplos de funções de resposta impulso típicos.

Na prática, os valores de r e s no sistema (3.19) raramente excedem 2. Algumas funções de transferência típicas são ilustradas abaixo.

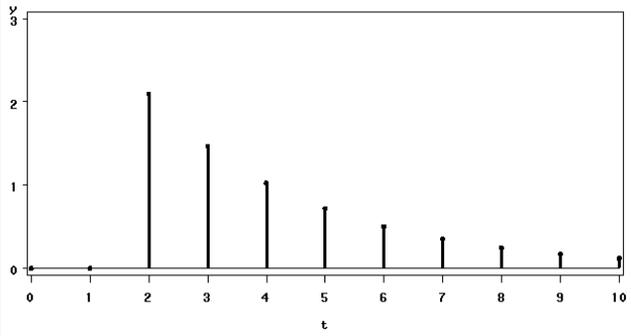
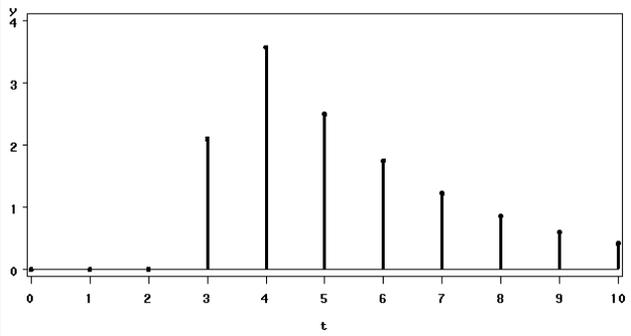
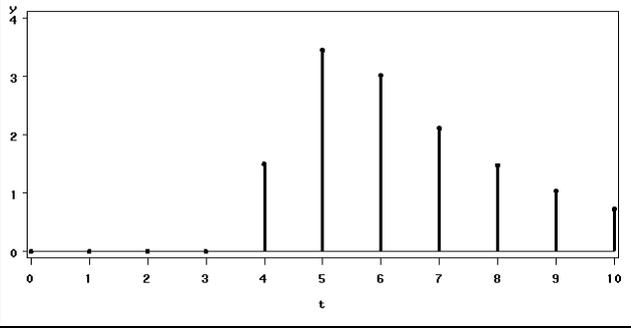
Tipo 1: $r = 0$. Neste caso, a função de transferência contém somente um número finito de pesos de respostas impulso iniciando com $v_b = w_0$ e terminando com $v_{b+s} = -w_s$.

Tabela 3.1 Função de Transferência para $r = 0$

(b,r,s)	Função de transferência	Pesos impulso típicos
$(2,0,0)$	$v(B)X_t = w_0 X_{t-2}$	$Y(t) = w_0 X(t-2)$ 
$(2,0,1)$	$v(B)X_t = (w_0 - w_1 B) X_{t-2}$	$Y(t) = (w_0 - w_1 B) X(t-2)$ 
$(2,0,2)$	$v(B)X_t = (w_0 - w_1 B - w_2 B^2) X_{t-2}$	$Y(t) = (w_0 - w_1 B - w_2 B^2) X(t-2)$ 

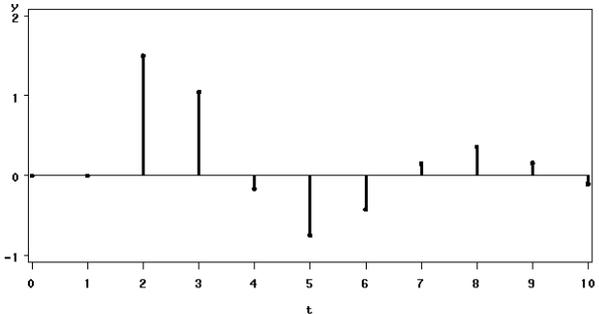
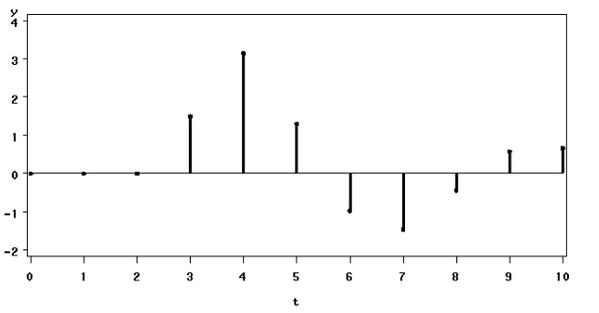
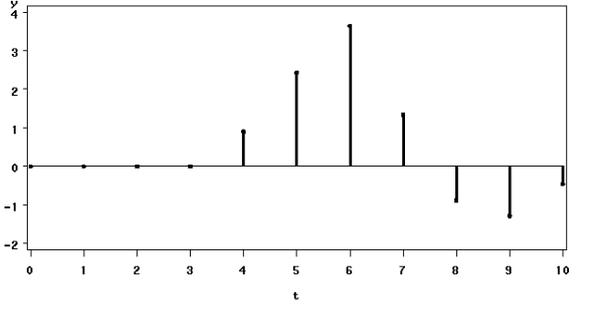
Tipo 2: $r = 1$. Neste caso, os pesos de respostas impulso mostram uma queda exponencial iniciando com V_b se $s = 0$; V_{b+1} se $s = 1$; e V_{b+2} se $s = 2$.

Tabela 3.2 Função de Transferência para $r = 1$

(b,r,s)	Função de transferência	Pesos impulso típicos
$(2,1,0)$	$v(B)X_t = \frac{w_0}{(1-\delta_1 B)} X_{t-2}$	$Y(t) = w_0 X(t-2)/(1-d_1 B)$  <p>The plot shows a sequence of impulses starting at $t=2$. The y-axis is labeled y and ranges from 0 to 3. The x-axis is labeled t and ranges from 0 to 10. The impulses are at $t=2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10$ with heights approximately 2.1, 1.5, 1.1, 0.8, 0.6, 0.4, 0.3, 0.2, 0.15 respectively.</p>
$(2,1,1)$	$v(B)X_t = \frac{(w_0 - w_1 B)}{(1-\delta_1 B)} X_{t-2}$	$Y(t) = (w_0 - w_1 B) X(t-2)/(1-d_1 B)$  <p>The plot shows a sequence of impulses starting at $t=2$. The y-axis is labeled y and ranges from 0 to 4. The x-axis is labeled t and ranges from 0 to 10. The impulses are at $t=2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10$ with heights approximately 0.1, 0.1, 2.2, 3.6, 2.6, 1.8, 1.3, 0.9, 0.6, 0.4 respectively.</p>
$(2,1,2)$	$v(B)X_t = \frac{(w_0 - w_1 B - w_2 B^2)}{(1-\delta_1 B)} X_{t-2}$	$Y(t) = (w_0 - w_1 B - w_2 B^2) X(t-2)/(1-d_1 B)$  <p>The plot shows a sequence of impulses starting at $t=4$. The y-axis is labeled y and ranges from 0 to 4. The x-axis is labeled t and ranges from 0 to 10. The impulses are at $t=4, 5, 6, 7, 8, 9, 10$ with heights approximately 0.1, 0.1, 0.1, 1.6, 3.5, 3.1, 2.2, 1.6, 1.1, 0.8 respectively.</p>

Tipo 3: $r = 2$. Neste caso, os pesos de respostas impulso mostram tanto um amortecimento exponencial como um amortecimento senoidal de acordo com a natureza das raízes do polinômio $\delta_2(B) = (1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2) = 0$. Seguem um decaimento exponencial se as raízes são reais, isto é, se $\delta_1^2 + 4\delta_2 \geq 0$; e seguem um decaimento senoidal se as raízes forem complexas, i.e., se $\delta_1^2 + 4\delta_2 < 0$.

Tabela 3.3 Função de Transferência para $r = 2$

(b,r,s)	Função de transferência	Pesos impulso típicos
$(2,2,0)$	$v(B)X_t = \frac{w_0}{(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)} X_{t-2}$	$Y(t) = w_0 X(t-2) / (1 - d_1 B - d_2 B^2)$ 
$(2,2,1)$	$v(B)X_t = \frac{(w_0 - w_1 B)}{(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)} X_{t-2}$	$Y(t) = (w_0 - w_1 B) X(t-2) / (1 - d_1 B - d_2 B^2)$ 
$(2,2,2)$	$v(B)X_t = \frac{(w_0 - w_1 B - w_2 B^2)}{(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)} X_{t-2}$	$Y(t) = (w_0 - w_1 B - w_2 B^2) X(t-2) / (1 - d_1 B - d_2 B^2)$ 

Em resumo, as Tabelas 3.1, 3.2 e 3.3, extraídas de Wei (1989), mostram que as ocorrências de picos sugerem parâmetros no numerador da função de transferência, análogo a modelos de médias móveis, e a ocorrência com um comportamento de decaimento exponencial pode indicar a existência de parâmetros no denominador da função de transferência, semelhante a modelos auto-regressivos.

3.3.4 Função de correlação cruzada (FCC)

A função de correlação cruzada é uma medida útil de direção e intensidade entre duas variáveis aleatórias. Considere dois processos estocásticos X_t e Y_t para $t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$. Dizemos que X_t e Y_t são estacionários conjuntamente se ambos são processos univariados estacionários e a correlação cruzada entre X_t e Y_t , $\text{Cov}(X_t, Y_t)$, é uma função somente da diferença de tempo ($s - t$). Em tais casos, a função de covariância cruzada entre X_t e Y_t é (WEI, 1989):

$$\gamma_{xy}(k) = E[(X_t - \mu_x)(Y_t - \mu_y)] \quad (3.21)$$

onde E representa a esperança matemática (média)

Para $k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$. Sob padronização, temos a seguinte função de correlação cruzada:

$$\rho_{xy}(k) = \frac{\gamma_{xy}(k)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3.22)$$

Para $k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$, onde σ_x e σ_y são os desvios-padrão de X_t e Y_t , respectivamente. É importante notar que a função de covariância cruzada $\gamma_{xy}(k)$ e as funções de correlação cruzada $\rho_{xy}(k)$ são generalizações das funções de autocovariância e autocorrelação porque $\gamma_{xx}(k) = \gamma_x(k)$ e $\rho_{xx}(k) = \rho_x(k)$. Contudo, ao contrário da função de autocorrelação $\rho_x(k)$, que é simétrica em relação à origem, i.e., $\rho_x(k) = \rho_x(-k)$, a função de correlação cruzada não é simétrica, ou seja, $\rho_{xy}(k) \neq \rho_{xy}(-k)$. Em vez disso, temos:

$$\gamma_{xy}(k) = E(X_t - \mu_x)(Y_{t+k} - \mu_y) = E(Y_{t+k} - \mu_y)(X_t - \mu_x) = \gamma_{yx}(-k) \quad (3.23)$$

Que implica em:

$$\rho_{xy}(k) = \rho_{yx}(-k) \quad (3.24)$$

Deste modo, a função de correlação cruzada, FCC, mede não somente a intensidade de uma associação, mas também sua direção. Para ver a figura inteira da relação entre as séries X_t e Y_t , é importante examinar a FCC, $\rho_{xy}(k)$, para ambos os atrasos positivos e negativos, $k > 0$ e $k < 0$. O gráfico da FCC é conhecido como correlograma cruzado.

Observações importantes:

- A FCC, $\rho_{xy}(k)$, é definida somente quando X_t e Y_t são processos bivariados conjuntamente estacionários. Pode haver necessidade de algumas diferenças para se obter a estacionaridade exigida e transformações para a estabilização da variância podem ser necessárias. Deste modo, a menos que sejam mencionados, os processos X_t e Y_t serão assumidos conjuntamente estacionários.
- No modelo de função de transferência geral

$$Y_t = v(B) X_t + N_t \quad (3.25)$$

Pode-se assumir que a série de entrada X_t segue um processo ARMA

$$\phi_x(B)X_t = \theta_x \alpha_t$$

Onde α_t é um ruído branco, dado por

$$\alpha_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} X_t \quad (3.26)$$

Esta série é freqüentemente chamada de série de entrada pré-ajustada (prewhitened). Aplicando-se a mesma transformação de pré-ajustamento na série de saída Y_t , obtemos a série de saída filtrada,

$$\beta_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} Y_t \quad (3.27)$$

Fazendo $e_t = \theta_x^{-1}(B)\phi_x(B)n_t$, o modelo de função de transferência (3.24) (substituindo (3.25) e (3.26) em (3.27)), torna-se,

$$\beta_t = u(B) \alpha_t + e_t \quad (3.28)$$

Os pesos v_j da resposta impulso podem, conseqüentemente, ser encontrados como,

$$v_k = \frac{\sigma_\beta}{\sigma_\alpha} \rho_{\alpha\beta}(k) \quad (3.29)$$

3.3.5 Construção de modelos de Função de Transferência

Para um determinado conjunto de dados de séries temporais X_t e Y_t , $1 \leq t \leq n$, a função de correlação cruzada

$$\rho_{xy}(k) = \frac{\gamma_{xy}(k)}{\sigma_x \sigma_y} \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \quad (3.30)$$

é estimada pela seguinte função de correlação cruzada amostral,

$$\hat{\rho}_{xy}(k) = \frac{\hat{\gamma}_{xy}(k)}{S_x S_y} \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \quad (3.31)$$

onde

$$\hat{\gamma}_{xy}(k) = \begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n-k} (X_t - \bar{X})(Y_{t+k} - \bar{Y}), & k \geq 0, \\ \frac{1}{n} \sum_{t=1-k}^n (X_t - \bar{X})(Y_{t+k} - \bar{Y}), & k < 0, \end{cases} \quad (3.32)$$

$$S_x = \sqrt{\hat{\gamma}_{xx}(0)}, \quad S_y = \sqrt{\hat{\gamma}_{yy}(0)}$$

e \bar{x} e \bar{y} são as médias amostrais das series X_t e Y_t , respectivamente.

Para testar se certos valores da FCC $\rho_{xy}(k)$ são estatisticamente nulos, compara-se a FCC amostral $\hat{\rho}_{xy}(k)$ com seus erros-padrão. Sob consideração de normalidade Bartlett (1965) derivou a variância e covariância aproximada entre duas correlações cruzadas amostrais $\hat{\rho}_{xy}(k)$ e $\hat{\rho}_{xy}(k+j)$. A covariância é dada por:

$$\begin{aligned} Cov[\hat{\rho}_{xy}(k), \hat{\rho}_{xy}(k+j)] &\cong (n-k)^{-1} \sum_{i=-\infty}^{\infty} \left\{ \rho_{xx}(i) \rho_{yy}(i+j) + \rho_{xy}(i+k+j) \rho_{xy}(k-i) \right. \\ &\quad + \rho_{xy}(k) \rho_{xy}(k+j) \left[\rho_{xy}^2(i) + \frac{1}{2} \rho_{xx}^2(i) + \frac{1}{2} \rho_{yy}^2(i) \right] \\ &\quad - \rho_{xy}(k) \left[\rho_{xx}(i) \rho_{xy}(i+k+j) + \rho_{xy}(-i) \rho_{yy}(i+k+j) \right] \\ &\quad \left. - \rho_{xy}(k+j) \left[\rho_{xx}(i) \rho_{xy}(i+k) + \rho_{xy}(-i) \rho_{yy}(i+k) \right] \right\} \quad (3.33) \end{aligned}$$

portanto,

$$\begin{aligned} Var[\hat{\rho}_{xy}(k)] &\cong (n-k)^{-1} \sum_{i=-\infty}^{\infty} \left\{ \rho_{xx}(i) \rho_{yy}(i) + \rho_{xy}(k+i) \rho_{xy}(k-i) \right. \\ &\quad + \rho_{xy}^2(k) \left[\rho_{xy}^2(i) + \frac{1}{2} \rho_{xx}^2(i) + \frac{1}{2} \rho_{yy}^2(i) \right] \\ &\quad \left. - 2 \rho_{xy}(k) \left[\rho_{xx}(i) \rho_{xy}(i+k) \rho_{xy}(-i) \rho_{yy}(i+k) \right] \right\} \quad (3.34) \end{aligned}$$

Sob a hipótese de que as duas séries X_t e Y_t são não correlacionadas e a série X_t é um ruído branco, a equação (3.34) torna-se.

$$Cov[\hat{\rho}_{xy}(k), \hat{\rho}_{xy}(k+j)] \cong (n-k)^{-1} \rho_{yy}(j) \quad (3.35)$$

Segue que,

$$\text{Var}[\hat{\rho}_{xy}(k)] \cong (n-k)^{-1} \quad (3.36)$$

Assim, quando a série X_t é ruído branco, pode-se testar a hipótese que as duas séries X_t e Y_t não apresentam correlação cruzada pela comparação da FCC amostral $\hat{\rho}_{xy}(k)$ com seu erro padrão aproximado $\frac{2}{\sqrt{(n-k)}}$.

Na prática, a série X_t , em geral, não é ruído branco, e é necessário que ela seja pré-ajustada e também que a série de saída seja filtrada.

3.3.6 Identificações de Modelos de Função de Transferência e modelos de Ruído.

Como já foi mencionado anteriormente, uma observação importante na construção do modelo de função de transferência consiste que as variáveis X_t , Y_t e N_t são todas estacionárias. Portanto, para séries não estacionárias algumas estabilizações da variância e diferenciações podem ser necessárias. Sendo assim, a função de transferência $v(B)$ é obtida segundo os seguintes passos:

1. Pré-ajustamento das séries de entrada

$$\phi_x(B)X_t = \theta_x \alpha_t, \text{ ou seja:} \quad (3.37)$$

$$\alpha_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} X_t \quad (3.38)$$

Onde α_t é uma série de ruído branco, que representa a parte aleatória dos dados, com média zero e variância σ_α^2 .

2. Calcular a série de saída filtrada. Ou seja, transformar a série de saída Y_t utilizando o modelo pré-ajustado acima para gerar a série

$$\beta_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} Y_t \quad (3.39)$$

3. Calcular a FCC amostral $\hat{\rho}_{\alpha\beta}(k)$ entre α e β para estimar v_k .

A significância da FCC e seu equivalente \hat{v}_k podem ser testados por meio da comparação com seu desvio-padrão $(n-k)^{-1/2}$.

4. Identificar b , $\delta_r(B) = (1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2 - \dots - \delta_r B^r)$ e $w_s(B) = (w_0 - w_1 B - \dots - w_s B^s)$ pelo ajuste do padrão de \hat{v}_k . Uma vez que b , r e s são escolhidos, estimativas preliminares \hat{w}_j e $\hat{\delta}_j$ podem ser encontradas a partir de sua relação com v_k como

mostrado na equação (3.20). Portanto, uma estimativa preliminar da função de transferência ν_k será:

$$\hat{\nu}(B) = \frac{\hat{w}_s(B)B^b}{\hat{\delta}_r(B)} \quad (3.40)$$

Uma vez obtido o modelo preliminar da função de transferência, pode-se calcular a série de ruídos estimada,

$$\begin{aligned} \hat{N}_t &= Y_t - \hat{\nu}(B)X_t \\ &= Y_t - \frac{\hat{w}_s(B)}{\hat{\delta}_r(B)}B^b X_t \end{aligned} \quad (3.41)$$

O modelo apropriado para o ruído pode ser identificado examinando-se sua FAC e FACP ou por outra ferramenta de identificação de séries univariadas de tempo. Então:

$$\phi(B)n_t = \theta(B)a_t \quad (3.42)$$

Combinando (3.41) e (3.42) temos o seguinte modelo de função de transferência:

$$Y_t = \frac{w(B)}{\delta(B)}X_{t-b} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)}a_t \quad (3.43)$$

No processo de identificação acima da função de transferência $\nu(B)$, a série de entrada deve ser pré-ajustada. O modelo pré-ajustado é usado para filtrar a série de saída, mas não necessariamente para ajustá-lo. Este é um método normal e simples para a construção de um modelo de função de transferência causal. Entretanto, para a construção de um possível sistema não causal com fenômeno de retroalimentação (feedback), onde Y_t é influenciado por X_t e este é influenciado por Y_t , ambas as séries de entrada e saída devem ser pré-ajustadas antes de se examinar sua FCC. Isso é freqüentemente referido como um duplo pré-ajustamento.

3.3.7 Estimativa de modelos de Função de Transferência

Depois da identificação de um modelo de função de transferência preliminar mostrado na equação 3.43, é necessário estimar os parâmetros $\delta = (\delta_1, \dots, \delta_r)'$, $w = (w_0, w_1, \dots, w_s)'$, $\phi = (\phi_1, \dots, \phi_p)'$, $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_q)'$ e σ_a^2 . Pode-se escrever a equação (3.43) como,

$$\delta(B)\phi(B)Y_t = \phi(B)w(B)X_{t-b} + \delta(B)\theta(B)a_t \quad (3.44)$$

ou equivalentemente,

$$c(B)Y_t = d(B)X_{t-b} + e(B)a_t \quad (3.45)$$

onde:

$$c(B) = \delta(B)\phi(B) = (1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r)(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$$

$$= (1 - c_1 B - c_2 B^2 - \dots - c_{p+r} B^{p+r})$$

$$d(B) = \phi(B)w(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(w_0 - w_1 B - \dots - w_s B^s)$$

$$= (d_0 - d_1 B - d_2 B^2 - \dots - d_{p+s} B^{p+s})$$

$$e(B) = \delta(B)\theta(B) = (1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r)(1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$$

$$= (1 - e_1 B - e_2 B^2 - \dots - e_{r+q} B^{r+q})$$

Logo,

$$a_t = y_t - c_1 y_{t-1} - \dots - c_{p+r} y_{t-p-r} - d_0 x_{t-b} + d_1 x_{t-b-1} + \dots + d_{p+s} x_{t-b-p-s} + e_1 a_{t-1} + \dots + e_{r+q} a_{t-r-q} \quad (3.46)$$

Onde c_i , d_j e e_k são funções de $\delta_i, w_j, \phi_k, \theta_l$.

3.3.8 Teste do diagnóstico dos modelos de Função de Transferência.

Depois da identificação do modelo e estimativas dos seus parâmetros é necessário testar a adequação do modelo antes que ele possa ser usado para previsão, controle ou outros propósitos.

No modelo de função de transferência é assumido que a_t são ruídos brancos e independentes da série de entrada X_t e, portanto, também independente da série de entrada pré-ajustada α_t . Deste modo, no teste do diagnóstico de um modelo de função de transferência devem-se examinar os resíduos \hat{a}_t do modelo de ruído assim como os resíduos α_t do modelo de entrada pré-ajustado para verificar se as considerações se mantêm, ou seja, se os resíduos são independentes.

- **Teste da correlação cruzada:**

Para um modelo adequado, a FCC amostral $\hat{\rho}_{\hat{a}\hat{a}}(k)$, entre \hat{a}_t e α_t não deve mostrar padrões e estar dentro de seus dois erros padrões $2(n-k)^{-1/2}$, ou seja, a série de ruído a_t e a série de entrada X_t devem ser independentes. O seguinte teste Q de Portmanteau também pode ser usado Wei (1989):

$$Q_0 = m(m+2) \sum_{j=0}^K (m-j)^{-1} \hat{\rho}_{\hat{a}\hat{a}}^2(j) \quad (3.47)$$

Que segue aproximadamente uma distribuição χ^2 com $(K+1) - M$ graus de liberdade, onde $m = n - t_0 + 1$, que é o número de resíduos \hat{a}_t calculados e M é o número de parâmetros δ_i e w_j estimados na função de transferência $v(B) = w(B) / \delta(B)$.

- **Teste da autocorrelação.**

Para um modelo adequado, a FAC e FACP amostrais do ruído (\hat{a}_t), que representa as perturbações aleatórias das séries, não devem mostrar qualquer padrão. Um teste Q de Portmanteau similar à (3.47) também pode ser usado:

$$Q_1 = m(m+2) \sum_{j=0}^K (m-j)^{-1} \hat{\rho}_{\hat{a}}^2(j) \quad (3.48)$$

que segue aproximadamente uma distribuição χ^2 com $(K - p - q)$ graus de liberdade, dependendo somente do número de parâmetros no modelo de ruído.

3.4 Transformada *Wavelet* e Análise em Multiresolução

*Imagine que possamos visualizar a região da Amazônia em uma “grande janela”. Dessa forma perceber-se-á uma vasta visualização da floresta que existe em tal região (menor escala), porém se dividíssemos aquela “grande janela” em outras menores, e fizéssemos novamente a visualização, presenciariamos detalhes da floresta e não uma visão geral dela (aumento da escala), já que com uma janela menor podemos fazer uma melhor localização de um determinado ponto. Ou seja, com a Análise *Wavelet* podemos obter uma imagem ou um sinal de forma geral e os seus detalhes (GRAPS, 1995)*

A teoria da Transformada *Wavelet* envolve representação de dados em termos de funções bases em diferentes escalas e posições. Ela permite uma análise de multiresolução local tanto no domínio espacial quanto no domínio das frequências (VIDAKOVIC e MULLER, 1994). Esta propriedade de dupla localização (sujeita à limitação imposta pelo princípio da incerteza de Heisenberg) combinada com algoritmos eficientes de análise (cálculo dos coeficientes da série *wavelet* de uma determinada função) e síntese (reconstrução desta função a partir dos coeficientes) permite uma lista bastante extensa de possíveis áreas de aplicação.

3.4.1 Análise em Multiresolução

Uma análise em multiresolução consiste numa seqüência de espaços (fechados) de aproximações sucessivas V_j . Cada subespaço V_j está contido no próximo subespaço V_{j+1} . Uma função em um subespaço está em todos os subespaços mais finos (FARIA, 1997).

$$\dots V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset \dots \subset V_j \subset V_{j+1} \subset \dots$$

Uma função $f(t)$ decomposta nestes espaços tem uma porção em cada subespaço. Este pedaço - a projeção de $f(t)$ em V_j - é $f_j(t)$. A união de todos os subespaços é o conjunto das funções quadraticamente integráveis $L^2(\mathbf{R})$, e as interseções entre eles é o espaço vazio. $\left(\bigcap_{j \in \mathbf{Z}} V_j = \phi \right)$

A Transformada *Wavelet* multiresolução pode ser considerada como um filtro passa baixa e outro passa alta. A função *wavelet* $\psi(t)$ está relacionada a um filtro passa alta, a qual produz os coeficientes de detalhes da decomposição *wavelet*. Na

análise multiresolução, há uma função adicional que está relacionada ao filtro passa baixa. Esta é chamada de função de escalonamento $\Phi(t)$, e está associada com os coeficientes de aproximação da decomposição da *wavelet*. Abaixo está ilustrado o algoritmo de decomposição de um sinal.

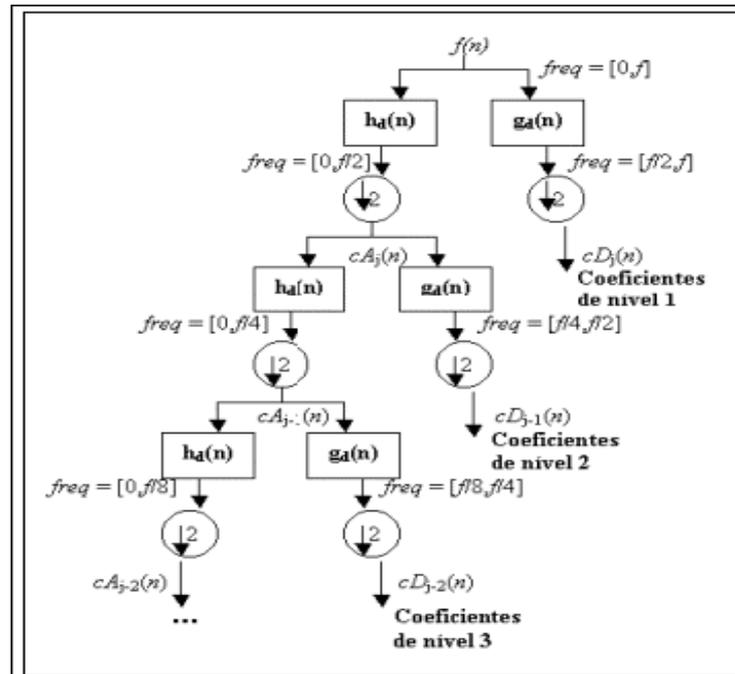


Figura 3.5 Algoritmo de decomposição utilizando o método da codificação por sub-banda.

Percebe-se neste algoritmo que, inicialmente, o sinal original no domínio do tempo, $f(n)$, é inserido em um filtro passa alta, que representa o conteúdo de alta frequência, de meia banda de decomposição $g_d(n)$, (elimina frequências menores que a metade da mais alta frequência presente no sinal), e em outra passa baixa, representa o conteúdo de baixa frequência, de meia banda de decomposição $h_d(n)$, (elimina frequências maiores que a metade da mais alta frequência presente no sinal) (NETO, 2003). Estes filtros são determinados por dois tipos de funções:

- **Função de escalonamento**- (função contínua com suporte compacto), escolhida para análise do sinal e satisfaz a relação de escala.

$$\phi(t) = 2 \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_d(n) \phi(2t - n) \quad (3.49)$$

Onde os $h_d(n)$ são os coeficientes do filtro.

- **Função *wavelet* mãe**- também conhecida simplesmente como função *wavelet* dada por:

$$\psi(t) = 2 \sum_{n \in \mathbb{Z}} g_d(n) \phi(2t - n) \quad (3.50)$$

O cálculo da decomposição *wavelet* do sinal consiste em eliminar metade do número de amostras dos sinais resultantes nas saídas dos filtros passa baixa e passa alta (subamostragem de dois, a qual está caracterizada pelo símbolo  na Figura 3.5. Os elementos resultantes dessa subamostragem de dois podem ser chamados de coeficientes da aproximação de nível 1, $cA_j(n)$, resultante da saída do filtro passa baixa, e coeficientes *wavelet* de nível 1, $cD_j(n)$, resultante da saída do filtro passa alta, e que representam os detalhes do sinal original). Tais coeficientes são definidos como mostrados nas equações abaixo:

$$cA_j(n) = \sum_s f(s) h_d(-s + 2k) \quad (3.51)$$

$$cD_j(n) = \sum_s f(s) g_d(-s + 2k) \quad (3.52)$$

Onde h_d e g_d , correspondem, respectivamente, aos filtros passa baixa e passa alta, de meia banda, de decomposição do sinal $f(s)$.

3.4.2 Wavelets e a Transformada Wavelet

Wavelets constituem famílias de "ondas pequenas", funções obtidas a partir de uma função protótipo – a *wavelet* mãe - $\psi(t) \in L^2(\mathbf{R})$, que representa o espaço das funções quadraticamente integráveis, por meio de dilatações (contrações ou escalamento) e translações (deslocamentos). O objetivo primordial em se realizar estas operações é o de se obter uma família de funções base para descrever outras funções $L^2(\mathbf{R})$.

O termo "*wavelet*" foi originalmente introduzido por J. Morlet, sendo a base matemática de suas idéias formalizada pelo físico Alex Grossmann (DELMONT FILHO, 2003). Os dados sísmicos estudados por Morlet exibiam conteúdos de freqüência que mudavam rapidamente ao longo do tempo, para as quais a Transformada de *Fourier* não era adequada como ferramenta de análise, pois não permite a análise do conteúdo da freqüência do sinal (GROSSMAN, 1984 APUD DELMONT FILHO, 2003).

Na Figura 3.6, a seguir, mostra-se um exemplo de uma *wavelet* mãe (a), uma versão escalada (b) e uma versão escalada e deslocada (c). A *wavelet* da Figura 3.6 é uma *wavelet* de Morlet. Introduzindo dilatações por meio de um fator de escalamento a , e translações por meio de uma variável b deduzem-se a forma geral de uma família de *wavelets*.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left(\frac{t-b}{a} \right) \quad (3.53)$$

Onde $\psi(t)$ é a *wavelet* primitiva ou mãe.

A variação do parâmetro a:

Quando $a > 1$ tem o efeito **dilatação** da função *wavelet* mãe

Quando $a < 1$ tem o efeito **contração** da função *wavelet* mãe

Com isto, podem-se analisar os aspectos globais e locais das séries

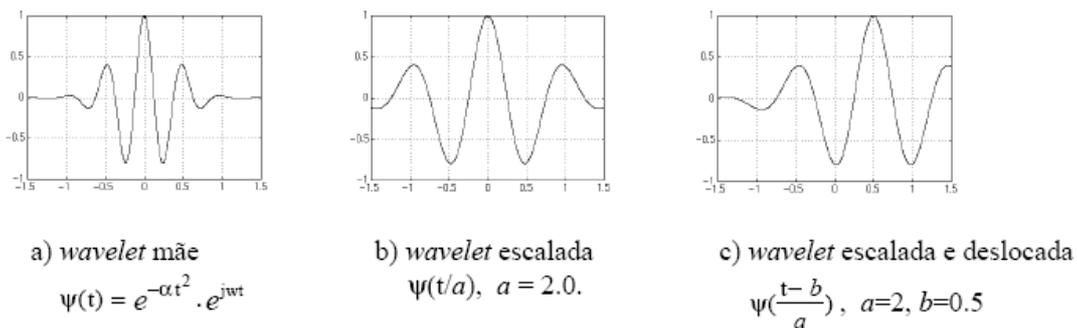


Figura 3.6 - Exemplo de uma *wavelet* (não normalizada)

A utilidade das *wavelets* está na possibilidade delas atuarem como funções base na decomposição de outras funções $\in L^2(\mathbf{R})$. As bases *wavelets* podem ser redundantes ou ortonormais, cobrindo e descrevendo completamente o espaço $L^2(\mathbf{R})$, de uma forma mais eficiente que as bases senoidais dos métodos de *Fourier*, ou seja, descrevem as características locais e globais das funções. Para uma função $\psi(t)$ ser uma *wavelet* mãe ela está sujeita as seguintes condições (FARGE, 1992):

a) **admissibilidade:** para uma função integrável, significa que sua média é nula

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi(t) dt = 0 \quad (3.54)$$

b) **similaridade:** a família de *wavelet* é gerada por translação e dilatação de uma única função $\psi(t)$, portanto todas as *wavelets* serão mutuamente similares;

c) **inversibilidade**: possui no mínimo uma fórmula de reconstrução para que o sinal possa ser recuperado;

d) **regularidade**: significa que a função $\psi(t)$ deve estar concentrada num domínio espacial finito.

e) **cancelamentos**: para algumas aplicações, em particular na análise de sinais turbulentos, os momentos de ordem elevada de $\psi(t)$ devem se anular, o que possibilita a análise de séries que apresentem flutuações com momentos de ordem elevada significativos. Esta exigência, a qual elimina a parte mais regular do sinal, permite o estudo de suas flutuações de ordem elevada e eventuais singularidades em algumas derivadas de ordem elevada.

3.4.3 Tipos de Funções *Wavelets*

Existem dois tipos de funções *wavelets*, a *wavelet* contínua e a discreta. Dentre as *wavelets* discretas mais conhecidas estão, a de Haar (Gao e Li, 1993), que foi utilizada neste trabalho, a de Meyer (Mak, 1995) e a biortogonal (Daubechies, 1992). A *wavelet* contínua mais conhecida é a de Morlet, que também foi utilizada neste trabalho, a qual sendo complexa permite também a análise da fase e do módulo do sinal (Farge, 1992). A *wavelet* do chapéu-mexicano (Davies et al., 1994; Farge et al., 1996; Chen et al., 1997), também é muito mencionada na literatura.

As *wavelets* discretas são empregadas para a decomposição e filtragem de qualquer série temporal. A sua aplicabilidade neste aspecto advém do fato de que estas *wavelets* não provocam redundâncias de coeficientes entre escalas (frequências). A figura 3.7, abaixo mostra a *wavelet* de Haar, onde se nota que ela é uma função escada. Por ser discreta, esta categoria de *wavelet* trabalha com sinais temporais que tenham comprimentos da ordem de potência de dois mais próximos, ou seja, $2^n = s$, onde s é o comprimento total da série, e n é o número de frequências possíveis para a decomposição (BOLZAN, 2000).

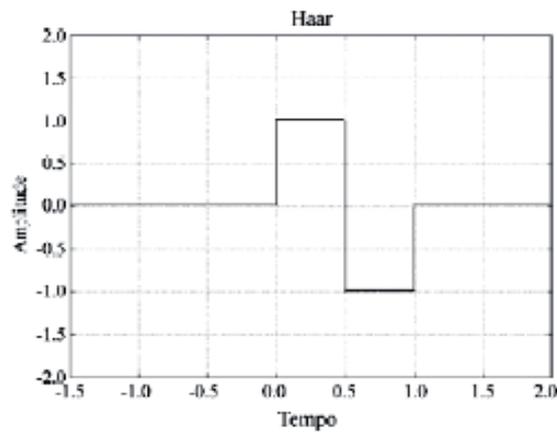


Figura 3.7 Função *Wavelet* de Haar

A escolha da *wavelet* mãe deve ser feita de maneira que possua características similares ao sinal que se deseja estudar, tal como assimetria e variação brusca ou suave no tempo (COLLINEAU e BRUNET, 1993; WENG e LAU, 1994; Sá et al., 1998). Uma *wavelet* que é adequada para capturar variações nas periodicidades dos sinais geofísicos é a *wavelet* complexa de Morlet (WENG e LAU, 1994; Sá et al., 1998), pois esta possui um grande número de oscilações. A *wavelet* complexa de Morlet é definida como uma onda plana modulada por um envelope Gaussiano de largura unitária (FARGE, 1992). De acordo com (KUMAR e FOUFOULA GEORGIU, 1994) esta *wavelet* é expressa por:

$$\Psi(t) = \pi^{-1/4} e^{-t^2/2} e^{i\omega_0 t} \quad (3.55)$$

Onde ω_0 tem que ser maior ou igual a 5 para que a condição de admissibilidade seja satisfeita (equação 3.53). A condição de admissibilidade é necessária para a obtenção da transformada da *wavelet* inversa. O melhor valor para ω_0 é 5,4 porque assegura que a condição de admissibilidade seja praticamente equivalente à equação 3.54 (WENG e LAU, 1994; MELICE e ROUCOU, 1998; MELICE et al, 2001).

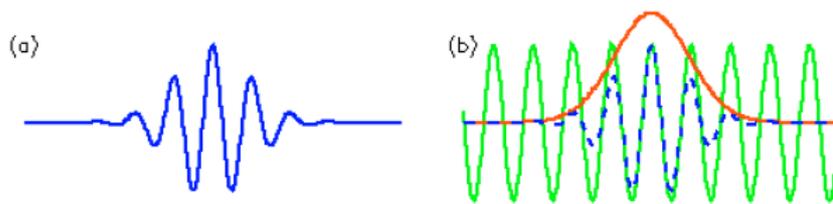


Figura 3.8 *Wavelet* complexa de Morlet, a) *wavelet* de Morlet com largura (escala) e amplitude (deslocada) arbitrária, com o tempo ao longo do eixo horizontal e b) construção da *wavelet* de Morlet (azul tracejado) a partir de uma onda seno (verde) modulada por uma curva gaussiana (vermelho).

3.4.4 Relação entre freqüência e escala

Pode-se relacionar a escala *wavelet* com freqüência (melhor definido como uma pseudo-freqüência) pela relação mostrada a seguir (Abry, 1997):

$$F_a = \frac{\Delta F_c}{a} \quad (3.56)$$

Onde a é a escala, Δ é o período da amostragem, F_c é a freqüência central em Hz da *wavelet* (específica para cada tipo de *wavelet*) e F_a é a pseudo-freqüência correspondente à escala a em Hz.

3.4.5 Diferenças entre a Transformada de *Fourier* (TF) e a Transformada *Wavelet* (TW).

A Transformada de *Fourier* é uma ferramenta útil para estudar o espectro de potência (variância) de uma série temporal estacionária. Uma distribuição de densidade espectral identifica as "energias" associadas às freqüências e suas relativas contribuições para a série temporal, mas não mostra informação a respeito de sua localização temporal, ou seja, a Transformada de *Fourier* é inútil para extrair informação da fase do sinal. Ela consiste numa transformada "global" (GASQUET E WITOMSKI, 1990), de tal forma que se o sinal for alterado num pequeno intervalo de tempo, o espectro inteiro pode ser afetado por esta modificação (WENG E LAU, 1994).

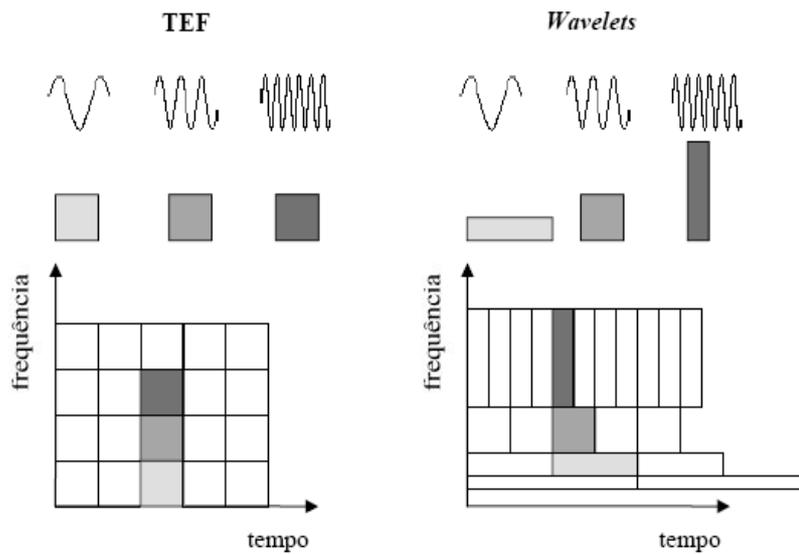


Figura 3.9. Janelas de análise no plano tempo-freqüência para a TEF e para as *Wavelets*.

A partir da análise da Figura 3.9 acima, pode-se notar que a transformada enjanelada de *Fourier* mantém o mesmo tamanho da janela para todo o sinal. Já na transformada *wavelet*, verifica-se que quando se analisam freqüências mais altas a resolução temporal é mais fina (menor escala) do que quando se analisam freqüências mais baixas (escala maior). Já a resolução em freqüência fica melhor nas freqüências mais baixas, onde a segmentação do espectro é mais fina e resolvida do que em altas freqüências. A Figura 3.10, logo abaixo, é auxiliar na compreensão desta segmentação do espectro.

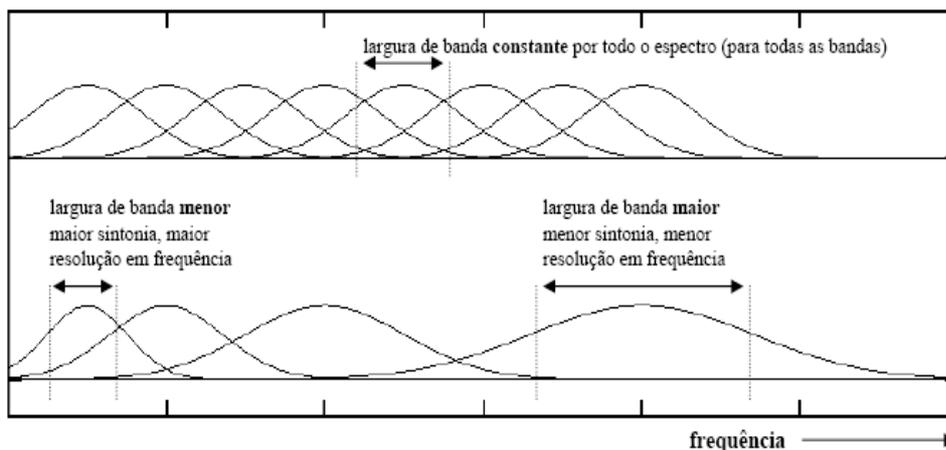


Figura 3.10. Cobertura do espectro de freqüências pela TEF (acima) e pela TW (abaixo)

Esse efeito pode ser explicado de outra maneira: na análise em frequências mais altas a transformada emprega *wavelets* mais finas, comprimidas e de curta duração, portanto permitindo a visualização do sinal analisado numa escala mais detalhada, localizada, com melhor resolução temporal. Em frequências mais baixas, *wavelets* mais largas e dilatadas enquadram o sinal numa escala maior, menos detalhada, permitindo visualizar características globais. Nesta faixa, a análise apresenta uma resolução de frequência mais fina do que a temporal, tornando mais fácil a localização em frequência. Esse aspecto funcional das *wavelets* justifica o título de *microscópio matemático* que muitos pesquisadores lhe conferem (FARIA 1997).

UNIDADE 4

Análise e discussão dos resultados

4.1 Aplicação da análise de Intervenção

Para aplicação da análise de intervenção foram utilizados os dados da concentração de CO₂, da floresta nacional de Caxiuanã, do dia Juliano 96, às 18 horas do ano de 2005, com o objetivo de construir um modelo que represente o comportamento dos dados no dia e hora citados. Os dados, amostrados a 10Hz, foram registrados a uma altura de 54 m, ou seja, na Camada Limite Noturna (CLN). A Figura 4.1 mostra o gráfico da série analisada. Foi decidido utilizar todas as frequências disponíveis da série, uma vez que se pretende, neste caso, identificar uma função que modele o padrão geral da série com o objetivo de contribuir para um melhor entendimento das parametrizações dos processos de troca que ocorrem entre a superfície e a atmosfera. Pode-se observar que a concentração de CO₂ começa a experimentar um lento decaimento após a observação 2550, que ocorreu por volta das 18:11:46 h, indicada pela reta tracejada na Figura 4.1. A concentração de CO₂ registrada até aproximadamente o início da rajada de vento apresentou valores na faixa de 14,12 a 14,78 mmol/m³ com média de 14,51 mmol/m³. Após o início do evento os valores registrados ficaram na faixa de 13,87 a 14,65 mmol/m³, com média de 14,12 mmol/m³, ou seja, uma redução na média em torno de 3%.

A partir da observação do comportamento dos dados, um modelo preliminar de intervenção foi ajustado aos mesmos. A escolha foi feita com base em no modelo teórico da equação (3.6) cujo comportamento é similar aos dados em análise como se pode observar na Figura 3.2, ou seja,

$$Z_t = \frac{w_0}{1 - \delta_1 B^4} X_t \quad (4.1)$$

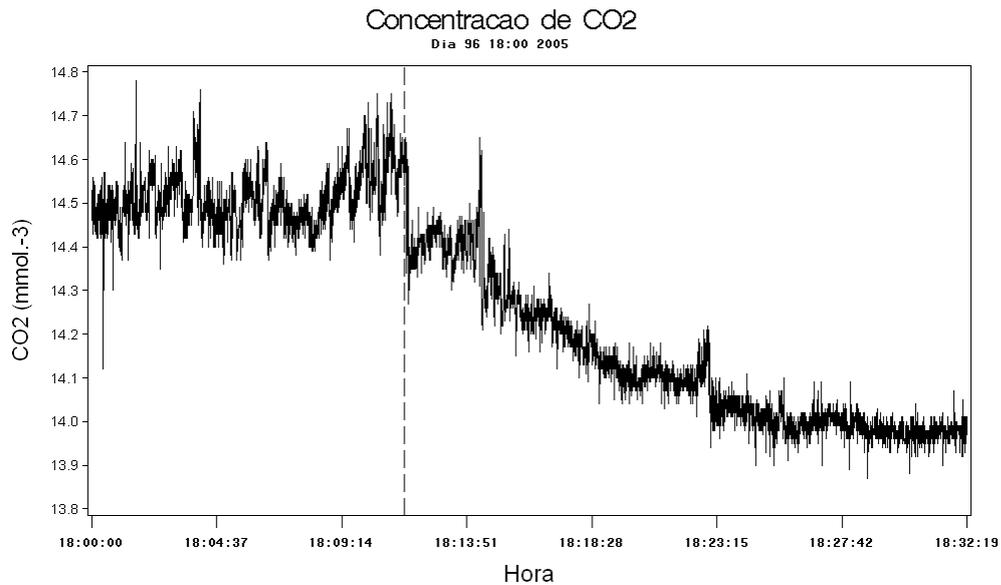


Figura 4.1. Série Temporal da concentração de CO₂ da área de estudo.

As estimativas dos parâmetros do modelo (4.1) são apresentadas em (4.2). Os números abaixo das estimativas representam o nível descritivo (ou nível significância) das estimativas. Neste caso, as estimativas foram todas significativas, ou seja, a probabilidade desses valores serem nulos foi inferior a 0,0001.

$$Z_t = \frac{0,00139}{1 - \underset{(p < 0,0001)}{0,997} B^4} X_t + N_t \quad (4.2)$$

(p < 0,0001)

Na Tabela 4.1 e Figuras 4.2 e 4.3 são apresentadas, para a série residual N_t , as autocorrelações residuais, funções de autocorrelação e autocorrelação parcial, respectivamente. Pode-se observar que:

- (1) As autocorrelações dos resíduos apresentam estatísticas Q significativas o que indica que os resíduos não são ruído branco;
- (2) O gráfico das autocorrelações de resíduos mostra um lento decaimento;
- (3) O gráfico das autocorrelações parciais mostram picos nos atrasos 1 e 2;

Esses resultados não são facilmente interpretáveis. Entretanto, sabe-se que é necessário fazer a correção dos erros (resíduos, N_t) para a identificação de um modelo final. As autocorrelações parciais significativas nos atrasos 1 e 2 apontam para um modelo autoregressivo de ordem 2. A melhor estratégia é ajustar alguns modelos candidatos razoáveis até encontrar aquele que se ajuste os dados adequadamente.

Tabela 4.1. Autocorrelações residuais do modelo (4.2)

Até o atraso	Qui- quadrado	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelações					
6	9999.99	6	<.0001	0.755	0.708	0.670	0.642	0.606	0.586
12	9999.99	12	<.0001	0.562	0.552	0.539	0.515	0.506	0.489
18	9999.99	18	<.0001	0.479	0.469	0.460	0.451	0.442	0.423
24	9999.99	24	<.0001	0.420	0.408	0.400	0.392	0.389	0.380

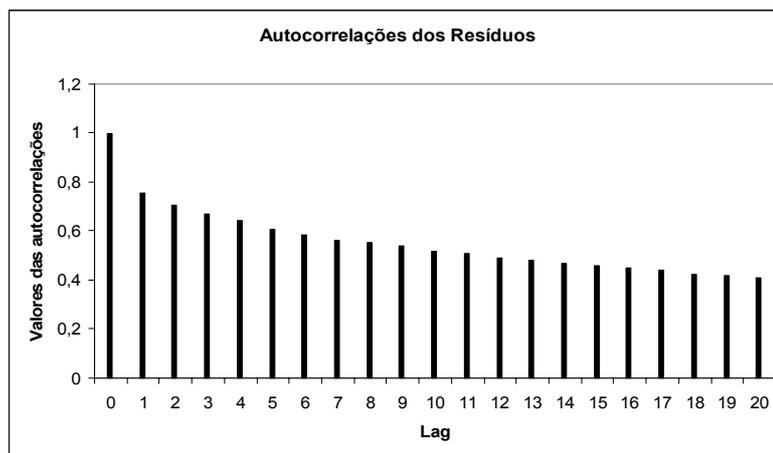


Figura 4.2. Autocorrelações dos resíduos do modelo 4.2

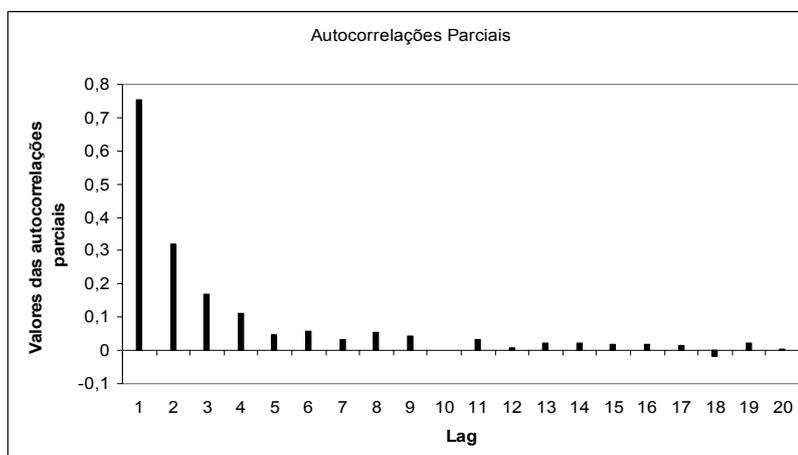


Figura 4.3. Autocorrelações parciais dos resíduos do modelo 4.2

Depois de alguns modelos testados, o modelo (4.3), a seguir, forneceu um ajuste adequado para a série temporal de CO₂, cujos resultados são mostrados adiante:

$$Z_t = \frac{w_0}{1 - \delta_1 B^4} X_t + \frac{(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2)}{(1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2)} a_t + \varepsilon_t \quad (4.3)$$

As estimativas dos parâmetros do modelo 4.3 e respectivas estatísticas são apresentadas na Tabela 4.2. Na Tabela 4.3 são mostradas as autocorrelações residuais para a análise da qualidade do ajuste do modelo.

Tabela 4.2. Resultados obtidos para o modelo (4.3).

Estimativas de Máxima verossimilhança							
Parâmetro	Estimativa	Erro padrão	t Value	Approx PR > t	Diferença	Variável	Shift
MU	14.50571	0.0074970	1934.88	<.0001	0	Carbono	0
MA1,1	1.34191	0.04764	28.17	<.0001	1	Carbono	0
MA1,2	-0.39759	0.03345	-11.89	<.0001	2	Carbono	0
AR1,1	1.76290	0.04351	40.52	<.0001	1	Carbono	0
AR1,2	-0.76713	0.04217	-18.19	<.0001	2	Carbono	0
NUM1	-0.0013937	0.00008394	-16.60	<.0001	0	x	0
DEN1,1	0.99763	0.0001559	6400.78	<.0001	4	x	

Tabela 4.3. Autocorrelações residuais do modelo (4.3)

Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelações					
6	4.94	2	0.0848	0.001	-0.003	-0.002	0.019	-0.018	0.002
12	14.95	8	0.0602	-0.017	0.012	0.024	-0.015	0.010	-0.009
18	21.24	14	0.0956	-0.003	-0.001	0.004	0.008	0.017	-0.023
24	24.16	20	0.2353	0.006	-0.006	-0.004	-0.005	0.012	0.013
30	28.00	26	0.3583	-0.016	-0.008	-0.001	0.003	-0.010	0.011

A partir da análise dos resultados obtidos, pode-se observar que:

- (1) Todas as estimativas dos parâmetros têm estatísticas t significativas ($p < 0,0001$)
- (2) Nenhuma das autocorrelações dos resíduos (ε_t) é significativa ao nível de 5%.

Isso evidencia que os resíduos deste modelo são ruído branco

Assim, o modelo ajustado foi:

$$Z_t = \frac{-0,00139}{1-0,997B^4} X_t + \frac{(1-1,342B+0,397B^2)}{(1-1,763B+0,767B^2)} a_t + \varepsilon_t \quad (4.4)$$

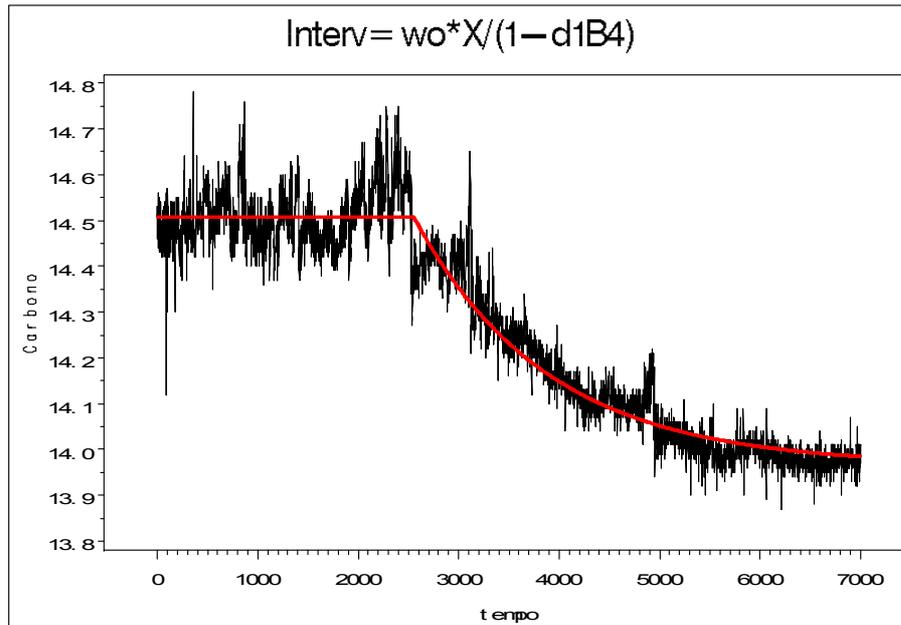


Figura 4.4 Modelo de intervenção para a concentração de CO₂ da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

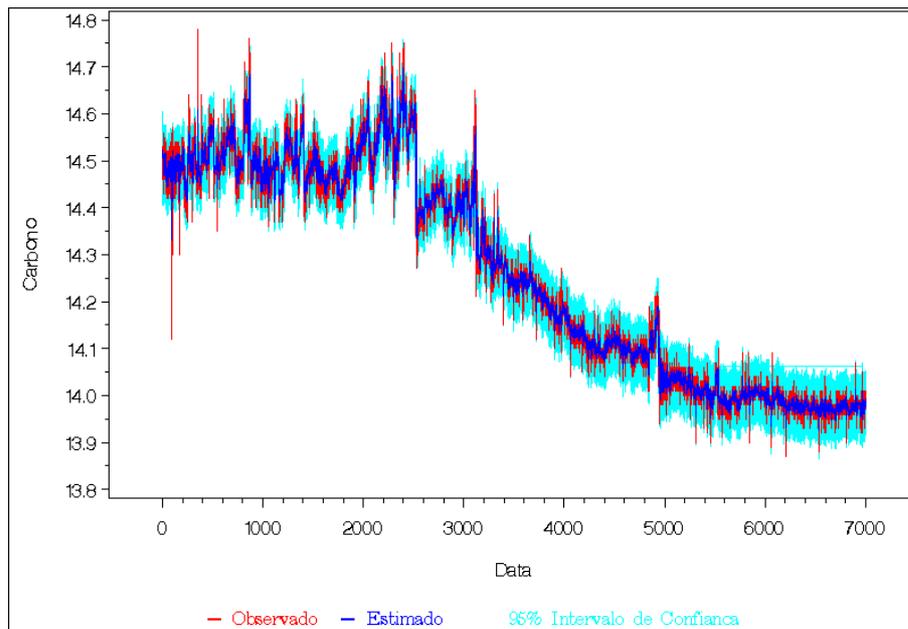


Figura 4.5. Modelo ajustado para a concentração de CO₂ da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

As Figuras 4.4 e 4.5 mostram, respectivamente, o modelo de intervenção utilizado na série e o modelo ajustado após a correção dos erros (resíduos). Na Figura 4.5, a linha em vermelho representa os dados originais da série, a linha azul mostra o modelo ajustado e a área em cor azul claro representa o intervalo de confiança de 95%.

Deste modo, pode-se considerar que a presença de alguma intervenção, em determinado instante alterou as medidas de concentração de CO₂, ou seja, o efeito

da intervenção foi de reduzir gradualmente o nível medido da concentração de CO₂. Uma hipótese a ser levantada é que essa intervenção pode estar relacionada à rajada de vento que ocorre com frequência na floresta de Caxiuanã. A equação 4.4. é dividida em duas partes: a primeira parte, indicada pela função de transferência, está relacionada ao evento de intervenção, ou seja, à provável rajada de vento iniciada por volta das 18:11:46 h. Neste caso, a função de transferência representa o padrão geral que a série adquiriu sob o efeito da rajada de vento. A estimativa do parâmetro δ_1 (0,997) no atraso 4 está relacionada ao decaimento sofrido pela concentração de CO₂ após a início da rajada de vento. A segunda parte da equação 4.4 relaciona-se ao ajuste da função às estimativas das concentrações de CO₂. Observa-se que foram necessários estimar dois parâmetros no numerador, como modelos de médias móveis, e dois no denominador, como modelos auto-regressivos. Pode-se considerar que o modelo final ficou superparametrizado. Entretanto, isso pode ter sido devido à utilização de todas as escalas de frequência da série fazendo que o nível de ruído ficasse bastante elevado.

Nogueira *et al* (2006) realizaram um estudo para a caracterização estatística de rajadas noturnas para as três componentes de velocidade do vento (u, v e w), concentração de CO₂, umidade e temperatura na flora de Caxiuanã. No caso específico da concentração de CO₂, associada a processos ecofisiológicos que ocorrem continuamente na copa e abaixo da mesma, foi observado um aumento algum tempo depois da rajada. No instante da ocorrência da rajada apresentou um aumento brusco, mantendo-se depois da rajada. Neste caso, a concentração média registrada antes da rajada foi de 15,31 mmol/m³ passando para 17,53 mmol/m³ durante a rajada e mantendo-se em 17,52 mmol/m³ uma hora após o evento. Entretanto, o padrão da variabilidade das estruturas coerentes que mostra um decaimento das amplitudes de oscilação acompanhado de um aumento da frequência das mesmas, também é observado nos dados de concentração de CO₂ utilizados no presente trabalho. Fitzjarrad e Moore (1990) e Fritts *et al* (2003), e Nogueira *et al* (2006) sugerem que tais oscilações são regidas por dinâmica não-linear, fenômenos associados a processos de realimentação (feedback), de natureza complexa. O uso de funções de transferência para a identificação funcional dos dados com suspeita de alguma intervenção, como rajadas, apresentados no presente trabalho, podem ser utilizados também em situações como aquela dos

dados analisados por Nogueira *et al* (2006), bastando encontrar modelos teóricos de funções de transferência que acompanhem o comportamento dos dados.

4.2. Aplicação da Transformada *Wavelet*.

Para a modelagem do escoamento turbulento Farge (1992) observa que, quando se usa *wavelets*, o objetivo é calcular diretamente o tempo de evolução de um escoamento turbulento em função de coeficientes de *wavelets*, em vez de variáveis no espaço.

Na aplicação da análise *wavelet* serão utilizados os dados do sinal da concentração CO₂, o mesmo sinal utilizado na análise de intervenção, com o objetivo de verificar características pertencentes apenas em certas escalas. Neste caso, será aplicada a análise em multiresolução, usando a *wavelet* de Haar que tem a característica de decompor qualquer sinal. Outra finalidade é de verificar se o modelo ajustado para CO₂, na análise de intervenção, conservou as características físicas do sinal original. Para esta análise será aplicada a *wavelet* de Morlet, visto que ela é bastante útil para analisar as oscilações associadas às várias frequências pertencentes ao sistema e mostrar uma relação entre tempo e escala, indicando, por exemplo, quais as escalas que apresentam maiores variabilidades (energia). Para estas análises foi utilizado o código **MATLAB versão 7.2**. A Figura 4.6 abaixo mostra o gráfico da série analisada. Pode-se observar que a série sofre uma mudança a partir de certo instante, já discutida na metodologia anterior.

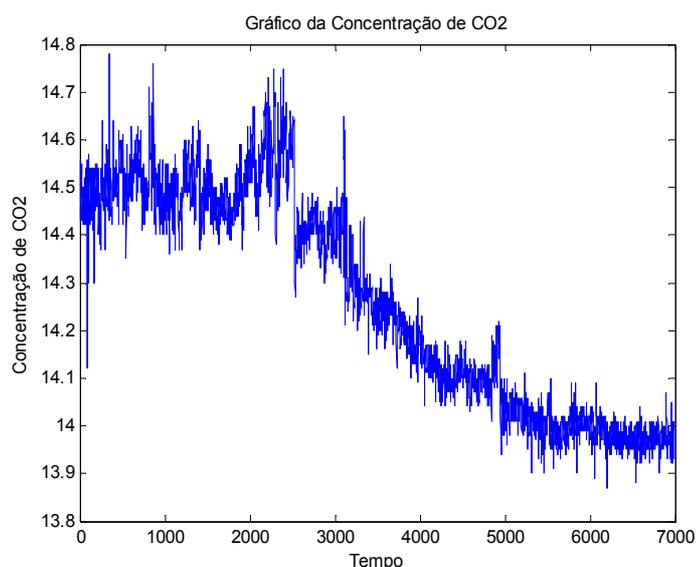


Figura 4.6. Concentração de CO₂ da Floresta Nacional de Caxiuanã do dia Juliano do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

O processo de decomposição pelas *wavelets* discretas ocorre da seguinte maneira: suponhamos que se tem uma série temporal com um comprimento de s pontos. Coloca-se este número como potência de 2 tal que $s = 2^n$. Como exemplo, se $s = 1024$ pontos, então $1024 = 2^n \rightarrow n = 10$. Isso significa que serão usadas 10 escalas (ou freqüências) que se pode “enxergar”. Para mais detalhes (Howell e Mahrt, 1994). Neste trabalho foram considerados 6999 registros. A Tabela 4.1 mostra número de pontos e as escalas em que foi projetado o sinal de CO₂.

Tabela 4.4 escalas em que podem ser projetados o sinal de CO₂ (freqüência de 10Hz), pela transformada *wavelet* de Haar.

Número/escalas	Escala	Pontos	Freq (Hz)	Período (seg)
1	2	4096	5	0.2
2	4	2048	2.5	0.4
3	8	1024	1.2	0.8
4	16	512	0.6	1.6
5	32	256	0.3	3.2
6	64	128	0.2	6.4
7	128	64	0.1	12.9
8	256	32	0	25.7
9	512	16	0	51.4
10	1024	8	0	102.8
11	2048	4	0	205.6
12	4096	2	0	411.2

Ou seja, para os 6999 registros da concentração de CO₂, o sinal pode ser decomposto em até 12 escalas (freqüências). Pois, $2^{12} = 4096$ registros. Neste trabalho foi utilizada até a quinta escala que já mostrou um resultado satisfatório para verificar as características do sinal em estudo.

A Figura 4.7, mostra-se o resultado da decomposição em que, no lado esquerdo, está o sinal original no primeiro painel e abaixo, estão as 5 primeiras aproximações do sinal analisado, resultantes do filtro passa baixa. Pode-se observar que a aproximação vai filtrando o sinal e na aproximação de nível 5 o sinal já está bem filtrado. Percebe-se também que, a medida que vai aumentando a aproximação, a série fica com formas retangulares, que é a forma característica da *Wavelet* de Haar. Do lado direito da figura estão os coeficientes do sinal e logo abaixo o sinal analisado, seguido dos detalhes do nível 1 até o nível 5, resultantes da ação do filtro passa alta que representam os detalhes do sinal. Observa-se que,

em d_5 há um pico, provavelmente associado ao início do fenômeno da rajada de vento. Isso mostra que este procedimento de decomposição em várias escalas disponíveis através da Transformada *Wavelets* discretas, permite estudar características particulares de cada frequência, ou seja, estudar fenômenos que ocorrem somente em determinadas escalas (frequências).

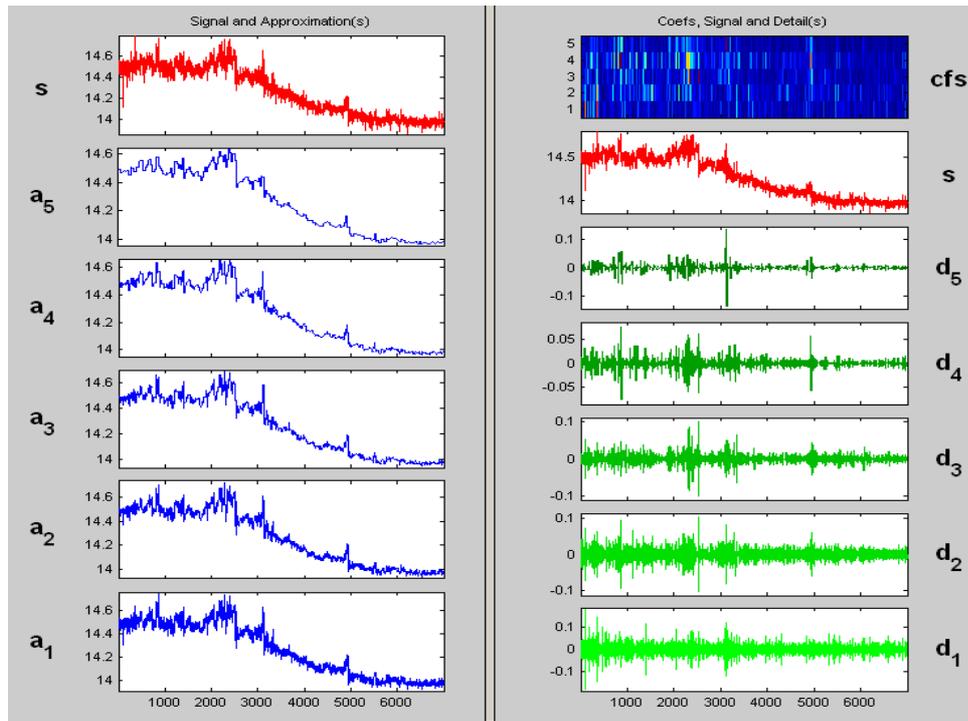


Figura 4.7 Decomposição da concentração de CO_2 da floresta nacional de Caxiuanã do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h, utilizando a *Wavelet* de Haar.

Na Figura 4.8 são mostrados os detalhes do sinal, resultantes da decomposição em multiresolução, com os seus respectivos intervalos de confiança. Do lado direito, no painel superior, está o sinal original, em vermelho, e o sinal sem o ruído, em azul. No painel seguinte estão os gráficos dos coeficientes. O painel do centro mostra todos os coeficientes para cada nível de decomposição. No painel inferior são apresentados apenas os coeficientes que se encontram fora dos limites de corte inferior e superior. Observam-se nas decomposições dos níveis 3 e 4 os picos em cores mais fortes (amarelo e vermelho) que indicam o início do provável fenômeno da rajada noturna.

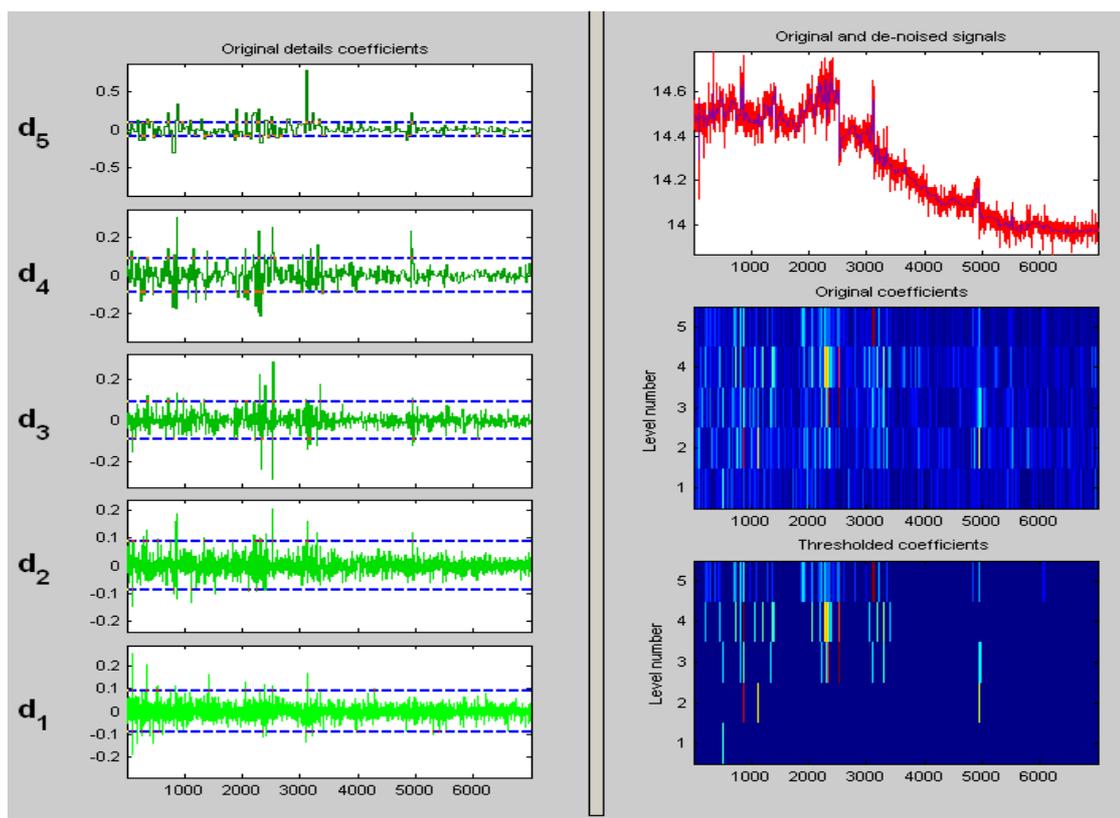


Figura 4.8 Análise dos coeficientes da concentração de CO_2 da floresta nacional de Caxiuana do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h, utilizando a *Wavelet* de Haar.

Como foi dito, outro objetivo deste trabalho é de estudar as propriedades físicas das variáveis em questão, ou seja, a relação existente entre as componentes de diferentes frequências em função da escala temporal do sinal. Fisicamente, em um sistema natural qualquer, é importante tentar buscar relações entre os diversos fenômenos físicos atuantes no sistema natural. Por exemplo, verificar os períodos (escalas) com maior energia. Para realizar este estudo procurou-se recorrer a técnicas avançadas proporcionadas pela matemática aplicada, pelas quais é possível projetar o sinal em escalas e assim localizar no tempo e escala as variações do sinal estudado. Assim, foi utilizada a Transformada *Wavelet* contínua de Morlet para essa finalidade. Farge (1992) afirma que quando um escoamento turbulento consiste de um conjunto de estruturas localizadas – frequentemente chamada de estruturas coerentes – a densidade de energia deveria ser distribuída dentro de um padrão parecido com um cone, em que cada cone aponta para uma estrutura excitada.

Diante disso será analisado, para efeito de comparação, a série da concentração de CO_2 , com os dados originais e a série filtrada (ajustadas pelos

modelos de transferências), e com isso verificar se o modelo ajustado para CO₂, na análise de intervenção, conservou as características físicas do sinal original.

As *wavelets* contínuas são muito utilizadas para visualizar, em um diagrama tridimensional, a relação existente entre as componentes de diferentes frequências em função da escala temporal do sinal estudado. Por isso, as *wavelets* contínuas propiciam um meio matemático adequado para esta busca através de um escalograma. Nesta visualização gráfica de uma série temporal, o eixo y é destinado à escala de frequências, o eixo x é destinado à escala de tempo, e por fim, um terceiro eixo, destinado à intensidade de energia (comumente representado por cores em um escalograma).

Nas Figuras 4.9 e 4.10, no painel do espectro de potência (b), o eixo vertical mostra os períodos (em segundos) encontrados na série temporal; no eixo horizontal é mostrado o comprimento temporal (em segundos) da série e a linha preta contínua é chamada de cone de influência, onde os períodos fora deste cone devem ser negligenciados por não possuírem confiança estatística. A barra de cores ao lado do gráfico representa a energia associada a cada período da série, onde as cores ou tons mais fortes estão associados à intensificação do valor positivo ou negativo da variação do sinal.

Na análise do espectro de potência (b) da Figura 4.9, pode-se identificar que se inicia uma leve variação de energia logo a partir de 1,6 segundos. Depois é visto uma variação mais significativa de energia na concentração de CO₂ no período entre 12 e 26 segundos, aproximadamente, atingindo um máximo em 51 segundos, o que pode ser verificado analisando-se o espectro de *wavelet* global (c), ou seja, há um pico de energia da concentração de CO₂, nesse período, reduzindo depois, mas já fora do cone de influência.

Para verificar se o modelo ajustado pela análise de intervenção conservou as características do sinal original de CO₂, será feita a mesma análise com o CO₂ ajustado pelo modelo de intervenção, apresentado na Figura 4.10.

Pode-se observar na Figura 4.10, que o modelo ajustado pela análise de intervenção conservou as principais características do sinal original, visto que as variações de energia do modelo ajustado ocorreram nos mesmos períodos de tempo do sinal original, ou seja, tem uma leve variação de energia logo a partir de 1,6 segundos, depois tem uma variação mais significativa de energia no período entre

12 e 26 segundos, aproximadamente e atingiu um máximo de variação em 51 segundos.

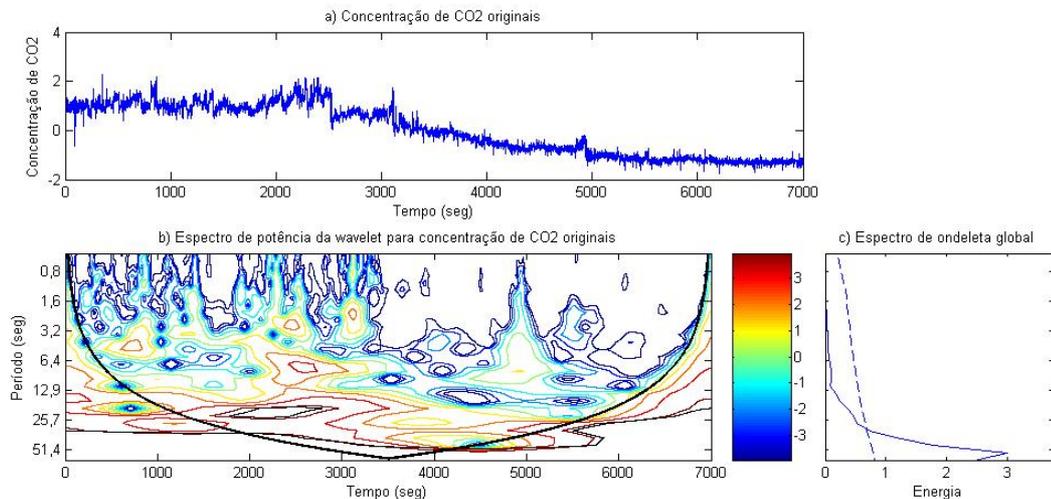


Figura 4.9 (a) Valores da concentração de CO₂ por segundo, (b) Escalograma da série temporal de CO₂, resultante da aplicação da *Wavelet* de Morlet. (c) Variância (energia) associada a cada escala temporal disponível, do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

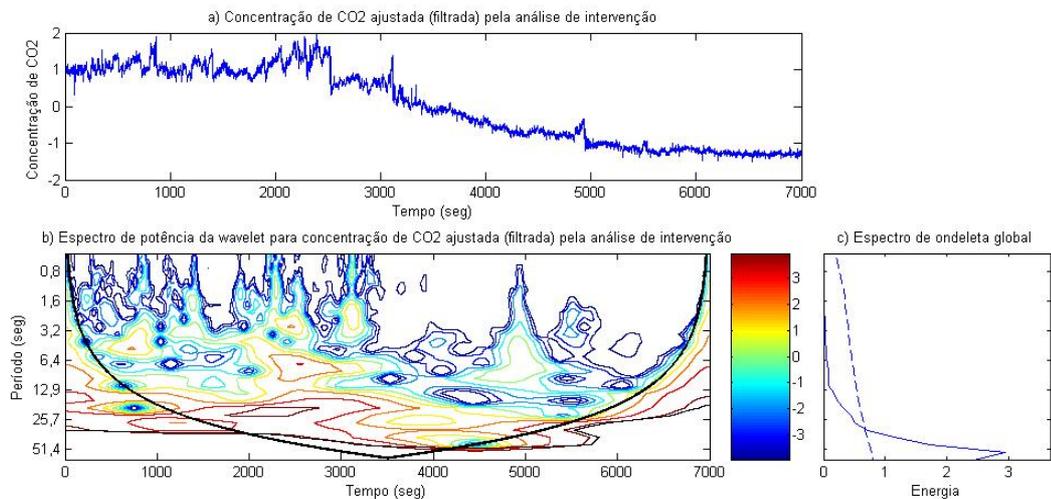


Figura 4.10 (a) Valores da concentração de CO₂ ajustados pela análise de intervenção, (b) Escalograma da série temporal de CO₂ ajustada, resultante da aplicação da *Wavelet* de Morlet. (c) Variância (energia) associada a cada escala temporal disponível, do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

A seguir será feita a mesma análise acima para as outras variáveis em estudo, que são: velocidades do vento nas direções vertical (W) e longitudinal (U) e umidade específica para verificar as características das mesmas.

Verifica-se na Figura 4.11 uma crescente variação da velocidade vertical (W) do vento a partir de 3,2 segundos, aproximadamente, até próximo aos 13 segundos

em que ocorre um pequeno pico de energia no intervalo de 13 a 26 segundos e posteriormente uma variação maior ainda da velocidade do vento na direção vertical no intervalo de 26 a 52 segundos, Percebe-se que a velocidade do vento da direção (W) apresenta uma grande variabilidade no intervalo de 18h às 18:30h do dia Juliano 96 de 2005.

Para a velocidade do vento na direção longitudinal (U), observa-se na Figura 4.12 que a variação da velocidade do vento começa a aumentar a partir da escala de 1,6 segundos, aproximadamente; depois segue aumentando gradativamente até próximo o período de 13 segundos onde ocorre um pequeno pico de energia no intervalo de 13 a 26 segundos; posteriormente, observa-se uma variação maior ainda da flutuação da velocidade do vento na direção vertical a partir da escala de 26 segundos. A análise do espectro de *Wavelet* global para os dois sinais, no intervalo de 18h às 18:30h do dia Juliano 96 de 2005, mostra que a velocidade do vento da direção (U) apresenta uma variabilidade por escala menor que a velocidade do vento na direção (W),

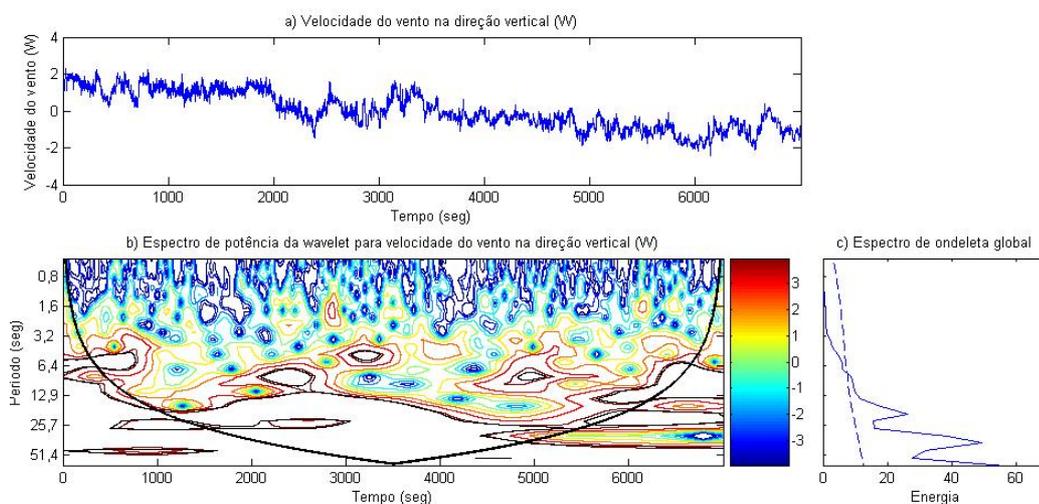


Figura 4.11 (a) Valores da velocidade do vendo na direção vertical (W), (b) Diagrama tempo-frequência da série temporal de (W), resultante da aplicação da *Wavelet* de Morlet. (c) Variância (energia) associada a cada escala temporal disponível, do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

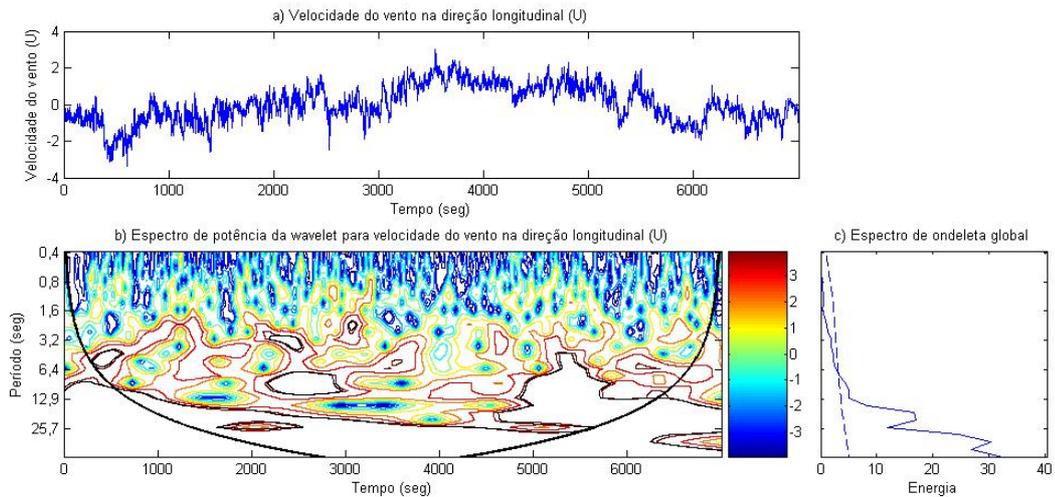


Figura 4.12 (a) Valores da velocidade do vento na direção longitudinal (U), (b) Diagrama tempo-frequência da série temporal de (U), resultante da aplicação da *Wavelet* de Morlet. (c) Variância (energia) associada a cada escala temporal disponível, do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

A análise da Figura 4.13, para a umidade específica, observa-se que a variação desse escalar começa a aumentar a partir de 6,4 segundos, ou seja, depois das variações dos outros escalares em análise, depois segue aumentando até, aproximadamente a escala de 30 segundos, alcançando um pico de variabilidade após o período de 50 segundos, seguindo de um decaimento, mas já fora do cone de influência, associado à significância estatística. Assim, pode-se dizer que a umidade demorou um pouco mais para interagir com os outros escalares em estudo, ou seja, velocidade do vento na direção longitudinal e vertical e com o CO₂, no intervalo de 18h as 18:30h do dia Juliano 96 de 2005.

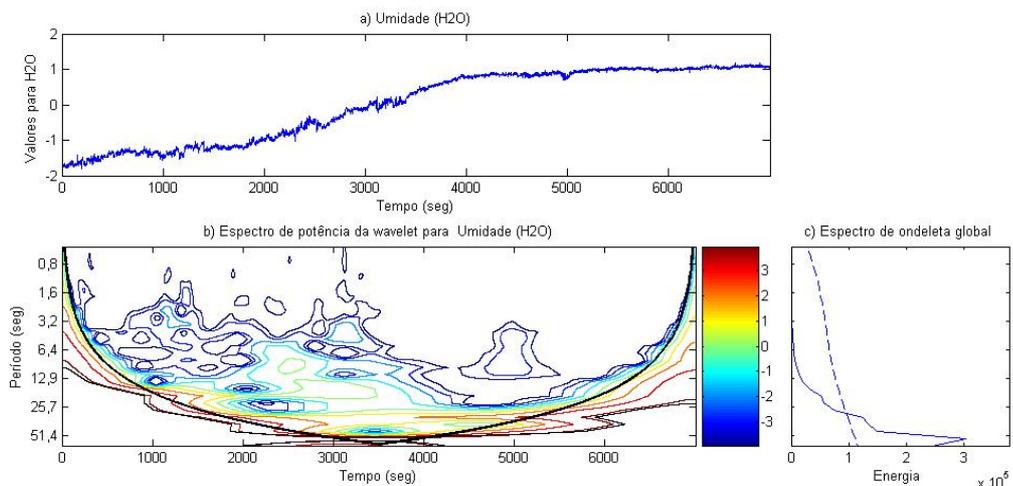


Figura 4.13 (a) Valores da Umidade por segundo, (b) Diagrama tempo-frequência da série temporal de H₂O, resultante da aplicação da *Wavelet* de Morlet. (c) Variância (energia) associada a cada escala temporal disponível, do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

4.3 Aplicação da Modelagem Multivariada

No trabalho de (Nogueira et al, 2006) foi verificado que os padrões de variabilidade temporal da concentração de CO₂ e vapor d'água, bem como o comportamento da temperatura, na floresta de Caxiuanã, mostraram alterações similares durante eventos, tais como os resultantes de rajadas de vento, sugerindo correlação entre eles. Assim, esse trabalho serviu como incentivo para verificar as relações entre alguns desses escalares, que serão verificados na presente dissertação.

As Figuras 4.14 a 4.17 apresentam as séries Concentração de CO₂ (Y_t), Umidade específica, H₂O (X_{1t}), Velocidade do vento na direção vertical W (X_{2t}) e Velocidade do vento na direção longitudinal U (X_{3t}). A variável Concentração de CO₂ foi utilizada como variável dependente (Y_t). A escolha de CO₂ como variável dependente se deu para que se tenha informação sobre a influencia das variáveis Umidade específica, H₂O (X_{1t}), Velocidade do vento na direção vertical W (X_{2t}) e Velocidade do vento na direção longitudinal U (X_{3t}), consideradas, neste caso, como variáveis independentes, sobre as concentrações de CO₂.

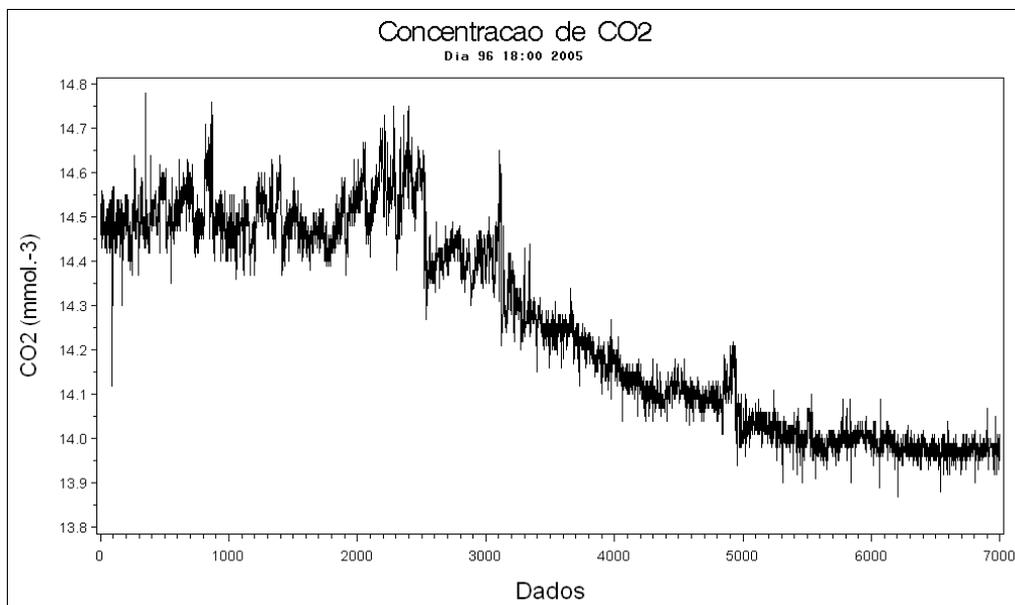


Figura 4.14. Concentração de CO₂ original da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005 no intervalo de 18h às 18:30h.

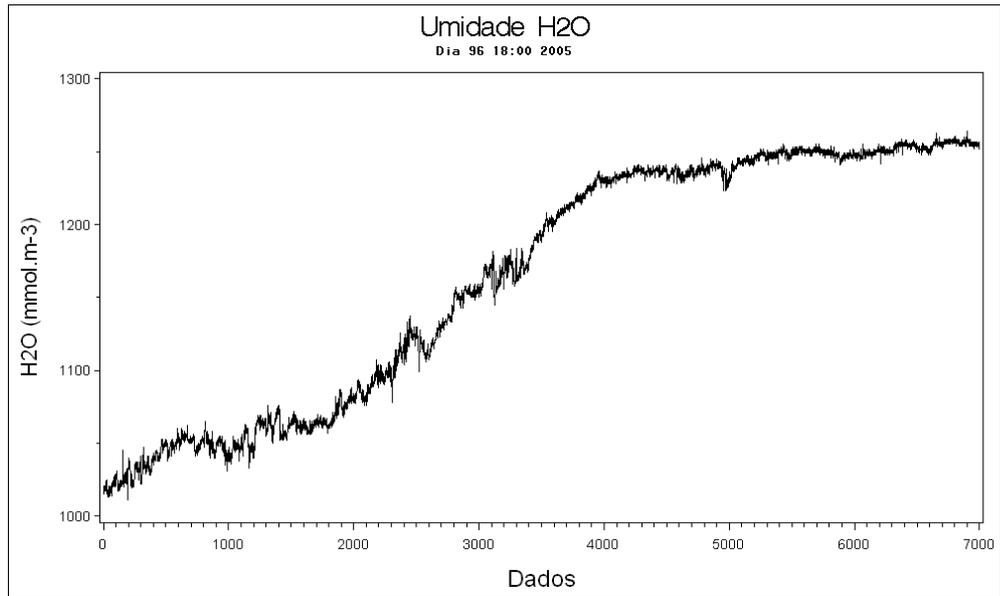


Figura 4.15 Umidade específica (H₂O) original da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005 no intervalo de 18h às 18:30h.

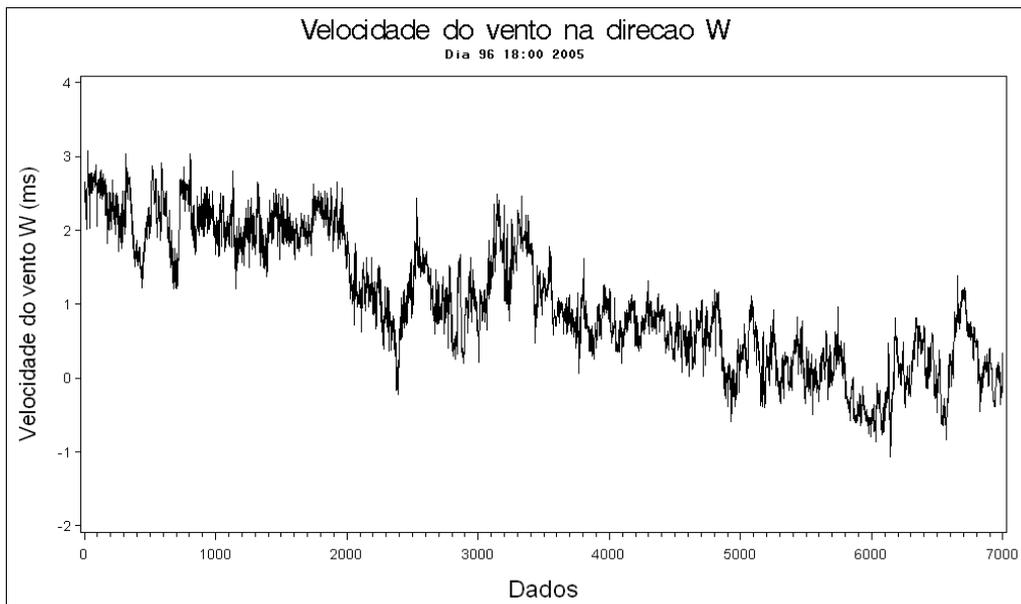


Figura 4.16 Velocidade do vento na direção vertical W original da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

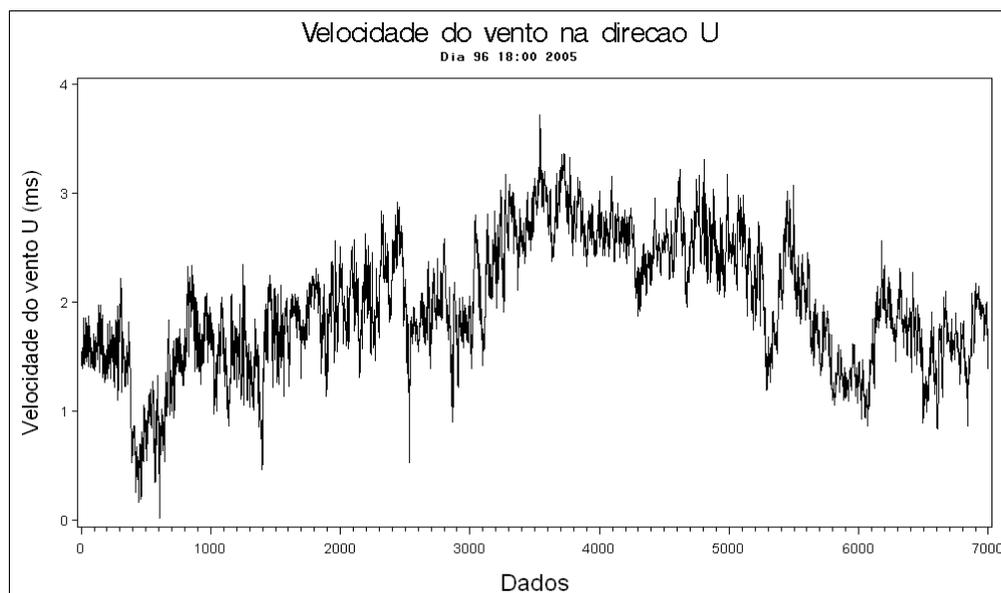


Figura 4.17 Velocidade do vento na direção longitudinal U original da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

Nas Figuras 4.14 a 4.17, observa-se a presença de tendência. Há indício de correlação negativa entre as séries CO_2 e Umidade específica, ou seja, uma diminuição na concentração de CO_2 é acompanhada por um aumento na Umidade específica. Foi visto na teoria de modelagem multivariada que no ajuste de modelos de funções de transferência exige-se que as séries sejam estacionárias. Portanto, serão realizadas diferenciações nas mesmas para eliminar a componente de tendência.

Segundo a teoria de modelagem multivariada o primeiro passo na construção de um modelo de função de transferência é pré-ajustar as séries de entrada. Neste caso, umidade e componentes de velocidade do vento nas direções W e U. Para pré-ajustar as séries de entrada, a série resposta e para analisar a correlação cruzada apropriada, deve-se seguir os seguintes procedimentos (Moretin e Tolo, 2004):

- i) Ajustar um modelo ARIMA à série de entrada de modo que os resíduos do modelo seja um ruído branco;
- ii) Filtrar a série resposta com o mesmo modelo usado na série de entrada;
- iii) Fazer a correlação cruzada da série resposta filtrada com a série de entrada filtrada para determinar a relação entre as mesmas;
- iv) Interpretar o gráfico de correlação cruzada. Indicadores auto-regressivos sugerem termos no denominador e indicadores de médias móveis sugerem termos no numerador.

Os resultados são apresentados a seguir:

i) Ajuste do modelo ARIMA

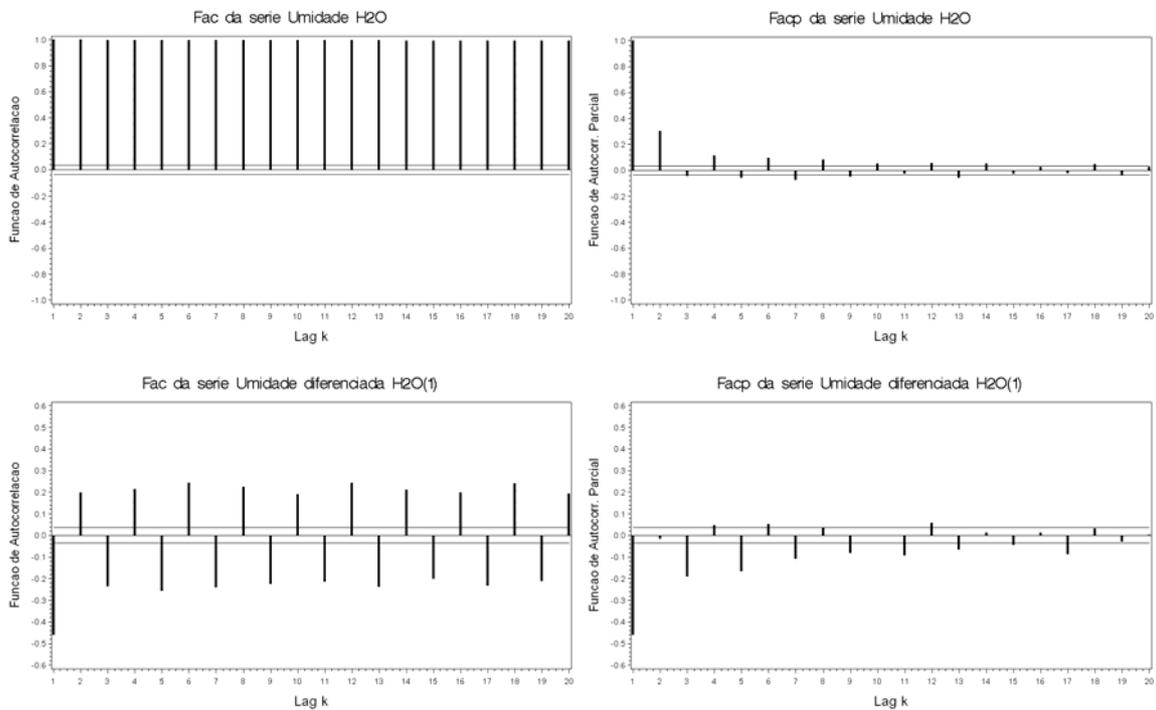


Figura 4.18. Fac e Fapc da série de entrada umidade (H_2O) da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h. Acima, a série original; abaixo, a série com uma diferença.

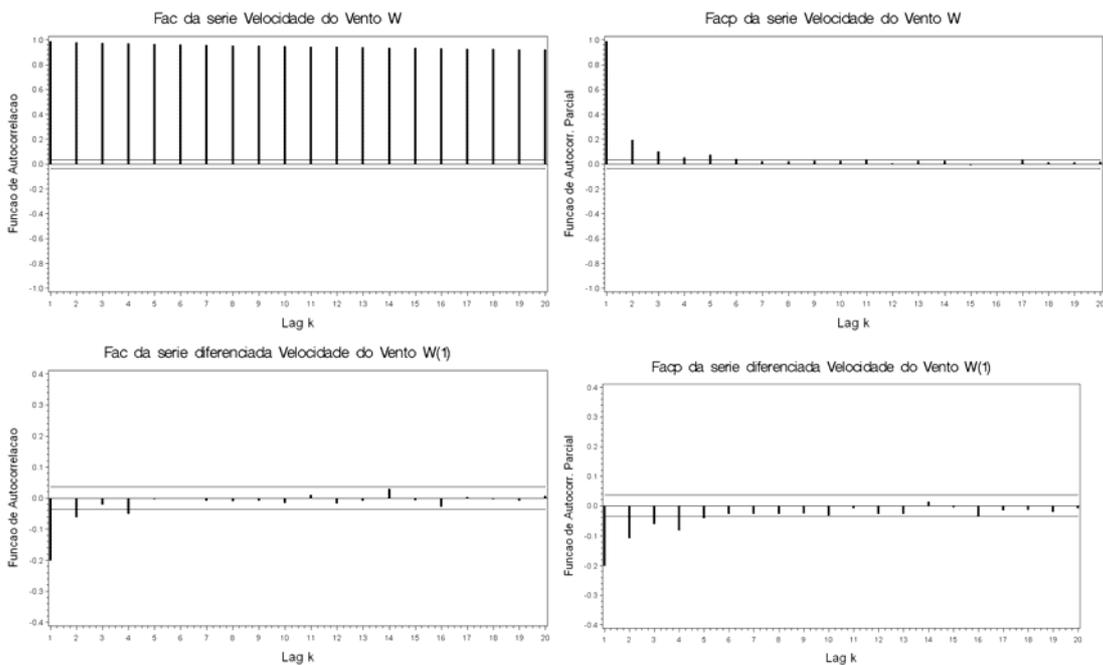


Figura 4.19. Fac e Fapc da série de entrada velocidade do vento na direção vertical (W) da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h. Acima, a série original; abaixo, a série com uma diferença.

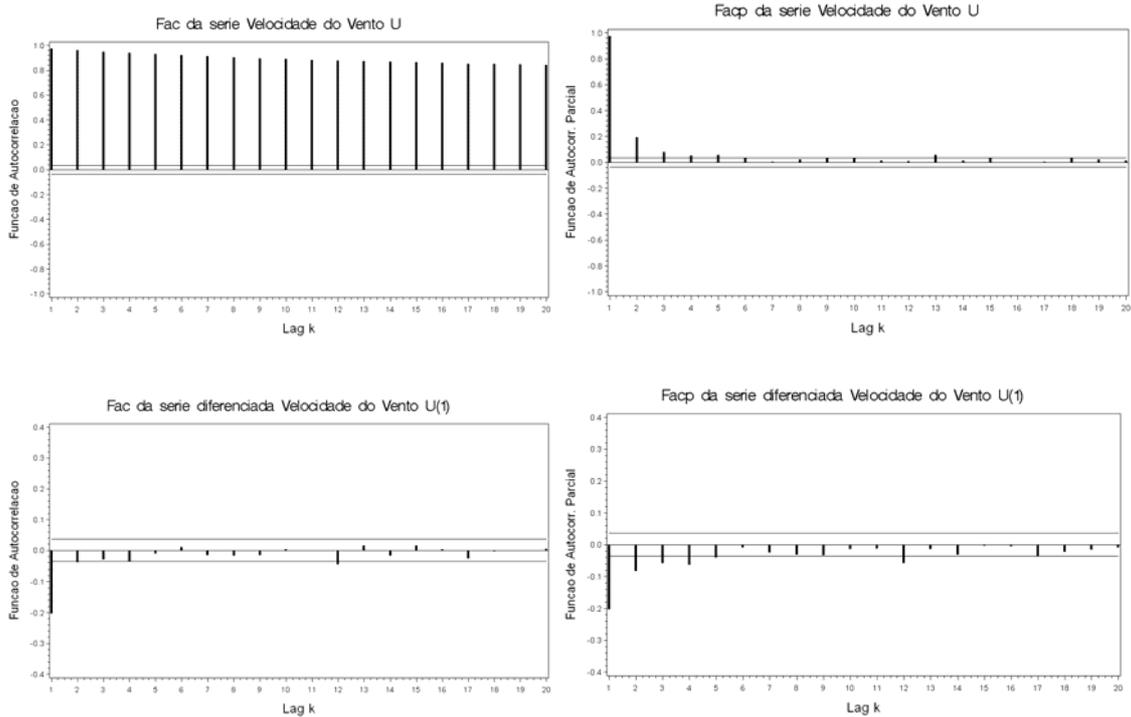


Figura 4.20. Fac e Fapc da série de entrada velocidade do vento na direção longitudinal (U) da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h. Acima, a série original; abaixo, a série com uma diferença.

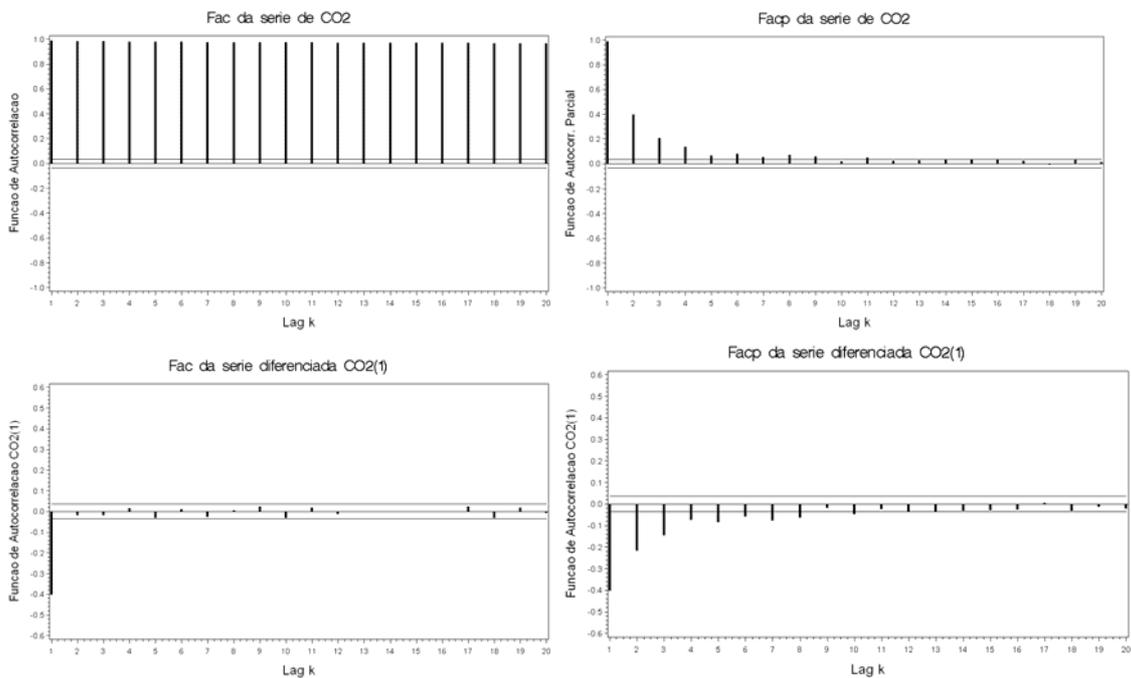


Figura 4.21. Fac e Fapc da série resposta, concentração de CO₂ da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h. Acima, a série original; abaixo, a série com uma diferença.

As Figuras 4.18 a 4.21 mostram um comportamento indicativo de não estacionariedade nas funções de autocorrelação (lento decaimento) em todas as séries. A aplicação de uma diferença torna as séries estacionárias.

Entretanto, a série X_{1t} (Umidade) apresentou; além da não estacionaridade, o chamado “efeito proporcional”, ou seja, a variância não pode ser considerada constante em relação à média. Desta forma, foi necessário realizar uma transformação na mesma para se tentar estabilizar a variância da série. Foi utilizada a Transformada de Box-Cox (Moretin e Tolo, 2002), dada por,

$$Y_t = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (4.5)$$

Onde Y_t é a série transformada, Z_t é a série original e λ é um parâmetro a ser estimado. O melhor valor de λ para a estabilização da variância da série foi 7, 223. Esse valor é fornecido automaticamente pelo programa utilizado (SAS, 9.0) na transformação da série. A Figura 4.22 mostra a série Umidade específica transformada. Para o ajuste do modelo foi necessário aplicar duas diferenças para se obter um bom modelo ajustado. As funções de autocorrelação e autocorrelação parcial para a primeira e segunda diferença na série transformada são apresentadas a seguir nas Figuras 4.23 e 4.24.

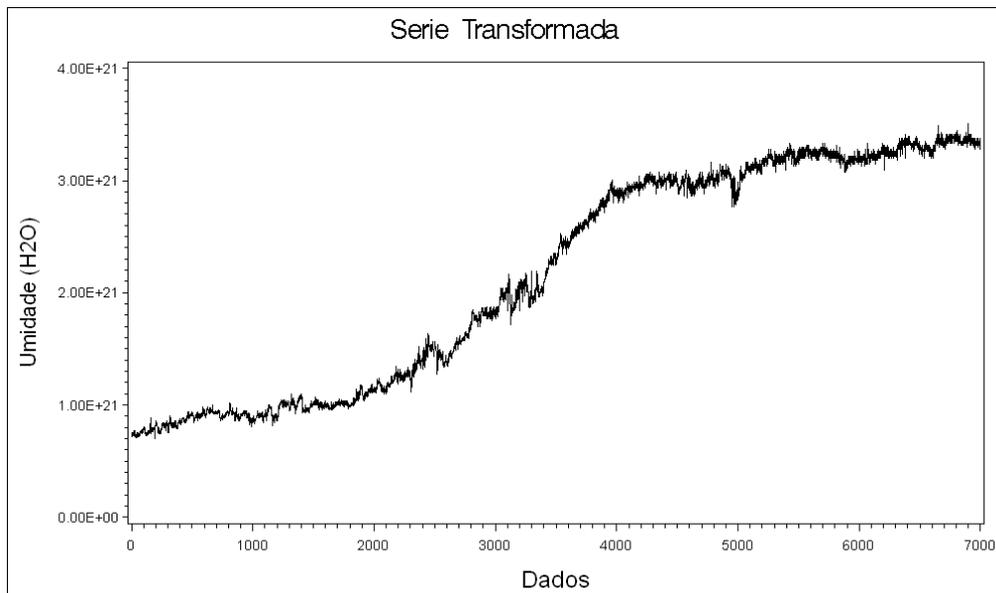


Figura 4.22. Série Umidade (TH₂O) da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h, transformada por Box-Cox.

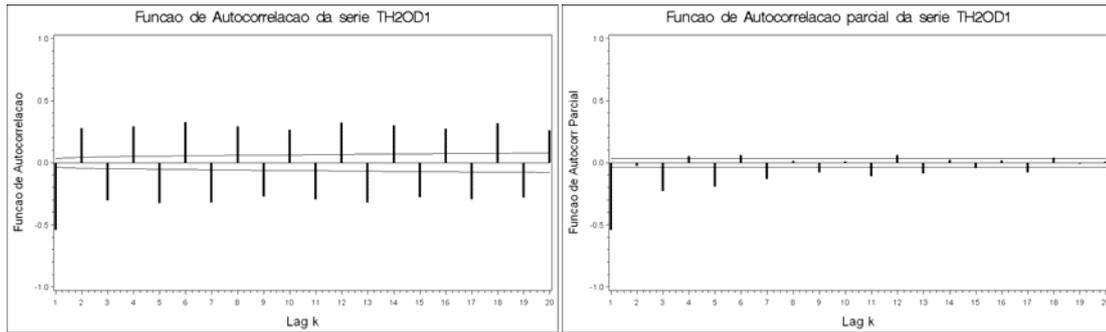


Figura 4.23. Fac e Facp da primeira diferença da série de entrada transformada Umidade (H₂O) da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

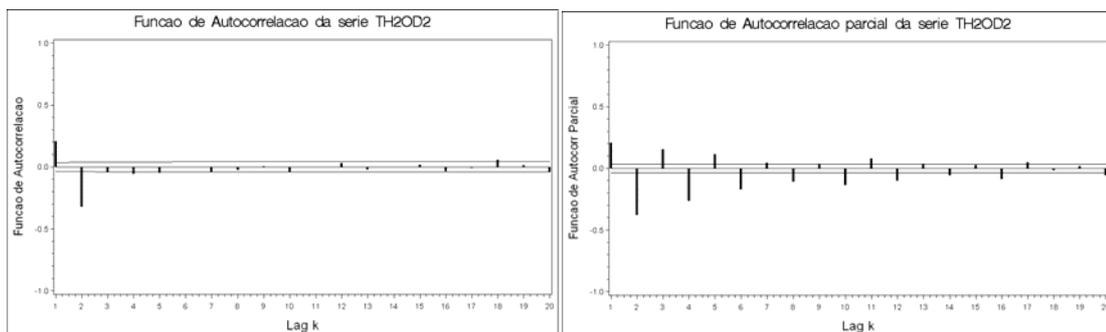


Figura 4.24. Fac e Facp da segunda diferença da série de entrada transformada Umidade (H₂O) da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

Com base nas funções de autocorrelação e autocorrelação parcial da segunda diferença da série transformada umidade, TX_{1t} e após alguns modelos testados, o seguinte modelo foi ajustado.

$$(1 + 240B + 0,209B^2 - 0,769B^3) (1 - B^2) TX_{1t} = (1 + 756B - 0,159B^2 - 0,872B^3 - 0,597B^4 + 0,269B^5) \alpha_{1t} \quad (4.6)$$

onde B é o operador diferença, $B^k Z_t = Z_{t-k}$.

Na Tabela 4.5 são apresentadas as estatísticas (erro-padrão e estatística t) com as respectivas significâncias. Pode-se observar que todas as estimativas foram significativas ao um nível abaixo de 0,001, exceto o termo de médias móveis no atraso 2. A análise dos resíduos é mostrada na Tabela 4.6 e Figura 4.25, onde se pode verificar o bom ajuste do modelo, uma vez que os resíduos podem ser considerados como ruído branco.

Tabela 4.5. Estatísticas do modelo ajustado (4.6).

Estimativas de Máxima Verossimilhança					
Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Valor de t	Pr > t	Lag
MU	7.45617E17	1.88878E17	3.95	<.0001	0
MA1,1	-0.75698	0.03264	-23.19	<.0001	1
MA1,2	0.15948	0.04283	3.72	0.0002	2
MA1,3	0.87190	0.02264	38.51	<.0001	3
MA1,4	0.59720	0.01656	36.06	<.0001	4
MA1,5	-0.26951	0.02247	-12.00	<.0001	5
AR1,1	-0.24052	0.02854	-8.43	<.0001	1
AR1,2	-0.20947	0.02914	-7.19	<.0001	2
AR1,3	0.76953	0.02842	27.08	<.0001	3

Tabela 4.6. Análise dos resíduos para o modelo (4.6).

Autocorrelação dos Resíduos									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > Qui-quadrado	Autocorrelações					
6	1.92	5	0.8605	-0.000	0.002	-0.004	0.009	-0.007	0.011
12	5.33	11	0.9139	-0.010	0.001	0.006	-0.001	0.014	0.012
18	11.19	17	0.8463	-0.012	0.015	-0.001	-0.014	0.004	0.016
24	28.93	23	0.1828	0.023	-0.034	-0.019	-0.020	0.012	0.001

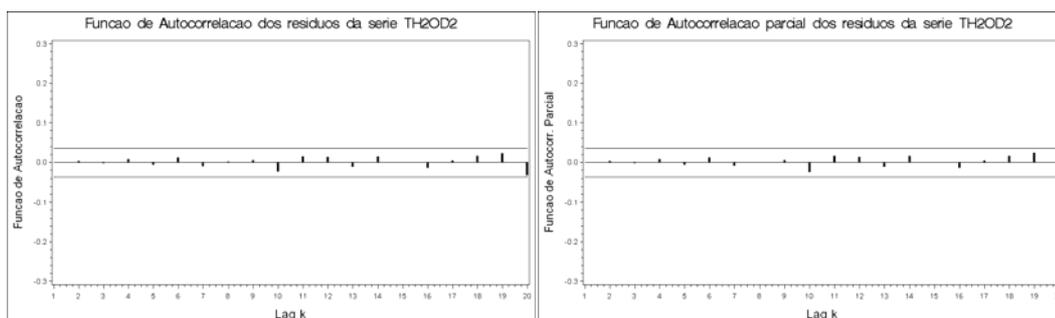


Figura 4.25. Fac e Fapc dos resíduos para o modelo (4.6) da série de entrada transformada Umidade (TH₂O) da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

Para a série velocidade do vento na direção vertical W, a análise das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial com uma diferença, conduziu ao seguinte modelo ajustado

$$(1 - B) X_{2t} = (1 - 0,245B - 0,088B^2 - 0,046B^3 - 0,07B^4 + 0,031B^{10}) \alpha_{1t} \quad (4.7)$$

Na Tabela 4.7 são apresentadas as estatísticas (erro-padrão e estatística t) com as respectivas significâncias. Pode-se observar que todas as estimativas foram significativas ao um nível abaixo de 0,001, exceto o termo de médias móveis no atraso 10. A análise dos resíduos é mostrada na Tabela 4.8 e Figura 4.26, onde se pode verificar o bom ajuste do modelo, uma vez que os resíduos podem ser considerados como ruído branco.

Tabela 4.7. Estatísticas do modelo ajustado (4.7).

Estimativas de Máxima Verossimilhança					
Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Valor de t	Pr > t	Lag
MU	-0.0003590	0.0008039	-0.45	0.6552	0
MA1,1	0.24581	0.01192	20.61	<.0001	1
MA1,2	0.08801	0.01227	7.17	<.0001	2
MA1,3	0.04634	0.01227	3.78	0.0002	3
MA1,4	0.06992	0.01194	5.86	<.0001	4
MA1,5	0.03086	0.01133	2.72	0.0065	10

Tabela 4.8. Análise dos resíduos para o modelo (4.7).

Autocorrelação dos Resíduos									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > Qui-quadrado	Autocorrelações					
6	2.18	5	0.8234	0.001	0.004	0.005	0.010	-0.008	-0.011
12	16.02	11	0.1404	-0.019	-0.024	-0.023	0.004	0.001	-0.022
18	23.46	17	0.1348	-0.014	0.020	-0.014	0.001	-0.012	-0.011
24	27.62	23	0.2306	-0.017	-0.004	-0.013	-0.007	0.002	-0.007

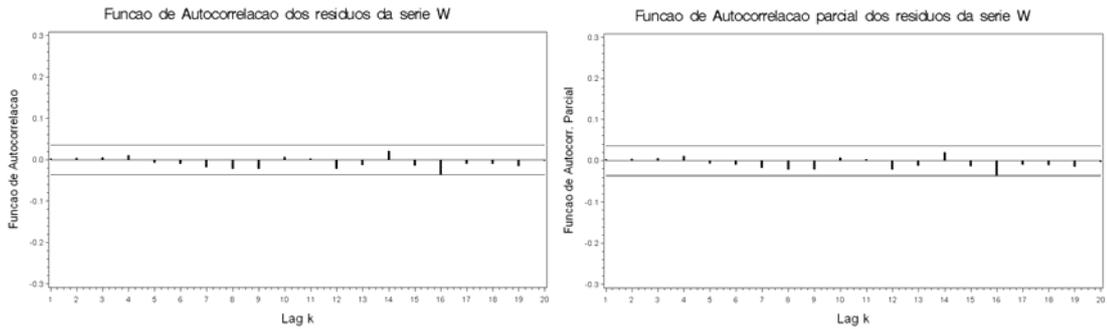


Figura 4.26. Fac e Facp dos resíduos para o modelo (4.7) da série de entrada velocidade do vento na direção W da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

Para a série velocidade do vento na direção U, a análise das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial para a série com uma diferença, conduziu ao seguinte modelo ajustado,

$$(1 - B) X_{3t} = (1 - 0,245B - 0,063B^2 - 0,054B^3 - 0,057B^4 - 0,047B^8 - 0,057B^{12}) \alpha_{1t} \quad (4.8)$$

Na Tabela 4.9 são apresentadas as estatísticas (erro-padrão e estatística t) com as respectivas significâncias. Pode-se observar que todas as estimativas foram significativas ao um nível abaixo de 0,001.

Tabela 4.9. Estatísticas do modelo ajustado (4.8).

Estimativas de Máxima Verossimilhança					
Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Valor de t	Pr > t	Lag
MU	4.92631E-6	0.0006914	0.01	0.9943	0
MA1,1	0.24461	0.01189	20.57	<.0001	1
MA1,2	0.06306	0.01223	5.15	<.0001	2
MA1,3	0.05447	0.01223	4.45	<.0001	3
MA1,4	0.05778	0.01200	4.82	<.0001	4
MA1,5	0.04715	0.01152	4.09	<.0001	8
MA1,6	0.05738	0.01146	5.01	<.0001	12

A análise dos resíduos é mostrada na Tabela 4.10 e Figura 4.27, onde se pode verificar o bom ajuste do modelo, uma vez que os resíduos podem ser considerados como ruído branco.

Tabela 4.10. Análise dos resíduos para o modelo (4.8).

Autocorrelação dos Resíduos									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > Qui-quadrado	Autocorrelações					
6	2.93	5	0.7106	0.003	0.005	0.005	0.010	-0.016	-0.003
12	16.27	11	0.1313	-0.028	0.011	-0.023	-0.011	-0.018	0.004
18	21.98	17	0.1856	0.006	-0.020	0.006	-0.002	0.000	-0.018
24	31.41	23	0.1131	-0.012	-0.006	-0.026	-0.009	-0.017	0.010

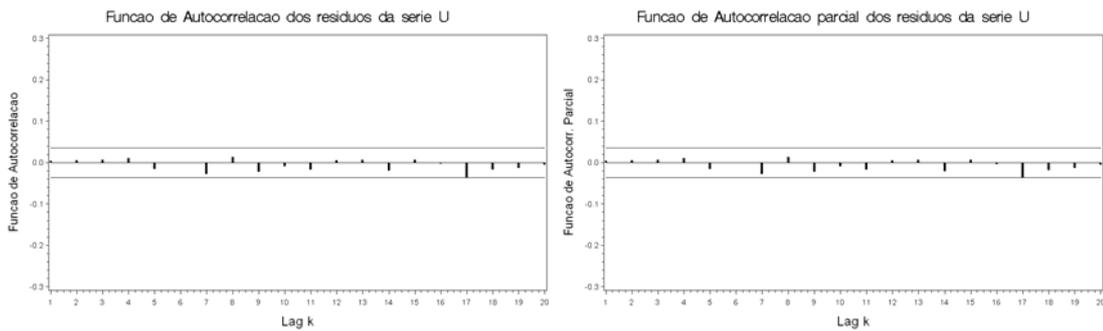


Figura 4.27. Fac e Facp dos resíduos para o modelo (4.8) da série de entrada velocidade do vento na direção longitudinal U da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

Portanto, os filtros de pré-ajustamento para as séries de entrada serão utilizados na série de saída concentração de CO₂ diferenciada, $(1 - B^1)Y_t$.

A seguir, nas Figuras 4.28 a 4.30, são mostrados os gráficos das correlações cruzadas entre a série resposta Y_t , concentração de CO₂, e as séries filtradas umidade específica, TH₂O (tX_{1t}), velocidade do vento na direção W (X_{2t}) e velocidade do vento na direção U (X_{3t}), assim como os resultados dessas correlações com as variáveis pré-ajustadas (Tabelas 4.11 a 4.13).

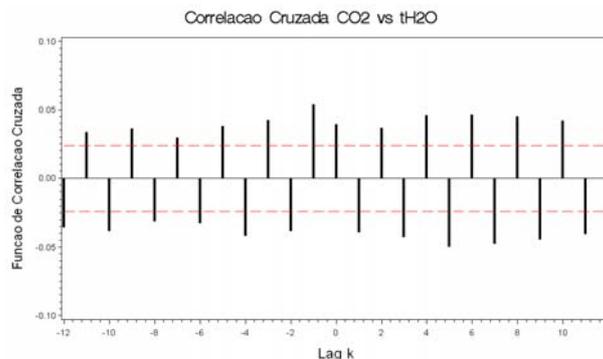


Figura 4.28. Correlação cruzada amostral entre a série de entrada pré-ajustada TH₂O e a série de saída CO₂ da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h. Os limites (linhas tracejadas) são de 2 erros-padrão.

Tabela 4.11. Correlações cruzadas entre CO₂ e TH₂O.

Correlações Cruzadas entre as séries (CO ₂ vs tH ₂ O)									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > Qui-quadrado	Correlações Cruzadas					
5	76.06	6	<.0001	0.039	-0.039	0.037	-0.043	0.046	-0.050
11	158.71	12	<.0001	0.046	-0.048	0.045	-0.045	0.042	-0.041
17	203.78	18	<.0001	0.034	-0.033	0.032	-0.031	0.034	-0.033
23	219.46	24	<.0001	0.025	-0.019	0.017	-0.020	0.020	-0.015

Os resultados obtidos para as correlações cruzadas entre CO₂ e TH₂O, apresentam as seguintes características:

- i) Ocorrência de correlação significativa em todos os atrasos temporais, inclusive no atraso temporal zero.
- ii) Há indícios de ocorrência de um leve decaimento exponencial nas correlações, o que sugere um parâmetro no denominador da função de transferência.

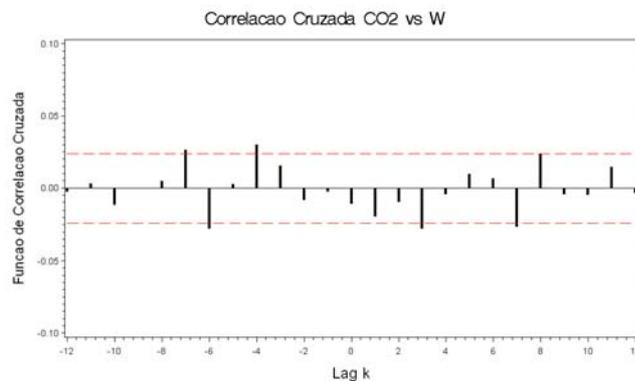


Figura 4.29 Correlação cruzada amostral entre a série de entrada pré-ajustada Velocidade do vento na direção W e a série de saída CO₂ da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h. Os limites (linhas tracejadas) são de 2 erros-padrão.

Tabela 4.12. Correlações cruzadas entre CO₂ e W.

Correlações Cruzadas entre as séries (CO ₂ vs W)									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > Qui-quadrado	Correlações Cruzadas					
5	10.45	6	0.1068	-0.011	-0.020	-0.010	-0.028	-0.005	0.010
11	21.56	12	0.0427	0.007	-0.027	0.024	-0.004	-0.005	0.015
17	30.95	18	0.0291	-0.004	0.012	-0.024	0.014	-0.020	-0.005
23	41.28	24	0.0155	0.002	-0.011	-0.005	0.026	-0.023	0.010

Os resultados obtidos para as correlações cruzadas entre CO₂ e W, apresentam as seguintes características:

- i) Correlações significativas em atrasos negativos (– 4, – 6 e –7), indício de que as séries podem estar defasadas entre si.
- ii) Correlações significativas nos atrasos 3 e 7.

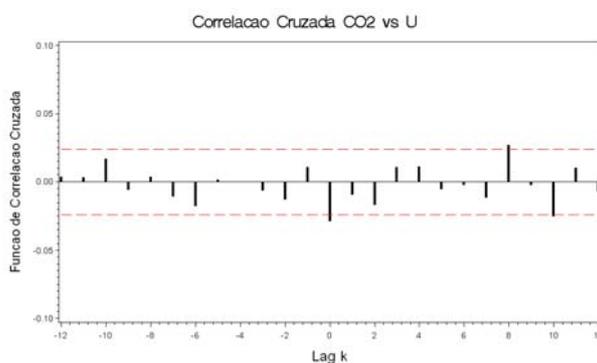


Figura 4.30 Correlação cruzada amostral entre a série de entrada pré-ajustada Velocidade do vento na direção U e a série de saída CO₂ da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h. Os limites (linhas tracejadas) são de 2 erros-padrão.

Tabela 4.13. Correlações cruzadas entre CO₂ e U.

Correlações Cruzadas entre as séries (CO ₂ vs U)									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > Qui-quadrado	Correlações Cruzadas					
5	10.43	6	0.1075	-0.029	-0.010	-0.017	0.011	0.011	-0.006
11	21.85	12	0.0393	-0.003	-0.012	0.027	-0.003	-0.025	0.010
17	23.13	18	0.1856	-0.008	0.006	-0.009	-0.001	0.002	0.002
23	34.47	24	0.0766	0.006	-0.014	-0.007	0.003	0.036	-0.007

Os resultados obtidos para as correlações cruzadas entre CO₂ e U, mostrados na Figura 4.30 e Tabela 4.13, apresentam as seguintes características:

- i) Correlação significativa no atraso zero, indicando que não há defasagem entre as séries.
- ii) Correlações significativas nos atrasos 8 e 10.

Com base nas informações foi aplicado o modelo de função de transferência mostrado na equação (4.9); sendo que, foi necessário realizar correções nos resíduos do modelo até que se pudesse obter um melhor ajustamento do modelo aos dados, com os resíduos apresentando comportamento de ruído branco. Nesse caso, os parâmetros ($\theta's$ e $\phi's$) utilizados nos resíduos, necessários para o ajuste adequado do modelo, provavelmente estão relacionados a variáveis que não foram consideradas na análise, como por exemplo, temperatura, velocidade transversal do vento, fluxo de calor sensível e outras. Os resultados das estimativas do modelo e estatísticas de ajuste são apresentados em seguida.

$$Y_t = \frac{w_{01}}{(1-\delta_1 B)} X_{1t} + \frac{w_{02}}{(1-\delta_3 B^3)} X_{2t-4} + \frac{(w_{03} - w_3 B^3)}{(1-\delta_{10} B^{10})} X_{3t} + \frac{(1-\theta_2 B^2 - \theta_3 B^3)(1-\theta_5 B^5 - \theta_7 B^7 - \theta_{10} B^{10})e_t}{(1-\phi_1 B - \phi_4 B^4)} \quad (4.9)$$

Onde,

Y_t : Concentração de CO₂ (Y_t)

X_{1t} : Umidade específica, TH₂O

X_{2t} : Velocidade do vento na direção vertical W

X_{3t} : Velocidade do vento na direção longitudinal U

Na Tabela 4.14 são apresentadas as estimativas e respectivas estatísticas para o modelo 4.9. Pode-se observar que, todas as estimativas podem ser consideradas estatisticamente significativas para vários níveis descritivos, todos menores do que 10%. A estimativa do parâmetro δ_1 da variável umidade apresentou um valor negativo (-0.96888), que pode estar associado à forte correlação negativa (-0,9196) com a variável resposta CO₂. A velocidade do vento na direção W apresentou uma defasagem de *atraso* 4, ou seja, o efeito dessa variável sobre o nível de concentração de CO₂ leva um determinado tempo para ser observado o que não ocorre em relação à componente U da velocidade do vento. Isso pode confirmar, conforme Nogueira *et al.* Sugeriram; que a velocidade na direção U (horizontal) apresenta um papel mais relevante no aumento ou decaimento dos escalares, neste caso, a concentração de CO₂.

A análise residual, mostrada na Tabela 4.15, indica um bom ajuste do modelo aos dados. A grande quantidade de registros (N=6999) influencia os intervalos de confiança, fazendo-os mais estreitos. Pode-se, entretanto, observar como as autocorrelações residuais, sobretudo nos primeiros *atrasos*, são praticamente zero, indicando a presença de ruído branco, ou seja, o modelo capturou a informação contida no sinal, sobrando apenas a parte aleatória.

Tabela 4.14. Estimativas e estatísticas dos parâmetros do modelo (4.9)

Estimativas de Máxima Verossimilhança							
Parâmetro	Estimativa	Erro-padrão	Valor de t	Approx Pr > t	Atraso	Variável	Shift
MU	-0.0002418	0.00009191	-2.63	0.0085	0	CO ₂	0
MA1,1 (θ_2)	0.41975	0.01412	29.73	<.0001	2	CO ₂	0
MA1,2 (θ_3)	0.04025	0.01280	3.14	0.0017	3	CO ₂	0
MA2,1 (θ_5)	0.07863	0.01513	5.20	<.0001	5	CO ₂	0
MA2,2 (θ_7)	0.06201	0.01251	4.96	<.0001	7	CO ₂	0
MA2,3 (θ_{10})	0.03674	0.01198	3.07	0.0022	10	CO ₂	0
AR1,1 (ϕ_1)	-0.62138	0.01201	-51.72	<.0001	1	CO ₂	0
AR1,2 (ϕ_4)	-0.02770	0.01222	-2.27	0.0234	4	CO ₂	0
NUM1 (w_{01})	4.3863E-22	1.2397E-23	35.38	<.0001	0	TH ₂ O	0
DEN1,1 (δ_1)	-0.96888	0.0079015	-122.62	<.0001	1	TH ₂ O	0
NUM2 (w_{02})	-0.0027028	0.0015575	-1.74	0.0827	0	W	4
DEN1,1 (δ_3)	0.83761	0.13840	6.05	<.0001	3	W	4
NUM3 (w_{03})	-0.0067605	0.0023560	-2.87	0.0041	0	U	0
NUM1,1 (w_8)	-0.0039035	0.0021570	-1.81	0.0703	8	U	0
DEN1,1 (δ_{10})	0.58770	0.18022	3.26	0.0011	10	U	0

Tabela 4.15. Análise dos resíduos para o modelo (4.9)

Autocorrelação dos Resíduos									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > Qui-quadrado	Autocorrelações					
6	.	0	.	0.001	0.001	0.002	0.010	0.001	-0.018
12	7.57	5	0.1814	0.002	-0.023	-0.002	0.002	-0.008	-0.008
18	20.83	11	0.0351	-0.031	-0.019	-0.012	-0.018	0.004	-0.011
24	30.80	17	0.0211	-0.023	-0.018	-0.011	-0.005	-0.003	0.021

A avaliação do ajuste da função de transferência pode ser observada pelas correlações cruzadas entre os resíduos e as variáveis de entrada. As Tabelas 4.16 a 4.18 mostram essas correlações para as três variáveis de entrada. Pode-se observar que, para as componentes da velocidade do vento, W e U, essas correlações cruzadas são estatisticamente não significativas. Para a variável umidade, embora os *atrasos* 3, 12 e 18 tenham apresentado correlações um pouco maiores do que para os outros *atrasos*, ainda assim, pode-se observar que os valores foram, em geral, baixos. Deste modo, é aceitável considerar que as correlações cruzadas das três variáveis de entrada com os resíduos do modelo foram não significativas, indicando que o modelo de função de transferência fornece um ajuste razoável aos dados. A Figura 4.31 mostra o modelo ajustado para um intervalo de confiança de 95% juntamente com os dados observados para a concentração de CO₂.

Tabela 4.16. Correlações cruzadas entre os resíduos e a série Umidade específica

Correlações cruzadas dos Resíduos com a série de entrada TH ₂ O									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	PR > Qui-quadrado	Correlações cruzadas					
5	11.08	5	0.0498	0.005	-0.000	-0.003	-0.032	0.011	-0.021
11	16.42	11	0.1264	-0.020	-0.011	-0.012	-0.008	-0.001	-0.004
17	30.48	17	0.0231	-0.035	-0.003	-0.009	-0.000	0.026	0.007
23	43.85	23	0.0055	-0.037	0.006	0.006	-0.005	0.012	0.017

Tabela 4.17. Correlações cruzadas entre os resíduos e a série W

Correlações cruzadas dos Resíduos com a série de entrada W									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	PR > Qui-quadrado	Correlações cruzadas					
5	3.89	5	0.5651	-0.004	0.008	0.010	-0.015	0.012	0.002
11	14.63	11	0.1998	0.005	0.013	0.003	0.027	-0.019	0.016
17	18.56	17	0.3542	-0.011	-0.001	0.004	-0.008	-0.013	0.014
23	36.11	23	0.0402	-0.029	0.000	-0.019	0.035	0.004	0.008

Tabela 4.18. Correlações cruzadas entre os resíduos e a série U

Correlações cruzadas dos Resíduos com a série de entrada u									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	PR > Qui-quadrado	Correlações cruzadas					
5	2.72	4	0.6056	0.004	0.007	-0.013	0.011	0.004	0.004
11	5.97	10	0.8175	-0.001	-0.016	0.004	-0.003	-0.010	0.009
17	8.42	16	0.9353	-0.009	0.003	-0.002	-0.005	-0.011	-0.010
23	19.43	22	0.6186	-0.001	-0.018	0.006	-0.008	0.034	0.006

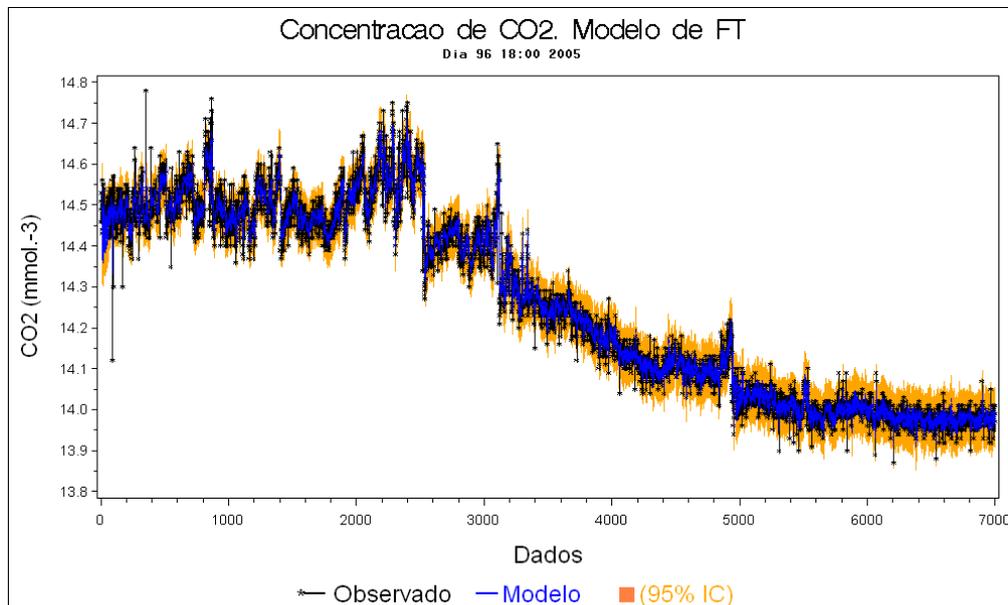


Figura 4.31 Modelo de função de transferência (4.9) (em azul) ajustado aos dados de CO₂ da área de estudo do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h para um Intervalo de Confiança de 95%.

Visto que foi feita uma comparação, via transformada *wavelet*, entre a concentração de CO₂ original e a ajustada pela análise de intervenção, em que se verificou que o modelo ajustado conservou as principais características do sinal original, será feita a mesma análise, agora com a concentração de CO₂ ajustada pela análise multivariada, para se verificar se o modelo multivariado também conserva as características do sinal original.

A Figura 4.32 apresenta os resultados da transformada *wavelet* para o modelo ajustado pela função de transferência ao modelo multivariado. Pode-se observar que foram mantidas as mesmas características do sinal original e do sinal ajustado pela análise de intervenção, ou seja, as variações de energia do modelo ajustado ocorreram nos mesmos períodos de tempo do sinal original. Observa-se também uma leve variação de energia a partir da escala de 1,6 segundos; depois há uma variação mais significativa de energia nas escalas entre 12 e 26 segundos, aproximadamente e tem-se um máximo de variação em 51 segundos.

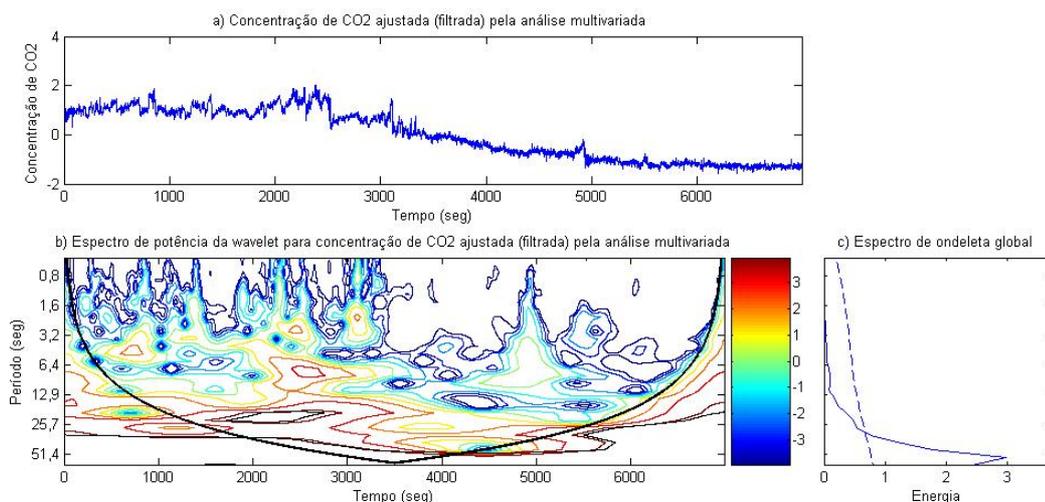


Figura 4.32 (a) Valores da concentração de CO₂ ajustadas pela modelagem multivariada, (b) Escalograma da série temporal de CO₂ ajustada, resultante da aplicação da *Wavelet* de Morlet. (c) Variância (energia) associada a cada escala temporal disponível, do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18h às 18:30h.

Com o objetivo de encontrar um modelo mais parcimonioso (com menor número de parâmetros) em relação ao modelo ajustado em (4.9) foi decidido a realização do ajuste de um modelo com uso de funções de transferência para a decomposição multiresolução das aproximações. A aproximação *a5* removeu todas as correlações cruzadas entre as variáveis, ou seja, eliminou as possíveis

correlações entre as mesmas. Deste modo, foi utilizada a aproximação a_4 , referente a uma escala de 0,8.

As Figuras 4.33 a 4.36 apresentam as séries Concentração de CO_2 (Y_t), Umidade específica, H_2O (X_{1t}), Velocidade do vento na direção W (X_{2t}) e Velocidade do vento na direção U (X_{3t}) obtido pela decomposição multiresolução com a utilização da *Wavelet* de Haar para a aproximação a_4 , para cada variável. A variável Concentração de CO_2 foi utilizada como variável dependente (Y_t) e as outras, consideradas independentes.

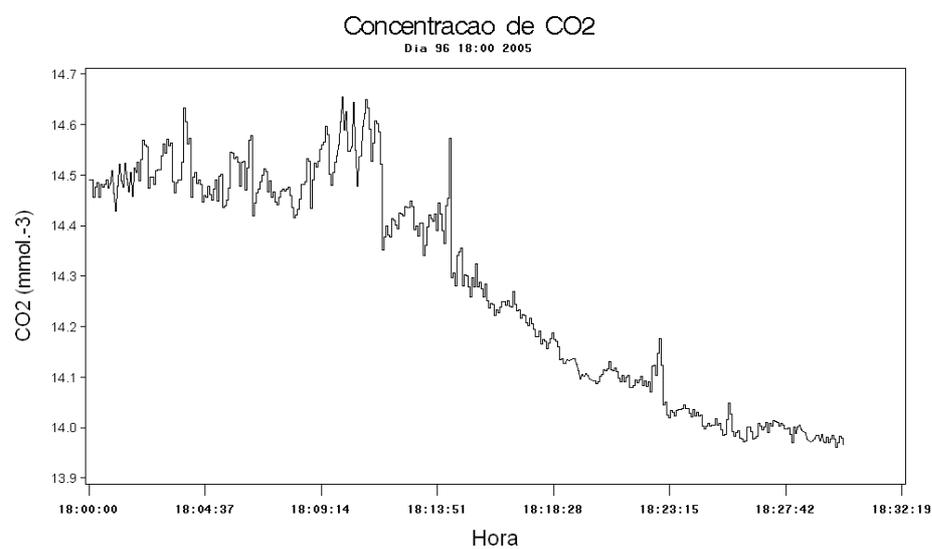


Figura 4.33. Concentração de CO_2 para a decomposição multiresolução segundo a aproximação a_4 .

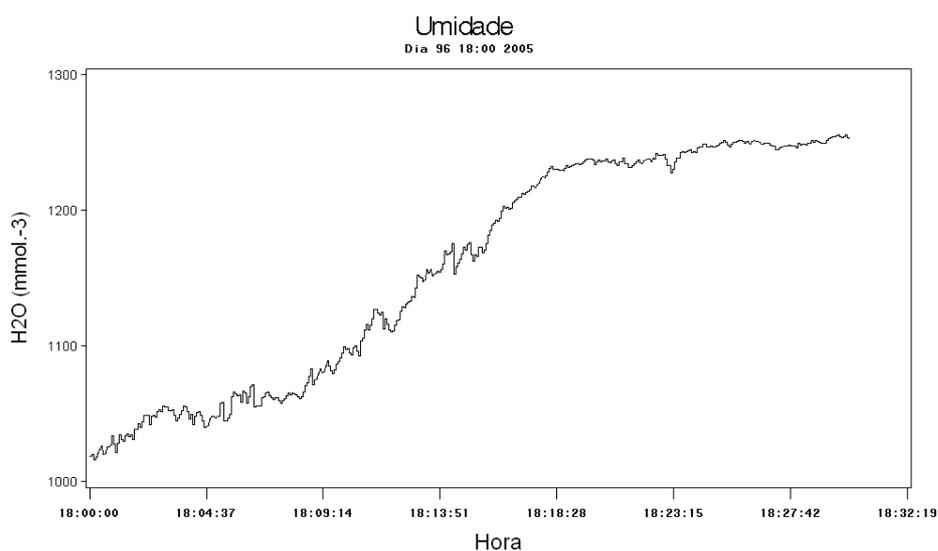


Figura 4.34 Umidade específica para a decomposição multiresolução segundo a aproximação a_4 .

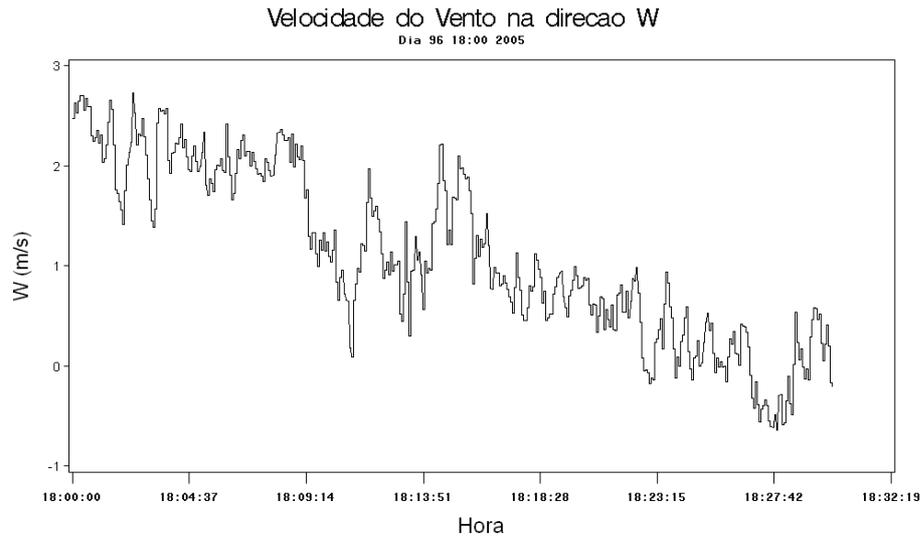


Figura 4.35. Velocidade do vento na direção W para a decomposição multiresolução segundo a aproximação a_4 .

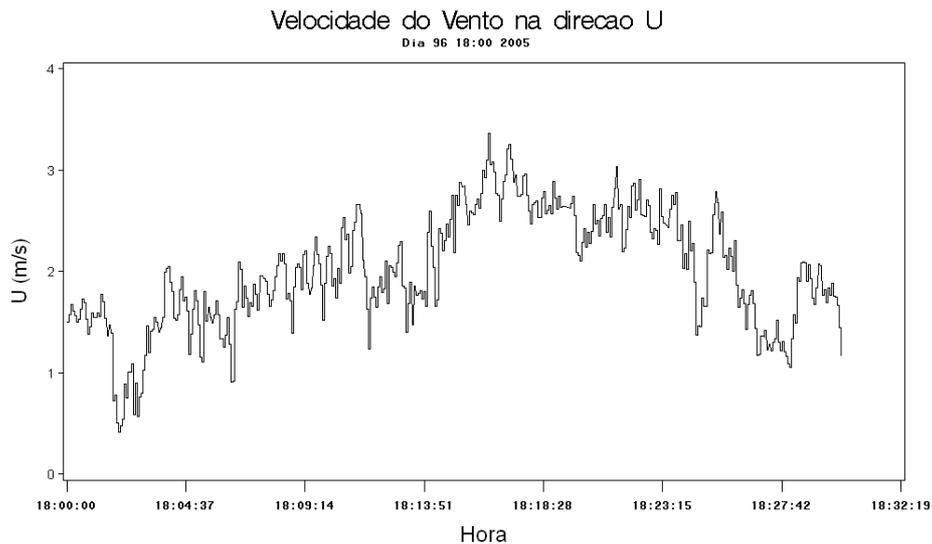


Figura 4.36 Velocidade do Vento na direção U para a decomposição multiresolução segundo a aproximação a_4 .

Os mesmos procedimentos utilizados para a construção do modelo baseado em funções de transferências (obtido para os dados originais, resultando no modelo descrito pela equação 4.9) foram adotados neste caso.

Inicialmente, foi realizado o pré-ajustamento das séries de entrada – Umidade e componentes de velocidade do vento nas direções W e U – utilizando-se modelos ARIMA. Após as análises das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial, os resultados, que incluem os modelos encontrados, as significâncias das estimativas e a avaliação da qualidade do ajuste pela análise residual, são apresentados a seguir. Os números abaixo de cada parâmetro estimado

representam o nível descritivo (ou nível de significância) da estimativa. Esse valor indica a probabilidade dessa estimativa ser igual a zero.

1. Para a aproximação a4 da série umidade (X_{1t}).

$$(1 - B^2)X_{1t} = (1 - 0,996 B)a_t \quad (4.10)$$

($p < 0,0001$)

Tabela 4.19. Análise dos resíduos para o modelo (4.10)

Autocorrelação dos Resíduos									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > Qui-quadrado	Autocorrelações					
6	0.25	5	0.9985	0.000	-0.004	0.000	-0.004	0.000	-0.004
12	0.49	11	1.0000	0.000	-0.004	0.000	-0.004	0.000	-0.004
18	5.42	17	0.9963	0.000	-0.004	0.000	-0.027	0.000	-0.004
24	5.66	23	0.9999	0.000	-0.004	0.000	-0.004	0.000	-0.004

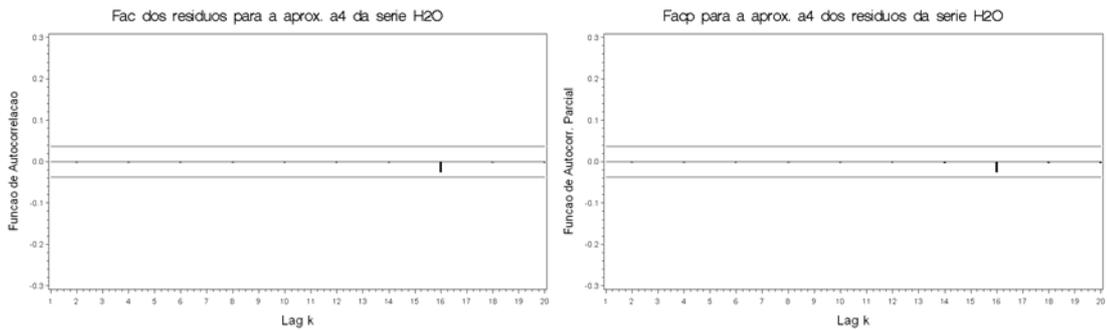


Figura 4.37. Fac (à direita) e Fapc (à esquerda) dos resíduos para a aproximação a4 do modelo (4.10) da série de entrada Umidade.

2. Para a aproximação a4 da série velocidade do vento na direção W (X_{2t}).

$$(1 - 0,998 B)X_{2t} = a_t \quad (4.11)$$

($p < 0,0001$)

Tabela 4.20. Análise dos resíduos para o modelo (4.11)

Autocorrelação dos Resíduos									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > Qui-quadrado	Autocorrelações					
6	0.02	5	1.0000	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
12	0.05	11	1.0000	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
18	0.30	17	1.0000	0.001	0.001	0.001	0.006	0.001	0.001
24	0.31	23	1.0000	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001

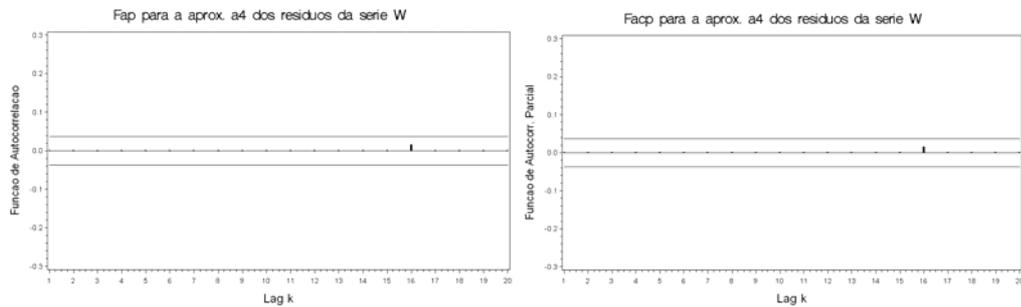


Figura 4.38. Fac (à direita) e Fapc (à esquerda) dos resíduos para a aproximação a4 do modelo (4.11) da série de entrada velocidade do vento na direção W.

3. Para a aproximação a4 da série velocidade do vento na direção U (X_{3t}).

$$(1 - 0,996 B)X_{3t} = (1 - 0,158 B^{16})a_t \quad (4.12)$$

$(p < 0,0001)$
 $(p < 0,0001)$

Tabela 4.21. Análise dos resíduos para o modelo (4.12)

Autocorrelação dos Resíduos									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > Qui-quadrado	Autocorrelações					
6	0.11	4	0.9986	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002
12	0.21	10	1.0000	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002
18	1.19	16	1.0000	0.002	0.002	0.002	0.012	0.002	0.002
24	1.28	22	1.0000	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.001

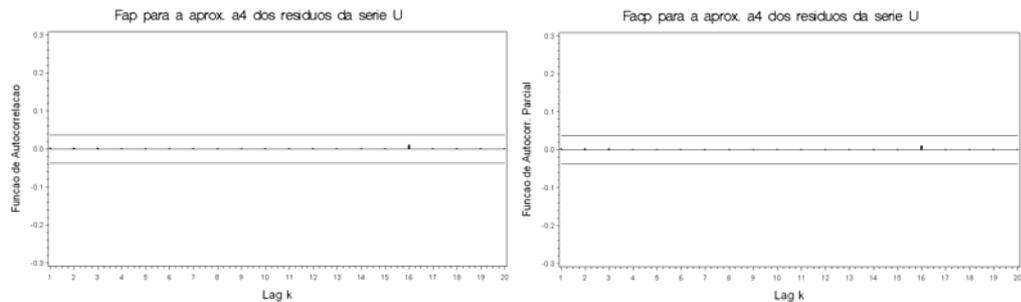


Figura 4.39. Fac (à direita) e Fapc (à esquerda) dos resíduos para a aproximação a4 do modelo (4.12) da série de entrada velocidade do vento na direção U.

Todas as estimativas dos parâmetros dos modelos apresentaram níveis de significância menores do que 0,0001. As autocorrelações dos resíduos, em todos os modelos, foram muito baixas, podendo ser consideradas inexistentes, o que indica um bom ajuste dos modelos, uma vez que os resíduos podem ser considerados como ruído branco, ou seja, não autocorrelacionados. Uma observação pode ser feita em relação ao *atraso* 16 em todos os modelos, que apresentou os maiores valores de autocorrelação, mesmo que não significativa.

O próximo passo é utilizar os filtros de pré-ajustamento das séries de entrada na aproximação a4 da série de saída concentração de CO₂ diferenciada, $(1 - B^1)Y_t$ e calcular as correlações cruzadas entre as séries de entrada e a série resposta. Nas Figuras 4.40 a 4.42, são mostrados os gráficos das correlações cruzadas para as aproximações a4 entre a série resposta Y_t , Concentração de CO₂, e as séries filtradas Umidade específica, H₂O (X_{1t}), Velocidade do vento na direção W (X_{2t}) e Velocidade do vento na direção U (X_{3t}), assim como os resultados dessas correlações com as variáveis pré-ajustadas (Tabelas 4.22 a 4.24).

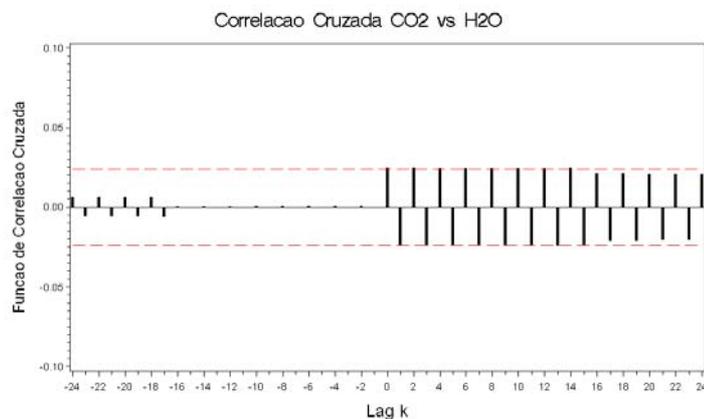


Figura 4.40. Correlação cruzada amostral entre as a aproximações a4 da série de entrada pré-ajustada H₂O e a série de saída CO₂. Os limites (linhas tracejadas) são de 2 erros-padrão.

Tabela 4.22. Correlações cruzadas entre CO₂ e TH₂O.

Correlações Cruzadas entre as séries (CO ₂ vs tH ₂ O)									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > Qui-quadrado	Correlações Cruzadas					
5	23.23	6	0.0007	0.024	-0.024	0.024	-0.024	0.024	-0.024
11	46.34	12	<.0001	0.024	-0.024	0.024	-0.024	0.024	-0.024
17	67.65	18	<.0001	0.024	-0.024	0.024	-0.024	0.021	-0.021
23	84.76	24	<.0001	0.021	-0.021	0.021	-0.021	0.021	-0.021

Os resultados obtidos para as correlações cruzadas entre CO₂ e tH₂O, mostrados na Figura 4.40 e Tabela 4.22, apresentam as seguintes características:

- i) Ocorrência de correlação significativa nos primeiros *atrasos* positivos, inclusive no atraso zero.
- ii) Ocorrência de um lento leve decaimento exponencial nas correlações, o que sugere um parâmetro no denominador da função de transferência.

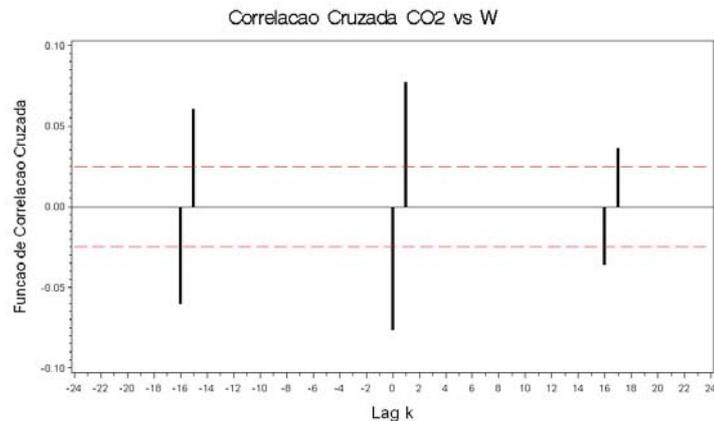


Figura 4.41. Correlação cruzada amostral entre a série de entrada pré-ajustada Velocidade do vento na direção W e a série de saída CO₂. Os limites (linhas tracejadas) são de 2 erros-padrão.

Tabela 4.23. Correlações cruzadas entre CO₂ e W.

Correlações Cruzadas entre as séries (CO ₂ vs W)									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > Qui-quadrado	Correlações Cruzadas					
5	77.08	6	<.0001	-0.077	0.077	0.000	0.000	0.000	0.000
11	77.08	12	<.0001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
17	94.16	18	<.0001	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.036	0.036
23	94.16	24	<.0001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Os resultados obtidos para as correlações cruzadas entre CO₂ e W, mostrados na Figura 4.41 e Tabela 4.23, apresentam as seguintes características:

i) Correlações significativas nos atrasos positivos 1 e 2 (-0,077, 0,077), e nos atrasos positivos 16 e 17 e negativos -16 e -17, indicando de que as séries podem estar defasadas entre si. Neste caso, deve-se tentar incluir parâmetro no numerador da função de transferência.

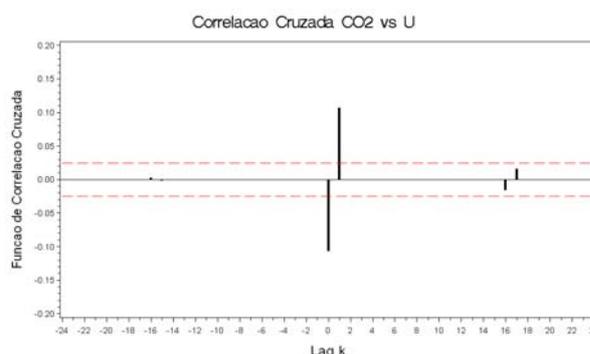


Figura 4.42. Correlação cruzada amostral entre a série de entrada pré-ajustada Velocidade do vento na direção U e a série de saída CO₂. Os limites (linhas tracejadas) são de 2 erros-padrão.

Tabela 4.24. Correlações cruzadas entre CO₂ e U.

Correlações Cruzadas entre as séries (CO ₂ vs U)									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > Qui-quadrado	Correlações Cruzadas					
5	148.94	6	<.0001	-0.107	0.107	-0.000	-0.000	-0.000	-0.000
11	148.94	12	<.0001	-0.000	-0.000	-0.000	-0.000	-0.000	-0.000
17	152.29	18	<.0001	-0.000	-0.000	-0.000	-0.000	-0.016	0.016
23	152.29	24	<.0001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Os resultados obtidos para as correlações cruzadas entre CO₂ e U, mostrados na Figura 4.42 e Tabela 4.24, apresentam as mesmas características das correlações entre as series CO₂ e W, ou seja,

i) Correlações significativas nos atrasos positivos 1 e 2 (- 0,107, 0,107). Neste caso, deve-se tentar incluir parâmetro no numerador da função de transferência.

Com base nas informações foi aplicado o modelo de função de transferência mostrado na equação (4.13) sendo que, foi necessário realizar somente uma correção nos resíduos do modelo para se obter um bom ajustamento do modelo aos dados, com os resíduos apresentando comportamento de ruído branco. Os

resultados das estimativas do modelo e estatísticas de ajuste são apresentados em seguida.

$$Y_t = \frac{(w_{01} - w_1 B)}{(1 - \delta_1 B^{16})} X_{1t} + (w_{02} - w_2 B) X_{2t-16} + (w_{03} - w_3 B) X_{3t} + (1 - \theta B^{16}) e_t + a_t \quad (4.13)$$

onde,

Y_t : Concentração de CO₂ (Y_t)

X_{1t} : Umidade específica, H₂O.

X_{2t} : Velocidade do vento na direção vertical W

X_{3t} : Velocidade do vento na direção longitudinal U

As estimativas dos parâmetros e respectivas estatísticas do modelo (4.13) são apresentadas na Tabela 4.25. Pode-se observar que todas as estimativas podem ser consideradas estatisticamente significativas para vários níveis descritivos, todos menores do que 5%. As mesmas características apresentadas no modelo (4.9) para os dados originais são observadas neste modelo para as aproximações, tais como, o valor negativo (em menor magnitude) para a estimativa do parâmetro δ_1 da variável umidade (-0,1261) e a defasagem de *atraso* 16 na variável velocidade do vento na direção W. O modelo com os dados originais apresentou uma defasagem de atraso 4. Entretanto, o modelo que considerou as aproximações (4.13) apresentou-se bem mais parcimonioso do que o modelo ajustado aos dados originais (4.9). Observa-se que foi necessário somente um parâmetro na parte residual (e_t) para alcançar um bom ajuste aos dados. Pode-se observar na Tabela 4.26 que as autocorrelações residuais (a_t) foram todas muito próximas de zero indicando a presença de ruído branco.

Tabela 4.25. Estimativas e estatísticas dos parâmetros do modelo (4.13).

Estimativas de Máxima Verossimilhança							
Parâmetro	Estimativa	Erro-padrão	Valor de t	Approx Pr > t	atraso	Variável	Shift
UM	-0.0036762	0.0026066	-1.41	0.1584	0	co2	0
MA1,1	0.13378	0.01255	10.66	<.0001	16	co2	0
NUM1	0.0049193	0.0001005	48.94	<.0001	0	h2o	0
NUM1,1	0.0049156	0.0001005	48.93	<.0001	1	h2o	0
DEN1,1	-0.12611	0.01951	-6.46	<.0001	16	h2o	0
NUM2	-0.01108	0.0015827	-7.00	<.0001	0	w	16
NUM1,1	-0.01133	0.0015829	-7.16	<.0001	1	w	16
NUM3	-0.0036039	0.0016179	-2.23	0.0259	0	u	0
NUM1,1	-0.0032912	0.0016196	-2.03	0.0421	1	u	0

Tabela 4.26. Análise dos resíduos para o modelo (4.13)

Autocorrelação dos Resíduos									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	Pr > Qui-quadrado	Autocorrelações					
6	0.21	5	0.9990	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002
12	0.43	11	1.0000	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002
18	3.28	17	0.9999	-0.002	-0.002	-0.002	0.020	-0.002	-0.002
24	3.44	23	1.0000	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002

A avaliação do ajuste da função de transferência pode ser observada pelas correlações cruzadas entre os resíduos e as variáveis de entrada. As Tabelas 4.27 a 4.29 mostram essas correlações para as três variáveis de entrada. Pode-se observar que, em todos os casos o ajuste foi muito bom, indicado pelas correlações cruzadas muito próximas de zero entre as variáveis de entrada e a variável resposta. Ou seja, o modelo, considerando as aproximações multiresolução *a4*, mostrou um ajustamento bem melhor aos dados em relação ao modelo que considerou os dados originais para todas as freqüências. A Figura 4.43 mostra o modelo ajustado para a aproximação *a4* da série CO₂, para um intervalo de confiança de 95%, juntamente com os dados observados para a concentração de CO₂. Observa-se, neste modelo, como os intervalos de confiança são bem estreitos, o que indica maior precisão do ajuste.

Tabela 4.27. Correlações cruzadas entre os resíduos e a série de Umidade específica

Correlações cruzadas dos Resíduos com a série de entrada H ₂ O									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	PR > Qui-quadrado	Correlações cruzadas					
5	0.22	4	0.9943	0.002	-0.000	0.004	-0.000	0.004	-0.000
11	0.50	10	1.0000	0.004	-0.001	0.004	-0.001	0.004	-0.001
17	0.70	16	1.0000	0.004	-0.001	0.004	-0.001	0.001	-0.000
23	0.99	22	1.0000	0.004	-0.000	0.004	-0.000	0.004	-0.000

Tabela 4.28. Correlações cruzadas entre os resíduos e a série de Velocidade do Vento W

Correlações cruzadas dos Resíduos com a série de entrada W									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	PR > Qui-quadrado	Correlações cruzadas					
5	0.05	5	1.0000	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001
11	0.10	11	1.0000	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001
17	0.93	17	1.0000	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	0.011	-0.001
23	0.98	23	1.0000	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001

Tabela 4.29. Correlações cruzadas entre os resíduos e a série de Velocidade do vento U

Correlações cruzadas dos Resíduos com a série de entrada U									
Até o atraso	Qui-quadrado	DF	PR > Qui-quadrado	Correlações cruzadas					
5	0.06	5	0.9999	-0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
11	0.13	11	1.0000	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
17	16.87	17	0.4630	0.001	0.001	0.001	0.001	-0.051	0.001
23	16.95	23	0.8119	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001

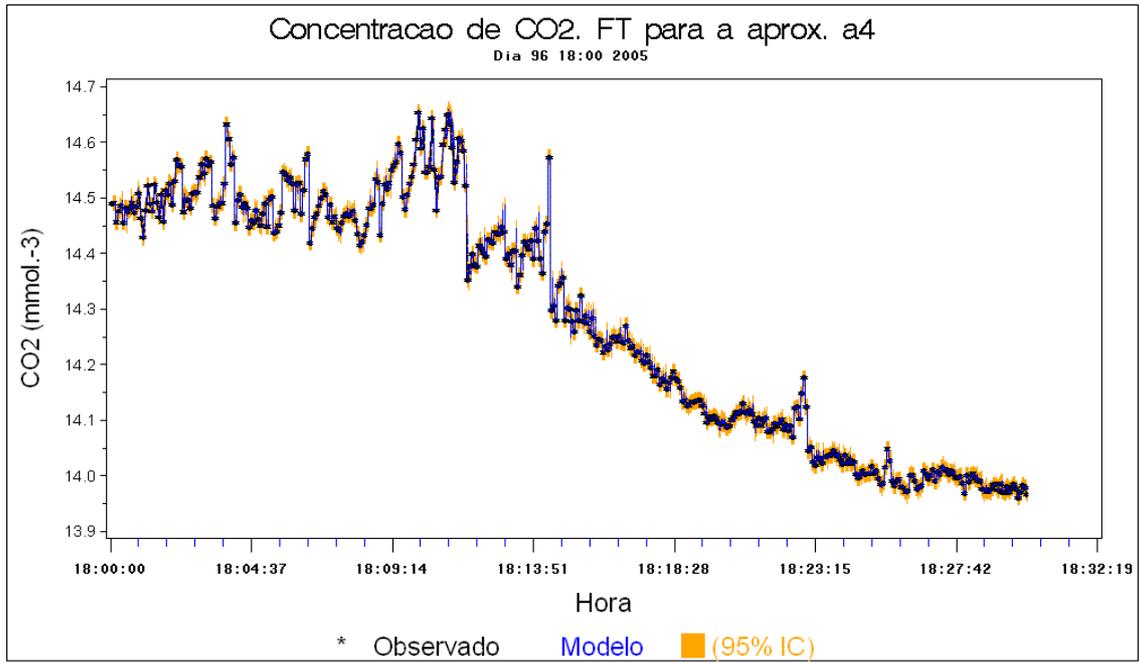


Figura 4.43. Modelo de função de transferência (4.13) (em azul) ajustado aos dados de CO₂, para um Intervalo de Confiança de 95%.

UNIDADE 5

Considerações Finais

Neste estudo usaram-se modelos de funções de transferência, aplicados a dados meteorológicos da floresta nacional de Caxiuanã, com objetivo de avaliar efeitos de intervenção na série da concentração de CO₂ e a relação de CO₂ com a velocidade do vento na direção longitudinal e vertical e também com a umidade específica. Na análise univariada foi apresentado um modelo matemático para representar o comportamento da concentração de CO₂ do dia Juliano 96 de 2005, no intervalo de 18 h às 18:30h. Foi visto que, a partir de certo momento, a concentração de CO₂ começou a diminuir. Então foi aplicada a análise de intervenção que resultou em um modelo para explicar o comportamento de CO₂, naquele instante. A hipótese mais provável da causa da intervenção foi uma rajada de vento que ocorre com grande frequência na região de Caxiuanã, principalmente no final da tarde e começo da noite. Com o modelo construído pode-se, por exemplo, realizar previsões para avaliar o impacto da emissão de Dióxido de Carbono na atmosfera da terra e também como mais uma ferramenta para análise de dados meteorológicos. Espera-se que esta ferramenta estatística tenha relevância para pesquisadores que estudam variáveis meteorológicas.

Através da construção de modelos multivariados foi possível verificar a relação existente entre a concentração de CO₂, velocidade do vento nas direções verticais e longitudinais e também com a umidade específica. Foi considerada como variável resposta, a série de CO₂, e as outras séries, como explicativas do comportamento da concentração de CO₂. Um ponto a se destacar é que a velocidade do vento na direção vertical (W) apresentou uma defasagem de *atraso* 4, ou seja, o efeito dessa variável sobre o nível de concentração de CO₂ levou um determinado tempo para ser observado, o que não ocorreu em relação à componente longitudinal (U) da velocidade do vento. A análise residual mostrou um bom ajuste do modelo aos dados. A grande quantidade de dados (N=6999), ou seja, uma amostra relativamente grande influenciou os intervalos de confiança, fazendo-os mais estreitos. As avaliações do ajuste da função de transferência observada

pelas correlações cruzadas entre os resíduos e as variáveis de entrada mostraram estatísticas não significativas, embora para a variável umidade específica tenha apresentado correlações um pouco maiores do que os outros *atrasos*. Ainda assim, pode-se indicar que o modelo de função de transferência forneceu um ajuste razoável aos dados, mostrando um modelo multivariado da concentração de CO₂ em função da velocidade do vento na direção vertical e longitudinal e da umidade específica.

Pelos estudos realizados através da transformada wavelet foi possível fazer a decomposição da concentração de CO₂, através da *wavelet* de Haar, até o nível 5, onde foram mostradas as aproximações e os detalhes, em cada escala, e com isso verificar características presentes em escalas diferentes. Foi realizado também um estudo das características de cada sinal presente neste trabalho, através da análise espectral. Para constatar a eficiência da modelagem estatística, foram feitas comparações das séries ajustadas tanto pela análise de intervenção como pela modelagem multivariada da concentração de CO₂ com a série original, aplicando a Transformada *Wavelet* contínua de Morlet, utilizando a análise espectral, foi verificado que os modelos ajustados conservaram as características do sinal original, ou seja, conseguiram capturar as informações contidas nos sinais sem, com isso, modificar suas características.

Modelos mais parcimoniosos podem ser encontrados utilizando-se as aproximações obtidas pela decomposição por multiresolução e com isso facilita a aplicação da análise de intervenção. Pois, serão menos parâmetros para estimar e explicar o comportamento das variáveis estudadas.

Referências

ABRY, P., **Ondelettes et turbulence. Multirésolutions, algorithmes de décomposition, invariance d'échelles**, Diderot Editeur, Paris, 1997.

BARBOSA, E.B.M. et al. **Caracterização por Wavelets de processos físicos não-lineares na micro-bacia amazônica**. Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional (CNMAC), 28, São Paulo, 2005.

BARTLETT, M. S. R. A. Fisher and the last fifty years of statistical methodology. **Journal of the American Statistical Association**, Washington, DC, v. 60, p. 395-409, 1965.

BATCHELOR, G. K. **the theory of homogeneous turbulence**, Cambridge Science Classics, 1953.

BOLZAN, M. J. A. **Estudo da influencia das estruturas coerentes e da rugosidade na estimativa de fluxos turbulentos sobre o Pantanal**, São José dos Campos: INPE, 138p, Dissertação de Mestrado, 2000.

BOLZAN, M. J. A., **Análise da transformada em Wavelets aplicada em sinal geofísico**, Rev. Bras. Ens. Fis., v.26, n.1, 2004.

BOX, G. E. P. and TIAO, G. C. **Comparison of forecast and actuality**. **Applied Statistics**, 25, 195-200, 1976.

BOX, G.E.P. and JENKINS, G.M. (1970). **Time Series Analysis: Forecasting and Control**. San Francisco: Holden-Day (Revised edition, 1976).

CAMPANHARO, A. S. L. de OLIVEIRA; RAMOS, F. M. e MACAU, E. E. N.. **Análise de sinais turbulentos na copa da floresta amazônica: em busca de caos e estruturas coerentes**. Workshop dos Cursos de Computação Aplicada do INPE, 5 (WORCAP).São José dos Campos,2005.

CHEN, W., NOVAK, M. D., BLACK, T. A.; LEE, X. Coherent eddies and temperature structure functions for three contrasting surfaces. Part I: Ramp model with finite microfront time. **Boundary-Layer Meteorology**, v. 84, n. 1, p. 99-123, July 1997.

COLLINEAU, S. and BRUNET, Y. **Detection of Turbulent Coherent Motions in a Forest Canopy – Part I: Wavelet Analysis**. **Boundary-Layer Meteorology**, 65, 375-379. 1993.

DAUBECHIES, I. **Ten lectures on wavelets**. Philadelphia, SIAM, (CBMS-NSF Regional Conference Series on Applied Mathematics) 357p, 1992.

DAVIES, A.; Marshak, A.; Wiscombe, W. and Cahalan, R. Multifractal characterizations of nonstationary and intermittency in geophysical fields: Observed, retrieved, or simulated. **Journal of Geophysical Research**, v. 99, n. D4, p. 8055-8072, Apr. 1994.

DEARDORFF J. W., "**A Parameterization of Ground-Surface Moisture Content for Use in Atmospheric Prediction Models**", *Journal of Applied Meteorology*, 16, 11: 1182-1185, November, 1977.

DELMONT FILHO, O. **Utilização da transformada wavelet para caracterização de distúrbios na qualidade da energia elétrica**. Dissertação de Mestrado, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 88p, 2003.

DIAS JUNIOR C. Q., "**Estudo Comparativo da Estrutura da Turbulência Atmosférica na Camada Limite Superficial acima da Floresta Primária e Região Desmatada da Amazônia. Análise de Ondeletas Aplicada a Detecção de Estruturas Coerentes**", *UFPA, Mestrado*, 29 de janeiro pp., 2008.

DOMINGUES, M. O. MENDES JR., O.; CHOU, S. C.; BENETI, C. A. A. **Atmospheric parameters related to lightning activity: Events from the dry season Interdisciplinary Pantanal Experiment in Brazil**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ATMOSPHERIC ELECTRICITY, 12, Versailles, 2003.

FARGE, M.: **Wavelet transforms and their applications to turbulence**. *Annu. Rev. Fluid Mech.*, 24:395-457, 1992.

FARGE, M.; KEVLAHAN N.; PERRIER V.; GOIRAND E. Wavelets and turbulence. **Proceedings of the IEEE**, v. 84, n. 4, p. 639- 669, Apr. 1996.

FARIA, R. R. A. **Aplicação de Wavelets na análise de gestos musicais em timbres de instrumentos acústicos tradicionais**. Dissertação de Mestrado, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 1997.

FITZJARRALD, D. R.; MOORE, K. E. Mechanisms of Nocturnal Exchange Between the Rain Forest and the Atmosphere. **Journal of Geophysical Research**, v. 95, D10: p. 16839-16850, 1990.

Fonte: <http://paos.colorado.edu/research/wavelets/>

FRITTS, D. C.; NAPPO, C.; RIGGIN, D. M.; BASLEY, B. B.; EICHINGER, W. E.; NEWSOM, R. K. Analysis of Ducted Motions in the Stable Nocturnal Boundary Layer during CASES-99. **Journal of the Atmospheric Sciences**, v. 60, p. 2450-2472, 2003.

GAO, W.; Li, B. L. **Wavelet analysis of coherent structures at the atmosphere-forest interface**. *Journal of Applied Meteorology*, v. 32, n. 11, p. 1717-1725, Nov. 1993.

GASQUET, C., WITOMSKI. P. **Analyse de Fourier et Applications**: Filtrage, Calcul Numerique, Ondelettes. Paris: Masson, 1990.

G. E. P. BOX, G. C. TIAO. **Intervention Analysis with Applications to Economic and Environmental Problems**, *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 70, No. 349, pp. 70-79, Mar 1975.

GRAPS, A.; **An Introduction To Wavelets**. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) Computational Science and Engineering, vol.2, num.2, 1995.

GROSSMAM, A., MORLET, J. **Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape**. *SIAM J. Math. Anal.* 15(4): 723-36, 1984.

HEISENBERG, W. **On the theory of statistical and isotropic turbulence**. *Proc. R. Soc. London, Ser. A* 195, pp. 402-406, 1948.

HOWELL, J.F., MAHRT, L. **An adaptative decomposition: application to turbulence. in Wavelets in Geophysics**. eds. Efi Foufoula-Georgiou and Praveen Kumar, Academic Press, Inc., p. 107-128, 1994.

KATUL, G. G.; ALBERTSON, J. D.; CHU, C. R.; PARLANGE, M. B. **Wavelets in geophysics**. San Diego: Academic Press, v. 4 of **Wavelet Analysis and its Applications**, Intermittency in atmospheric surface layer turbulence: the orthonormal wavelet representation, p. 81–105, 1994.

KOLMOGOROV, A., N., **The local structure of turbulence incompressible viscous fluid for very large Reynolds number**, *Dokl. Akad. Nauk SSSR* 30, 1941.

KUMAR, P., and E. FOUFOULA GEORGIU. **Wavelet Analysis in Geophysics: An Introduction. Wavelets in Geophysics.**, E. Foufoula Georgiou, and P. Kumar, Eds., vol. 4, Academic Press, San Diego, 1-43, 1994.

LUMLEY J. L. and YAGLOM A. M., **"A Century of Turbulence"**, *Flow, Turbulence and Combustion*, 66, 241-286, 2001

MAK, M. **Orthogonal wavelet analysis: Interannual variability in the sea surface temperature**. *Bulletin of American Meteorological Society*, v. 76, n. 11, p. 2179-2186, Nov. 1995.

MELICE, J. L., and P. ROUCOU: **Decadal time scale variability recorded in the Quelccaya summit ice core $\delta^{18}\text{O}$ isotopic ratio series and its relation with the sea surface temperature.** *Climate Dynamics*, 14, 117-132, 1998.

MELICE, J. L., CORON, A. e BERGER, A. **Amplitude and Frequency Modulations of the Earth's Obliquity for the Last Million Years.** *J. Climate*, v. 14, p. 1043-1054, 2001.

MOLLER, S.V; SILVESTRINI, J.H. **Turbulência.** Associação Brasileira de Engenharia e Ciências Mecânicas, Rio de Janeiro, 2004. (coleção Cadernos de Turbulência, 4).

MONIN A. S. and YAGLOM A. M., **"Statistical Fluid Mechanics: Mechanics of Turbulence"**, MIT-Press, 769 pp., Cambridge, Massachussets, 1971.

MORETTIN, P. A. e TOLOI, C. M. C. **Previsão de Séries Temporais.** São Paulo: Editora Atual. 1987.

MORETTIN, P. A. e TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais**, Edgard Blücher, São Paulo, 2004.

NETO, J. J. F., **Uma Técnica de Detecção e Localização de Falhas em Linhas de Transmissão Utilizando a Transformada Wavelet.** Dissertação, Universidade Federal de Uberlândia, 2003.

NOGUEIRA, D.S; Sá, L. D. A; COHEN, J.C.P. **Rajadas Noturnas e Trocas de CO_2 Acima da Floresta de Caxiuanã, PA, Durante a Estação Seca.** *Revista Brasileira de Meteorologia*, v.21, n.3b, 213-223, 2006.

OBUKOV, A. M. **Energy distribution in the spectrum of a turbulent flow.** *Izvestya NA SSR, Ser. geogr. geofiz.*, N. 4-5, pp. 453-466, 1941.

PROTÁZIO J.M.B. **Análise wavelet aplicada a sinais geofísicos.** Dissertação de Mestrado, Faculdade de Engenharia Mecânica e Instituto de Geociências, Universidade Estadual de Campinas, 2001.

ROTTA, J., C., **Statistics theoric nichthomogener turbulenz,** *Z. Physics*, vol. 129, 547p, 1951.

SÁ, L. D. et al. **Wavelet de Morlet aplicada ao estudo da variabilidade do nível do rio Paraguai em Ladário, MS.** *Pesq. Agropec. Bras.* v.33, Número Especial, p. 1775-1785, 1998.

STULL, R. B., **An introduction to boundary layer meteorology,** Dordrecht: Kluwer, 666 p, 1988.

TAYLOR G. I., **"Statistical Theory of Turbulence"**, *Proceedings of the Royal Society of London, Series A*, 151, 421-478, 1935.

TENNEKES, H. and LUMLEY, J.L. **A First Course in Turbulence**, The MIT Press, Cambridge, MA, 1972.

TORRENCE, C., COMPO, G.P. **A practical guide to wavelet analysis**, **Bulletin of the American Meteorological Society**, vol. 79, n°. 1, 61 – 78, 1998.

TOWNSEND, A. A. **The structure of turbulent shear flow**, Cambridge University Press, Cambridge, 1976.

VIDAKOVIC, B., MÜLLER, P. **Wavelets for kids: A tutorial introduction**. Technical Report, Duke University, 1994.

WENG, H., e LAU, K. M. **Wavelets, Period Doubling, and Time-Frequency Localization with Application to Organization of Convection over the Tropical Western Pacific**. *J. Atmos. Sci.*, v. 51, n. 17, p. 2523-2541, 1994.

WEI, W. S. **Time Series Analysis: Univariate and Multivariate**. Addison-Wesley, 1989.