

REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS NA PREDIÇÃO DA MARÉ
METEOROLÓGICA EM PARANAGUÁ - PR

Marília Mitidieri Fernandes de Oliveira

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO DOS
PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE
FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM
ENGENHARIA CIVIL.

Aprovada por:

Prof. Nelson Francisco Favilla Ebecken, .D.Sc.

Prof. Claudio Freitas Neves, Ph.D.

Prof. Isimar de Azevedo Santos, D. Sc.

Prof. Luiz Pereira Calôba, D. Ing.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

DEZEMBRO DE 2004

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

OLIVEIRA, MARILIA MITIDIERI FERNANDES DE

Redes Neurais Artificiais na Predição da Maré Meteorológica em Paranaguá - PR [Rio de Janeiro] 2004

XI, 149 p. 29,7 cm (COPPE/UFRJ, M.Sc., Engenharia Civil, 2004)

Tese - Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE

1. Redes Neurais Artificiais
2. Maré Meteorológica
3. Variabilidade do Nível do Mar

I. COPPE/UFRJ II. Título (série)

*“Aprender é a única coisa de que a mente nunca se cansa,
nunca tem medo e nunca se arrepende”*

Leonardo da Vinci
(1452 –1519)

Dedico este trabalho aos meus pais, Thomaz e Laura
e ao meu filho Daniel.

Agradecimentos

Gostaria de agradecer, primeiramente ao professor Nelson F. F. Ebecken pela oportunidade e orientação desta pesquisa.

Ao professor e colega Audálio Rebelo Torres Jr., do Departamento de Meteorologia da UFRJ, pela sua colaboração no encaminhamento à área de concentração e ao meu orientador e, também pela ajuda na escolha do tema a ser desenvolvido.

A minha família e em especial ao meu esposo, Jorge Luiz, pelo carinho, inestimável ajuda, paciência, compreensão e companheirismo dedicados ao longo desta jornada.

Ao funcionário Alberto H. Fogato encarregado da Seção de Intercâmbio de Dados do Centro de Hidrografia da Marinha da Diretoria de Hidrografia e Navegação (DHN) pela atenção e fornecimento dos dados maregráficos do Porto de Paranaguá.

A CT Maria Fernanda e ao SO(RRm) Cardoso da Seção de Marés do CHM pelas informações pertinentes e pelo fornecimento dos dados de previsão da maré para esse Porto.

Ao CT Márcio F. Santiago encarregado do Arquivo Técnico e aos SGs Antônio Costa e Marcos pelas informações pertinentes e pela ajuda na coleta de dados meteorológicos das cartas sinóticas da DHN. À amiga Leila Maria Costa de Magalhães, Tecnóloga em Processamento de Dados e Técnica em Meteorologia pela colaboração na coleta desses dados e aquisição dos boletins de previsão do tempo (meteoromarinhas) emitidos pela DHN.

À Universidade Federal do Paraná através do Centro de Estudos do Mar, Laboratório do Grupo de Física Marinha, pelo fornecimento dos dados meteorológicos da estação de Pontal do Sul, assim como, ao professor Eduardo Marone pelas sugestões pertinentes.

Ao professor Isimar de Azevedo Santos pela orientação e dedicação na busca e preparação dos dados de reanálise do NCEP/NCAR, utilizados nesta pesquisa.

Ao CC Marcelo da Divisão de Informações Ambientais da DHN pelo fornecimento dos dados climatológicos da Ilha do Mel – PR.

Ao oceanógrafo Alessandro Filippo pelas dicas e fornecimento do aplicativo de Redes Neurais do programa Statistica.

Ao pesquisador Guilherme Saad Terra, do Núcleo de Transferência de Tecnologia (NTT) do Programa de Engenharia Civil (PEC), pela ajuda na formatação dos dados maregráficos de Cananéia utilizados, também neste trabalho.

Ao professor Claudio F. Neves pela orientação e o apoio dado durante todo o desenvolvimento deste tema.

Ao professor Luiz P. Calôba pelos ensinamentos em Redes Neurais Artificiais e pela ajuda prestada ao longo desse trabalho.

Ao colega meteorologista António Jorge Raul Uaissone pela atenção e importante ajuda em vários momentos desta pesquisa.

Enfim, meus agradecimentos a todos os professores, colegas e funcionários que me ajudaram ao longo do Curso.

À CAPES pelo apoio financeiro.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS NA PREDIÇÃO DA MARÉ METEOROLÓGICA EM PARANAGUÁ - PR

Marilia Mitidieri Fernandes de Oliveira

Dezembro/2004

Orientadores: Nelson Francisco Favilla Ebecken

Claudio Freitas Neves

Programa: Engenharia Civil

O presente trabalho apresenta um estudo sobre a variabilidade do nível do mar no período de 1997 a 1999, na baía de Paranaguá, Estado do Paraná. Nesse estudo foram utilizadas séries horárias do nível do mar, pressão atmosférica, velocidade e direção do vento para o período descrito. Esses dados foram obtidos da estação maregráfica do Cais Oeste do Porto de Paranaguá e da estação meteorológica de Pontal do Sul – PR. Foram utilizados, também, dados meteorológicos de reanálise do NCEP/NCAR dos pontos situados na área oceânica nas proximidades da região de estudo, para analisar as influências remotas dessas variáveis. As marés astronômicas são as principais causas da variabilidade do nível do mar, porém os efeitos de variáveis meteorológicas, também, estão presentes nas sobre-elevações e abaixamentos, verificados nos registros do nível do mar observado. As previsões de maré diferem dos dados observados devido, principalmente, a esses efeitos. Os componentes meteorológicos, das séries originais de maré, foram extraídos utilizando-se um filtro passa baixa para remover as oscilações com períodos referentes aos padrões da maré astronômica. A série filtrada é denominada de maré meteorológica “Surge” e as forçantes atmosféricas atuantes na área

em questão foram estudadas utilizando-se as análises estatísticas no domínio do tempo e da frequência. Todas as séries meteorológicas de superfície e de reanálise, também, foram filtradas. Uma Rede Neural Artificial (RNA) foi aplicada para prever as variações da maré meteorológica considerando-se as relações entre as variáveis atmosféricas e o nível do mar costeiro, sendo apresentadas à rede como variáveis de entrada do modelo. Uma arquitetura de rede foi desenvolvida com relação às correlações máximas existentes entre as variáveis de entrada com a variável de saída. Os resultados obtidos com os dados da estação de superfície mostram que a rede desenvolvida para prever a maré meteorológica local teve um bom desempenho. Esse modelo mostrou-se útil no sentido de melhorar os resultados das previsões de maré calculadas com os modelos clássicos das constantes harmônicas. Foram utilizados, nesse modelo de RNA, os dados de reanálise dos pontos próximos à Pontal do Sul para avaliar, também, a sua utilização na falta de dados de estações meteorológicas próximas às estações maregráficas e os resultados foram bastante satisfatórios.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TO PREDICT THE METEOROLOGICAL TIDE IN PARANAGUÁ - PR

Marilia Mitidieri Fernandes de Oliveira

December/2004

Advisors: Nelson Francisco Favilla Ebecken
Claudio Freitas Neves

Department: Civil Engineering

This work presents a study about the sea level variation from 1997 to 1999 at the Bay of Paranaguá - PR. This study used a hourly time series of sea level, atmospheric pressure, wind speed and direction recorded to that period, from the West Quay gauge tide and the meteorological station of Pontal do Sul – PR. It was used too, the reanalysis data from NCEP/NCAR about the points over the oceanic area, in order to analyse the remote effects due these variables. Astronomical tides are the main causes of these variability, but the effects of meteorological variables are also present in rising and lowering of the total sea level. The tidal predictions differ from those actually observed data because, mainly, of these effects. The meteorological component of the original time series were extracted using a low-pass filter removing the oscillations with periods relative the patterns of the astronomical tide. This filtered time series is called meteorological tide “Surge” and the effects of the local atmospheric driving forces were studied using statistical analysis on time and frequency domains. An Artificial Neural Network (ANN) model was applied to predict the variations of the meteorological tide where the relationship between the atmospheric variables and the coastal sea level were

presented as data set input. An ANN architecture was developed with lag time due to the correlations that variables with the output variable. The results show that ANN used to predict the local meteorological performed very well. This model was demonstrated the advantages of the use to improve the performance of the tide predictions with the standard constant harmonic model. In this model, the reanalysis data near Pontal do Sul station was used in order to evaluate, also, the utilization of these data when there weren't meteorological stations data near by gauge tides. The results of the ANN model used reanalyse data showed a good performance, too.

Sumário

Capítulo 1 – Introdução	1
Capítulo 2 – Base teórica	6
2.1 – Principais causas da variação do nível do mar	6
2.1.1 – Forças geradoras das marés	6
2.1.1.1 – Maré oceânica	9
2.1.1.2 – Maré atmosférica	10
2.1.1.3 – Maré terrestre	12
2.2 – Principais aspectos da dinâmica do oceano – atmosfera	13
2.2.1 – Efeitos da pressão atmosférica no nível do mar	16
2.2.2 – Efeitos do vento na variação do nível do mar	17
2.3 – Fundamentos das Redes Neurais Artificiais	21
2.3.1 – Breve histórico	21
2.3.2 – Modelagem neuronal	25
2.3.2.1 – Sistema nervoso	26
2.3.2.2 – O neurônio artificial	27
2.3.2.3 – Rede <i>Perceptron</i>	30
2.3.2.4 – Rede <i>Perceptron</i> de Múltiplas Camadas	30
2.3.2.5 – Tipos de arquiteturas de rede neural	31
2.3.2.6 – Processos de aprendizagem	33
Capítulo 3 – Área de estudo	39
3.1 – Descrição da área	39
3.2 – Geomorfologia da Baía de Paranaguá	41
3.3 – Características da maré astronômica na área de estudo	42
3.4 – Climatologia da região de estudo	45
Capítulo 4 – Dados e Metodologias	50
4.1 – Dados	50
4.1.1 – Base de dados meteorológicos de reanálise	51
4.2 – Metodologias	52

4.2.1 – Pré-processamento dos dados	52
4.2.1.1 – Filtragem numérica das séries	53
4.2.1.2 – Análise das séries filtradas	55
4.2.1.3 – Análise das séries no domínio do tempo	57
4.2.1.4 – Análise das séries no domínio da frequência	58
4.2.2 – Implementação do modelo de Redes Neurais Artificiais	58
Capítulo 5 - Resultados e Discussão	60
5.1 – Análise da variabilidade do nível do mar	60
5.1.1 – Aspectos relevantes da maré meteorológica	62
5.1.2 – Análise da maré meteorológica no domínio do tempo	67
5.1.3 – Aspectos da variabilidade da maré meteorológica devido a passagem de sistemas frontais	69
5.1.4 – Análise da maré meteorológica no domínio da frequência	72
5.2 – Análise das séries meteorológicas	74
5.2.1 – Análise das séries meteorológicas no domínio do tempo	83
5.2.2 – Análise das séries meteorológicas no domínio da frequência	85
5.2.2.1 – Séries meteorológicas de superfície	85
5.2.2.2 – Séries meteorológicas de reanálise	88
5.3 – Simulação da maré meteorológica com dados de superfície utilizando RNAs	93
5.3.1 – Resultados obtidos com o treinamento da rede	95
5.4 – Simulação da maré meteorológica com RNAs utilizando dados de reanálise dos pontos 1 e 2	102
Capítulo 6 - Conclusão	114
Capítulo 7 - Referências bibliográficas	119
Anexo 1 - Localização da Estação maregráfica	125
Anexo 2 - Tabelas dos pesos do filtro passa baixa de Thompson	126
Anexo 3 - Séries maregráficas e meteorológicas filtradas	129
Anexo 4 - Tabelas e gráficos das correlações cruzadas entre a maré meteorológica e as séries de superfície e de reanálise	135
Anexo 5 - Espectros cruzados entre a maré meteorológica e as séries de superfície e de reanálise.	142

Capítulo 1

Introdução

O fenômeno do fluxo e refluxo das águas do mar, percebido próximo à região costeira é denominado, genericamente, de maré. Desde a antiguidade já provocava curiosidade e o desejo de explicá-lo era grande. Porém, sua explicação científica só se tornou possível após a formulação da Lei da Gravitação Universal em 1687 por Isaac Newton. Essa Lei permitiu o desenvolvimento da Teoria das Marés, determinando não só o fator principal na gênese das marés, mas também às variações de forças, através de um modelo denominado, Maré Estática, que considera a Terra esférica, totalmente coberta de água e com profundidade constante.

Maré terrestre, oceânica e atmosférica são produzidas pela atração do Sol e da Lua, de acordo com a Lei de Newton. A força gravitacional da Lua é maior devido a sua menor distância em relação à Terra, embora sua massa seja muito menor do que a do Sol. O movimento devido ao fenômeno das marés acontece de forma periódica e contínua, sendo o resultado, principalmente, da combinação do movimento de rotação do planeta e a atração gravitacional exercida no sistema Terra-Lua-Sol.

O matemático francês Laplace contribuiu com os estudos sobre as marés considerando-as como um fluido em movimento. Tratou-as, separadamente, como: diurna, semidiurna e de longo período. Além disso, permitiu o assentamento das bases do método harmônico desenvolvido, posteriormente, por Lord Kelvin, possibilitando a previsão da maré com certa precisão, a partir de observações do fenômeno (DOODSON & WARBURG, 1944).

Vários pesquisadores, principalmente Fourier com o desenvolvimento matemático de séries. no século XIX, formularam as bases matemáticas de sistemas periódicos que permitiram descrever o comportamento dos fenômenos naturais. O método harmônico, para previsão de maré, ganhou força com a construção de

máquinas¹, que permitiam calcular os componentes harmônicos da maré local para essa finalidade. Contudo, os componentes harmônicos, solares e lunares, calculados por essas máquinas, mostraram-se insuficientes devido às limitações nos sistemas utilizados para produzirem os efeitos reais característicos de cada lugar.

A previsão da maré, levando-se em consideração, os efeitos astronômicos e fisiográficos, tornou-se mais aprimorada devido ao desenvolvimento dos computadores que proporcionaram a determinação de um número elevado de componentes. Os modelos numéricos desenvolvidos para determinar os valores das alturas e fases, chamadas de constantes harmônicas das marés, tornaram a previsão mais rápida e confiável.

A partir de dados históricos tem-se conhecimento que desde épocas remotas já se conhecia a relação entre a Lua e os efeitos da maré. Na Idade Média eram feitas previsões com a passagem meridiana e azimuth da Lua. Todavia, esse método, que foi utilizado em épocas bem recentes, não previa a maré diurna, a qual era considerada como irregularidades devido ao vento. (DOODSON & WARBURG, 1944).

A presença de perturbações de origem meteorológica é detectada através das variações encontradas no nível médio do mar, as quais são identificadas a partir dos registros de alturas do nível da água. Essas perturbações são denominadas de maré meteorológica, e estão associadas, principalmente, aos efeitos da variação da pressão atmosférica interagindo no nível do mar, conhecido como barômetro invertido, segundo o princípio de Torricelli² e ao efeito da tensão do vento, associado ao mecanismo de transporte de Ekman.

As passagens de sistemas frontais introduzem variações nos registros maregráficos, apresentando valores espúrios no nível d'água ou provocando defasagens na onda de maré (CORDINI, 1998). A interação entre fatores meteorológicos e oceânicos é de extrema importância, pois alteram as condições marinhas nas regiões costeiras e afetam a navegação, principalmente em águas restritas, como o caso de baías. A zona costeira, além de ser, constantemente, atingida pela maré astronômica, é, também, bastante afetada devido as forçantes³ meteorológicas.

As alterações nos padrões de circulação em águas costeiras devido às marés meteorológicas vêm sendo estudadas (GARRITSEN & BIJLSMA, 1988 apud KALIL,

¹ A primeira máquina foi construída por Lord Kelvin, e possuía várias engrenagens para simular os efeitos devido a essas forças atuantes.

² Uma variação de 1 hPa na pressão atmosférica produz uma variação oposta de 1 cm no nível do mar.

³ Essas forçantes explicam a variabilidade das oscilações de baixa frequência, no nível médio do mar.

1999) e, também, introduzidas em alguns modelos numéricos, principalmente, de hidrodinâmica estuarina (ROSMAN, 1997 apud KALIL, 1999).

A Região Sul do Brasil é uma área, bastante influenciada por perturbações meteorológicas com períodos que variam de 3 a 5 dias (frentes frias), provocando intensas alterações no tempo predominante. Truccolo (1998) utilizando o modelo de regressão linear múltiplo no domínio do tempo e da frequência, mostrou que o mesmo explica 56% e 84%, respectivamente, da variabilidade da maré meteorológica em função da tensão meridional do vento e pressão atmosférica para a cidade de São Francisco do Sul – SC. Essas forçantes podem provocar alterações na maré meteorológica, causando sobre-elevações e abaixamentos nas preamares e baixa-mares, afetando de forma considerável regiões localizadas na linha de costa. Registros maregráficos dessa localidade mostram anomalias no nível do mar em torno de 80 cm, ocorrido no período de outubro a dezembro de 1998 (TRUCCOLO, 1998).

Na presente pesquisa desenvolver-se-á um estudo para a região do Porto de Paranaguá, o qual possui uma relevante importância na economia do país. Sendo esse porto estratégico para o setor agroindustrial há um grande interesse governamental em manter a segurança da navegação nos canais de acesso e bacias de evolução; e para isso se faz necessário o monitoramento referente à dinâmica da Baía de Paranaguá. Para um acesso mais seguro ao Porto, através do canal da Galheta, são necessárias análises contínuas do leito marinho. Nas áreas internas do Porto são realizados serviços de dragagens para o aprofundamento dessas áreas observando-se as profundidades relacionadas aos efeitos das médias das baixa-mares de Sizígia, visando à transição de calados para permitir a entrada de um maior número de navios (APPA, 2003).

Além dos aspectos físico e econômico relacionados ao Porto de Paranaguá escolheu-se essa área devido a existência de registros de longo período (3 anos completos) do nível do mar e dados meteorológicos próximos à estação maregráfica. Assim, foram utilizados os dados maregráficos horários do Porto de Paranaguá/Cais Oeste – PR, cedidos pelo Centro de Hidrografia da Marinha da Diretoria de Hidrografia e Navegação para o estudo da variabilidade do nível do mar.

A variação do nível do mar, de um modo geral, é fortemente influenciada por fatores meteorológicos, os quais não são considerados nos modelos numéricos de previsão da maré, que levam em conta somente os aspectos astronômicos.

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) têm sido usadas para modelar sistemas dinâmicos não-lineares envolvendo o uso de séries temporais que traduzam as relações

existentes entre as entradas e saídas do modelo neuronal. O sucesso alcançado pelas RNAs em vários campos da ciência e da engenharia sugere a sua aplicação no estudo das variações do nível do mar relacionadas aos processos meteorológicos não considerados na modelagem numérica convencional de previsão da maré.

Considerando-se o efeito astronômico como o componente determinístico, e portanto previsível das oscilações do nível do mar, e as forçantes meteorológicas como o componente não linear do sistema, a presente pesquisa tem como objetivo principal a utilização da modelagem de RNAs na previsão da variação da maré meteorológica para o porto de Paranaguá. Como objetivo secundário pretende-se contribuir para o melhor entendimento das relações existentes entre a meteorologia local e remota nas variações do nível do mar para aquela região, utilizando-se os dados de reanálise do NCEP/NCAR. Para isso pretende-se responder as seguintes questões:

- A maré meteorológica é, de fato, representativa na ocorrência de sobre-elevações e abaixamentos no nível do mar na região costeira de Paranaguá?;
- Uma única estação meteorológica de superfície é capaz de mostrar as relações existentes entre o fenômeno e a variação do nível do mar nessa região?;
- Eventos meteorológicos remotos afetam, significativamente, a variabilidade da maré meteorológica no ponto em questão?;
- Como o nível do mar costeiro em Paranaguá responde às flutuações da pressão atmosférica nos pontos situados, tanto, na costa como no oceano?;
- As variáveis, pressão atmosférica e vento são suficientes para caracterizar os processos físicos que ocorrem na variabilidade da maré meteorológica, servindo de informação ‘a priori’ para a modelagem neural artificial?

Dessa forma, procurar-se-á responder essas questões na tentativa de se conhecer melhor o comportamento do nível do mar na região de estudo e de obter uma arquitetura de rede que consiga prever a maré meteorológica, de forma satisfatória, utilizando variáveis que traduzam as interações oceano-atmosfera, associadas aos fenômenos meteorológicos.

O presente trabalho está estruturado em 7 capítulos. No capítulo 1, Introdução, faz-se um breve histórico sobre os estudos relativo ao fenômeno das marés e a relevância da maré meteorológica presente nas variações do nível do mar costeiro. Delimita-se a área de estudo e apresentam-se as hipóteses adotadas e o objetivo a ser alcançado na utilização das RNAs na predição da maré meteorológica, a partir do

conhecimento prévio das variações do nível do mar influenciadas pelas forçantes atmosféricas. No capítulo 2, faz-se uma breve abordagem sobre os principais conceitos básicos relativos às marés, a interação oceano-atmosfera e os fundamentos teóricos da modelagem neural artificial. No capítulo 3 são descritas as principais características da região de estudo quanto à localização, geomorfologia e climatologia. No capítulo 4 apresentam-se os dados e as metodologias aplicadas na obtenção das correlações existentes entre as forçantes atmosféricas e a resposta do nível do mar a essas forçantes, bem como as metodologias utilizadas na previsão da maré meteorológica com RNAs. No capítulo 5 apresentam-se os resultados obtidos nas análises estatísticas, tanto no domínio do tempo quanto da frequência, e as previsões da maré meteorológica para 6, 12, 18 e 24 horas. No capítulo 6 são apresentadas as conclusões e recomendações e no capítulo 7 as referências bibliográficas utilizadas na presente dissertação. O anexo 1 mostra a localização da estação maregráfica do Porto de Paranaguá/Cais Oeste. No anexo 2 são apresentadas as tabelas dos pesos do filtro passa-baixa de Thompson. No anexo 3 as séries maregráficas e meteorológicas filtradas. No anexo 4 as tabelas e gráficos das correlações cruzadas entre a maré meteorológica e as séries de superfície e reanálise e no anexo 5 os espectros cruzados.

Capítulo 2

Base Teórica

O presente capítulo abordará, além de alguns aspectos da dinâmica da variabilidade do nível do mar, os aspectos mais relevantes que nortearam o desenvolvimento da técnica de modelagem com Redes Neurais Artificiais. A técnica é aplicada na previsão da maré meteorológica para o Porto de Paranaguá no Estado do Paraná.

2.1 Principais causas da variação do nível do mar

2.1.1 Forças geradoras das marés

O desenvolvimento da Lei da Gravitação Universal por Isaac Newton no século XVII, possibilitou estabelecer as relações entre as marés e as forças de atração entre o sistema Lua, Sol e Terra. A força geradora de marés em um ponto da superfície terrestre é, portanto, definida como sendo a diferença entre a força de atração exercida sobre esse ponto e aquela dirigida ao centro da Terra. Essa força pode ser decomposta nas componentes horizontal e vertical. A componente horizontal, responsável pelo movimento oscilatório das marés, é denominada força de tração, Figura 2.1. A componente vertical pode ser desprezada por produzir pequenas alterações no peso de um corpo (PUGH, 1987).

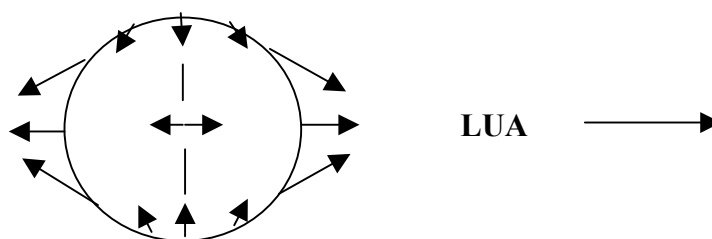


Figura 2.1: Distribuição das forças de tração horizontal na superfície da Terra

Tanto a periodicidade, quanto a intensidade e amplitude das marés não são homogêneas em todos os pontos da superfície da Terra. A lei da gravitação universal determina que a atração entre dois corpos varie de acordo com o produto de suas massas e com o inverso do quadrado da distância entre eles

No caso do sistema Terra-Lua-Sol, a influência da Lua será maior devido à menor distância da Terra, embora a massa do Sol seja milhões de vezes maior que a massa da Lua.

Segundo (GODIN, 1972 apud CORDINI, 1998), o potencial gerador de maré é definido pela equação 2.1:

$$V = \frac{GM}{\left(R^2 + a^2 - 2Ra \cos \alpha\right)^{1/2}} \quad 2.1$$

onde:

G = constante gravitacional;

M = massa do corpo perturbador;

R = raio da Terra;

a = eixo que liga os centros de massa da Terra e do corpo perturbador;

r = eixo que liga o ponto na superfície da Terra ao centro do corpo perturbador;

α = ângulo entre o raio da Terra e o eixo que liga os centros de massa.

O denominador da equação 2.1 é a distância **r** do ponto situado na superfície da Terra ao centro de gravidade do corpo perturbador, Figura 2.2.

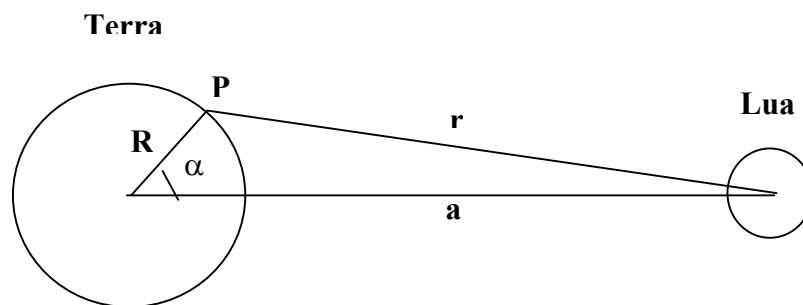


Figura 2.2: Ponto na superfície da Terra sob a ação das forças geradoras de maré.

A equação 2.1 pode ser reescrita como:

$$V = \frac{GMR^2}{a^3} \sum_{n=2}^n \left(\frac{R}{a}\right)^{n-2} P_n(\cos \alpha) \quad 2.2$$

onde:

P_n – são os polinômios de Legendre de grau n ;

$\cos \alpha = \cos \theta \cos \theta_m + \sin \theta \sin \theta_m \cos(\lambda - \lambda_m)$

sendo que:

θ = colatitude do ponto na superfície da Terra;

λ = latitude desse ponto;

θ_m = colatitude do corpo perturbador;

λ_m = latitude do corpo perturbador.

Desse modo a equação 2.2 torna-se:

$$V = \frac{GMR^2}{a^3} \sum_{n=2}^n \left(\frac{R}{a}\right)^{n-2} P_n(\cos \theta \cos \theta_m + \sin \theta \sin \theta_m \cos(\lambda - \lambda_m)) \quad 2.3$$

Como o movimento do corpo perturbador é periódico, ou seja, 24h e 50 min no caso da Lua e 24h para o Sol, θ_m e λ_m forçam oscilações do potencial gerador de maré nas frequências fundamentais do movimento e em seus múltiplos inteiros, os quais completarão os efeitos harmônicos no potencial gerador de maré.

As principais faixas de frequência de oscilação para o potencial gerador de maré foram identificadas por (CARTWRIGHT & EDDEN, 1973 apud CORDINI, 1998) e são mostradas abaixo, para os seguintes componentes:

- de longo período entre 0 e 0,03 rad/h – $T = 0$ a 8,8 dias;
- diurnas entre 0,2 e 0,3 rad/h – $T = 31$ a 21 horas;
- semidiurnas entre 0,45 a 0,55 rad/h – $T = 14$ a 11,4 horas.

As forças lunares de tração possuem variação horária num determinado ponto, de acordo com parâmetros astronômicos, principalmente, passagem meridiana e declinação. Essas forças são, também, decompostas em relação à direção norte e leste (DOODSON & WARBURG, 1944). Assim, para o Equador, a componente leste possui uma oscilação regular que se repete a cada 12 horas lunares¹, denominada oscilação semidiurna. Para a latitude de 89,9⁰, essa componente leste possui uma oscilação de 24 horas lunares, denominada de oscilação diurna. Para as latitudes intermediárias as oscilações são mixtas, sendo tanto diurnas como semidiurnas. Quanto às componentes na direção norte, verifica-se a existência de uma única oscilação do tipo diurna, tanto nos pontos sobre o Equador como nos pontos que ficam próximos aos Pólos. A razão básica para a verificação dessas componentes é o período de rotação da Terra em relação ao Sol, de aproximadamente, 24 horas (POND & PICKARD, 1978).

2.1.1.1 Maré Oceânica

Os efeitos gravitacionais no oceano foram estudados a partir do modelo conhecido como Maré Estática, definido como sendo a elevação da superfície do mar que estaria em equilíbrio com as forças geradoras de maré, se a Terra fosse, totalmente, coberta de água e com profundidade constante. Desse modo, haveria uma resposta instantânea do mar a essas forças (PUGH, 1987). Nesse modelo, supõe-se que as oscilações no nível da água tenham o mesmo período das forças que as geraram (FRANCO, 1981).

As variações da Maré Estática são expressas através dos componentes harmônicos, e usados como padrão de referência das marés reais. A equação 2.4 relaciona a componente de maré à componente estática correspondente:

$$fH \cos(V + u - K) \quad 2.4$$

onde:

f = fator que varia com um período de 18,61 anos;

H = semi-amplitude da componente de maré;

¹ Tempo decorrido entre duas passagens consecutivas da Lua pelo mesmo meridiano. É cerca de 24,8 h devido ao período de translação da Lua ao redor da Terra ser, em torno, de 27,3 dias (POND & PICKARD, 1978).

V = ângulo que varia com a velocidade média da componente;

u = ângulo que varia com um período de 18,61 anos;

K = atraso da componente de maré em relação à fase da componente estática correspondente.

As variáveis H e K denominam-se constantes harmônicas da componente de maré e estão relacionadas, principalmente, aos efeitos astronômicos (DOODSON & WARBURG, 1944).

A teoria das oscilações forçadas em canais ou em mar aberto está relacionada ao fenômeno das marés. Os movimentos são gerados por forças astronômicas e, portanto, de ação contínua, ao contrário da teoria das oscilações estacionárias, onde a causa original da perturbação deixa de existir, e o fluido passa a mover-se de acordo com as condições impostas pelas dimensões e forma do canal. Considera-se, primeiramente, um mar fechado em que, a permanência das oscilações forçadas da maré seja devida às ações diretas das forças geradoras. Se ocasionarem impulsos em concordância de fase com oscilações naturais livres, próprias do mar, a amplitude tornar-se-á muito grande. Este fenômeno é, geralmente, atribuído à ressonância, ocorrendo em algumas baías. Segundo PAIVA (1993), em alguns trechos do oceano Atlântico o período natural é em torno de 12 horas, o que favorece a ocorrência de marés semidiurnas de grande amplitudes

Os efeitos da maré real são verificados, principalmente, nas regiões costeiras, onde estão relacionados com a fisiografia local. Muitos constituintes de maré são gerados por águas rasas, os quais não correspondem às forças produtoras de maré, sendo uma composição de períodos semidiurnos. Nessas regiões as marés tendem a ser bem semelhantes em longas distâncias diferindo, normalmente, em fase e amplitude. Em estuários, as marés oceânicas modificam-se devido às variações na largura, profundidade e fluxo do rio em direção ao mar (MARONE & GUIMARÃES, 1996).

2.1.1.2 Maré atmosférica

Para o estudo das marés atmosféricas considera-se o modelo de atmosfera uniforme cobrindo a Terra e, aproximadamente, em equilíbrio convectivo com expansão adiabática. Supõe-se a existência de uma oscilação livre da atmosfera, do tipo

semidiurna (maré barométrica) com um período não muito diferente de 12 horas solar média.

As maiores oscilações regulares da pressão atmosférica têm períodos diurnos e semidiurnos. A amplitude da oscilação devido ao efeito solar semidiurno no Equador é maior em relação à amplitude dada pela Teoria de equilíbrio das marés (gravitacional). Resultados numéricos apresentados por (HUGH apud Lamb, 1932) baseados na Teoria cinética das marés oceânicas indicam que essa amplitude seria aumentada de 80 a 90% por ação radiacional (radiação solar). Desse modo, a influência solar é mais efetiva do que a influência lunar.

Análises das oscilações diárias da temperatura realizadas por Kelvin mostraram que os componentes harmônicos simples, têm períodos de 1, 1/2, 1/3, 1/4, do dia solar. A explicação para essa particularidade seria que, o período do componente semidiurno estaria mais de acordo com um período livre da atmosfera terrestre do que com o componente diurno (LAMB, 1932).

Considerando-se a equação $C^2 = gH$, onde H é a altura da atmosfera homogênea, as oscilações livres seguem as mesmas leis de um oceano líquido com profundidade constante H cobrindo o globo (LAMB, 1932).

MUNK & CARTWRIGHT (1966) foram pioneiros em revelar os efeitos de constituintes não gravitacionais nas análises de marés oceânicas com comportamento residual contínuo. Esses constituintes são tratados como marés radiacionais e são atribuídos aos efeitos da radiação solar, direta (aquecimento) e indireta (efeito do vento). Essas marés radiacionais representam até 30% do constituinte gravitacional S_2 (componente solar principal semidiurno) e sugerem interações com as marés atmosféricas (POND & PICKARD, 1978).

CORDINI (1998), mostra a influência da pressão atmosférica e da temperatura sobre as medidas gravimétricas para a estação de Imbituba – SC. Os espectros da pressão atmosférica mostram uma concentração de energia na faixa de ondas semidiurnas (2 ciclos por dia), enquanto que os espectros de temperatura mostram concentrações tanto nas faixas diurnas (1 ciclo por dia), com maior amplitude, quanto nas faixas semidiurnas (2 ciclos por dia).

2.1.1.3 Maré terrestre

São variações graduais dos esforços exercidos em todo o corpo terrestre, sofrendo uma pequena influência das camadas mais superficiais, principalmente, das marés oceânicas. Essas variações provocam tensões e são maiores na superfície do que no interior da Terra (VARGAS, 1980 apud CORDINI, 1998).

As interações existentes entre as marés oceânica e terrestre ocorrem devido aos fenômenos produzidos pela maré oceânica e são denominados efeitos indiretos (CORDINI, 1998). Esses efeitos são produzidos pelos movimentos periódicos das massas d'água, que causam desvio da vertical e variações na intensidade da gravidade, flexão do assoalho oceânico e variação no geopotencial devido às deformações na crosta terrestre (MELCHIOR, 1983b apud CORDINI, 1998).

Os efeitos das marés atmosféricas sobre as marés terrestres ou gravimétricas são modelados de uma forma, relativamente, simples, devido às pequenas alterações introduzidas nas observações. Porém, torna-se muito mais complexo se avaliar os efeitos da maré oceânica sobre a maré terrestre porque as suas fases e distribuição espacial são distintas das marés oceânicas, embora ambas tenham as mesmas componentes harmônicas.

Os fenômenos geodinâmicos são analisados para a aplicação de modelagem, principalmente, no posicionamento geocêntrico de um nível altimétrico de referência, o qual possui implicações decorrentes das interações oceano-continente, considerando-se, também, os parâmetros ambientais nestas determinações (CORDINI, 1998). Os movimentos da crosta terrestre podem ser analisados instalando-se uma série de mareógrafos ao longo da costa e interligando-os à rede geodésica (SILVA, 1992).

O datum altimétrico nacional em Imbituba – SC foi calculado a partir de registros mareográficos do período de 1949 a 1957, servindo de referência de nível para a própria estação maregráfica e as demais estações pertencentes ao Sistema Geodésico Brasileiro (LUZ, 1996 apud KALIL, 1999).

2.2 Principais aspectos da dinâmica oceano-atmosfera

O estudo da dinâmica do escoamento geofísico aplicado à atmosfera e ao oceano é de fundamental importância na compreensão dos processos que ocorrem na interface de ambos. Tais movimentos possuem escalas com intervalos espaciais e temporais bem distintos. PEDLOSKY (1986) define os movimentos de larga escala, como aqueles que são influenciados pelos movimentos de rotação da Terra.

Uma medida que mostra a importância da rotação da Terra, para um fenômeno particular, é o número de Rossby, equação 2.5:

$$\varepsilon = \frac{U}{2\Omega L} \quad 2.5$$

onde:

L – escala de comprimento do fenômeno;

U – escala de velocidade do movimento;

Ω - velocidade angular da Terra ($7,29 \times 10^{-5} \text{ rad. s}^{-1}$).

O elemento de fluido que se move com velocidade U para percorrer a distância L possui um período $T=L/U$, portanto, escoamentos de larga escala são aqueles, com comprimento L, suficientemente, grande para que o número de Rossby seja menor ou igual a 1. Nesse caso, a rotação tem influência no movimento e a força de Coriolis é dominante no balanço das forças atuantes no escoamento.

O modelo de água rasa, o qual se aplica tanto a fenômenos atmosféricos quanto a fenômenos oceânicos possui características semelhantes quanto às escalas de comprimento e altura, ou profundidade. A condição paramétrica que descreve essa característica é:

$$\delta = \frac{D}{L} \ll 1 \quad 2.6$$

onde

D = profundidade ou altura;

L = escala de comprimento do movimento.

Segundo esse modelo as equações de conservação de massa seguem a condição de incompressibilidade do fluido, equação 2.7

$$\frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} + \frac{\partial w}{\partial z} = 0 \quad 2.7$$

As equações do momentum mais os termos que descrevem as tensões de Reynolds são descritas nas equações 2.8, 2.9 e 2.10.

$$\frac{\partial u}{\partial t} + \left(u \frac{\partial u}{\partial x} + v \frac{\partial u}{\partial y} + w \frac{\partial u}{\partial z} \right) - fv = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{xx}}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{xy}}{\partial y} + \frac{\partial \tau_{xz}}{\partial z} \quad 2.8$$

$$\frac{\partial v}{\partial t} + \left(u \frac{\partial v}{\partial x} + v \frac{\partial v}{\partial y} + w \frac{\partial v}{\partial z} \right) + fu = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial y} + \frac{\partial \tau_{xy}}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{yy}}{\partial y} + \frac{\partial \tau_{yz}}{\partial z} \quad 2.9$$

$$\frac{\partial w}{\partial t} + \left(u \frac{\partial w}{\partial x} + v \frac{\partial w}{\partial y} + w \frac{\partial w}{\partial z} \right) = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial z} + \frac{\partial \tau_{xz}}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{yz}}{\partial y} + \frac{\partial \tau_{zz}}{\partial z} \quad 2.10$$

Segundo o Teorema de Taylor-Proudman aplicado a um fluido homogêneo, as velocidades tornam-se independentes de z e pela relação hidrostática, $dp = -\rho g dh$, as equações horizontais do momentum são descritas em 2.11, 2.12, como:

$$\frac{\partial u}{\partial t} + u \frac{\partial u}{\partial x} + v \frac{\partial u}{\partial y} - fv = -g \frac{\partial h}{\partial x} \quad \dots \quad 2.11$$

$$\frac{\partial v}{\partial t} + u \frac{\partial v}{\partial x} + v \frac{\partial v}{\partial y} + fu = -g \frac{\partial h}{\partial y} \quad 2.12$$

No movimento geostrófico² linearizado, considerando-se as formas independentes do tempo tem-se:

$$u = -\frac{g}{f} \frac{\partial \eta}{\partial y} \quad 2.13$$

² Balanço entre as forças de gradiente de pressão e Coriolis.

$$v = \frac{g}{f} \frac{\partial \eta}{\partial x} \quad 2.14$$

onde:

f = parâmetro de Coriolis = $2\Omega \sin \phi$;

η = relaciona-se com o campo de pressão, conhecido como a relação geostrófica para o movimento horizontal. As isolinhas de η são linhas de corrente no escoamento geostrófico, desde que:

$$u \frac{\partial \eta}{\partial x} + v \frac{\partial \eta}{\partial y} = 0 \quad 2.15$$

O movimento linearizado, estritamente geostrófico é, somente, possível se as isolinhas se mantiverem com espaçamento constante ou se estenderem até o infinito. Figura 2.3. Neste caso, as linhas de corrente e as isóbaras ou isóbatas devem coincidir.

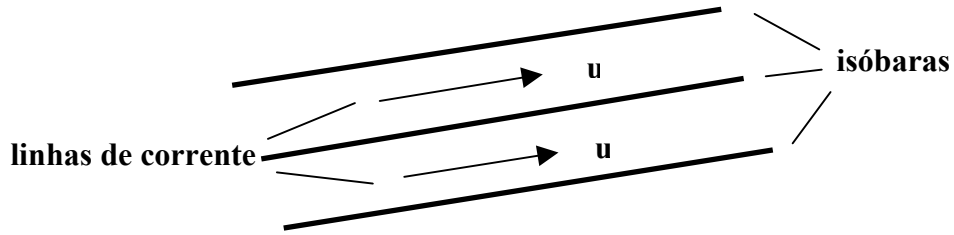


Figura 2.3: Isolinhas que caracterizam o movimento geostrófico.

Dessa forma, o balanço geostrófico ocorre na ausência de força de atrito e será dado pelas equações abaixo:

$$-fv = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x} \quad 2.16$$

$$fu = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial y} \quad 2.17$$

onde:

u e v são as componentes da velocidade do vento nas direções x e y , respectivamente;
 f – parâmetro de Coriolis;
 ∂p – variação da pressão;
 ρ - densidade.

A condição de equilíbrio geostrófico é verificada, na atmosfera livre, acima da camada limite planetária (CLP), região fortemente influenciada pela interação com a superfície. Essa camada pode ser idealizada como uma estrutura de várias camadas (PEIXOTO & OORT, 1992). Alguns autores costumam dividi-la em duas subcamadas: Superficial e de Ekman

Na camada de Ekman, os efeitos do atrito são quantificados através do chamado número de Ekman:

$$E = \frac{\nu}{2\Omega L^2} \quad 2.18$$

onde:

ν = coeficiente de viscosidade cinemática;
 L = escala de comprimento do movimento;
 Ω = velocidade angular da Terra.

Para escoamentos de grande escala, na atmosfera, o número de Ekman é muito pequeno, da ordem de 10^{-11} , mostrando que as forças de atrito não são significativas para esses escoamentos.

2.2.1 - EFEITOS DA PRESSÃO ATMOSFÉRICA NO NÍVEL DO MAR

As variações da pressão atmosférica provocam alterações no nível do mar, que são respostas a uma condição de equilíbrio, com uma relação inversa entre ambos. Um aumento da pressão de 1 hPa resultará em um decréscimo no nível do mar de, aproximadamente, 1 cm. Essa resposta é chamada de efeito do barômetro invertido e explicada através de um modelo teórico derivado das equações da hidrodinâmica para um oceano de profundidade constante (PROUDMAN, 1953, apud PUGH, 1987).

Nesse modelo consideram-se as componentes do vento u e v nulas, ausência do efeito de Coriolis e resposta imediata da superfície líquida às variações do campo de pressão.

Pugh (1987) mostra uma relação da resposta do nível do mar aos efeitos da pressão escrita da seguinte forma:

$$\text{Resposta dinâmica do nível do mar} = \frac{\text{Resposta estática do nível do mar}}{(1 - C_A^2 / gD)}$$

onde:

C_A = velocidade de propagação do distúrbio;

g = aceleração da gravidade;

D = profundidade constante da água.

Se a variação da pressão é estacionária, $C_A = 0$ significa uma resposta estática. O termo C_A^2 / gD é a razão entre a velocidade do distúrbio e a velocidade de uma onda livre progressiva. Como C_A aumenta a partir de zero a resposta é amplificada. Se os dois termos são iguais, a resposta é teoricamente infinita, porém isso é compensado através do atrito em situações reais.

2.2.2 EFEITOS DO VENTO NA VARIAÇÃO DO NÍVEL DO MAR

A tensão τ_s na superfície do mar devido ao vento, medido como força horizontal por unidade de área, depende da velocidade do vento V e da densidade do ar ρ . A equação 2.19 mostra a forma dessa relação, por unidade de área:

$$\tau_s = C_D \rho V^2 \quad 2.19$$

onde C_D é o coeficiente de arrasto, que depende da característica da superfície. A tensão é exercida na direção do escoamento e é decomposta nas componentes F_s e G_s conforme as equações, 2.20 e 2.21

$$F_s = C_D \rho_A |V| V \cos \theta \quad 2.20$$

$$G_s = C_D \rho_A |V| V \sin \theta \quad 2.21$$

onde:

F_s – componente zonal da tensão do vento;

G_s – componente meridional da tensão do vento;

θ = direção do vento;

V = velocidade do vento.

O efeito da tensão do vento no nível do mar varia, inversamente, com a profundidade da água, e é mais importante quando sopra sobre uma região extensa de água rasa com profundidade inferior a 10 metros, como se observa em alguns casos de plataforma continental ou baía.

O escoamento influenciado pelo efeito do atrito de superfície origina o chamado mecanismo de transporte de Ekman. As equações 2.22 e 2.23 quantificam a ação do vento e da tensão atuando sobre uma área da superfície do mar.

$$-fv = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial F_s}{\partial z} \quad 2.22$$

$$fu = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial G_s}{\partial z} \quad 2.23$$

O transporte de Ekman, por metro de seção, é função da tensão do vento e da latitude e é direcionado para regiões de baixa 'pressão. No hemisfério sul é à esquerda

da direção da tensão do vento e o tempo para estabelecer o equilíbrio dinâmico pode ser de vários dias.

Em águas rasas um fator significativo é a turbulência devido ao atrito de fundo, que reduz o ângulo entre o vento e o transporte de Ekman.

Stull (1988) lista diversos fenômenos que mostram a importância da CLP, enfatizando aqueles relacionados à Camada Limite Marinha (CLM). Abaixo, alguns dos principais aspectos:

- A radiação solar é uma fonte de energia primária a qual é absorvida e transmitida para atmosfera através, principalmente, de processos turbulentos;
- Cerca de 50% da energia cinética atmosférica é dissipada na CLP;
- A tensão do vento na superfície do mar é uma das fontes primárias de energia para a geração de ondas e correntes oceânicas (SCOFANO, 1991).

A simplificação das equações que governam os escoamentos atmosféricos e oceânicos foram desenvolvidas por Boussinesq, onde supõe-se que a variação da densidade não é importante para a dinâmica, exceto quando se relaciona com a gravidade. A densidade na aproximação de Boussinesq é constante em todos os termos das equações governantes, menos no termo da flutuabilidade das parcelas do fluido. As equações do movimento, com aproximação de Boussinesq são encontradas na literatura específica.

Freqüentemente, supõe-se que a forçante do vento ocorre na direção paralela à costa e não perpendicular à plataforma continental. Estes fatores podem ser observados no deslocamento dos sistemas frontais na região sul-americana (FILIPPO, 2003).

Um sistema de baixa pressão localizado sobre o mar, associado aos ventos que empilham as águas em direção à costa, eleva, significativamente, o nível da água. Determinados sistemas meteorológicos como ciclones, principalmente, associados a frentes frias podem ocasionar ondas de tempestade ou ressaca, que se propagam sob a forma de ondas longas. O deslocamento de frentes frias produz ondas forçadas podendo ocorrer ressonância, gerando um acréscimo na amplitude da maré meteorológica, principalmente, se a velocidade da frente for próxima de uma onda longa (PAIVA, 1993). Dessa forma, podem-se observar valores do nível do mar bem acima de valores do nível previsto. Essa variação do nível do mar, relacionada à ocorrência de fenômenos

atmosféricas é conhecida, na literatura, como maré meteorológica³. É identificada nos registros do nível do mar, após a retirada da maré astronômica ou através da filtragem com um filtro passa baixa que elimina as altas frequências relativas à maré astronômica (PUGH, 1987).

Segundo GUIMARÃES & MARONE (1996), MARONE & CAMARGO (1994), analisaram um evento meteorológico ocorrido em Matinhos no estado do Paraná, no mês de agosto de 1993, que alterou o nível do mar e gerou ondas com efeitos destrutivos na zona costeira. A principal causa do evento foi o vento associado à passagem de uma frente fria pelo oceano e a intensificação de um centro de alta pressão no continente, aumentando a intensidade dos ventos do quadrante sul. No litoral sudeste do Brasil estes ventos empilham água na costa devido ao transporte de Ekman.

As escalas das perturbações atmosféricas possuem períodos que podem variar de segundos a minutos, dias, semanas ou mais. Os fenômenos intrasazonais estão relacionados a períodos de 15 a 20 dias, os de escala sinótica ou grande escala de 1 a 10 dias e os subsinóticos (mesoescala e microescala) com eventos de períodos menores que 1 dia (AHRENS, 1999).

Devido à plataforma continental possuir uma largura de apenas alguns quilômetros e uma declividade abrupta, comparando-a com uma parede dentro da escala do raio de Rossby, a maior parte das ondas longas que se propaga ao longo dos continentes são ondas de Kelvin barotrópicas⁴ (LEBLOND & MYSAK, 1978 apud FILLIPO, 2003). Essas ondas são geradas numa superfície líquida em movimento de rotação e se propagam ao longo de uma fronteira ou parede. No caso dos oceanos, se propagam ao longo dos contornos dos continentes, mostrando um decaimento exponencial na direção normal à costa (LEMES & MOURA, 1998).

Dentro do critério de ondas livres, as ondas de Kelvin barotrópicas são ondas longas que se propagam na superfície dos oceanos a grandes distâncias, possuindo uma frequência maior que a frequência inercial " $f = 2\Omega \sin\phi$ " (BRINK, 1991 apud FILLIPO, 2003).

³ Na língua inglesa utiliza-se o termo "surge". "Storm surge" é o termo que caracteriza a variabilidade do nível do mar devido à ocorrência de tempestades severas.

⁴ Ondas que se propagam como se estivessem num fluido homogêneo de espessura H , sem considerar a estratificação da camada.

2.3 - Fundamentos das Redes Neurais Artificiais

2.3.1 - Breve histórico

Com os avanços nos estudos da neurociência, da ciência cognitiva e de várias áreas de especialização, como a neurobiologia, neurofisiologia e neuropsicologia, foram propostos vários métodos para modelar os processos de percepção e cognição, buscando compreender o pensamento e o comportamento humano, a fim de reproduzi-los artificialmente.

James (1890) no livro “Psychology” descreveu as principais idéias a respeito da psicologia científica na compreensão futura dos aspectos neuronais. Um aspecto importante do seu trabalho foi a apresentação detalhada de um modelo mecanicista de associação que é quase idêntico, na sua estrutura, ao proposto, mais tarde, no desenvolvimento das Redes Neurais Artificiais Associativas. James desenvolveu esse modelo, acreditando que a associação era função do córtex cerebral. Formulou um princípio elementar geral de associação, tal que: “quando dois processos cerebrais são ativados, simultaneamente, ou em imediata sucessão, um deles tende a propagar-se, excitatoriamente, em direção do outro.” Considerou que os eventos complexos ocorriam devido às numerosas interligações nas regiões nervosas elementares. Isso proporcionou um conjunto de descrições sobre o processo neuronal, possibilitando tornar-se, matematicamente, modelado e utilizado em computadores posteriormente.

As primeiras idéias de modelos matemáticos baseados no comportamento das células nervosas biológicas surgiram no início da década de 40. MacCulloch⁵ & Pitts⁶ (1943) desenvolveram um trabalho intitulado “A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity”⁷, o qual teve uma grande influência não entre os neurocientistas mas entre os cientistas da computação. Essa publicação forneceu elementos computacionais, os quais são abstrações das propriedades dos neurônios e suas respectivas conexões.

⁵ Psiquiatra e neurofisiologista.

⁶ Lógico e matemático.

⁷ Publicado no Bulletin of Mathematical Biophysics em 1943.

Hebb (1949) publicou o livro “The Organization of Behavior”, apresentando pela primeira vez, uma regra de aprendizagem fisiológica para a modificação sináptica, conhecida como postulado de aprendizagem.

Neumann⁸(1958) publicou o livro chamado The Computer and the Brain, onde o tema principal foi a questão da memória no sistema nervoso biológico, comentando que o significado exato ou o modo de armazenagem da informação ainda não era conhecido.

Rosemblat (1958) desenvolveu uma máquina de aprendizagem, denominada *perceptron*, capaz de produzir o complexo comportamento cerebral adaptativo. Publicou o trabalho intitulado “The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain”. Desenvolveu um método de aprendizagem supervisionado chamado de “Teorema da Convergência do Perceptron”, dando uma nova abordagem para o problema do reconhecimento de padrões.

Widrow & Hoff (1960) introduziram o algoritmo do mínimo quadrado médio para formular o elemento linear adaptativo.

Rosemblat (1962) publicou o livro “Principles of Neurodynamics”, definindo os “perceptrons” como capazes de resolver todos os problemas da inteligência artificial. Contudo, Minsky & Papert (1969) no livro “Perceptrons,” provam que, o perceptron de uma única camada descrito por Rosemblat era incapaz de resolver problemas simples de classificação de padrão. Desse modo, ocorreu um declínio na credibilidade e, conseqüentemente, na utilização de redes neurais.

Na década de 70 e início da década de 80, apesar do declínio ocorrido, alguns pesquisadores continuaram trabalhando no desenvolvimento de redes neurais. Na década de 80, HOPFIELD (1982) utilizou a idéia de uma função de energia para formular um novo modo de entender a computação executada por redes recorrentes, já desenvolvida por ele na década de 60, com conexões sinápticas simétricas, estabelecendo assim, o isomorfismo entre uma rede recorrente e modelos utilizados na Física Estatística. Este caso particular de redes neurais com realimentação foi muito bem aceito nos anos 80, e passou a ser chamada de redes de Hopfield.

Kohonen (1982) desenvolveu os mapas auto-organizáveis, utilizando uma estrutura de rede unidimensional ou bidimensional e RUMELHART et al., (1986) descreveram o desenvolvimento do algoritmo “backpropagation” para o “perceptron” de múltiplas camadas, tornando-se o mais popular algoritmo de aprendizagem por

⁸ Teve uma importância no desenvolvimento dos computadores digitais, principalmente como consultor matemático no projeto ENIAC da Universidade da Pensilvânia.

retropropagação do erro. Esse algoritmo parece ter sido desenvolvido, primeiramente por Verbos em 1974, Parker em 1985 e Lê Cun em 1986, (ABELÉM, 1994). Após o desenvolvimento desse algoritmo o interesse por redes neurais voltou a crescer.

Broomhead & Lowe (1988) descreveram o procedimento para o projeto de redes neurais alimentadas adiante (feedforward) em camadas, utilizando funções de base radial, as quais fornecem alternativas aos “perceptrons” de múltiplas camadas.

Nos anos 90, Vapnik e outros determinaram uma classe de redes de aprendizagem supervisionada considerada poderosa, sob o ponto de vista computacional, chamada máquina de vetor de suporte utilizada em reconhecimento de padrões, regressão e probabilidade de estimativa de densidade (HAYKIN, 2001).

Abelém (1994) investigando a utilização de RNAs na predição de séries temporais, mostrou que os melhores resultados foram para o tipo de previsão conhecido como *single-step*. Nesse tipo de previsão não há realimentação e a rede utiliza, apenas, os valores anteriores da série para prever um passo à frente. Nesse trabalho, ficou comprovado que, além de ser um bom mecanismo para avaliar a adaptabilidade e robustez da rede oferece resultados com boa precisão, para previsões de curto, médio e longo prazo.

Atualmente, estão sendo desenvolvidas algumas pesquisas em modelagem neural nas áreas de meteorologia e oceanografia, principalmente, no que se refere a melhoria da qualidade dos dados que são utilizados nos modelos numéricos de previsão. Os modelos com RNAs desenvolvidos, no país, para estudos do comportamento do oceano e da atmosfera, ainda são escassos, principalmente na variabilidade do nível do mar relacionado à maré meteorológica.

Filippo (2003) cita o uso de uma rede neural de múltiplas camadas para prever a chuva na cidade de Fortaleza, Ceará por FERNANDES et al., (1995).

Vaziri (1997) estudou as flutuações médias mensais da superfície da água do mar Cáspio usando RNAs e o modelo autoregressivo integrado de médias móveis (ARIMA) para previsão de séries temporais. Em média o modelo de RNAs subestimou em 3 cm o nível do mar, enquanto o ARIMA superestimou-o em 3cm .

Santos (2001) comenta o trabalho de KADOWAKI et al., (1997) que observaram uma relação entre a estrutura de autocorrelação da série temporal e a otimização do número de nós da entrada no modelo de redes neurais. Dessa forma, propuseram uma metodologia que determinasse o número de entradas da rede na previsão de vazões médias mensais, baseada nos estudos de autocorrelação e

autocorrelação parcial das séries históricas de vazão. Verificaram após alguns testes a eficiência da rede em comparação com modelos estatísticos convencionais.

Mazban (2000) utilizou RNAs no diagnóstico de tornados, classificando as circulações atmosféricas em dois tipos predominantes: tornádicas e não-tornádicas. Determinou a arquitetura ótima baseada na verificação sistemática do mínimo local do erro e na performance da rede em termos de medidas probabilísticas.

Castro (2001) apresentou uma nova técnica de predição não-linear de séries temporais através de redes neurais artificiais do tipo base radial (RBF) por decomposição em componentes principais. Adicionalmente, foi apresentada uma solução para adaptar, dinamicamente, a arquitetura da rede às não-estacionariedades presentes em muitas séries temporais.

Marzban (2003) utilizou RNAs no pós-processamento dos valores previstos da temperatura obtidos a partir do Sistema de Previsão Regional Avançado (ARPS). As redes mostraram um bom desempenho na melhoria das temperaturas previstas pelo modelo para cada uma das (trinta e uma) 31 estações selecionadas.

O comportamento não-estacionário existente nas séries temporais foi estudado por SZÉLIGA et al., (2002), propondo um método de reconstrução de perturbações dinâmicas lentas observadas nos registros. Aplicaram as RNAs em dados hipotéticos, mostrando a eficácia do modelo, permitindo extrair critérios para a utilização em dados reais. A partir daí, realizaram um estudo preliminar com séries temporais de manchas solares onde a performance da rede alcançou boa precisão, permitindo a modelagem do sistema como um todo.

Filippo (2003) usou um modelo de RNAs para prever a variabilidade do nível do mar para Cananéia, SP e Ilha Fiscal, RJ, tendo como variáveis representativas do sistema, a pressão atmosférica e o vento. Esse modelo foi baseado em estudos feitos por este autor, no litoral sul-sudeste da América do Sul, sobre o comportamento do nível do mar costeiro em resposta aos fenômenos meteorológicos de baixa frequência.

Um modelo neural para previsão do nível da água do mar na região norte do Golfo do México foi utilizado por PATRICK et al., (2003), tendo como elementos de entrada as forçantes meteorológicas e astronômicas. Esse modelo mostrou resultados satisfatórios para previsões até 48 horas utilizando dados de reanálise do NCEP/NCAR.

Saraiva (2003) aplicou uma RNA temporal para prever o nível do mar na cidade de São Francisco do Sul, SC. As variáveis de entrada foram definidas a partir das correlações existentes entre as forçantes atmosféricas e a maré meteorológica

(TRUCCOLO, 1998). Os resultados mostraram a capacidade da RNA temporal de generalizar, de forma eficiente, o comportamento do mar costeiro naquela região.

2.3.2 - Modelagem neuronal

Com os avanços nos estudos da ciência da computação, juntamente, com a neurociência e ciência cognitiva, desenvolveu-se o modelo matemático de Redes Neurais Artificiais (RNAs), o qual emula a capacidade cerebral de aprendizagem, na tentativa de solucionar problemas de natureza complexa.

As Redes Neurais Artificiais, também chamadas de modelos conexionistas, têm sua base nas funções mais elementares de um neurônio biológico. São sistemas computacionais de processamento paralelo com a capacidade de armazenar conhecimento empírico. Segundo Haykin (2001), as Redes Neurais se assemelham ao cérebro humano por dois fatores:

- O conhecimento é adquirido através da aprendizagem; e
- A intensidade das conexões entre os neurônios, conhecidas como pesos sinápticos é usada para armazenar este conhecimento.

A construção de uma rede neural envolve os seguintes passos:

- Determinar as propriedades da rede - a topologia da rede (conectividade), os tipos de conexões, a ordem dessas conexões e o intervalo dos pesos;
- Determinar as propriedades dos neurônios ou nós – intervalo de ativação e tipo de função de ativação (transferência);
- Determinar a dinâmica do sistema –a inicialização dos pesos e a regra de aprendizagem (FU, 1994).

As RNAs vêm sendo aplicadas em várias áreas com bastante sucesso, tais como: reconhecimento de padrões, controle de sistemas, otimização, processamento de sinais e predição.

Loesch & Sari (1996) apud WEITZEL (1999) afirmaram que as características básicas, as quais tornaram possível a modelagem matemática de um neurônio foi a propriedade de possuírem um limiar de disparo, através do axônio, quando as entradas excedem um determinado valor e o comportamento similar a um somador algébrico.

Comparando-se as RNAs com outros modelos estatísticos verifica-se a existência de uma diferença na dimensionalidade, ou seja, o número de parâmetros (ou pesos) que tende a aumentar com o número de variáveis independentes. Os parâmetros livres no modelo de regressão linear, por exemplo, são os coeficientes de regressão e seus números crescem linearmente com o número de estimadores. Na regressão polinomial há um crescimento exponencial. As RNAs ocupam um lugar intermediário onde os parâmetros livres crescem linearmente, como em uma regressão linear, mas com as características de um modelo não-linear. É capaz de ajustar qualquer dado, possuindo a característica de superestimar menos do que os outros modelos estatísticos (MARZBAN, 2003).

2.3.2.1 - Sistema nervoso

O sistema nervoso possui uma unidade construtiva elementar, ou seja, uma célula denominada neurônio. Essa célula tem a capacidade básica de propagar sinal elétrico em toda a sua extensão, em resposta a estímulos provocados por ações externas (ambiente) ou por outras células. Arranjam-se em aglomerados chamados: gânglios, núcleos e córtices, formando a estrutura de um sistema nervoso capaz de ter reações, conforme a ocorrência de eventos no ambiente. A célula nervosa ou neurônio é delimitado por uma membrana celular que possui as propriedades essenciais para processar e transmitir informações. Possui três partes distintas: corpo celular ou soma, árvore dendritica (dendritos) e o axônio, conforme Figura 2.4:

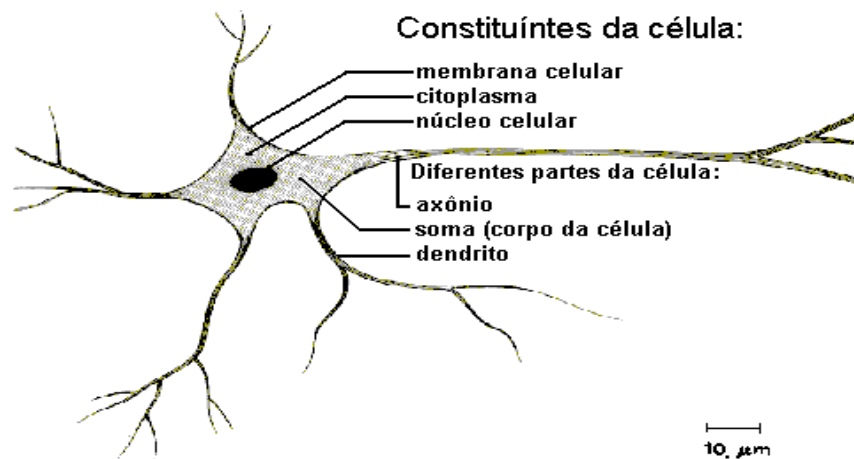


Figura 2.4 - Constituintes de uma célula nervosa ou neurônio biológico

A Figura 2.4 mostra as três partes básicas constituintes do modelo de um neurônio biológico, conforme descrito abaixo:

- Dendritos que são a parte receptiva da célula nervosa, oferecendo uma ampla área de contato para a recepção de informação. Os contatos que ocorrem através dessas estruturas são denominados sinapses, as quais possuem a característica fundamental de propagar informação, apenas, em uma direção através da membrana pré-sináptica em direção a pós-sináptica (Kovács, 1997).
- Corpo celular ou Soma onde são processadas as informações que chegam através dos dendritos. São classificadas conforme a formação de um potencial de ação da célula, em excitatórias ou inibitórias provocando um sinal de resposta ou reação;
- Axônio que se constitui no prolongamento da célula nervosa que transmite informação, na forma de pulsos elétricos (sinapses), para o dendrito do neurônio subsequente.

2.3.2.2 - O neurônio artificial

O modelo de neurônio artificial baseia-se nos constituintes acima sendo unidades de processamento de informações, compostos de dois elementos básicos:

- Função somatório - combinação linear dos sinais de entrada (x_j), os quais são ponderados pelos respectivos pesos sinápticos (w_{kj}) associados, equação 2.24:

$$U = \sum w_{kj} x_j \quad 2.24$$

- Função de ativação – responsável pelo envio do sinal de saída, restringindo a amplitude desse sinal, equação 2.25:

$$Y_k = \varphi(U_k + b_k) \quad 2.25$$

onde:

x_j –variáveis de entrada;

w_{kj} – pesos sinápticos;

U – combinador linear;

b_k – bias, tem o efeito de aumentar ou diminuir o nível de excitação dos sinais que chegam ao neurônio;

φ - função de ativação;

Y_k – sinal de saída do neurônio.

A figura 2.5 mostra o modelo de um neurônio artificial, conhecido como modelo McCullock – Pitts, devido ao trabalho pioneiro desenvolvido por esses pesquisadores em 1943.

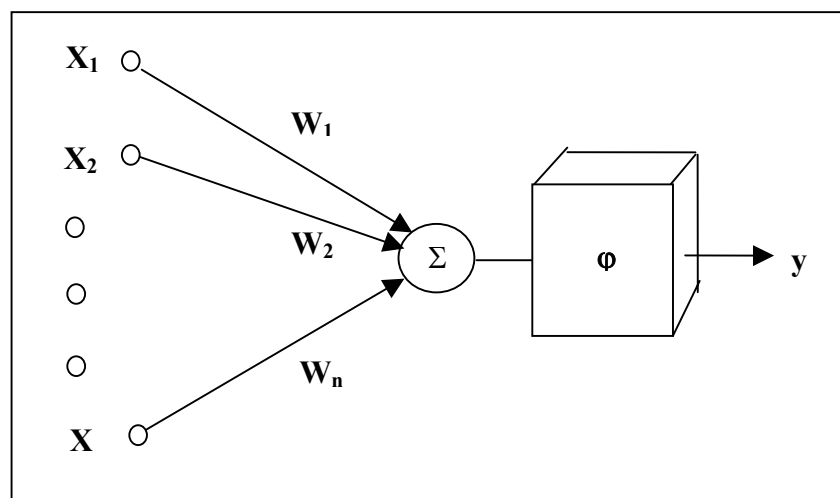


Fig. 2.5 – Modelo do neurônio artificial McCullock-Pitts

Nesse modelo, um conjunto de entradas é aplicado ao neurônio artificial, multiplicado ao peso sináptico correspondente, gerando, dessa forma, entradas ponderadas. Essas entradas ponderadas são então somadas, obtendo-se um valor que será comparado ao valor limite de ativação do neurônio. Se o valor limite for alcançado, ocorrerá a ativação, caso contrário ocorrerá inibição desse neurônio. Observa-se a similaridade com o neurônio biológico em relação aos três elementos básicos, isto é, as entradas correspondem os dendritos, o corpo celular à soma ponderada que constitui o combinador linear e a saída ao axônio representado pela função de ativação.

O sinal de entrada é então processado pela função de ativação para produzir o sinal de saída, o qual, se não for zero será transmitido adiante.

As funções de ativação mais utilizadas são:

- Função de limiar ou logística, conhecida como “threshold”, onde:

$$\varphi(U) = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases}$$

A saída do neurônio, nesse caso, será expresso por:

$$\begin{aligned} Y &= 1 & \text{se } U \geq 0 \\ Y &= 0 & \text{se } U < 0. \end{aligned}$$

Essa função assume valores de 0 ou 1.

- Função linear, a qual assume que o fator de amplificação dentro da região linear de operação é a unidade. Para essa função tem-se que:

$$\varphi(U) = \begin{cases} 1 & U \geq 0,5 \\ U & 0,5 > U > -0,5 \\ 0 & U \leq -0,5 \end{cases}$$

- Função sigmóide, é a forma mais comum utilizada em RNAs. É uma função estritamente crescente, exibindo um balanço entre o comportamento linear e não-linear.

A função logística é um tipo de função sigmóide, definida como:

$$\varphi(U) = \frac{1}{1 + \exp(-aU)}$$

onde **a** é o parâmetro de inclinação da função, assumindo um valor contínuo entre 0 e 1. Essas funções estão em um intervalo compreendido de 0 a +1. Quando é desejável intervalos de -1 a +1, deve-se utilizar a função sigmóide, tangente hiperbólica, definida como $\varphi(U) = \tanh(U)$ (HAYKIN, 2001).

2.3.2.3 - Rede Perceptron

Baseado no modelo de Mc Culloch & Pitts, ROSEMBLAT, (1962) propôs um modelo de Rede chamado *Perceptron*, definido como um classificador de padrões linearmente separáveis. Esse modelo consiste de um único neurônio com pesos sinápticos ajustáveis e *bias*, treinado para classificar um conjunto de padrões em duas classes, devido a sua saída binária. O treinamento é feito com o algoritmo do *perceptron*, o qual converge na superfície limite entre as duas classes. A convergência desse algoritmo ficou conhecida como Teorema de Convergência do *Perceptron*. Desse modo, a rede busca uma solução através de pesos corretos, iniciando com alguma estimativa do processo e modificando-os com base na sua própria experiência.

2.3.2.4 - Rede Perceptron de Múltiplas Camadas

As arquiteturas das redes neurais se ampliaram com os *perceptrons* de múltiplas camadas com unidades que podem estar conectadas às unidades da camada subsequente, gerando uma robustez e maior desempenho computacional (Figura 2.6).

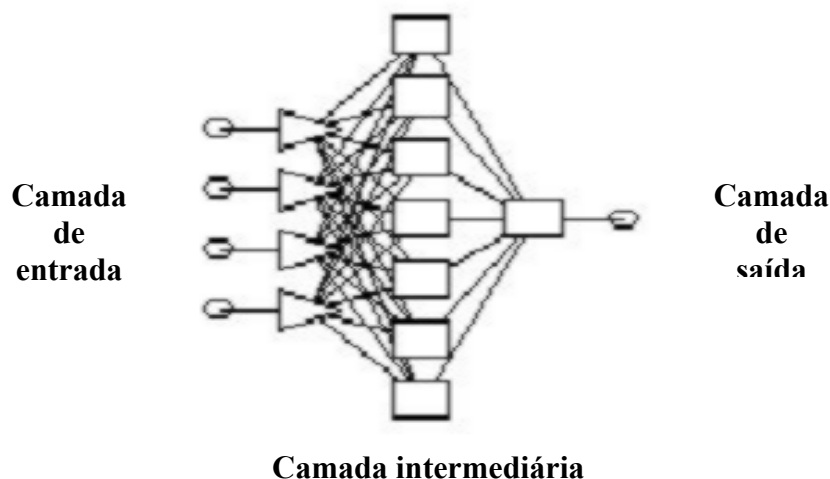


Figura 2.6: Perceptron de múltiplas camadas.

As redes com uma ou mais camadas intermediárias ou “escondidas” são uma extensão dos *perceptrons* de uma única camada. As redes de múltiplas camadas podem ser treinadas a fim de realizar mapeamentos de natureza complexa.

As principais características dessas redes são:

- Utilização de função de ativação não-linear com forma suave, diferenciável em qualquer ponto;
- As camadas de neurônios intermediárias capacitam a rede para executar tarefas complexas extraindo as características mais importantes dos padrões de entrada;
- Alto grau de conectividade determinado pelas sinapses da Rede (HAYKIN, 2001).

Essas Redes se destacam pela capacidade de abstração em representar as características do fenômeno através das informações encontradas na camada de entrada. Possuem alto grau de generalização, mesmo quando os padrões não pertencem ao conjunto de dados fornecidos à rede. Outra característica é a robustez, ou seja, a retirada de algum neurônio não compromete, normalmente, a funcionalidade da rede, sendo capaz de reconhecer padrões mesmo na presença de distorções.

2.3.2.5 - Tipos de arquiteturas da rede neural

A construção de uma rede neural está relacionada às características do problema a ser tratado. Para isso, deve-se determinar o tipo de arquitetura a ser utilizado, de acordo com os seguintes parâmetros:

- Número de camadas da RNA;
- Número de neurônios ou nós em cada camada da rede; o qual está relacionado ao tipo de problema a ser resolvido; e
- Conexão entre os neurônios.

Quanto ao número de camadas, as redes podem ser:

1) De camada única, onde existe, somente, uma unidade de processamento entre as entradas e a saída da rede (Figura 2..7). Nesse tipo de rede existe uma associação entre os padrões de entrada e os de saída, e as informações processadas são atualizadas através dos pesos sinápticos, até alcançarem os valores desejados. Não é feito nenhum processamento na camada de entrada da rede neural.

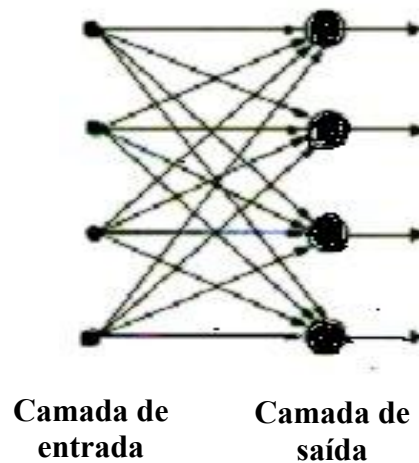


Figura 2.7: Rede de camada única.

2) De múltiplas camadas, onde existem várias unidades de processamento entre as entradas e saídas da rede e são distribuídas conforme a necessidade do problema a ser resolvido. A Figura 2.8 mostra a distribuição das unidades de processamento de acordo com os três tipos de camadas existentes, ou seja:

- Camada de entrada – unidades de entrada, onde os padrões são apresentados à rede e distribuídos para a camada subsequente para serem processados;
- Camadas escondidas ou intermediárias – onde são realizados os processamentos através das funções de ativação e atualização dos pesos sinápticos de forma aleatória. Essas camadas não são observadas diretamente e constituem a não-linearidade da rede neural.
- Camada de saída – onde o resultado final da rede é apresentado e comparado ao resultado desejado.

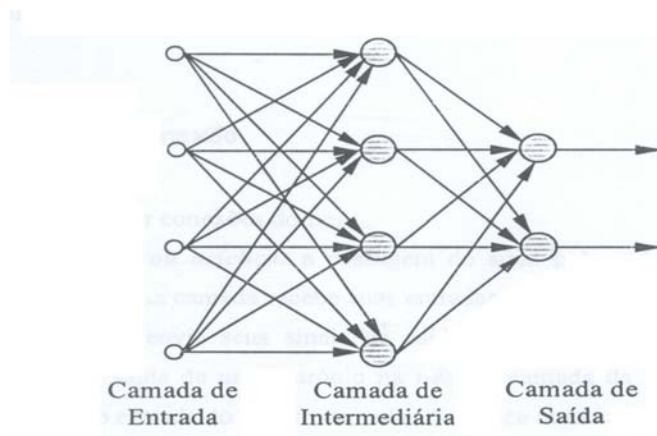


Figura 2.8: Rede de múltiplas camadas.

Quanto ao tipo de conexão, as redes podem ser:

- 1) Feedforward – o sinal passa em todos os pontos de conectividade da rede em uma única direção (Figura 2.5), isto é, da camada de entrada em direção a camada de saída, passando as informações de uma camada à outra. Essas redes são referenciadas como sistemas de mapeamento não-linear estático instantâneo.
- 2) Recorrente – o sinal passa pela rede através de caminhos fechados ou *loops*, onde ocorrem laços de realimentação (*feedback*) das saídas em direção às entradas. Essa estrutura está relacionada à capacidade de aprendizagem e ao desempenho da rede neural, sendo referenciada com sistema não-linear dinâmico.
- 3) Simétrica – se ocorrer conexão de um nó *i* para um nó *j* então haverá, também, conexão do nó *j* para o nó *i* e os pesos sinápticos associados com as duas conexões serão iguais, ou seja, $W_{ij}=W_{ji}$.
- 4) Assimétrica – as conexões não são simétricas como descrito acima.

2.3.2.6 - Processos de aprendizagem

Os modelos de redes neurais possuem regras de treinamento, onde os pesos de suas conexões são ajustados de acordo com os padrões apresentados.

Uma das propriedades mais importante da rede é a habilidade da aprendizagem⁹ a partir de um determinado ambiente, após um intenso treinamento visando à melhoria do desempenho, comparando-se com alguma medida pré-estabelecida.

Denomina-se algoritmo de aprendizagem, um conjunto de regras para determinar uma solução generalizada para uma classe de problemas.

Existem vários tipos de algoritmo de aprendizagem. Os mais utilizados são:

- Aprendizado supervisionado – utiliza os dados pré-existentes para indicar à rede a resposta desejada, de acordo com o padrão de entrada. O ajuste dos pesos é feito de acordo com a diferença entre o valor desejado e a saída da rede
- Aprendizado não-supervisionado (auto-organização) – não há exemplos sobre o ambiente a ser aprendido. A rede não necessita de informação indicando a resposta desejada, se ajustando às estatísticas dos dados de entrada. Desenvolve a habilidade de representar as características contidas nesses dados.

⁹ - Definição segundo Mendel & McClaren (1970) aprendizagem é um processo pelo qual os parâmetros lineares da rede são adaptados através do estímulo recebido. O tipo de aprendizagem é determinado pela maneira que se dá a modificação dos parâmetros.

O algoritmo de treinamento mais utilizado é o algoritmo de retropropagação do erro – “*Backpropagation*”, o qual consiste em fornecer à rede a atualização dos pesos no sentido de minimizar o erro entre a saída e o valor alvo ou valor desejado. Esse algoritmo baseia-se no método do gradiente descendente

O algoritmo *backpropagation* pode ser usado em vários tipos de redes neurais, porém é o mais apropriado para o treinamento do *perceptron* de múltiplas camadas.

O objetivo do treinamento é ajustar os pesos sinápticos a um conjunto de entrada para que seja produzido um conjunto de saída desejado. Esse conjunto entrada-saída pode ser referido como um vetor. O treinamento assume que cada vetor de entrada é par do vetor de saída (alvo) representando a saída desejada; juntos são chamados de pares de treinamento. Usualmente, a rede é treinada sob um número de pares de treinamento e após iniciar esse processo, todos os pesos devem ser inicializados com um número randômico pequeno.

O treinamento *backpropagation* requer as seguintes etapas:

- Selecionar os pares do conjunto de treinamento e apresentar à camada de entrada da rede neural. Esses dados irão percorrer camada por camada da rede, até que a resposta seja produzida pela camada de saída;
- Calcular o erro entre a saída da rede e a saída desejada; e
- Ajustar os pesos da rede para minimizar o erro.

Nesse treinamento o erro é propagado a partir da saída (Figura 2.9) até a camada de entrada da rede e os pesos sinápticos das camadas intermediárias são, então, ajustados, de acordo com a retropropagação, minimizando, assim, o valor do erro entre a saída da rede e o alvo.

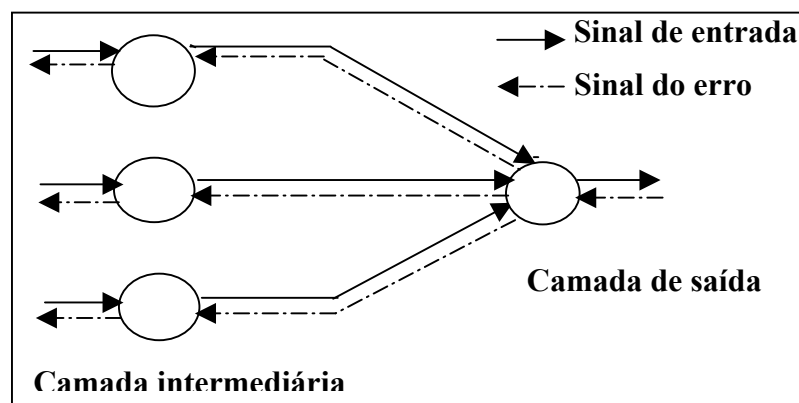


Figura 2.9: Direção de propagação do sinal de entrada e a retropropagação (*backpropagation*) do erro.

O erro é definido pela equação 2.26:

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad 2.26$$

onde, o neurônio j é um nó de saída.

As redes que utilizam o algoritmo *backpropagation* operam com a Regra Delta definida para um conjunto de treinamento, onde o erro médio $\varepsilon_{méd}$ representa a função de custo como uma medida do desempenho da aprendizagem. O objetivo desse processo é ajustar os parâmetros livres da rede para minimizar o erro médio (HAYKIN, 2001).

A correção $\Delta\omega_{ji}(n)$ (atualização dos pesos) aplicada a $\omega_{ji}(n)$ (pesos sinápticos) é definida pela Regra Delta Generalizada, definida por Rumelhart, Hilton e Williams, equação 2.27:

$$\Delta\omega_{ji}(n) = \eta \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial \omega_{ji}(n)} \quad 2.27$$

onde:

η = parâmetro da taxa de aprendizagem do algoritmo *backpropagation*. O sinal negativo na equação abaixo indica a descida do gradiente no espaço de pesos.

Como $\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial \omega_{ji}(n)} = -e_j(n)\phi'_j(v_j(n))y_i(n)$ tem-se que $\Delta\omega_{ji}(n) = \eta\delta_j(n)x_i(n)$,

onde:

$\delta_j(n)$ é o erro na unidade j ; e

$x_i(n)$ é a i -ésima entrada da unidade j .

Assim, a atualização do peso da conexão da unidade i para a unidade j é dada pela equação 2.28:

$$\omega_{ji}(n+1) = \omega_{ji}(n) + \Delta\omega_{ji}(n+1) \quad 2.28$$

O método de correção dos pesos sinápticos utilizados no algoritmo *backpropagation* é o gradiente descendente, o qual visa reduzir o erro quadrático médio. O objetivo do uso desse gradiente é buscar um mínimo global, o qual representa a solução teórica ótima para o treinamento, significando o menor erro possível. Porém, durante o treinamento da rede, essa função pode apresentar mínimos locais (Figura 2.10) e, nesse caso, o parâmetro taxa de aprendizado é muito importante para controlar o tempo de aprendizado da rede, procurando uma convergência em direção ao mínimo global.

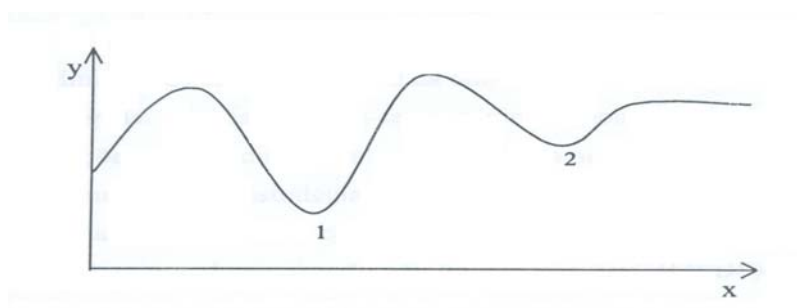


Figura 2.10: O ponto 1 indica o mínimo global e o ponto2 indica o mínimo local.

O treinamento de redes com múltiplas camadas utilizando o algoritmo *backpropagation*, pode requerer um número grande de iterações, fazendo com que o tempo de treinamento seja, consideravelmente, longo. Um método mais simples de treinamento é aquele no qual, os pesos são atualizados de padrão em padrão até formar uma época, isto é, uma apresentação completa do conjunto de treinamento que está sendo processado.

Uma forma de otimizar a Regra Delta é acrescentar o termo *momentum*, o qual tem por objetivo permitir o aumento da taxa de aprendizagem, sem ocorrerem oscilações, atuando no aumento da velocidade de convergência, melhorando a performance geral da rede. Desse modo o cálculo da diferença de peso, a cada passo, será dado pela equação 2.29:

$$\Delta \omega_{ji}(n+1) = \eta \delta_j x_j + \alpha \Delta \omega_{ji}(n) \quad 2.29$$

onde α é o termo *momentum*.

Uma das atribuições mais importantes das redes neurais é a capacidade de generalização, e isso pode ser verificado através do conjunto de dados de teste, os quais não são apresentados à rede juntamente com os demais dados de treinamento e verificação.

As redes neurais artificiais de múltiplas camadas podem ser comparadas a aproximadores universais de funções (HORNICK et al., 1989) e a função sigmóide pode aproximar qualquer função contínua com derivada contínua sobre todo intervalo real. Assim, a função sigmóide é a forma mais comum de função de ativação utilizada na construção de redes neurais. É estritamente crescente, possuindo um balanceamento entre comportamento linear e não-linear.

Sob o ponto de vista da estatística as RNAs podem ser escritas na forma análoga à regressão linear, de acordo com a equação 2.30:

$$y = g \left[\sum_{i=1}^H \omega_i f \left(\sum_{j=1}^N \omega_{ij} x_j - \theta \right) - \omega \right] \quad 2.30$$

onde:

H = número de neurônios (nós) da camada intermediária;

f(x), g(x) = funções específicas de ativação.

Como ocorre na regressão linear, deseja-se estimar (aprender) os parâmetros ω e θ dos dados em $\mathbf{x}$ e $\mathbf{y}$. Contudo, existe uma quantidade H, a qual deve ser determinada para simplificar o processamento de uma grande quantidade de dados, assim, a rede tem suficiente não-linearidade para representar os dados, adequadamente, (MARZBAN, 2003). Desse modo, um *perceptron* de múltiplas camadas treinado com o algoritmo *backpropagation* pode ser escrito sob a forma da equação 2.31, para o caso de uma única saída (HAYKIN, 2001).

$$F(x, w) = \varphi \left(\sum_K \omega_{OK} \varphi \left(\sum_J \omega_{KJ} \varphi \left(\dots \varphi \left(\sum_I \omega_{li} x_I \right) \right) \right) \right) \quad 2.31$$

Para evitar que as RNAs superajustem os valores estimados, divide-se o conjunto de dados em treinamento e verificação. O primeiro é usado para estimar os

parâmetros através da minimização do erro. O resultado é chamado de erro de treinamento. Com esses parâmetros estimados, o conjunto de verificação produz o erro equivalente. Esse particionamento é repetido várias vezes e o valor de H é tomado como sendo o valor ótimo.

A eficiência do algoritmo de aprendizagem está relacionada a sua complexidade computacional em ajustar o número de parâmetros, atualizando-os, a cada iteração. No caso do algoritmo *backpropagation* verifica-se essa propriedade, quando é usado para treinar um *perceptron* de múltiplas camadas com um número de pesos sinápticos (w), onde a computação é linear em relação ao w . Esse algoritmo consiste, basicamente, em fornecer variações no sentido de alterar os pesos sinápticos, minimizando o erro obtido na saída do modelo. Para tal, utiliza o método do gradiente descendente procurando melhorar o conjunto de pesos sinápticos deslizando na superfície definida no espaço de w , (WASSERMAN, 1989).

Geralmente, a diminuição do número de conexões da rede neural aumenta a probabilidade de uma boa generalização. Todavia, não se deve reduzir demais o seu tamanho, podendo implicar na incapacidade da rede em aproximar a função desejada. Outro fator importante, é a escolha do conjunto de dados de treinamento, o qual deve conter as relações mais representativas do fenômeno a ser aprendido pela rede para que alcance o objetivo desejado, (WASSERMAN, 1993 apud ABELÉM, 1994).

As técnicas de modelagem de RNAs estão sendo usadas em várias aplicações práticas, obtendo bastante sucesso na solução de problemas com alta complexidade.

Capítulo 3

Área de estudo

3.1 Descrição da área

A área de estudo localiza-se no litoral do estado do Paraná, na cidade de Paranaguá, na baía de mesmo nome, onde se encontra o Porto de Paranaguá, pertencente à Administração dos Portos de Paranaguá e Antonina (APPA) possuindo uma posição estratégica dentro da economia do país, com intensa movimentação de cargas oriundas de vários estados brasileiros, bem como, de países vizinhos como Bolívia, Argentina e Paraguai, Figura 3.1.

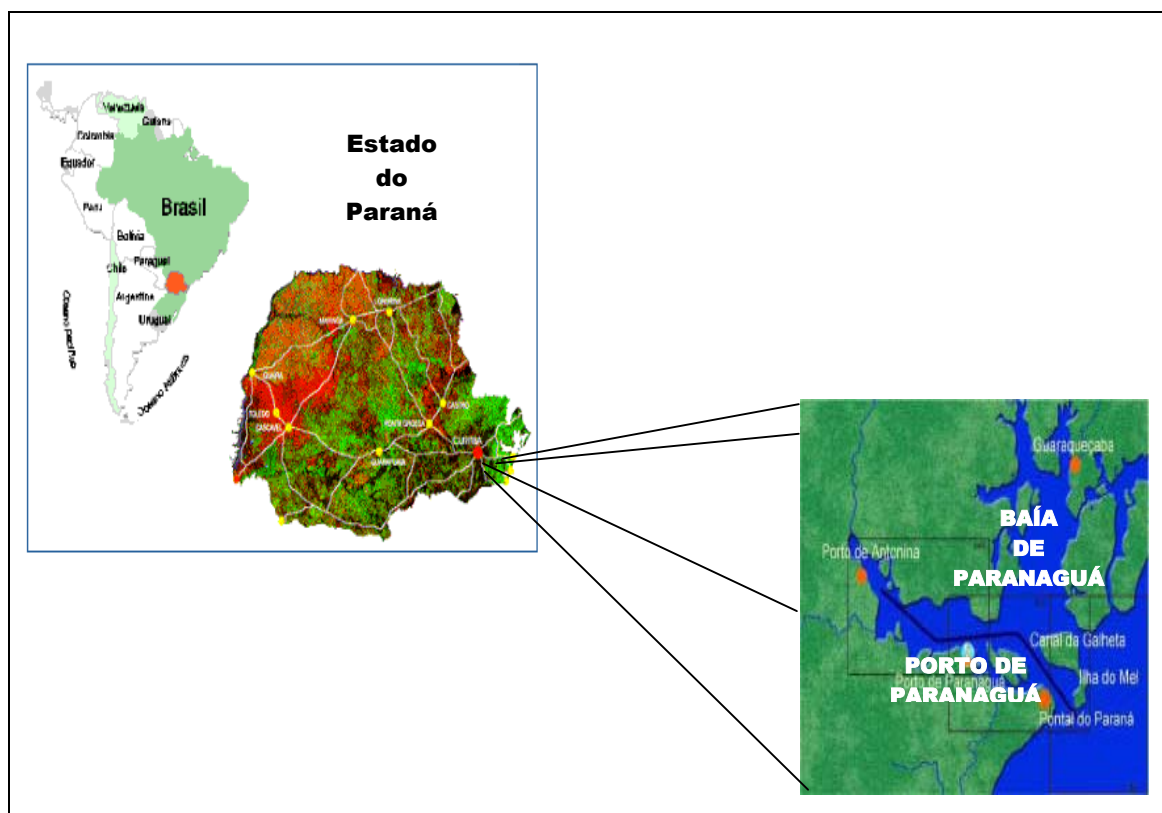


Figura 3.1: Área de estudo

A região em estudo encontra-se na plataforma continental do litoral sudeste brasileiro, caracterizada por ser, relativamente, mais larga do que no litoral mais ao norte, com uma largura de, aproximadamente, 218 km, nas proximidades de Cananéia, no estado de São Paulo e com um declive de 46 cm/km (FILIPPO, 2003). As isóbatas são alinhadas, paralelamente, à linha de costa, seguindo uma orientação de 45° em relação ao norte (TRUCULLO, 1998).

Embora o fundo da baía de Paranaguá seja constituído, principalmente, de lama fluida, que dependendo da densidade tende a causar menor dano aos navios do que fundos sólidos como rochas e corais, é necessário o monitoramento constante da dinâmica da baía, visando uma maior segurança das embarcações.

O estudo da variabilidade do nível do mar nessa região ocorreu em função da existência e simultaneidade, tanto de dados meteorológicos quanto maregráficos, e também, pela relevância dos fenômenos atmosféricos no local. Para a realização desse estudo sobre as influências remotas na área da baía de Paranaguá, foram utilizados dados meteorológicos de reanálise do National Centers for Environmental Prediction e National Center for Atmospheric Research (NCEP/NCAR), compreendido nas coordenadas geográficas: 25° 00' a 27° 30' S de latitude e 45° 00' W de longitude e limitada pela faixa litorânea que se estende do sul do Estado de São Paulo ao norte do Estado de Santa Catarina.

As séries maregráficas de Paranaguá foram comparadas às séries da estação de Cananéia, localizada no Estado de São Paulo, nas coordenadas geográficas de 25°01'S e 47°55'W, no sentido de se obter uma melhor compreensão da variabilidade do nível do mar nessa região. Segundo estudos realizados por MESQUITA (1997) a variação do nível médio do mar no litoral Sudeste possui um comportamento bem semelhante.

A Figura 3.2. se refere à Carta Náutica nº 80/1964 da DHN, compreendida entre parte do Rio de Janeiro - RJ a Ilha de Santa Catarina – SC, mostrando a localização das estações maregráficas de Cananéia e Paranaguá e a estação meteorológica de Pontal do Sul, bem como os pontos de reanálise 1, 3 e 5 relativos a pressão atmosférica e 2, 4 e 6 relativos ao vento, selecionados para o desenvolvimento dessa pesquisa.

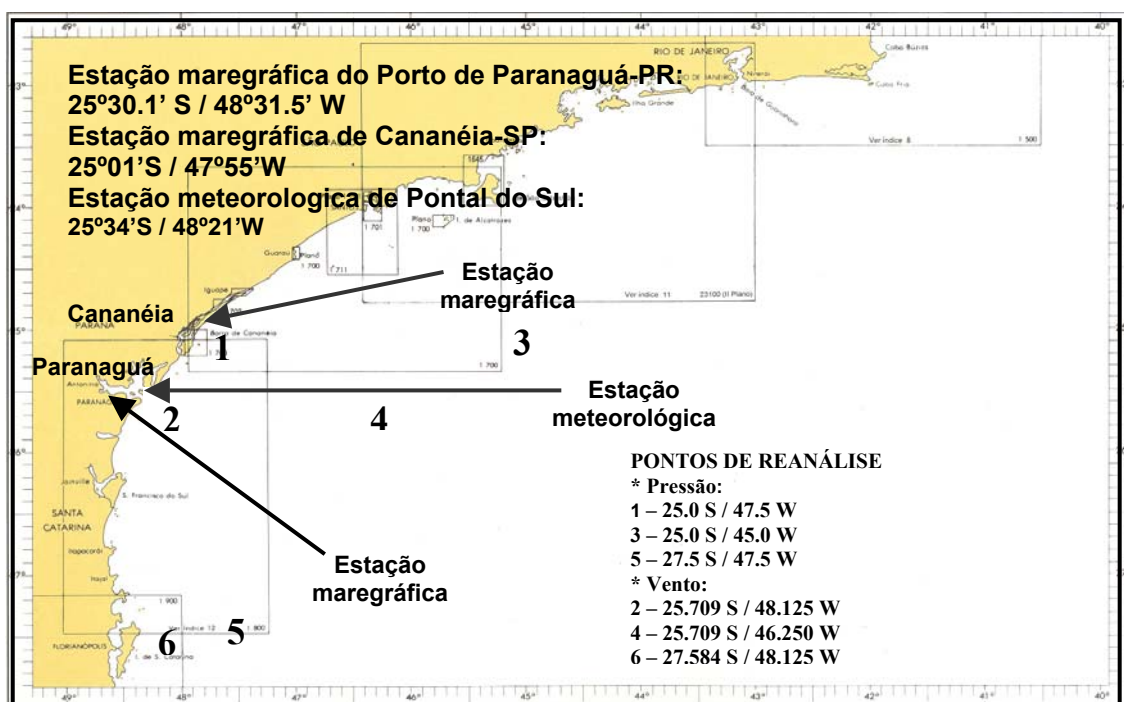


Figura 3.2: Carta Náutica nº 80/64 da DHN com as coordenadas geográficas das estações e pontos de reanálise da área de estudo.

3.2 Geomorfologia da Baía de Paranaguá

A geomorfologia da costa brasileira, em linhas gerais, é o resultado dos processos geológicos que resultaram na formação do oceano Atlântico Sul. Devido a esses processos, a orientação da linha de costa está relacionada às direções noroeste-sudeste (do litoral norte e parte do nordeste até o cabo de Calcanhar – RN) e nordeste-sudoeste (do cabo de Calcanhar ao Arroio Chuí – RGS), denominadas de direção Caraíba e Brasileira, respectivamente (CUNHA & GUERRA, 1998).

O efeito das ondas sobre o fundo marinho é significativo quanto a movimentação, transporte e depósito de sedimentos. Está relacionado com a profundidade e caracteriza o tipo de sedimento encontrado, lamoso ou arenoso. A profundidade, por sua vez, está relacionada ao limite entre a plataforma continental interna, mais rasa, e a intermediária, sendo definida pelo clima de ondas, cuja energia, intensidade e recorrência de tempestades definem os processos de erosão e acúmulo entre o continente e o oceano.

A configuração litorânea é o resultado da interação entre os processos tectônicos, geomorfológicos, climáticos e oceânicos, (MUEHE, 1998). Para melhor compreender

os processos atuantes no litoral brasileiro, foi elaborado uma compartimentação desse litoral, segundo as características morfológicas mais ou menos homogêneas. Uma das divisões mais aceita foi elaborada por Silveira (1964), que foi, então, subdividida em macrocompartimentos com características da zona costeira em macroescala (MUEHE, 1998).

A área relativa ao objeto do presente estudo está situada na região denominada litoral Sudeste ou das Escarpas Cristalinas, que segundo Guerra (1998), Villwork em 1994 definiu como se estendendo do Cabo Frio (RJ) ao cabo de Santa Marta (SC).

Dentro da macrocompartimentação, a baía de Paranaguá está inserida no litoral das Planícies Costeiras e Estuários, que se estende de São Vicente (SP) a Ponta do Vigia (SC). Esse litoral possui largas planícies costeiras, longos arcos de praia e importantes estuários como os de Santos e Cananéia em São Paulo, Paranaguá e Guaratuba no Paraná e São Francisco do Sul em Santa Catarina. O limite da plataforma continental interna segue uma trajetória retilínea formando um arco com grande raio de curvatura.

Na baía de Paranaguá, no Paraná, existem dois sistemas fluviais que convergem para a desembocadura, dando origem à várias ilhas. O fluxo de corrente nessa área é intenso, onde predomina um fundo de áreas finas, principalmente, na entrada da Baía. No limite a oeste, o fundo passa a ser recoberto por lamas e ao longo de canais e pequenas enseadas, predomina a vegetação característica de manguezais.

3.3 Características da maré astronômica na área de estudo

Os resultados da análise harmônica realizada para o ano de 1998 mostram os principais constituintes harmônicos a partir de 1 ciclo por dia, ou seja, com período de 27 horas solar média relativo a maré diurna. No Quadro 3.1 são apresentados esses componentes, calculados para a estação Cais Oeste no Porto de Paranaguá, cujos componentes semidiurnos, M_2 e S_2 , possuem as maiores semi-amplitudes (H), seguidos dos componentes de água rasa, M_4 e M_3 , mostrando a influência da propagação da onda de maré na Baía de Paranaguá e na plataforma continental adjacente, respectivamente. Os principais componentes diurnos apresentam semi-amplitudes menores, porém significativas em comparação com as demais componentes semidiurnas caracterizando assim, a influência desses constituintes identificados nos registros maregráficos.

Quadro 3.1: Principais constituintes da maré na estação Cais Oeste (FRANCO, 1981).

Componentes harmônicos	Frequência (cph)	Período (hsm)	Altura (cm)	Densidade espectral
M ₂ (lunar principal semidiurna)	0,080505	12	48,11	3592912,0
S ₂ (solar principal semidiurna)	0,083312	12	32,52	1407429,0
M₄ (quarter diurna)	0,161011	6	16,04	438177,8
M₃ (terno diurna)	0,120789	8	14,96	366968,8
O ₁ (lunar declinacional diurna)	0,038757	27	11,01	96689,5
K ₁ (luni-solar declinacional diurna)	0,041748	24	7,11	58677,4

Obs.: A densidade espectral foi calculada com o programa “*Statistica 5.0 for Windows*”.

Os principais componentes harmônicos calculados para Cananéia através do método harmônico de (FRANCO & ROCK, 1971) para o ano de 1998 são mostrados no Quadro 3.2, verificando-se a semelhança de ambos com relação, principalmente, a influência dos constituintes de água rasa.

Quadro 3.2: Principais constituintes da maré em Cananéia (SP) (FRANCO, 1981).

Componentes harmônicos	Frequência (cph)	Período (dias)	Altura (cm)	Densidade espectral
M ₂ (lunar principal semidiurna)	0.080505	12	36.6	1025764,0
S ₂ (solar principal semidiurna)	0.083312	12	23.7	448101,7
O ₁ (lunar declinacional diurna)	0.038757	27	11.01	54051,7
M₃ (terno diurna)	0.120789	8	8.1	20969,3
K ₁ (luni-solar declinacional diurna)	0.041748	24	7.0	19242,6
M₄ (quarter diurna)	0.161011	6	6.5	11130,5

Obs.: A densidade espectral foi calculada com o programa “*Statistica 5.0 for Windows*”.

As Figuras 3.3a e 3.3b mostram os picos de densidade espectral da maré observada em Paranaguá com valores de frequência, em ciclos por hora, acima do valor relativo à frequência inercial. Os picos referentes aos constituintes de água rasa mostram a influência da baía de Paranaguá na resposta do nível do mar costeiro a essas forçantes.

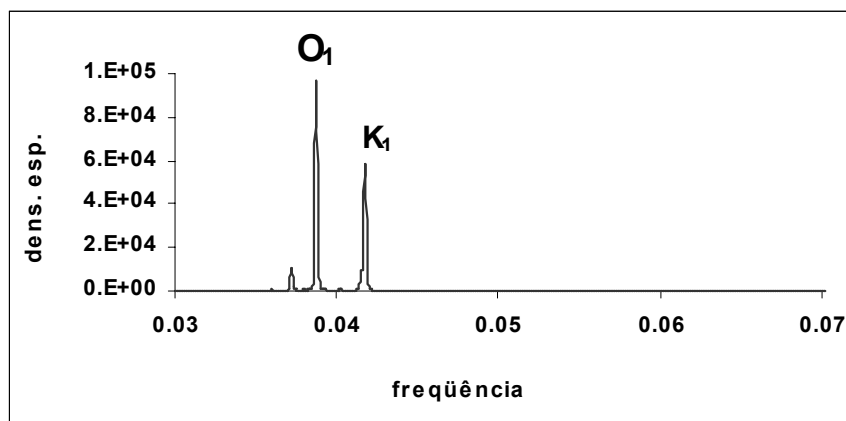


Figura 3.3a: Picos das influências diurnas (O_1 e K_1) em Paranaguá.

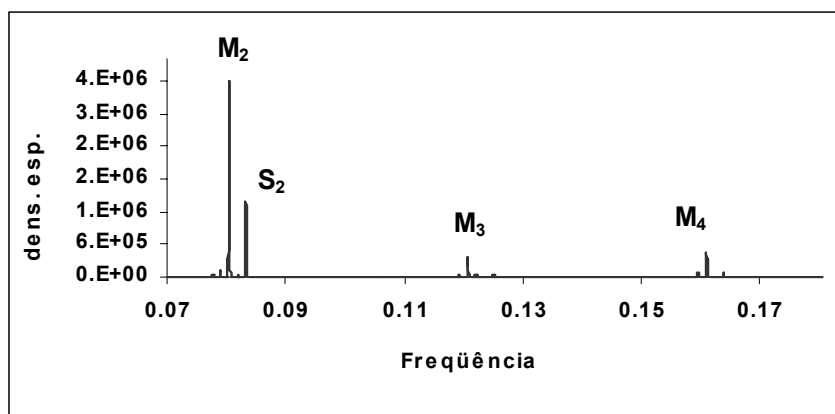


Figura 3.3b: Picos das componentes semidiurnas e de água rasa (M_3 e M_4) em Paranaguá.

As Figuras 3.4a, 3.4b e 3.4c mostram os picos de densidade espectral da maré observada em Cananéia, onde os constituintes de água rasa mostram, também, a influência da fisiografia local.

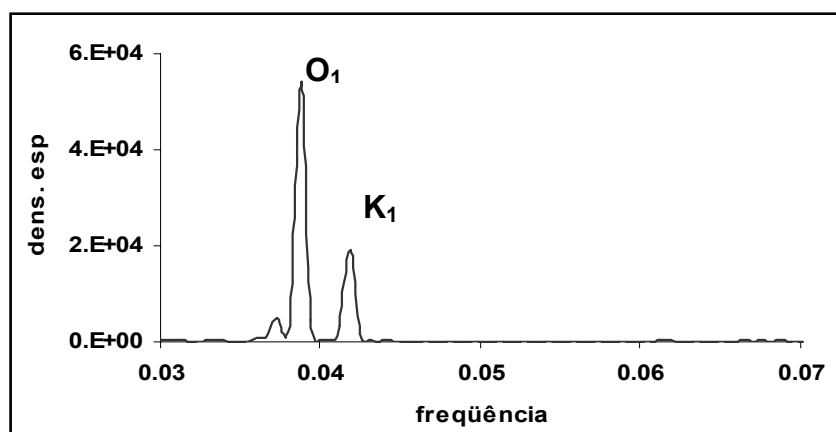


Figura 3.4a: Picos das influências diurnas (O_1 e K_1) em Cananéia.

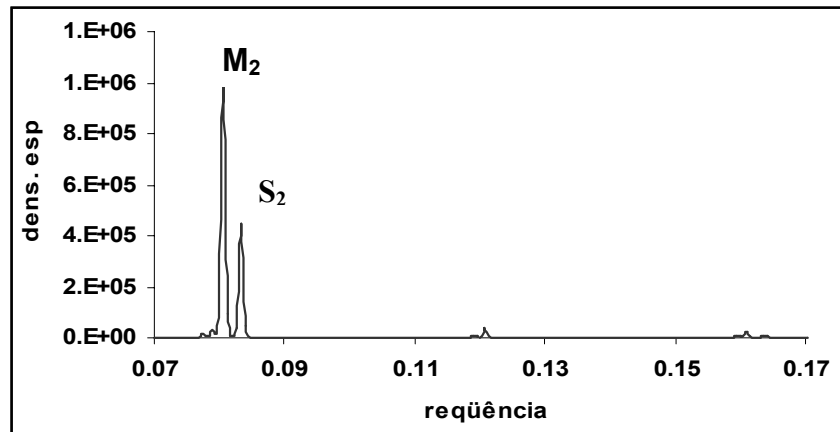


Figura 3.4b: Picos das componentes semidiurnas (M_2 e S_2) em Cananéia

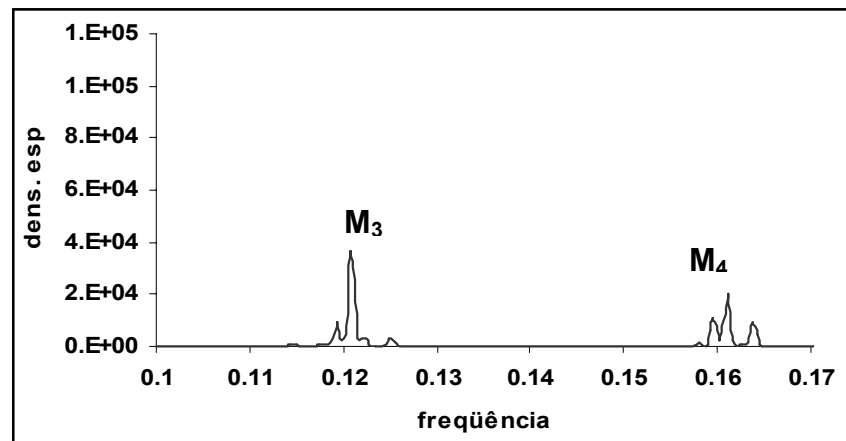


Figura 3.4c: Picos das componentes de água rasa (M_3 e M_4) em Cananéia.

3.4 - Climatologia da região de estudo

Alguns fenômenos atmosféricos que atuam sobre a região sul do Brasil são essenciais na determinação da climatologia relacionada ao regime pluviométrico e térmico que têm uma importância relevante no estudo da variação do nível médio do mar. Entre os mais importantes, pode-se citar a passagem de sistemas frontais sobre a região, que são responsáveis por grande parte das alterações verificadas nos registros do nível do mar.

A circulação atmosférica normal, nessa região, é caracterizada pela presença de um sistema de alta pressão, semi-estacionário com ventos predominantes de direção NE, bem como, o efeito local das brisas marinha e terrestre. Essa circulação é perturbada, periodicamente, pela passagem de sistemas frontais devido aos anticiclones migratórios que se deslocam sobre a região no sentido de sudoeste para nordeste

Durante a ocorrência do fenômeno El Niño - Oscilação Sul (ENOS), uma ruptura do sistema oceano-atmosfera, está associado a alterações nos padrões normais da Temperatura da Água do Mar (TSM) e dos ventos alísios na região do Pacífico Equatorial, entre a Costa Peruana e a Austrália.

O Índice de Oscilação Sul (IOS) pode ser medido através da diferença média da pressão ao nível do mar entre os setores centro-leste e oeste do Pacífico Tropical. As fases positiva e negativa das oscilações são denominadas El Niño e La Niña, respectivamente. São cíclicos, porém irregulares e normalmente, se desenvolvem em meados de um ano até meados do ano seguinte.

A relação entre anomalias positivas de precipitação e a ocorrência do fenômeno El Niño foi confirmada através de vários estudos observacionais. Esse evento provoca grandes alterações climáticas na Região Sul, Nordeste e Norte do Brasil, causando chuvas abundantes, secas severas e diminuição da precipitação com eventuais secas, respectivamente. Isso ocorre devido ao deslocamento das Células de Walker e Hadley na direção leste, provocando um afastamento do Anticiclone Subtropical do Atlântico Sul e, conseqüentemente, uma maior penetração dos sistemas frontais na costa brasileira, tendo importantes conseqüências para a variação do nível do mar na região em questão.

Rao & Hada (1994) apud CPTEC (2004) encontraram significativas correlações entre as anomalias de precipitação e o Índice de Oscilação Sul (IOS) durante a primavera.

No episódio ENOS 97/98 verificou-se forte intensidade do fenômeno, chegando a ser chamado de evento climático do século.

Para o período estudado observou-se, também, a ocorrência do fenômeno La Niña, em meados de 1999. Seus efeitos são contrários aos do El Niño, provocando, normalmente, na Região Sul secas severas e nas Regiões Norte e Nordeste um aumento na precipitação.

Baseado nas informações dos boletins do Climanálise/CPTEC, para o período de 1997 a 1999, verificou-se que a frequência das frentes frias que atingiram as latitudes

entre 35° a 25° S para o ano de 1997 foi acima da média (6 frentes frias por mês) para a primavera e início do verão com a penetração de 8 sistemas frontais por mês. Para o ano de 1998, os meses de maio, agosto, outubro e dezembro ficaram acima da média com 7, 9, 8 e 7 sistemas, respectivamente. Essa característica está associada ao período de ocorrência do fenômeno El Niño, que teve início em meados de 1997 indo até meados de 1998.

No ano de 1999, foi verificada a ocorrência de eventos acima da média em junho, agosto e setembro com 8, 7 e 9 sistemas frontais. Após esse período começou o evento La Niña.

A ocorrência de ciclogêneses¹ e frontogêneses² sobre o sul do Brasil também é um fator preponderante na determinação da climatologia local com influências bastante significativas sobre a área oceânica. Estudos estatísticos (GAN & RAO, 1991 apud CPTEC, 2004) mostram que a maior frequência de ciclogêneses ocorre sobre o Uruguai durante o inverno do Hemisfério Sul, ocorrendo em média, por ano, cerca de 60 ciclogêneses na Região Sul. A análise dos boletins do Climanálise mostra a ocorrência de uma a duas frontogêneses e ciclogêneses por mês nessa região para o período em estudo, sendo que, a maior incidência do fenômeno é observada nos períodos de inverno e primavera com duas a três ocorrências.

Desse modo, verifica-se que a atmosfera influencia os oceanos, principalmente, pela tensão do vento exercida na superfície de contato deste. O oceano, por sua vez, influencia a atmosfera, devido aos fluxos de calor latente e sensível e às anomalias da temperatura da superfície do mar (PEIXOTO & OORT, 1992).

A tabela 3.1 apresenta os valores climatológicos médios da pressão atmosférica e distribuição percentual da direção do vento referentes à estação da Ilha do Mel, localizada na baía de Paranaguá, para o período de 1993 a 1997.

¹ Processo de formação ou intensificação de ciclones de latitudes médias (ciclones extratropicais).

² Processo de formação, intensificação ou regeneração de sistemas frontais.

Tabela 3.1 – Dados médios mensais de pressão atmosférica e frequência da direção do vento de abril de 1993 a julho de 1997 da estação meteorológica da Ilha do Mel Paranaguá – PR. Latitude: 25°29' S, Longitude: 048°19' W, Altitude: 4 metros.

mês	Pressão	Cal	Vento							
	(hPa)		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
jan	1011,1	3	8	8	16	20	10	15	3	12
fev	1012,2	8	8	5	13	20	15	11	3	14
mar	1014,1	14	2	4	13	22	11	16	15	10
abr	1016,3	7	8	8	14	17	14	10	7	11
mai	1018,2	6	7	8	10	16	12	13	9	13
jun	1019,5	9	8	6	10	11	16	12	10	13
jul	1020,2	14	6	5	10	15	13	13	7	11
ago	1020,0	13	6	5	13	18	16	7	3	15
set	1018,7	3	6	2	20	16	25	13	4	7
out	1015,8	3	3	6	25	20	19	7	4	9
nov	1013,1	4	6	8	30	21	11	4	2	9
dez	1012,0	2	5	10	25	22	9	7	3	13

Fonte: Sumário climatológico global da Divisão de Informações Ambientais - Seção de Informações Meteorológicas do Centro de Hidrografia da Marinha da Diretoria de Hidrografia e Navegação – CHM/DHN.

Os dados meteorológicos da estação de Pontal do Sul – PR, utilizados no presente estudo referentes ao período de janeiro de 1997 a setembro de 1998, foram comparados com as informações fornecidas pelo CHM/DHN. Os resultados apresentados na Tabela 3.2, mostram as relações sazonais da pressão atmosférica, bem como a distribuição da direção do vento conforme o padrão para a região em questão.

Tabela 3.2: Valores mensais de pressão atmosférica e direções predominantes do vento da Ilha do Mel e Pontal do Sul.

ILHA DO MEL - PR			PONTAL DO SUL - PR	
Mês	Pressão (hPa)	Dir. Pred.	Pressão (hPa)	Dir. Pred.
Jan	1011,1	SE	1012	SE
Fev	1012,2	SE	1013	SE
Mar	1014,1	SE/SW	1014	SE
Abr	1016,3	SE	1015	SE
Mai	1018,2	SE/SW	1019	S
Jun	1019,5	S/SW	1022	SW
Jul	1020,2	SE/SW	1021	SSE
Ago	1020,0	SE/S	1020	SSE
Set	1018,7	SE	1017	SE
Out	1015,8	E	1015	SE
Nov	1013,1	E	1014	SE
Dez	1012,0	E	1012	SE

Obs.: Os valores de janeiro a setembro são as médias dos dois anos e de outubro a dezembro são os valores do ano de 1997.

Os dados climatológicos, para o período de 93 a 97, da Ilha do Mel – PR referentes à intensidade do vento mostram valores máximos em torno de 16 a 25 nós para os quadrantes leste (SE/E) e norte (NW/N), em todos os meses do ano. Nos meses de janeiro e novembro foram registrados valores máximos de 26 a 30 nós, ambos na direção norte (N). Os dados de vento referentes à estação de Pontal do Sul – PR, para o referido período foram comparados aos dados da Ilha do Mel e apresentaram valores semelhantes durante o ano. Os valores extremos ficaram em torno de 35 nós, na direção SE, para os meses de novembro e dezembro.

Capítulo 4

Dados e Metodologias

4.1 Dados

No presente estudo foram utilizados os seguintes conjuntos de dados:

- Dados maregráficos horários do porto de Paranaguá – Cais Oeste, obtidos do Centro de Hidrografia da Marinha (CHM) da Diretoria de Hidrografia e Navegação (DHN) da Marinha do Brasil, Anexo 1.
- Média horária da pressão atmosférica e vento da cidade de Pontal do Sul - PR, cedidos pelo Laboratório do Grupo de Física Marinha do Centro de Estudos do Mar (CEM) da Universidade Federal do Paraná – UFPR.
- Série maregráfica da cidade de Cananéia – SP, disponibilizada via web pelo Instituto Oceanográfico, da Universidade de São Paulo – IOUSP.
- Dados de pressão atmosférica, componentes zonal e meridional do vento em pontos de grade de $2,5^\circ \times 2,5^\circ$ e $1,817^\circ \times 1,817^\circ$ de latitude por longitude, respectivamente, nos horários de 00:00, 06:00, 12:00 e 18:00 UTC, pertencentes ao conjunto de dados de reanálise do National Centers for Environmental Prediction – National Center for Atmospheric Research - NCEP/NCAR.
- Informações meteorológicas relativas às análises e previsões para a área em questão, obtidas através dos meteoromarinhas (boletins diários de previsão do tempo elaborados pela DHN).
- Previsões da maré astronômica para o período analisado cedidas pela Seção de Maré da DHN.

O período escolhido está compreendido entre 00:00h do dia 01 de janeiro de 1997 as 23:00h do dia 31 de dezembro de 1999 (hora local). Esse período foi escolhido pela existência de dados maregráficos extensos e de qualidade, bem como, dados meteorológicos da estação de Pontal do Sul, próximos ao porto de Paranaguá.

4.1.1 Base de dados meteorológicos de reanálise

Foram utilizados os dados meteorológicos de reanálise referentes a pressão atmosférica, componente zonal (U) e meridional (V) do vento para o período de janeiro de 1997 a dezembro de 1998, no sentido de se avaliar as influências remotas dos sistemas atmosféricos que influenciam na variabilidade do mar, próximo à costa na região de estudo. Os pontos de latitude e longitude são descritos na Figura 4.1:

Na tentativa de avaliar, também, a utilização desses dados na falta de dados meteorológicos observados de estações próximas às estações maregráficas, utilizou-se os dados de reanálise dos pontos 1 e 2 (Figura 4.1) na predição da maré meteorológica com a modelagem neural artificial.

As características das reanálises do NCEP/NCAR são descritas, em detalhes, por KALNAY et al (1996).

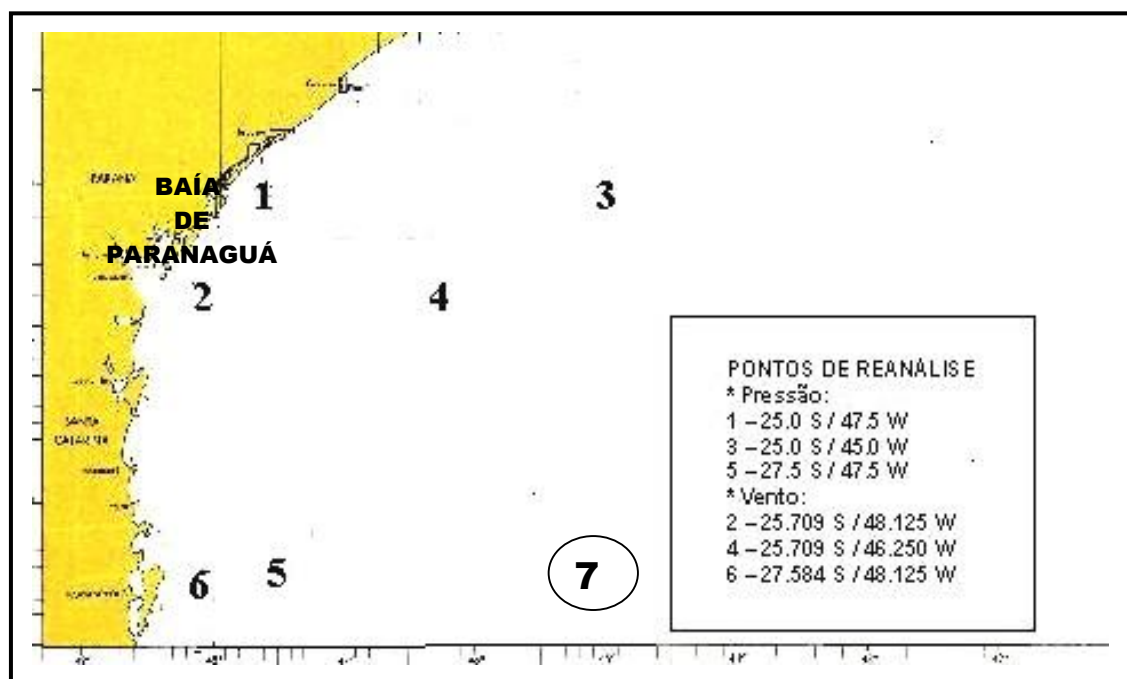


Figura 4.1: Coordenadas geográficas dos pontos de reanálise dos dados de pressão e vento.

4.2 Metodologias

4.2.1 Pré-processamento dos dados

As séries maregráficas foram analisadas, estatisticamente, quanto a médias, valores extremos, variâncias e desvios-padrão, avaliando-se a existência de valores espúrios que viessem a comprometer a qualidade das informações.

Para as séries meteorológicas observadas na estação de Pontal do Sul realizou-se uma análise visual criteriosa dos dados, após terem sido encontrados vários erros de digitalização. Os valores espúrios foram substituídos pelos valores médios entre dois horários, ou, então corrigidos com o valor repetido na série horária. Para o período de 01 de outubro a 31 de dezembro de 1998, bem como os dados relativos ao ano de 1999, não foi possível realizar as devidas correções, pois os dados, principalmente, os de pressão atmosférica, se encontram com várias falhas. Esse período foi, então, excluído da série. Desse modo, utilizou-se o período de janeiro de 1997 a setembro de 1998 para a previsão da maré meteorológica com Redes Neurais Artificiais e para o estudo do comportamento do nível do mar em Paranaguá foram utilizadas as séries maregráficas para o período completo.

Para verificar se os dados do período utilizado são representativos das condições meteorológicas do local em questão, foram feitos cálculos dos valores médios mensais para serem comparados aos valores cedidos pelo Banco Nacional de Dados Oceanográficos do CHM (Tabela 3.1). A distribuição percentual da direção do vento e os valores de pressão atmosférica mostraram-se satisfatórios com relação aos valores relativos à sazonalidade.

Para o uso dos dados de reanálise, primeiramente, efetuou-se os cálculos das componentes U e V do vento geostrófico¹, utilizando-se as informações de pressão atmosférica na área oceânica nas seguintes coordenadas geográficas: -25/-47,5, -25/-45, -27,5 /-47,5 e -27,5/-45 de latitude e longitude (ponto 7). Com esses valores do vento geostrófico realizou-se a interpolação no ponto referente aos dados de U e V de reanálise (ponto 4) com as seguintes coordenadas geográficas -25,709°/-46,250 de latitude e longitude, Figura 4.1. Desse modo, verificou-se a correlação existente entre as

¹ Vento geostrófico é o balanço entre a força de gradiente de pressão e a força de Coriolis.

informações de reanálise e os dados obtidos através dos cálculos do vento geostrófico, o qual é bem representativo em regiões oceânicas

4.2.1.1 Filtragem numérica das séries

Como o interesse do presente estudo está relacionado às oscilações do nível do mar influenciadas pelas condições atmosféricas em baixas frequências, é necessária a utilização de um filtro passa baixa, na intenção de se eliminar das séries as oscilações causadas por fenômenos de escalas temporais diversas, caracterizando as interações oceano-atmosfera relacionados com a passagem de sistemas frontais.

Para eliminar os efeitos da maré astronômica nos registros maregráficos, utilizou-se o filtro passa baixa de Thompson, que permite impor função resposta nula para as frequências selecionadas pelo usuário, bem como, duas frequências de corte Ω_1 e Ω_2 para uma quantidade de pesos (N) constante. Uma descrição detalhada do filtro de Thompson pode ser encontrada em THOMPSON (1983), SILVA (1992) e KALIL (1999).

Para sua utilização é necessário conhecer as principais componentes astronômicas locais diurnas, semidiurnas, e com frequências mais elevadas, bem como a componente inercial ou de Coriolis (WALTERS & HESTON, 1982; THOMPSON, 1983; PAIVA, 1993 e CASTRO & LEE, 1995 apud KALIL, 1999, p.10). Utilizou-se o programa de Previsão e Análise Harmônica de Maré – ANHAMA, no módulo do sistema PACMARÉ, desenvolvido por (FRANCO, 1992), disponível no Programa de Engenharia Oceânica da COPPE/UFRJ, para calcular esses constituintes. O programa utiliza o percentual de 95% para rejeição de componentes, descrevendo cada um deles em relação à frequência, período, amplitude e fase.

A análise harmônica para o Porto de Paranaguá – Cais Oeste-PR foi realizada para o ano de 1998, utilizando-se um conjunto de dados horários da variação do nível do mar, totalizando 8760 observações.

Foram utilizadas as frequências de corte $\Omega_1 = 6,4^\circ/\text{h}$ e $\Omega_2 = 11,2^\circ/\text{h}$ com períodos de 56,25h e 32,14h, respectivamente, 16 frequências com imposição de resposta nula, sendo 10 componentes principais locais, 5 frequências de aderência, componente inercial local e o número de pesos $N = 120$, consideradas ótimas por (KALIL, 1999).

A tabela 4.1 mostra as 16 componentes harmônicas selecionadas para o cálculo do filtro passa baixa de Thompson, ou seja, as dez frequências principais, ou seja, cinco de aderência e a frequência inercial ou de Coriolis ($f = 2 \Omega \sin \varphi$).

Tabela 4.1: Componentes harmônicos principais

Componentes Harmônicos	Frequência (°/hora)	Período (h s m)	Altura (cm)	Fase (°)
Comp. Diurnas				
O ₁	13,9430356	27	11,01	83,19
K ₁	15,0410686	24	7,11	143,75
Comp. Semidiurnas				
M ₂	28,9841042	12	48,11	97,32
S ₂	30,0000000	12	32,52	104,61
K ₂	30,0821373	12	10,25	93,22
N ₂	28,4397295	13	7,68	163,36
MU ₂	27,9682084	13	4,04	150,75
L ₂	29,5284789	12	4,58	69,98
Comp. Águas Rasas				
M ₃	43,4761563	8	14,96	254,37
MO ₃	42,9271398	8	5,11	18,13
MK ₃	44,0251728	8	5,67	140,42
SO ₃	43,9430356	8	5,80	184,87
M ₄	57,9682084	6	16,03	276,90
MN ₄	57,4238337	6	6,91	222,09
MS ₄	58,9841042	6	6,87	9,22
Frequência inercial	12,8254690	28		

h s m = hora solar média.

Os dados da tabela 4.1 mostram que, as espécies M₃ e M₄, relativas a águas rasas², possuem amplitudes superiores aos constituintes diurnos, mostrando dessa forma a influência dos mesmos na maré em Paranaguá.

² Constituintes harmônicos resultantes de distorções da onda de maré, quando propagadas em águas rasas.

A filtragem das séries maregráficas, realizada através da convolução da série horária observada com os pesos calculados do filtro ótimo de Thompson, Anexo2, permitiu a retirada das componentes de alta frequência da maré diurna, semidiurna e com frequências mais altas.

Após a filtragem dos dados maregráficos da estação de Paranaguá foi feita uma análise comparativa com a série, também, filtrada da cidade de Cananéia - SP, disponibilizado no site do Instituto Oceanográfico da Universidade de São Paulo, para o mesmo período de 01 de janeiro de 1997 a 31 de dezembro de 1999. Essa comparação foi feita, uma vez que a variabilidade do nível médio do mar, no litoral sudeste é bem semelhante (MESQUITA, 1997).

Para a série maregráfica da cidade de Cananéia – SP foram calculados os pesos do filtro passa baixa de Thompson, de acordo com as análises dos registros horários do nível do mar do ano de 1998, seguindo os procedimentos do método harmônico para a determinação das constantes harmônicas com o PACMARÉ (FRANCO & ROCK, 1971 apud MESQUITA, 1997).

Os principais constituintes harmônicos da maré com as devidas constantes harmônicas foram utilizados no cálculo dos pesos, Anexo 2, juntamente com o valor da frequência inercial local.

Após esse procedimento calculou-se o nível médio do mar para a cidade de Cananéia – SP para uma posterior comparação entre as duas cidades.

Os dados meteorológicos, de pressão atmosférica e componentes zonal (U) e meridional (V) do vento referentes à estação de Pontal do Sul, foram filtrados de acordo com os procedimentos realizados para as séries maregráficas.

Os dados de reanálise, também, foram filtrados com o filtro passa baixa de Thompson, utilizando-se o mesmo procedimento descrito acima, com o número de pesos, $N = 20$ referentes aos dados com intervalos de 6 horas (UAISSONE, 2004).

4.2.1.2 Análise das séries filtradas

Nas observações do nível do mar estão registradas as influências de vários processos oceânicos, astronômicos, meteorológicos, terrestres, e geológicos, os quais estão relacionados às várias escalas espaciais e temporais. No presente estudo, procurou-se verificar as influências meteorológicas no nível do mar numa escala de

fenômenos atmosféricos com períodos de, aproximadamente, 3 a 7 dias, relacionados os sistemas atmosféricos remotos e no local em questão.

Para avaliar essas influências, optou-se em obter a maré meteorológica pelo método da filtragem numérica dos dados maregráficos e não subtraindo-se da série observada a série prevista da maré astronômica. Desse modo, todas as séries, tanto do nível do mar quanto as meteorológicas, tiveram o mesmo tratamento.

Os efeitos observados no nível médio do mar na estação de Paranaguá foram analisados juntamente com os parâmetros meteorológicos no sentido de obter um maior conhecimento da variabilidade do mar na região e determinar com melhor precisão as variáveis de entrada no modelo de previsão com redes neurais artificiais.

Foram estudados os efeitos relacionados com as variações meteorológicas no nível médio diário e sazonal com a série horária do período de 06 de janeiro de 1997 a 26 de dezembro de 1999. Outro aspecto observado foi a variação do nível médio do mar mensal utilizando-se o filtro de Thompson com frequências de corte entre 0,5°/h e 6,4°/h equivalentes a períodos de 30 dias e, aproximadamente, 57 horas, respectivamente, para o mesmo período.

Para o período de janeiro a dezembro de 98 foi realizado o cálculo da densidade de probabilidade de ocorrência de altura da maré meteorológica ou nível médio do mar, bem como a curva de permanência. Para realizar esses cálculos foi utilizado o programa Probtide desenvolvido em linguagem Fortran cedido pelo Programa de Engenharia Oceânica da COPPE/UFRJ.

Para identificar os fatores relacionados com o tempo, que influenciam os valores observados nas séries, aplicou-se a análise clássica de séries temporais (MORETIN, 1987) para utilizá-las, posteriormente, como entrada e saída da RNA (CALÔBA, 2002).

Embora as séries utilizadas não sejam de longo período, após terem sido feitos os cálculos de tendência da série horária do nível do mar observado no período de três anos, verificou-se uma inclinação negativa no gráfico da tendência. Portanto, optou-se em retirar dessa série essa componente, bem como a sazonalidade. Para a série horária de pressão atmosférica do período de janeiro de 97 a setembro de 98 foi feito o mesmo procedimento. O gráfico de tendência mostrou uma inclinação positiva, e, também, foi retirada da série, juntamente com a sazonalidade. Para as componentes zonal (U) e meridional (V) do vento, utilizou-se, somente as séries filtradas, relacionadas aos eventos de baixa frequência. Os gráficos dessas séries não apresentaram inclinações significativas ao longo do período analisado, que justificassem a retirada dessas

componentes. As séries de reanálise, também, foram analisadas e retiradas as mesmas componentes temporais.

Tendo em vista que os dados de reanálise possuem intervalos de 6 horas entre as observações, optou-se em utilizar os dados da estação meteorológica de Pontal do Sul com o mesmo intervalo, para compará-los com os resultados obtidos nos pontos remotos. Portanto, utilizou-se o período de 03:00h do dia 06 de janeiro de 1997 às 21:00 horas do dia 30 de setembro de 1998 (hora local) para todas as séries.

4.2.1.3 Análise das séries no domínio do tempo

As relações existentes entre os processos atmosféricos e a variabilidade do nível do mar, no ponto em questão, foram estudadas a partir de cálculos estatísticos no domínio do tempo. Foram calculadas as correlações cruzadas entre a maré meteorológica, pressão atmosférica, e componentes zonal e meridional do vento.

Tendo em vista a forte relação entre a tensão do vento e as variações ocorridas nas alturas do nível do mar costeiro, apresentada no item 2.2.2, procurou-se analisar as correlações existentes entre ambas no sentido de avaliar a importância dessa força com relação as flutuações na área de estudo. Foram calculadas as tensões zonal e meridional do vento com as seguintes fórmulas:

$$T_x = \rho C_d |W| U$$

$$T_y = \rho C_d |W| V$$

onde:

$$\rho = 1,22 \text{ kg} / \text{m}^3 \text{ (densidade do ar);}$$

W = intensidade do vento.

$C_d = 1,1 + 0,053W$ (coeficiente de arrasto para a costa Sul- sudeste do Brasil, STECH & LORENZETTI, 1992 apud TRUCCOLO, 1998). A unidade utilizada para a tensão do vento é o N/m^2 , onde 1 hPa é igual a 10^2 N/m^2 .

Com relação ao comportamento da maré meteorológica ao longo do tempo, foi calculada a autocorrelação da série no sentido de avaliar a importância dos atrasos utilizados como variáveis de entrada no modelo de RNAs. Outro aspecto verificado foi a linearidade da série mostrada em intervalos horários. Tendo em vista que a sua

variação ocorre em períodos mais longos, utilizou-se intervalos de 6 horas, entre as observações, os quais mostram a não linearidade do fenômeno.

Foram utilizadas as funções “tendência” e “coeficiente de correlação” do “Excel 2000” e para o cálculo da autocorrelação foi utilizado o programa “Statistica 5.0 for Windows”.

4.2.1.4 Análise das séries no domínio da frequência

As análises espectrais das séries de dados meteorológicos e do nível do mar (maré meteorológica) foram obtidas aplicando-se a Transformada Rápida de Fourier do programa “Statistica 5.0 for Windows”.

Foram realizadas análises espectrais cruzadas, as quais mostram as frequências características dos eventos meteorológicos, tanto locais quanto remotos que influenciam na variabilidade da maré meteorológica no ponto em questão. Analisou-se a coerência entre os picos das duas séries decompostas, verificando-se a correlação linear existente entre os componentes do processo bivariado.

Essas análises foram desenvolvidas no programa “Statistica 5.0 for Windows” através do *Single Spectrum Fourier Analysis* para análise espectral de uma série e para as análises simultâneas de duas séries temporais foi utilizado o *Bivariate Spectrum Analysis*.

4.2.2 Implementação do modelo de Redes Neurais Artificiais

Após os dados terem sido pré-processados conforme descrito no item 4.2.1, foram realizadas várias simulações no programa “*Statistica Neural Networks for Windows*” com diferentes arquiteturas variando-se os parâmetros internos da rede, visando, desse modo, alcançar uma performance desejável.

As informações obtidas sobre as influências das forçantes meteorológicas, na variabilidade do nível do mar para o local em questão, foram apresentadas à rede utilizando-se as variáveis com atrasos de acordo com as maiores correlações em relação à maré meteorológica.

Devido à influência direta da tensão na variação da altura do nível do mar, optou-se em utilizar as componentes zonal e meridional da tensão do vento. Optou-se, também, em fornecer ao modelo de RNAs a intensidade do vento no horário a ser previsto, como informação adicional sobre as condições atmosféricas atuantes.

Primeiramente, foram utilizados os dados da estação de superfície próximos à estação maregráfica no sentido de avaliar as influências atmosféricas locais. Posteriormente, foram utilizados os dados de reanálise para se avaliar as influências remotas.

Foram utilizados 2521 pares de entrada/saída com 50% para treinamento, 25% para verificação e 25% para teste. O conjunto de dados utilizados está descrito na item 4.2.1.2.

O conjunto de treinamento foi usado para adaptar os pesos sinápticos da rede feedforward de múltiplas camadas utilizando o algoritmo Backpropagation para estimar os erros de saída do modelo.

Como critério de 'parada utilizou-se o número de épocas com valores estimados em relação ao erro de acordo com a performance alcançada.

Foi utilizado um conjunto de teste para estimar a capacidade de generalização do modelo de predição.

Conforme as análises realizadas com os dados de reanálise, optou-se em utilizar as séries referentes aos pontos $-25/-47,5$ para pressão atmosférica e $-25,709/-48,125$ para vento (Figura 3.2), no sentido de avaliar, também, a utilização desses dados na falta de registros oriundos de estações meteorológicas de superfície próximas às estações maregráficas. O projeto da RNA desenvolvido para a utilização desses dados foi o mesmo utilizado para os dados meteorológicos da estação de Pontal do Sul.

Foram feitas predições da maré meteorológica para os horários de 6, 12, 18 e 24 horas mantendo-se as características da rede descritas anteriormente.

Capítulo 5

Resultados e Discussão

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos das análises da variabilidade do nível do mar, as influências das variáveis meteorológicas que contribuem nesse processo, bem como as simulações da maré meteorológica com dados de superfície e reanálise utilizando o modelo de Redes Neurais Artificiais.

5.1 – Análise da variabilidade do nível do mar

A figura 5.1 apresenta parte dos registros maregráficos da estação Cais Oeste localizado no porto de Paranaguá utilizados no presente estudo, onde se verifica o comportamento da maré astronômica com regime do tipo semidiurno com influências diurnas.

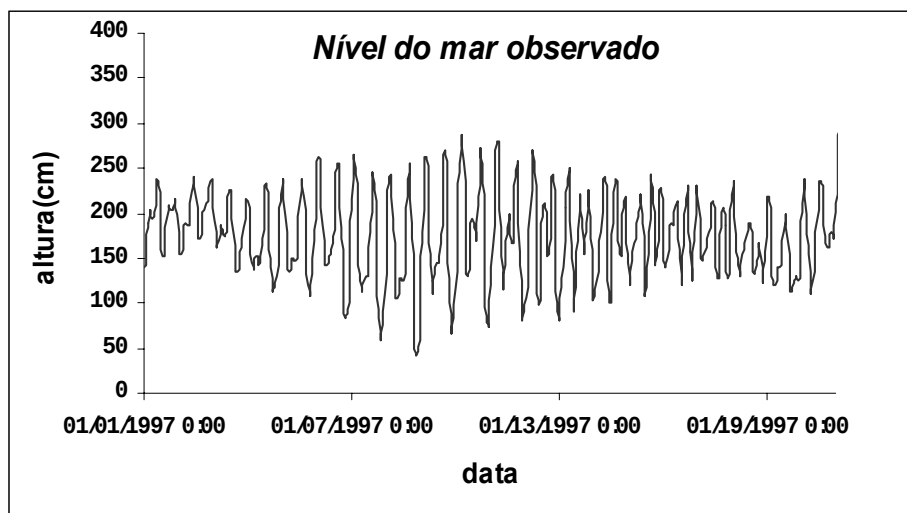


Figura 5.1: Dados horários do nível do mar observado no Porto de Paranaguá para o período de 01/01 a 19/01/97.

A Figura 5.2 mostra as variações mensais do nível do mar onde se observa o movimento periódico relacionado às respectivas fases da Lua (Sizígia e Quadratura). A curva mais espessa mostra a variabilidade do nível médio do mar ou maré meteorológica. Essas variações são relativas aos valores normalizados, mostrando as flutuações positivas e negativas de ambos.

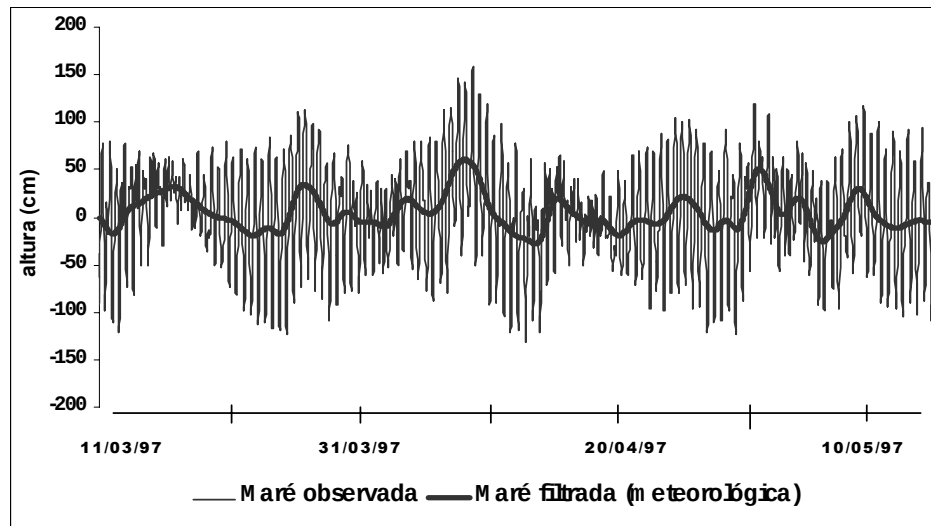


Figura 5.2: Variações mensais do nível do mar para o período de 11/03 a 10/05/97.

Os resultados das análises dos dados maregráficos filtrados de Paranaguá e Cananéia são mostrados na Figura 5.3, onde se observa o comportamento semelhante do nível médio do mar diário nas duas estações, Anexo 3.

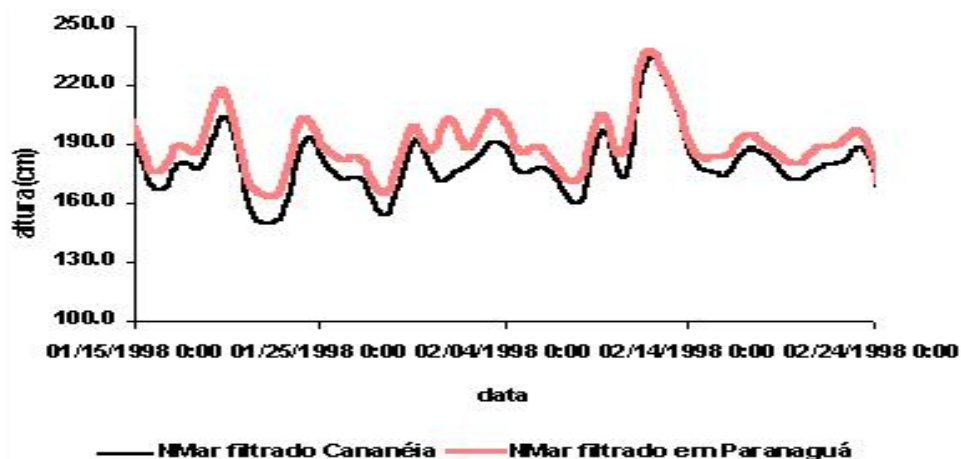


Figura 5.3: Variação do nível médio do mar diário em Paranaguá (PR) e Cananéia (SP).

Os dados maregráficos analisados, com relação à variabilidade do nível médio do mar, mostraram uma correlação média de 93.26% entre as duas estações para os anos de 97, 98 e 99. A Figura 5.4 mostra a correlação cruzada entre as duas estações para o período descrito.

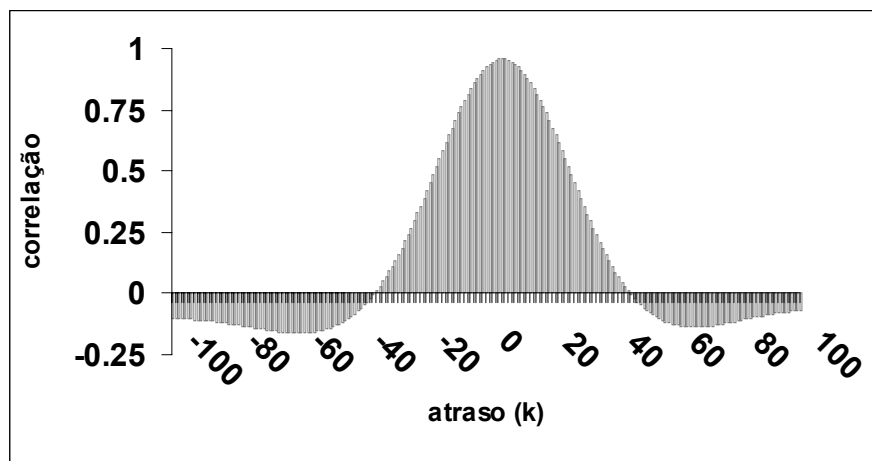


Figura 5.4 Correlação cruzada entre o nível médio do mar de Paranaguá e Cananéia.

5.1.1 – Aspectos relevantes da maré meteorológica

A Figura 5.5 mostra parte do registro maregráfico em Paranaguá e a série filtrada com o filtro passa-baixa de Thompson onde se observam as oscilações referentes à maré meteorológica ou flutuações no nível médio do mar, conforme alguns autores..

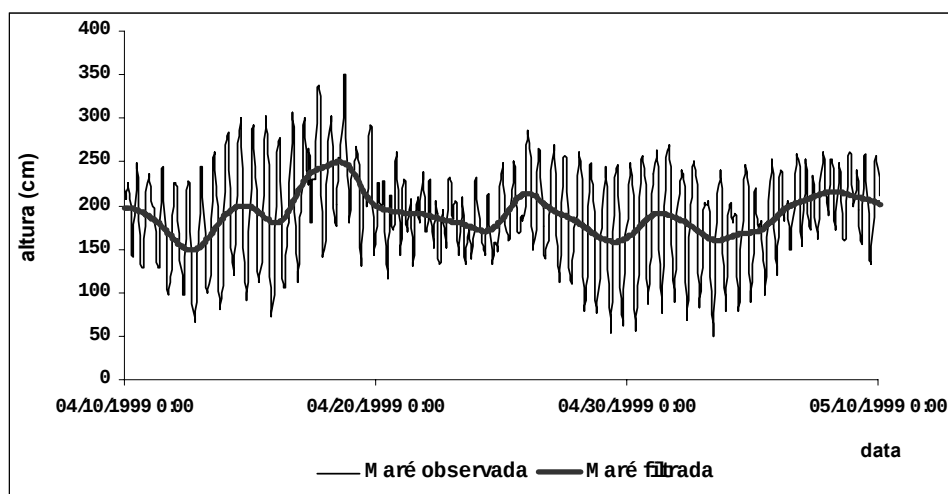


Figura 5.5: Dados horários da maré observada e as oscilações da maré filtrada.

A Tabela 5.1 apresenta os valores relativos à análise de variância do nível do mar onde se observa a influência de, somente, 12,29% relativa à maré meteorológica. Embora tenha uma contribuição pequena em relação aos fatores astronômicos, a maré meteorológica é relevante quando comparada às alturas do nível do mar observado, principalmente, na ocorrência de eventos meteorológicos significativos, (OLIVEIRA *et al.*, 2004a).

Tabela 5.1: Análise da Variância do nível do mar no período de 1997 a 1999.

Nível do Mar	Variância	Desvio padrão	Coefficiente de variação	%
Observado	2705,19	52,04	28,63%	100
Maré Astronômica	2338,37	48,36	26,89%	86,47
Maré Meteorológica	332,71	18,19	10,00%	12,29

Fonte: Oliveira *et al.*, 2004a.

Os valores máximos do nível do mar para esse período foram registrados nos meses de outono, sendo de 338 cm em 06/04/97, 349 cm em 26/03/98 e 350 cm em 18/04/99. Os valores mínimos foram registrados nos meses de primavera, ou seja, 28 cm em 04/10/97, 30 cm em 20/10/98 e 25 cm em 12/10/99.

Os valores máximos, médios e mínimos referentes à maré meteorológica ou nível médio do mar no período em questão foram de: 240,5 cm, 180,3 cm e 124,5 cm para 1997, 251,3 cm, 183,8 cm e 132,9 cm para 1998 e 258,9 cm, 181,7 cm e 121 cm para o ano de 1999.

A variação mensal do nível médio do mar para os anos de 97, 98 e 99 mostram padrões diferentes para o período analisado. Essas alterações podem estar relacionadas ao fenômeno El Niño intenso ocorrido entre 1997 e 1998, seguido da ocorrência do fenômeno La Niña moderado em 1999.

Na Figuras 5.6 verifica-se um pico em fevereiro para os anos de 98 e 99, o qual não é observado no ano de 1997. Para esse ano verifica-se um pico no mês de abril.

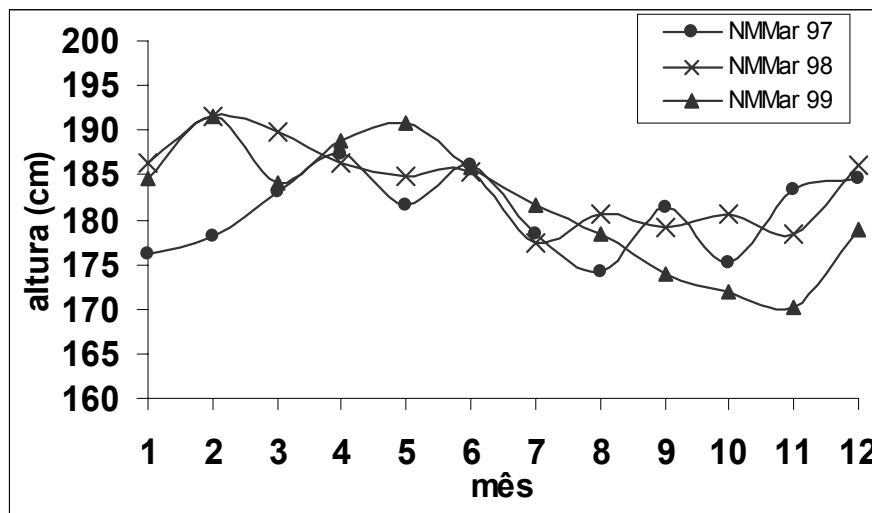


Figura 5.6: Variação do nível médio do mar em Paranaguá nos anos de 99, 98 e 99.

As oscilações relativas aos três anos de observação mostram um pico no mês de junho, o que pode estar relacionado a influência de águas quentes da Corrente do Brasil no litoral Sudeste (MESQUITA, HARARI & FRANÇA, 1995 apud MESQUITA, 1997). A partir do mês de junho, verificam-se alterações nos padrões mensais, com menores valores no mês de agosto de 97, julho de 98 e novembro de 99. A partir de novembro há uma elevação voltando a cair no mês de janeiro devido às águas frias Subtropicais que atingem essa região no verão.

Para calcular a variação sazonal do nível médio do mar foram utilizados dois métodos. No primeiro método foram feitos cálculos com base no índice trimestral relativos aos meses do ano, iniciando em janeiro. No segundo, utilizaram-se as datas dos solstícios e equinócios como medidas centrais, tais como, 20/03 para equinócio de outono, 20/06 para solstício de inverno, 22/09 para equinócio de primavera e 20/12 para solstício de verão. A Tabela 5.2 mostra as datas e os pontos referenciados para esse cálculo.

Tabela 5.2: Períodos utilizados nos cálculos da sazonalidade do nível médio do mar.

Período	Pontos da órbita	Trimestre	ano/mês
	terrestre		97
06/02 a 07/05/97	Equinócio de outono	1º	jan/fev/mar
08/05 a 06/08/97	Solstício de inverno	2º	abr/mai/jun
07/08 a 05/11/97	Equinócio de primavera	3º	jul/ago/set
06/11 a 05/02/98	Solstício de verão	4º	out/nov/dez
			98
06/02 a 06/05/98	Equinócio de outono	1º	jan/fev/mar
07/05 a 05/08/98	Solstício de inverno	2º	abr/mai/jun
06/08 a 04/11/98	Equinócio de primavera	3º	jul/ago/set
05/11 a 03/02/99	Solstício de verão	4º	out/nov/dez
			99
04/02 a 05/05/99	Equinócio de outono	1º	jan/fev/mar
06/05 a 04/08/99	Solstício de inverno	2º	abr/mai/jun
05/08 a 03/11/99	Equinócio de primavera	3º	jul/ago/set
X	X	4º	out/nov/dez

Os resultados obtidos com os dois métodos são mostrados na Figura 5.7. A variação do nível médio do mar, considerando-se as datas dos solstícios e equinócios com medidas centrais mostra valores mais elevados no inverno de 97 e 99, o que estaria relacionado, entre outros fatores, com a variação estérica¹ do nível do mar devido à ocorrência no litoral Sudeste de águas mais quentes da Corrente do Brasil. Para o ano de 98 a curva mostra pequenas oscilações tendendo ao valor médio, como mostrado na Figura 5.6. Essa característica pode estar relacionada ao evento El Niño intenso ocorrido no período de 1997-1998, com períodos mais chuvosos na Região Sul. Os valores mínimos ocorrem na primavera coincidindo com os picos calculados trimestralmente. Na curva da variação sazonal considerando-se essas datas, verifica-se, também, a queda do nível médio no verão devido às águas frias costeiras.

MESQUITA (1997) denomina essas oscilações em meses de inverno e verão como fenômeno de inversão térmica sazonal. Essa característica é muito mais evidenciada no cálculo da sazonalidade utilizando-se as datas de solstícios e equinócios.

¹ Variação do volume da água do mar devido ao aumento da temperatura da água do mar.

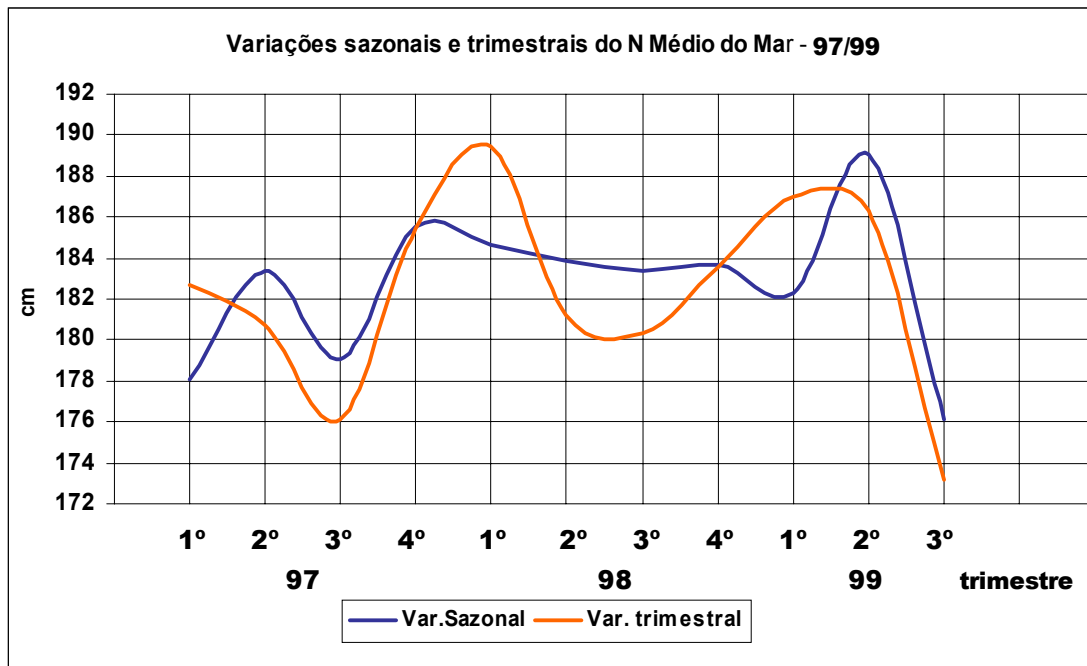


Figura 5.7: Resultados da variação sazonal e trimestral do nível médio do mar.

Os cálculos da densidade de probabilidade de ocorrência de altura do nível médio do mar e a curva de permanência são mostrados nas Figuras 5.8a e b. A Figura 5.8a mostra que as alturas, aproximadamente, entre 145 cm e 235 cm têm uma probabilidade de ocorrência de 95%. Os intervalos de classe são de 10 cm.

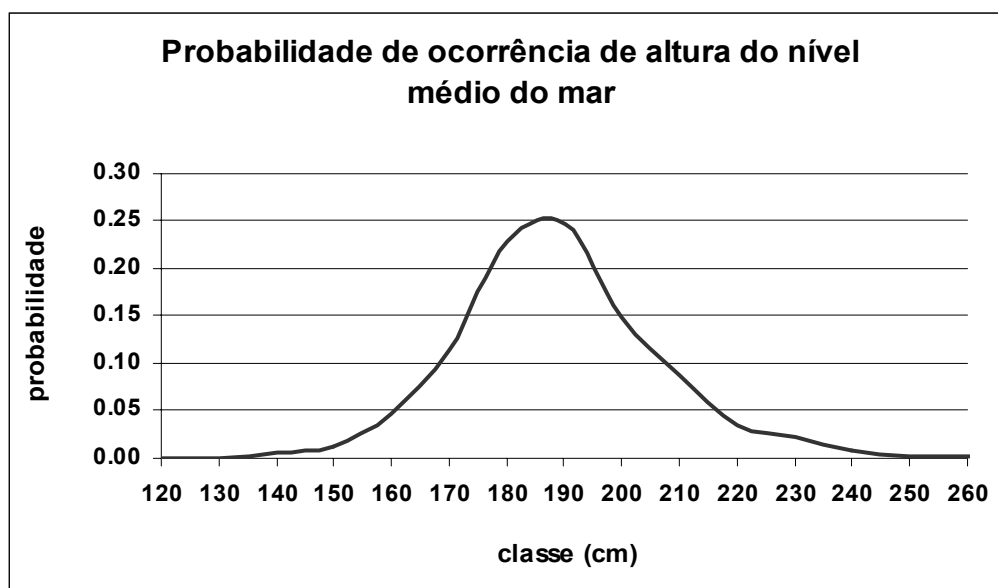


Figura 5.8a: Densidade de probabilidade de ocorrência do NMMar para o ano de 1998.

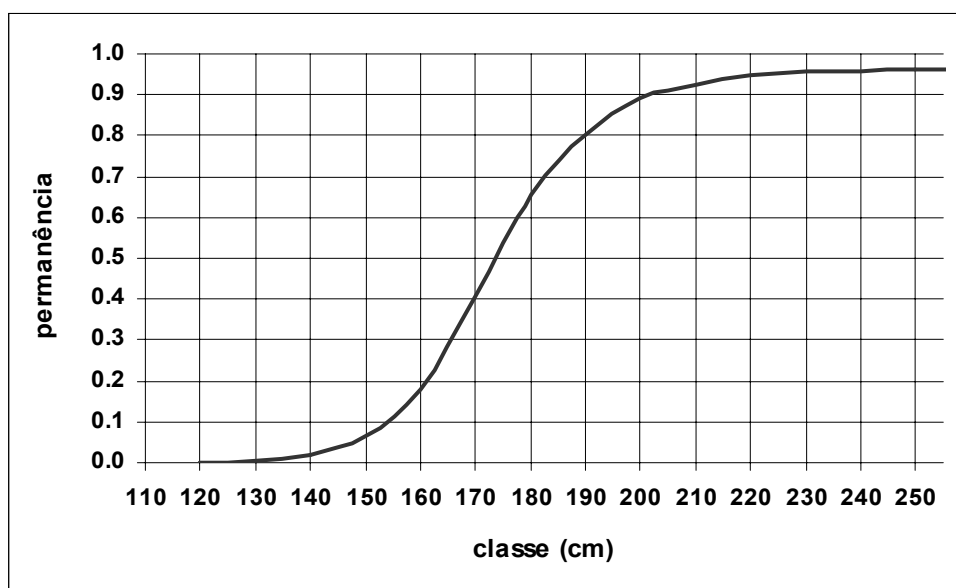


Figura 5.8b: Curva de permanência do NMM para o ano de 1998.

5.1.2 – *Análise da maré meteorológica no domínio do tempo*

O cálculo da tendência para a série filtrada do nível do mar para o período de janeiro de 1997 a dezembro de 1999 mostrou uma suave queda nesse período, o que pode estar associado ao fenômeno El Niño, devido à presença de sistemas migratórios de altas pressões relacionados ao maior número de penetrações frontais nessa região, Figura 5.9a.

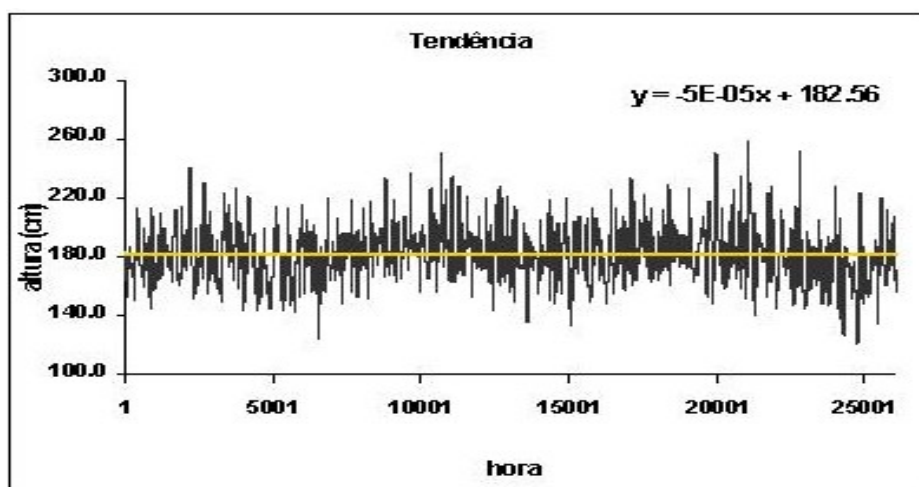


Figura 5.9a: Série da maré meteorológica para o período, com o cálculo da tendência.

Para a série sem tendência foi feito o ajuste da sazonalidade com o programa Statistica através das médias móveis para a série horária do mesmo período. Os valores obtidos foram bem pequenos não influenciando o comportamento da mesma. A Figura 5.9b mostra o padrão da série normalizada após a retirada desses dois componentes.

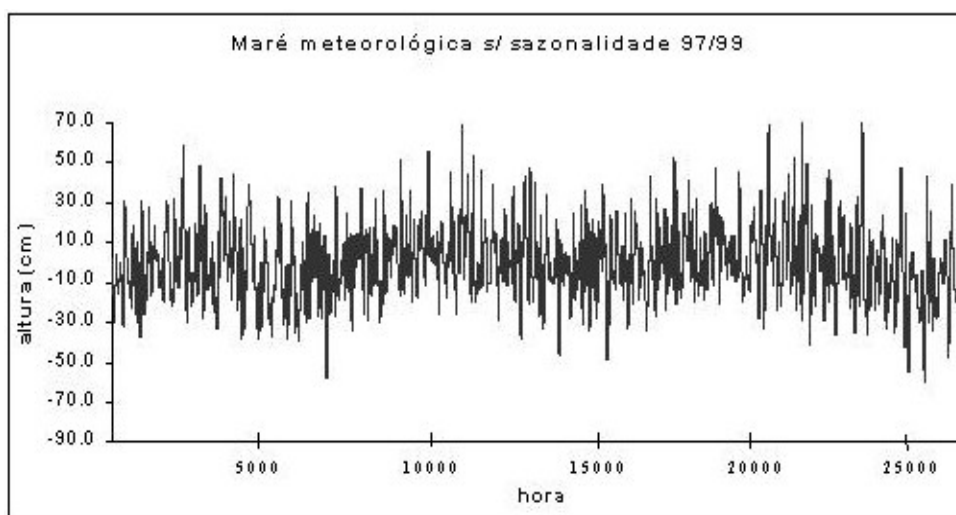


Figura 5.9b: Série da maré meteorológica sem tendência e sazonalidade.

Após a retirada desses dois componentes, calculou-se a Função de Autocorrelação (FAC) e a Função de Autocorrelação Parcial (FACP). Os resultados apresentados nas Figuras 5.10a e b, caracterizam o comportamento dependente, no tempo, dessa variável com 95% de confiança. Os valores percentuais contidos dentro da faixa de intervalos positivos e negativos representam a não correlação da maré meteorológica calculada através do número N de observações, ou seja, 8760 dados horários do ano de 1998. A autocorrelação da maré meteorológica em 6, 12, 18 e 24 horas é de, aproximadamente, 96,69%, 84,95%, 67,03% e 47,42%, respectivamente.

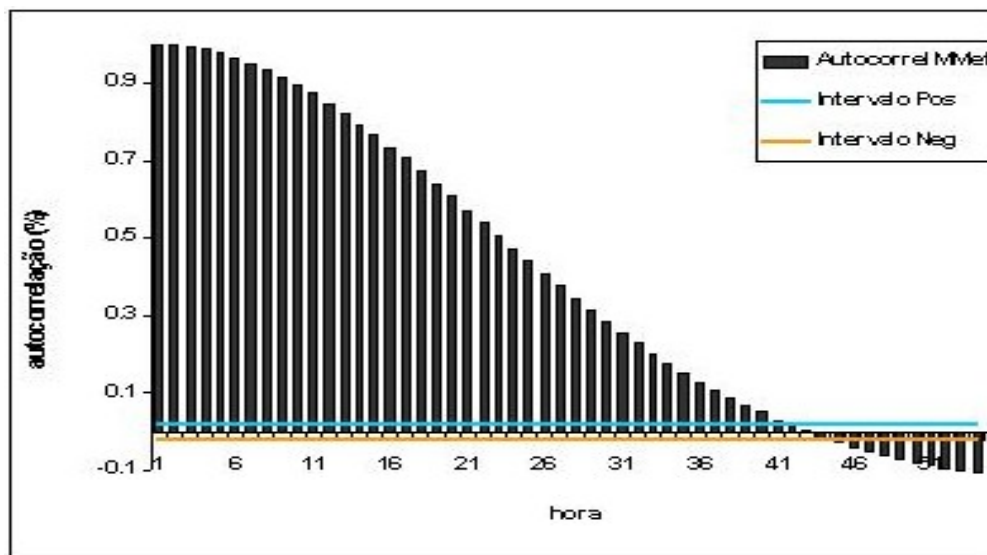


Figura 5.10a: Autocorrelação da maré meteorológica.

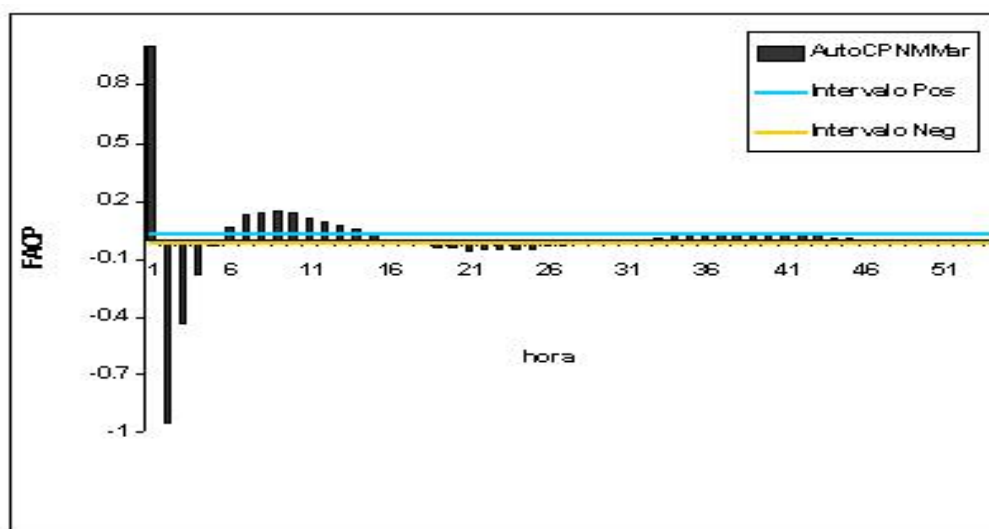


Figura 5.10b: FACP da maré meteorológica.

5.1.3 Aspectos da variabilidade da maré meteorológica devido à passagem de sistemas frontais

A maré astronômica prevista com o modelo das constantes harmônicas é mostrada na Figura 5.11, onde se observa o comportamento periódico das oscilações horárias do nível do mar.

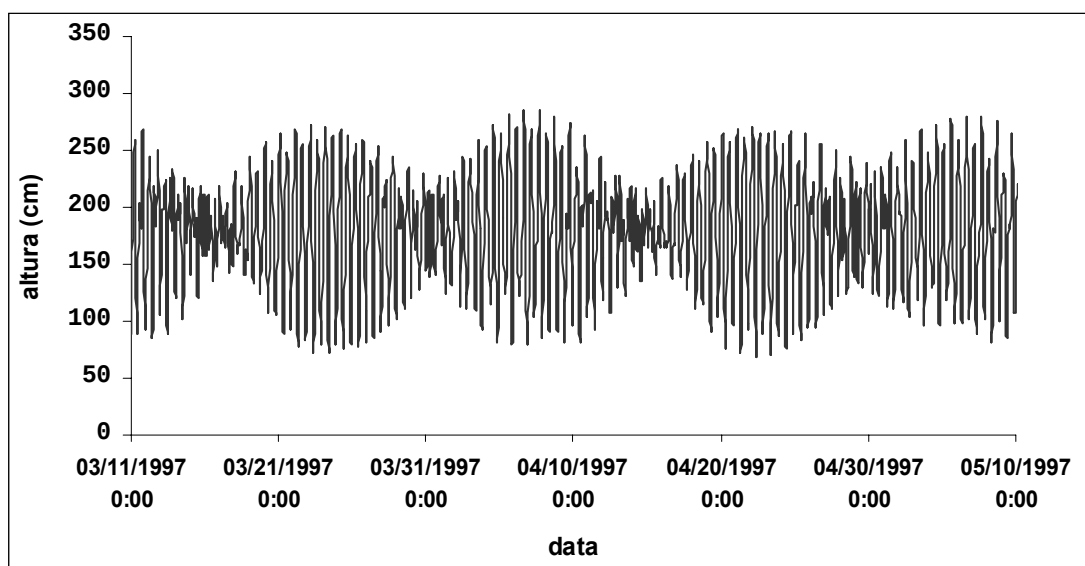


Figura 5.11: Maré astronômica horária prevista pelo método das constantes harmônicas.

A Figura 5.12 mostra a maré prevista em amarelo e as sobre-elevações e abaixamento em azul no nível do mar observado. As oscilações em vermelho da maré meteorológica mostram a relação existente entre essas variações e o nível do mar. Observa-se que o nível do mar obtido nos registros maregráficos representam a soma do nível previsto e essas oscilações devido, principalmente, às forçantes meteorológicas, (OLIVEIRA *et al.*, 2004a).

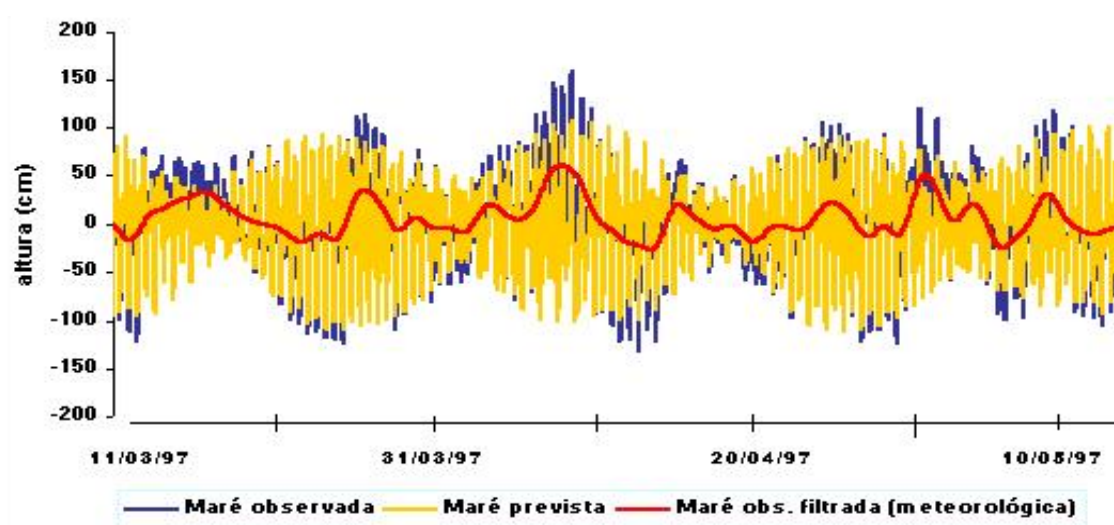
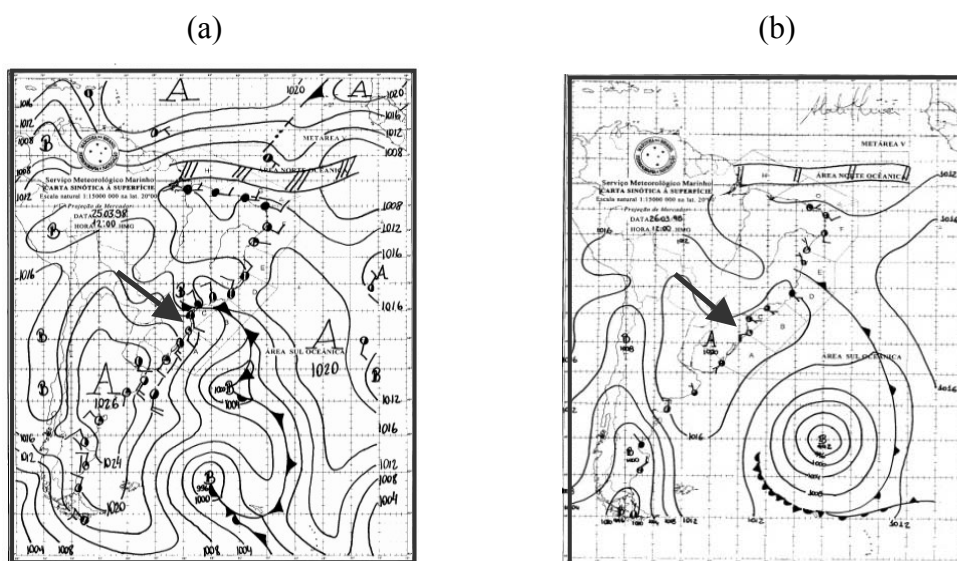


Figura 5.12: Maré observada em azul, prevista em amarelo e meteorológica em vermelho.

A Figura 5.13a mostra a ocorrência de uma frente fria na região de Paranaguá no dia 25 de março de 1998 com ventos de sudoeste na direção paralela à costa. A Figura 5.11b mostra que no dia seguinte o vento manteve-se nessa direção, o que veio a causar variações positivas na amplitude da maré, alcançando uma defasagem de 70 cm em relação à maré prevista no registro das 15:00 horas local, (OLIVEIRA *et al.*, 2004a). As setas indicam a localização, aproximada, da baía de Paranaguá.



Figuras 5.13 (a) (b): Ocorrência de frentes frias no dia 25 e 26 de março de 1998 (DHN).

A Figura 5.14 mostra o comportamento do nível do mar observado (linha preta) nesse dia e horário, juntamente com a maré prevista (linha laranja) e a maré meteorológica (linha vermelha). O círculo em preto indica a ocorrência do evento, onde se observa uma soma entre as componentes prevista e meteorológica, (OLIVEIRA *et al.*, 2004a). No dia 26 de março ocorreram ondas de 3 a 4 metros de altura, próximas à costa sul, com variação da maré em torno de 2,02 m, entre a preamar e a baixa-mar seguinte. As alturas registradas foram de 349 cm para a preamar às 15:00h e 147 cm para a baixa-mar às 22:00h. Os valores previstos, para esse dia e horário, foram de 279 cm para a preamar e 82 cm para a baixa-mar, ocorrendo uma diferença de 70 cm para a preamar e 65 cm para a baixa-mar entre o previsto e o observado. Esse evento estava relacionado, também, a ocorrência do alinhamento do sistema Terra-Lua-Sol que no dia 28 de março estaria em Sizígia na Lua Nova.

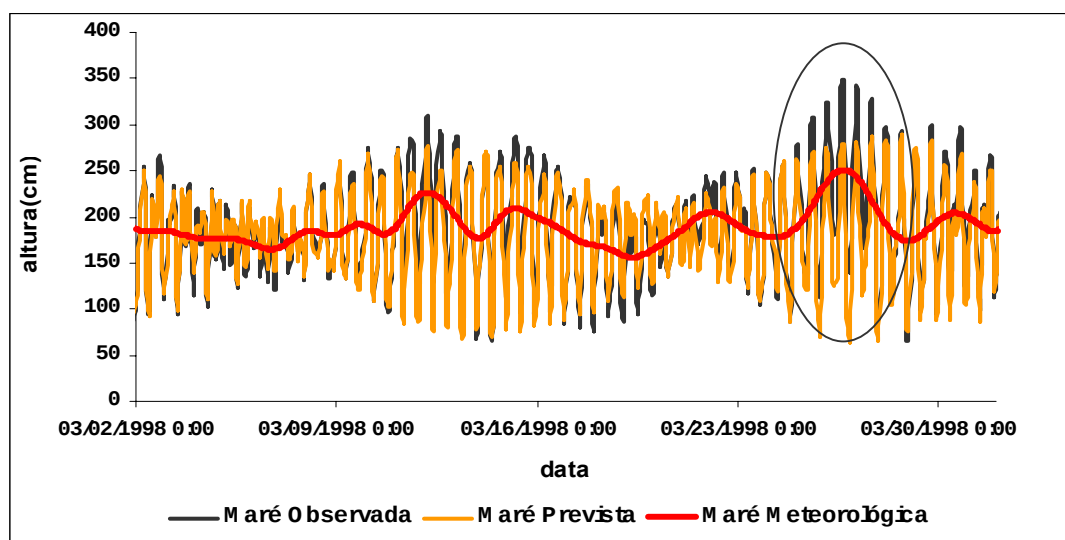


Figura 5.14: Nível do mar observado após a passagem de um sistema frontal na região costeira de Paranaguá.

Os valores da maré prevista estão referidos ao nível de redução calculado para a estação em questão e não ao zero do marégrafo como nos valores da maré observada. Esse nível está relacionado ao nível do mar mais baixo (Z_0) a partir do nível médio, chamado Datum de sondagem. Nos valores da maré prevista foram somados à altura de 82 cm em relação ao zero da régua para que esses dados pudessem ser comparados aos dados observados, Anexo 1.

5.1.4 Análise da maré meteorológica no domínio da frequência

A variabilidade do nível do mar, equivalente ao nível do mar observado menos a maré astronômica, ou maré meteorológica está associada aos fenômenos atmosféricos de baixas frequências. As perturbações atmosféricas geradas nas altas latitudes e que se propagam em direção ao Equador, próximas às regiões costeiras, podem gerar ondas de Kelvin com períodos em torno de 5 a 18 dias, agindo como uma resposta do oceano às mudanças de tempo (BRINK, 1991 apud FILLIPO, 2003).

A Figura 5.15 mostra o comportamento da série filtrada com o filtro passa-baixa de Thompson com frequências de corte de 0,5°/h a 6,4°/h (períodos de 57,4 horas a 30 dias). Essas oscilações podem estar relacionadas aos efeitos das ondas de Kelvin costeiras mensais.

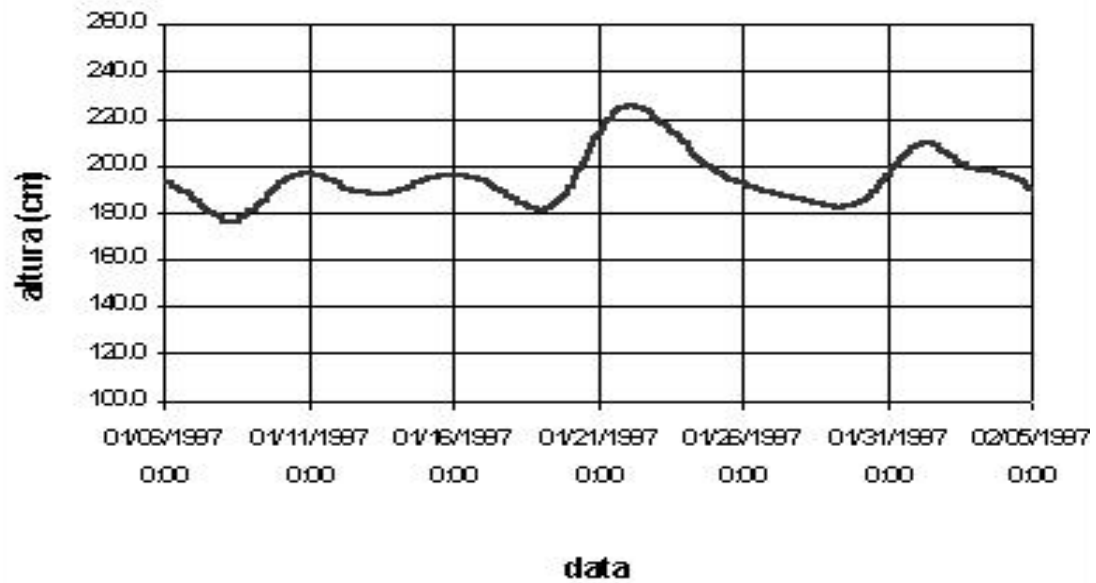


Figura 5.15: Filtragem da série maregráfica com $\Omega_1 = 0,5^\circ/\text{h}$ e $\Omega_2 = 6,4^\circ/\text{h}$.

A Figura 5.16 mostra a análise espectral da maré meteorológica com picos máximos em torno de 3,6 a 18 dias, caracterizando a resposta do nível do mar às forçantes de baixa frequência.

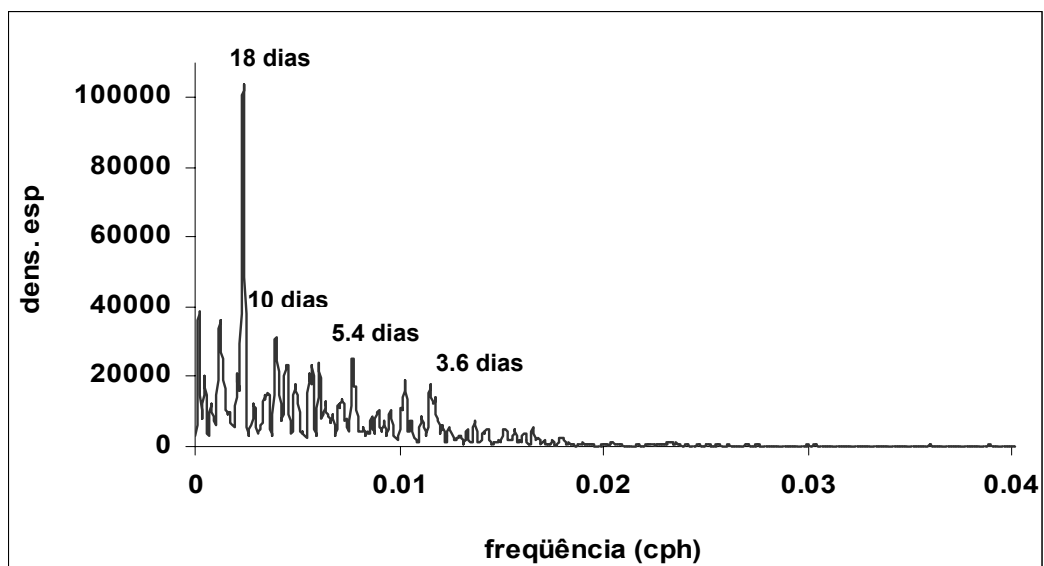


Figura 5.16: Espectro da série de maré meteorológica em baixa frequência.

5.2 – Análise das séries meteorológicas

As séries meteorológicas de Pontal do Sul e reanálise tiveram tratamento idêntico as séries maregráficas. A influência dos efeitos de alta frequência foi eliminada para que se pudesse verificar os efeitos produzidos nas oscilações do nível do mar gerados, principalmente, pela passagem de sistemas frontais. Parte das séries filtradas estão no Anexo 3.

As séries de pressão atmosférica de Pontal do Sul tiveram seus valores médios de 1015 hPa, com desvio padrão de 5,10 hPa, para o ano de 1997 e 1017 hPa, com desvio padrão de 5,49 hPa para o período de janeiro a setembro de 1998. Os valores máximos foram de 1032 hPa no dia 05 de agosto de 1997 e 1033 hPa no dia 11 de julho de 1998. Os mínimos alcançaram valores de 999 hPa no dia 09 de setembro de 1997 e 1004 hPa no dia 06 de janeiro de 1998.

As séries meteorológicas filtradas da estação de superfície e dos pontos de reanálise, Figura 17, referentes aos dados de pressão foram comparadas estatisticamente e são mostradas no Quadro 5.3.

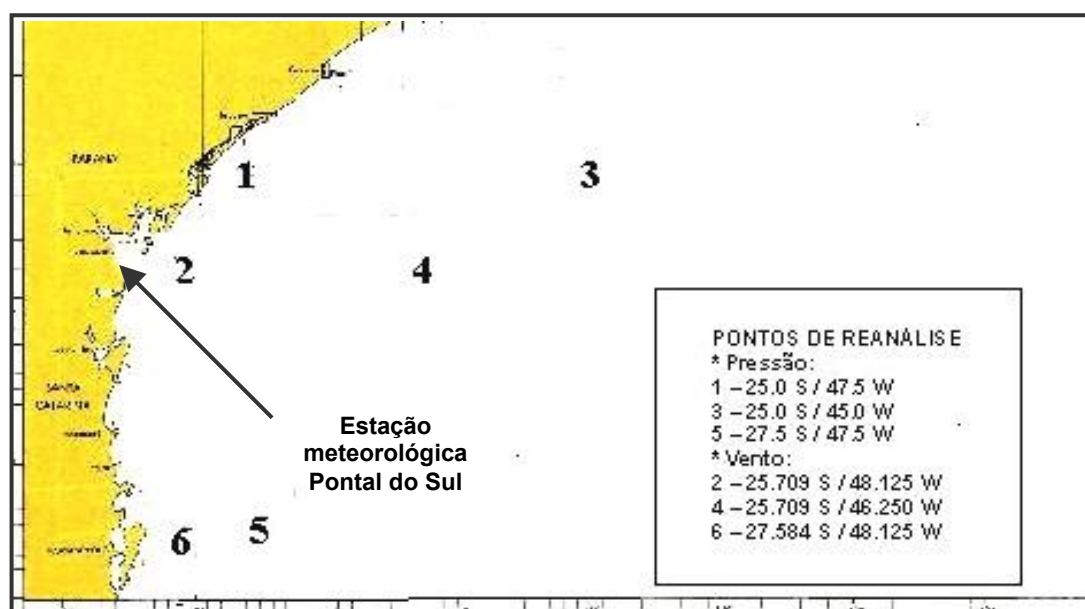


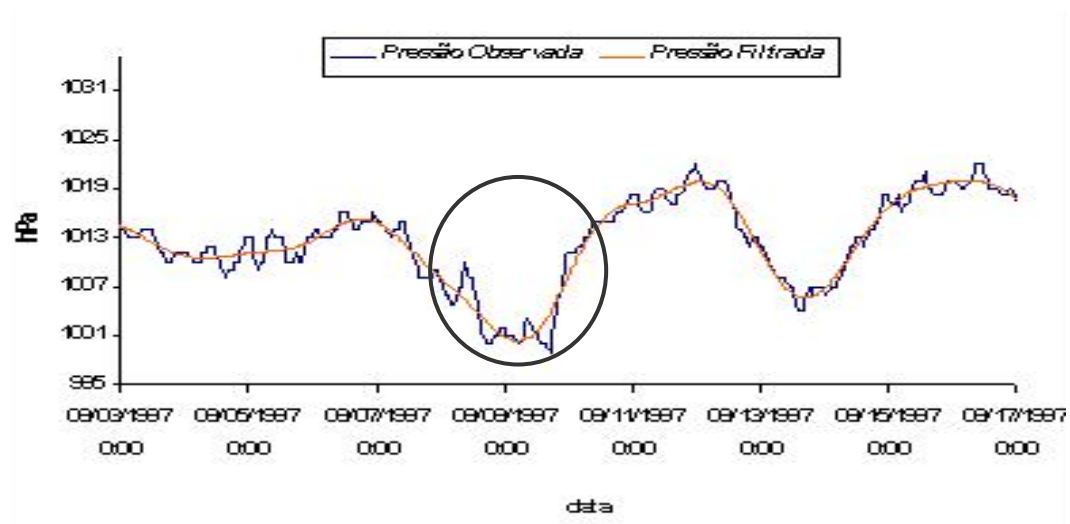
Figura 5.17: Localização da estação e pontos de reanálise.

Os valores máximos em ambos os pontos ocorreram no inverno, no mês de agosto de 97 e 98. Os valores mínimos, para o ano de 97, ocorreram no final do inverno no dia 09 de setembro. Essa anomalia ocorreu devido a passagem de um sistema de baixas pressões acompanhando uma frente fria com deslocamento sobre o continente. No ano de 98 os valores mínimos ocorridos em todos os locais da área de estudo foram registrados no verão, no mês de janeiro, conforme média climatológica.

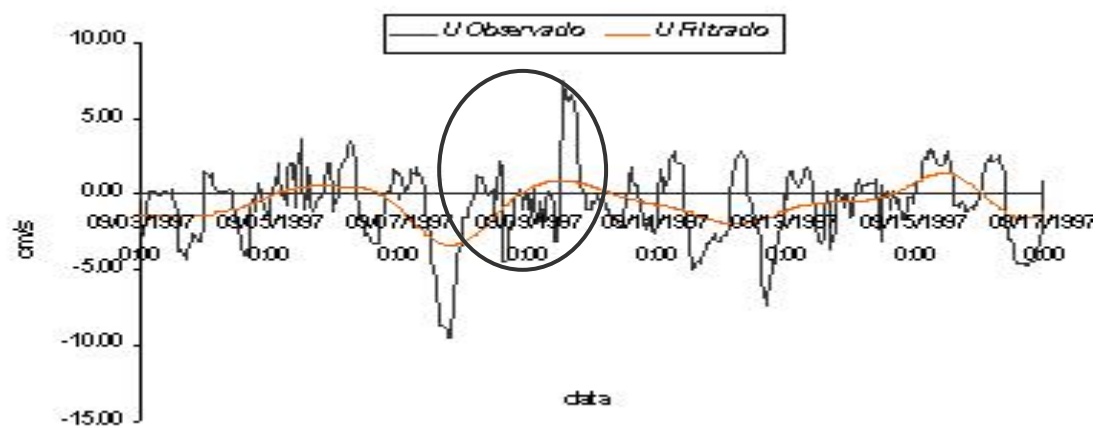
Quadro 5.3: Análise estatística da pressão atmosférica filtrada.

PRESSÃO ATMOSFÉRICA								
ESTAÇÃO DE PONTAL DO SUL - PR			REANÁLISE					
			Ponto 1		Ponto 3		Ponto 5	
Valor	1997	1998	97	98	97	98	97	98
Máximo.	1030,4	1031,6	1029,9	1029,4	1028,3	1028,0	1030,8	1030,3
Médio	1015,0	1017,1	1014,7	1016,2	1015,0	1016,3	1014,7	1016,3
Mínimo	1000,3	1005,5	1003,5	1006,3	1003,2	1006,1	1000,3	1005,3

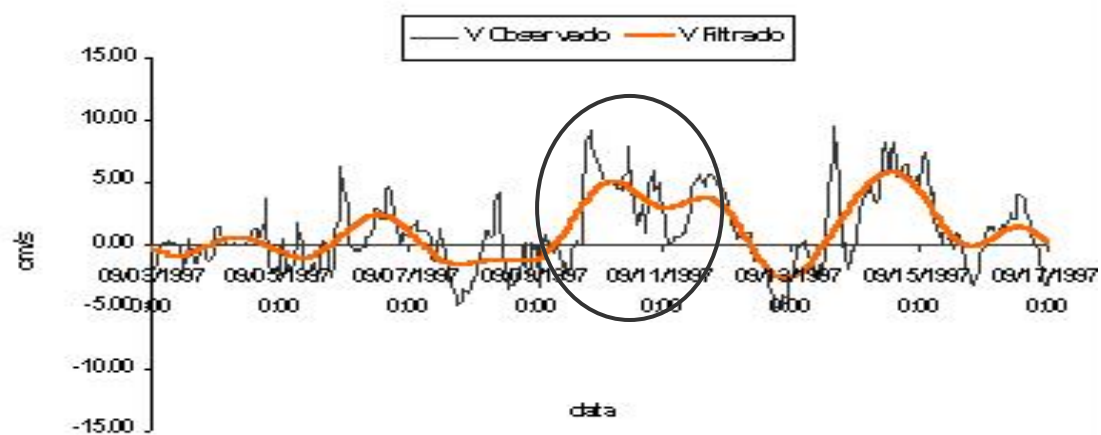
As séries médias horárias de vento da estação de Pontal do Sul foram decompostas em componentes zonal (U) e meridional (V) e filtradas com filtro passa-baixa de Thompson. A Figura 5.18 mostra o evento ocorrido no dia 09 de setembro verificado nas séries meteorológicas e maregráfica, onde se observa uma sobre-elevação do nível do mar, na Baía de Paranaguá, 48 horas após a queda da pressão atmosférica. Os valores observados de preamar e baixa-mar para o dia 11/09 foram 242 cm às 00:00h, 164 cm às 06:00h, 263 cm às 11:00h e 180 cm às 20:00h e os valores previstos de 213 cm, 144 cm, 237 cm e 130 cm, respectivamente. As diferenças entre os valores observados e previstos são de 29 cm e 26 cm para as preamares, 20 cm e 50 cm para as baixa-mares.



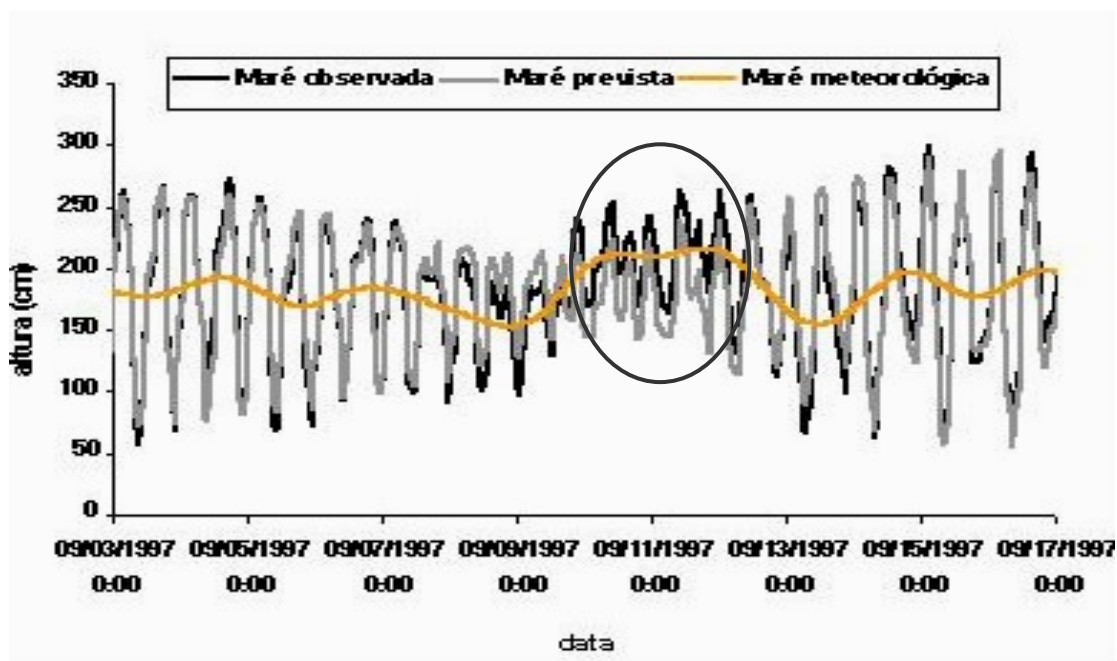
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 5.18: Séries de pressão, vento e nível do mar no período de 03/09 à 17/09/97.

Os círculos assinalam as flutuações da pressão atmosférica e das componentes do vento no dia em questão indicando a passagem do sistema frontal pela região. A relação entre a pressão com o nível do mar ocorre com uma defasagem de, aproximadamente, 48 horas, Figura 5.19(a) e (d). Verifica-se nas Figuras (c) e (d) a relação linear da componente meridional V do vento com o aumento do nível do mar no período de 10 a 12 de setembro. Embora a queda da pressão tenha sido acentuada nesse dia, não foi verificada uma diferença significativa no nível do mar observado. Analisando-se as séries de vento observa-se que não houve uma permanência na direção meridional sul capaz de gerar uma condição de pista, Figura 5.19 (a, b, c e d). Observa-se na Figura b um sistema de alta pressão com centro de 1030 hPa, se deslocando em direção à Região Sul e ventos predominantes de oeste devido à presença de um cavado sobre a região litorânea. A rápida passagem da frente fria pela região, com deslocamento para o mar e ventos fracos de norte² sobre o litoral, provocaram uma pequena elevação do nível do mar, Figura 5.19c e d. Outro aspecto relevante, é a fase da

² Ventos de norte na região de estudo causam abaixamento do nível do mar. São contrários aos ventos de sul que causam elevação do nível da água.

Lua, que no dia 09 de setembro de 1997 se encontrava em quarto crescente (quadratura), fase em que as variações do nível do mar, relacionadas com a maré astronômica são menores.

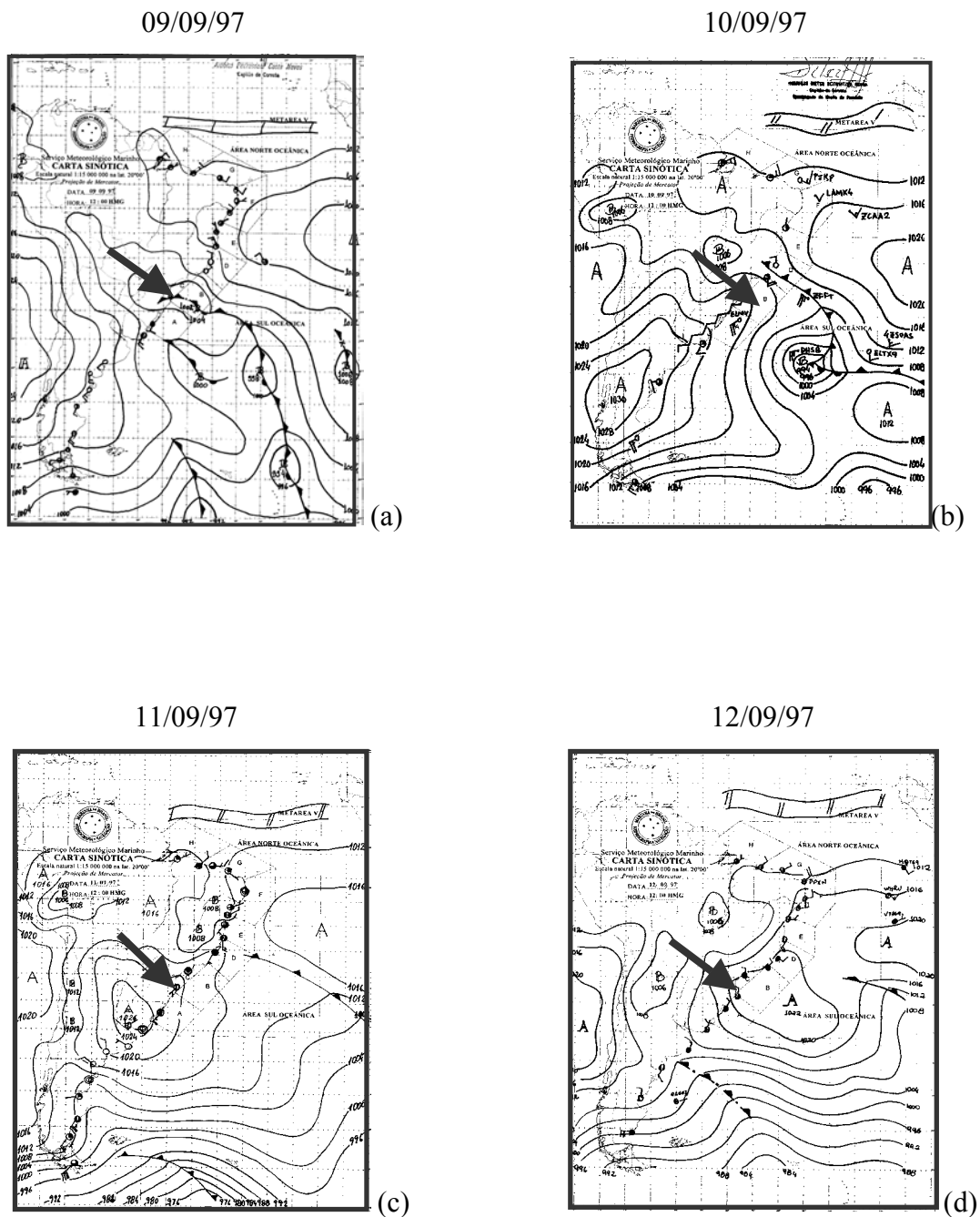


Figura 5.19: Boletins de Tempo (Meteoromarinhas) emitidos pela DNH referentes aos dias 09, 10, 11, 12 de setembro de 1997 das 12:00h UTC.

A tabela 5.3 mostra os resultados estatísticos referentes às séries meteorológicas de superfície para o período de 06/01/97 a 30/09/98. Observa-se que o filtro passa-baixa de Thompson removeu porcentagens bastante elevadas relativas aos efeitos locais em alta frequência, verificados principalmente nas componentes zonal e meridional do vento e das tensões, Anexo 3. Para os valores de pressão, somente, 11,90% do total foram removidos, mostrando que essa variável é bastante influenciada pelos sistemas de baixas frequências. No caso do vento, ocorre uma maior influência local relacionada aos efeitos fisiográficos da região em questão.

Tabela 5.3: Resultados estatísticos dos dados meteorológicos de Pontal do Sul

Variável	Máximo	Médio	Mínimo	Variância	Desvpad	Filtro
P	1033	1016	999	28,09	5,29	
P Filt	1031	1016	1002,9	24,75	4,98	11,90%
U	7,26	-1,05	-11,86	6,91	2,64	
U Filt	4,57	-0,99	-9,34	2,6	1,61	62,37%
V	12,59	1,15	-9,66	7,35	2,7	
V Filt	9,09	1,2	-5,07	4,7	2,14	36,05%
Tx	96,76	-12,4	-360,82	905,19	30,08	
Tx Filt	36,51	-6,72	-176,76	254,56	16,26	71,87%
Ty	371	11,32	-260,77	1203,94	34,69	
Ty Filt	161,16	8,53	-60,44	446,88	21,13	62,88%

Os dados de pressão atmosférica, componente zonal (U) e meridional (V) do vento, referente aos dados de reanálise do NCEP/NCAR, foram, também, filtrados com o filtro passa-baixa de Thompson, Anexo 3.

Para se avaliar a consistência desses dados, foram calculados os componentes U e V do vento geostrófico intermediários aos pontos de pressão 1, 3, 5 e 7, utilizando-se esses valores de pressão para o cálculo desse vento, Figura.5.20.

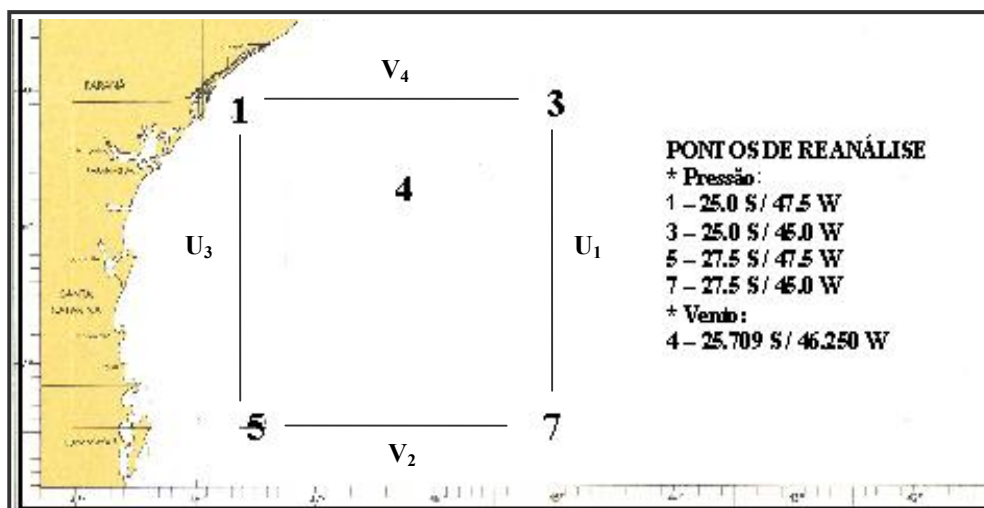


Figura 5.20: Localização dos pontos de reanálise e componentes U e V do vento geostrófico.

Os valores interpolados foram correlacionados com as componentes do ponto 4 (vento), mostrando correlações em torno de 70,6% e 74,2% para U e V geostróficos interpolados e reanálise, respectivamente. As pressões também foram correlacionadas com os pontos 1-3 e 5-7 e com os pontos 1-5 e 3-7 e, também com a estação meteorológica, apresentando valores em torno de 97,6%..

As tabelas 5.4a a 5.4c mostram as análises estatísticas realizadas com os dados de reanálise nos pontos selecionados para esse estudo.

Tabela 5.4a : Resultados estatísticos dos pontos 1 (pressão) e 2 (vento)

Variável	Máximo	Médio	Mínimo	Variância	Desvpad	Filtro
P	1030,2	1015,3	1001,9	22,54	4,74	
P Filt	1029,4	1015,3	1003,5	21,83	4,67	3,15%
U	12,9	-1,5	-12	9,84	3,13	
U Filt	11,6	-1,5	-10,4	7,96	2,82	19,10%
V	11,5	0	-8,3	10,93	3,3	
V Filt	10,5	0	-6,8	9,31	3,05	14,82%
Tx	362,5	-11,83	-357,38	1752,84	41,86	
Tx Filt	279,89	-10,75	-232,92	1166,47	34,15	33,45%
Ty	275,87	2,81	-178,04	1417,53	37,65	
Ty Filt	226,58	2,87	-93,66	977,41	31,26	31,04%

Tabela 5.4b : Resultados estatísticos dos pontos 3 (pressão) e 4 (vento)

Variável	Máximo	Médio	Mínimo	Variância	Desvpad	Filtro
P	1028,9	1015,6	1002	22,45	4,73	
P Filt	1028,3	1015,6	1003,2	21,94	4,68	2,27%
U	16,7	-2,2	-14,7	14,37	3,61	
U Filt	15	-2,2	-13,2	13,06	3,61	9,11%
V	12,6	-0,5	-11,4	20,75	4,55	
V Filt	12,9	-0,5	-9,6	17,92	4,23	13,63%
Tx	739,79	-26,19	-627,95	5800,76	76,16	
Tx Filt	520,35	-24,37	-422,17	4171,95	64,59	28,06%
Ty	393	-3,26	-380	5221,38	72,25	
Ty Filt	362,22	-2,85	-287,04	3845,98	68,01	26,34%

Tabela 5.4c : Resultados estatísticos dos pontos 5 (pressão) e 6 (vento)

Variável	Máximo	Médio	Mínimo	Variância	Desvpad	Filtro
P	1031,3	1015,4	1000,5	27,50	5,24	
P Filt	1030,8	1015,4	1000,3	26,86	5,18	2,32%
U	16,7	-1,54	-13,7	16,3	4,03	
U Filt	14,54	-1,54	-12,89	14,43	3,79	11,47%
V	12,2	-0,53	-11,2	19,55	4,42	
V Filt	12,29	-0,53	-9,54	17,75	4,21	9,20%
Tx	687,22	-15,63	-447,97	4956,92	70,4	
Tx Filt	482,99	15,45	-381,23	3878,01	62,27	21,76%
Ty	317,29	-3,98	-269,28	4507,22	67,13	
Ty Filt	368,46	-9,44	-248,12	3570,68	59,75	20,77%

Os valores de variância dos dados de reanálise comparados aos dados de superfície mostram uma influência bastante significativa do continente nesses dados. Embora os pontos 1 e 2 e o ponto 5 estejam próximos à costa, sua influência é bem menor do que nos dados de Pontal do Sul. As maiores variâncias encontradas nos dados da estação meteorológica podem ser explicadas pela turbulência gerada no continente devido ao relevo irregular em relação à superfície líquida do oceano. Observa-se que a variância da pressão diminui à medida que se afasta da costa com menor percentagem de remoção das altas frequências para o ponto 5. As maiores variâncias são para as componentes zonais da tensão do vento para todos os pontos de reanálise e, também, para Pontal do Sul, que possui valores bem elevados. Essa característica pode estar relacionada ao efeito de brisa e aos efeitos fisiográficos da baía de Paranaguá. Outro aspecto relevante a considerar é a qualidade dos dados de reanálise que, de acordo com

os resultados apresentados para os 6 pontos analisados, mostraram-se bastante consistentes em relação à média, desvio padrão e variância.

O cálculo da tendência (Figura 5.21a) para a série de pressão da estação de Pontal do Sul no período de 06/01/97 a 30/09/98, mostrou-se positivo com inclinação pouco acentuada da reta de regressão, cuja fórmula é $y = 0,0003x + 1013,3$. A tendência dessa série também foi retirada juntamente com a sazonalidade conforme o procedimento utilizado para a série maregráfica. Na Figura 5.21b verifica-se o padrão da série de pressão após a retirada desses dois componentes.

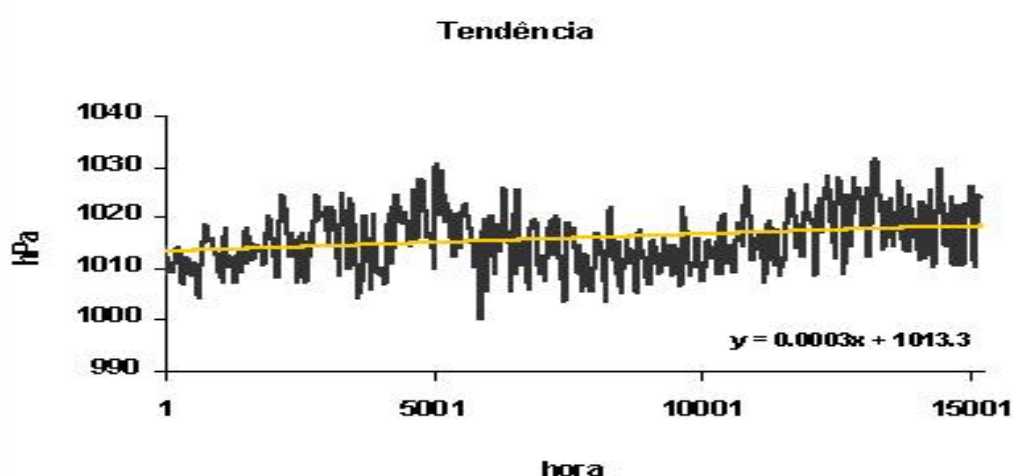


Figura 5.21a: Cálculo da tendência da pressão na estação de Pontal do Sul.

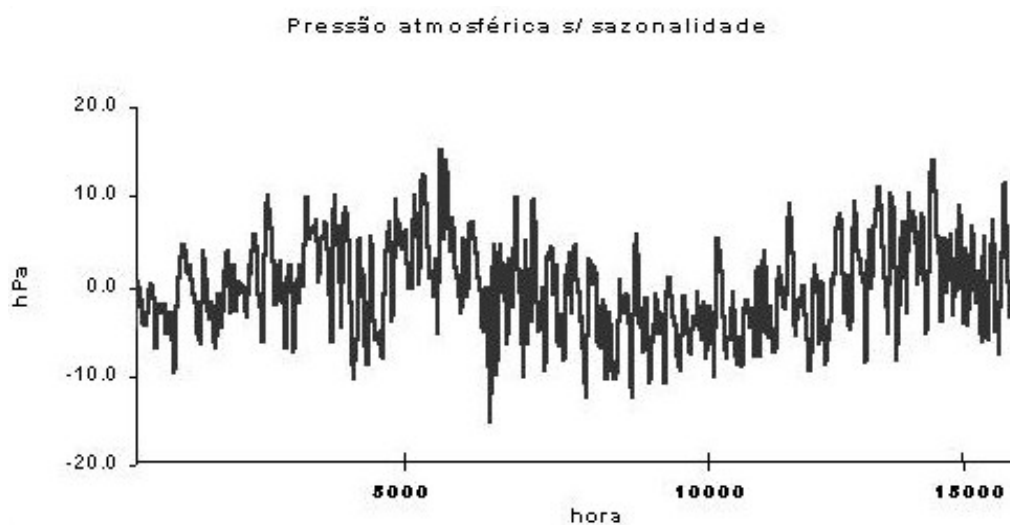


Figura 5.21b: Gráfico da pressão em Pontal do Sul sem tendência e sazonalidade para o período de 06/01/97 a 30/09/98.

Para as séries de reanálise, também foram retirados esses dois componentes, os quais apresentaram padrões semelhantes aos de Pontal do Sul, Figuras 5.21c e 5.21d.

A tendência e a sazonalidade das componentes zonal e meridional do vento não foram retiradas porque não apresentaram evidências significativas.

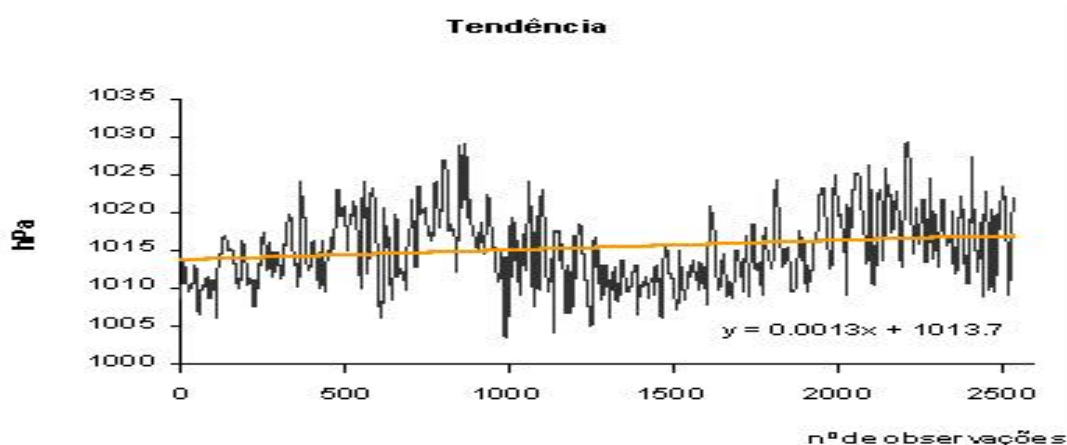


Figura 5.21c: Cálculo da tendência da pressão no ponto 1 de reanálise.



Figura 5.21d: Gráfico da pressão no ponto 1 sem tendência e sazonalidade.

5.2.1 Análise das séries de pressão e vento com a maré meteorológica no domínio do tempo

O Quadro 5.4 mostra os valores das correlações cruzadas da maré meteorológica com pressão atmosférica, componente zonal e meridional do vento e tensão, Anexo 4. Foram encontrados valores menores no atraso da resposta do nível do mar à pressão

atmosférica para pontos mais distantes da estação marégráfica, com percentuais em torno de 43%. O valor máximo encontrado de 43 horas de atraso na estação de Pontal do Sul pode estar relacionado aos efeitos fisiográficos da Baía de Paranaguá. Para o ponto 3 de reanálise foi encontrado por UAISSONE (2004), o mesmo valor de atraso para a pressão, em torno de 30 horas com 43% de correlação, em estudos realizados para a estação maregráfica de Piraquara, RJ, localizada no interior da baía de Ilha Grande. Esse ponto encontra-se localizado a uma distância aproximada entre as duas estações, sendo que Paranaguá está a oeste do ponto e Piraquara a norte.

Para as componentes do vento foram encontrados valores percentuais maiores de correlação cruzada para pontos mais distantes. O ponto 6 apresentou os maiores valores percentuais tanto para U e V quanto para Tx e Ty. Com relação aos atrasos, os pontos 2 e 6 mantiveram os mesmos valores para U e Tx de 30 horas, porém para V e Ty o ponto 6 apresentou valores de 12 horas, enquanto o ponto 2 de 6 horas, ou seja o ponto mais próximo da estação sofre uma influência mais rápida da componente meridional do vento. O mesmo valor do atraso encontrado na componente zonal deve estar relacionado a proximidade do continente por ambos os pontos.

Quadro 5.4: Correlação cruzada máxima da maré meteorológica com as variáveis pressão e vento

PONTAL DO SUL			REANÁLISE											
			1 (P)		2 (V)		3 (P)		4 (V)		5 (P)		6 (V)	
Var	atr	%	atr	%	atr	%	atr	%	atr	%	atr	%	atr	%
P	43	44	36	41,2			30	43,8			36	43,3		
U	27	28,5			30	42,5			24	44,4			30	47,5
V	8	58,3			6	57,8			0	57,6			12	64,7
Tx	31	15,5			24	34,7			18	37,6			30	43,7
Ty	7	48,4			0	55			0	56,5			12	62,7

Obs: Os atrasos são em horas.

As correlações cruzadas da pressão atmosférica e intensidade do vento calculadas com os dados de Pontal do Sul apresentaram atrasos de 36 horas da pressão em relação ao vento e de 20 horas em relação a componente meridional V com valores máximos de 20,73% e 39%, respectivamente. Para os valores das tensões do vento e componente meridional da tensão, as correlações cruzadas máximas foram de 14 horas

com 17,96% e 17 horas com 35,79%, respectivamente. As componentes zonais do vento e tensão não apresentaram respostas significativas para eventos meteorológicos de baixa frequência. Desta forma, observa-se que a tensão do vento possui respostas mais rápidas às variações na pressão atmosférica e, conseqüentemente, uma influência maior na superfície líquida, causando alterações no nível da água.

Foi observado que as componentes zonal (U) e meridional (V) do vento e componentes da tensão do vento possuem o mesmo comportamento estatístico em termos de correlação. Essa característica foi mostrada por TRUCCOLO (1998) no trabalho desenvolvido para São Francisco do Sul – SC. Todavia, nas análises espectrais da tensão do vento e maré meteorológica foram verificados valores mais elevados de densidade espectral cruzada do que os valores encontrados para as análises com as componentes U e V, justificando, assim a utilização das tensões no modelo proposto.

5.2.2 Análise das séries de pressão e vento com a maré meteorológica no domínio da frequência

Este item é dividido em dois, apresentando as análises das séries de dados de superfície e reanálise.

5.2.2.1 Séries meteorológicas de superfície

A análise espectral cruzada das séries meteorológicas da estação de Pontal do Sul com a maré meteorológica em Paranaguá foram realizadas com o software Statistica aplicando-se a análise de Fourier bivariada. O resumo dos resultados referentes a frequência, período, coerência e fase da estação de superfície com a maré meteorológica são apresentados nas tabelas 5.5a a 5.5e onde se observa alta coerência entre os eventos de baixa frequência com períodos variando de 20 a 3 dias.

As densidades espectrais mostram uma concentração de energia nos períodos de 3 a 10 dias decrescendo para períodos menores do que 4 dias e maiores que 10 dias, mostrando picos elevados, também, para períodos em torno de 17 e 20 dias. Resultados semelhantes foram encontrados por PAIVA (1993), CASTRO & LEE (1995) apud UAISSONE (2004), relacionado aos efeitos de ondas na plataforma continental. Os picos correspondentes aos períodos entre 3 a 6 dias foram identificados por esses

pesquisadores como sendo devido à ocorrência de eventos meteorológicos como frentes frias, acompanhados de sistemas de baixas pressões (UAISSONE, 2004).

A concentração de energia é maior no espectro cruzado da maré meteorológica com a tensão meridional, que é paralela à orientação da linha de costa da região em questão. Os valores das densidades espectrais relativos à tensão zonal e meridional do vento mostram que a influência dessas forçantes na variabilidade do nível do mar é muito mais significativa do que as componentes U e V do vento. Com relação aos valores de coerência tanto a componente zonal (U) quanto a tensão (Tx) do vento demonstram uma correlação linear com a variabilidade da maré meteorológica em baixas frequências menor do que as demais variáveis. No caso da pressão, componente V e Ty ocorre uma alta coerência com as oscilações da maré meteorológica para períodos de 3 a 10 dias. Os gráficos referentes aos espectros cruzados são mostrados no Anexo 5

A resposta da tensão à variação da pressão antecede em, aproximadamente, 22 e 3 horas para a tensão e tensão meridional (Ty), respectivamente, em relação a resposta do vento.

Para o presente estudo considerar-se-á as análises espectrais referentes ao período de 3 a 6 dias relativo a passagens de sistemas frontais na região. Nas tabelas abaixo são mostrados, também, os valores de energia relativos aos períodos maiores que 6 dias caracterizando, assim, a influência de ondas longas na costa do litoral sudeste conforme pesquisas anteriores.

Tabela 5.5a: Espectro cruzado entre as séries de maré meteorológica e pressão

Frequência (cph)	Período (dias)	Dens. espectral	Coerência	Fase (graus)
0,00207	20,1	5851	0,95	-95,3
0,00366	11,4	1303	0,88	-67,1
0,00451	9,2	5927	0,89	-43,1
0,00677	6,2	3183	0,9	-58,8
0,00769	5,4	4349	0,9	-52,1
0,00897	4,7	2420	0,9	-74,6
0,01031	4	2547	0,75	-33,9
0,01416	2,9	995	0,87	21,9

Tabela 5.5b: Espectro cruzado entre as séries de maré meteorológica e U

Frequência (cph)	Período (dias)	Dens. espectral	Coerência	Fase (graus)
0,00238	17,5	3089	0,61	-39,3
0,00396	10,5	2228	0,62	2,1
0,00555	7,5	1377	0,76	-142,1
0,00634	6,6	821	0,88	89,2
0,00958	4,3	1106	0,91	122,3
0,01251	3,3	852	0,83	-78,3
0,01611	2,6	632	0,97	-94,4

Tabela 5.5c: Espectro cruzado entre as séries de maré meteorológica e V

Frequência (cph)	Período (dias)	Dens. espectral	Coerência	Fase (graus)
0,00238	17,5	9216	0,94	27,6
0,00396	10,5	2980	0,95	11,9
0,00610	6,8	2928	0,98	-23
0,00769	5,4	3396	0,97	-9,8
0,01031	4	2637	0,93	-25,4
0,01153	3,6	3200	0,98	-41,9
0,01568	2,6	796	0,75	-65,2

Tabela 5.5d: Espectro cruzado entre as séries de maré meteorológica e Tx

Frequência (cph)	Período (dias)	Dens. espectral	Coerência	Fase (graus)
0,00396	10,5	16476	0,51	11,5
0,00482	8,6	10929	0,60	-6,74
0,00634	6,5	7567	0,66	-82,1
0,00958	4,3	9826	0,84	-127,7
0,01171	3,5	8508	0,94	-166,4
0,01613	2,6	5192	0,97	-97,7

Tabela 5.5e: Espectro cruzado entre as séries de maré meteorológica e Ty

Frequência (cph)	Período (dias)	Dens. espectral	Coerência	Fase (graus)
0,00238	17,5	70357	0,94	26,5
0,00402	10,3	19863	0,92	-11,5
0,00610	6,8	23870	0,98	-18,5
0,00775	5,4	30916	0,74	-9,6
0,01153	3,6	26598	0,96	-49,9
0,01568	2,6	6388	0,61	-45,7

Os resultados mostram valores bem altos de coerência para a pressão, componente V e Ty para eventos com periodicidade em torno de 2.6 a 20.1 dias. Para U e Tx os valores de densidade espectral e coerência ficam em torno de 0.61 a 0.97 para U e 0.51 a 0.97 para Tx, mostrando um aumento de correlação linear dessas variáveis com eventos de períodos mais curtos.

5.2.2.2 Séries meteorológicas de reanálise

Para os dados meteorológicos de reanálise utilizou-se a mesma metodologia e os dados da série da maré meteorológica da estação de Paranaguá foram correlacionados com os pontos selecionados. Os resultados são mostrados nas tabelas 5.6a a 5.6e para os pontos 1 e 2, 5.7a a 5.7e para os pontos 3 e 4 e 5.8a a 5.8e para os pontos 5 e 6, com suas respectivas coordenadas geográficas. Os gráficos correspondentes às densidades espectrais são apresentados no Anexo 5.

Os espectros cruzados das variáveis em questão apresentaram uma concentração de energia nos períodos entre 3 a 10 dias, aproximadamente, conforme os resultados apresentados para a estação de superfície, porém com valores inferiores de densidade espectral e coerência para ambos os pontos.

Para os pontos **1 e 2**, verifica-se que a relação linear da maré meteorológica e as variações de pressão possuem maior coerência (0.77) e densidade espectral (2367) para eventos com períodos, em torno de 3 dias. Com relação a U e V e as tensões Tx e Ty observa-se pouca relação linear com as componentes zonal (U e Tx), transversal à costa, onde os valores de concentração de energia são pouco significativos, mostrando uma coerência de 0,77 , para fenômenos de 4 a 5 dias para a componente U e 0,70 para fenômenos de 3 a 4 dias para a componente Tx .

No caso das componentes meridionais do vento e tensão ocorre alta coerência com valores significativos de densidade espectral, principalmente, para Ty. Verificam-se valores de coerência variando de 0,77 a 0,88 para eventos de 3 a 6 dias para V e de 0,73 a 0,81 para Ty, no mesmo período.

Para os pontos **3 e 4**, afastados da costa, observa-se para a pressão atmosférica um pico máximo (2490) com 0,67 de coerência para eventos de, aproximadamente, 3 dias. Valores de coerência entre 0,73 a 0,78 são observados para eventos entre 3 a 6 dias, aproximadamente, com baixa densidade espectral,. Para as componentes zonais U e Tx

observa-se que a relação da maré com essas variáveis, também, é pouco significativa nesse ponto, com valores baixos de energia para U. A coerência fica em torno de 0,46 a 0,64 para eventos de 3,6 a 7 dias, observando-se um valor maior de densidade espectral (1043) com 0,78 de coerência para um período de 2 dias. Para Tx as coerências, também, ficam em torno de 0,43 a 0,65 para eventos de 2,1 a 9 dias. Para V as coerências aumentam entre 0,72 a 0,78 para períodos de 1,7 a 6,2 dias e para Ty os valores de energia são bastante significativos com máximo de 36952 com 0,78 de coerência para eventos de 3 dias.

Para os pontos **5** e **6**, o comportamento da pressão apresenta coerência variando entre 0,83 a 0,73 para eventos de 2,5 a 4,8 dias. Para U os valores de densidade espectral são baixos, porém há um aumento nos valores de coerência que ficam entre 0,60 a 0,87 para períodos de 2,1 a 11,7 dias. A tensão Tx, também, apresenta maiores valores de densidade e coerência, entre 0,60 a 0,83 para o mesmo período. Para V e Ty há um aumento significativo de ambos com máximo de coerência para V de 0,91 e densidade 3414 e para Ty de 0,87 com densidade 42721 para eventos de, aproximadamente, 2,9 dias.

- **Pontos: 1 (pressão) 25.0S/47.5W e 2 (vento) 25.709S/48.125W**

Tabela 5.6a: Espectro cruzado entre as séries de pressão e maré meteorológica.

Frequência (cph)	Período (dias)	Dens. espectral	Coerência	Fase (graus)
0,0031	13,1	1122	0,43	142,5
0,0075	5,5	514	0,53	-139
0,0090	4,6	838	0,61	-69,3
0,0142	3,0	2367	0,77	-102,4
0,0165	2,5	592	0,80	-75,8

Tabela 5.6b: Espectro cruzado entre as séries de U e maré meteorológica.

Frequência (cph)	Período (dias)	Dens. espectral	Coerência	Fase (graus)
0,0043	9,6	282	0,58	-69,9
0,0059	7,0	538	0,66	115,4
0,0090	4,6	424	0,77	90,94
0,0118	3,5	446	0,52	36,3
0,0146	2,8	758	0,47	32,19

Tabela 5.6c: Espectro cruzado entre as séries de V e maré meteorológica.

Frequência	Período	Dens.	Coerência	Fase
(cph)	(dias)	espectral		(graus)
0,0067	6,2	1092	0,77	-11,2
0,0098	4,6	811	0,78	-35,94
0,0142	2,9	2311	0,88	-26,76

Tabela 5.6d: Espectro cruzado entre as séries de Tx e maré meteorológica.

Frequência	Período	Dens.	Coerência	Fase
(cph)	(dias)	espectral		(graus)
0,0043	9,6	3588	0,62	50,64
0,0063	6,6	7181	0,53	179,19
0,0112	3,5	4202	0,70	-27,4
0,0146	2,8	8870	0,48	-48,4

Tabela 5.6e: Espectro cruzado entre as séries de Ty e maré meteorológica.

Frequência	Período	Dens.	Coerência	Fase
(cph)	(dias)	espectral		(graus)
0,0067	6,2	9938	0,73	11,2
0,0090	4,6	8291	0,77	39,5
0,0142	3,0	20500	0,81	27,06
0,0169	2,4	4440	0,67	42,32

- **Pontos: 3 (pressão) 25.0S/45W e 4 (vento) 25.709S/46.250W**

Tabela 5.7a: Espectro cruzado entre as séries de pressão e maré meteorológica.

Frequência	Período	Dens.	Coerência	Fase
(cph)	(dias)	espectral		(graus)
0,0075	5,6	722	0,73	-150,6
0,0102	4,0	576	0,63	-24,26
0,0130	3,1	769	0,78	-91,5
0,0146	2,8	2490	0,67	-127,0

Tabela 5.7b: Espectro cruzado entre as séries de U e maré meteorológica.

Frequência (cph)	Período (dias)	Dens. espectral	Coerência	Fase (graus)
0,0059	7,0	642	0,64	108,8
0,0075	5,5	624	0,52	16,41
0,0090	4,6	455	0,61	67,51
0,0114	3,6	368	0,46	-4,3
0,0197	2,0	1043	0,78	-0,48

Tabela 5.7c: Espectro cruzado entre as séries de V e maré meteorológica.

Frequência (cph)	Período (dias)	Dens. espectral	Coerência	Fase (graus)
0,0067	6,2	1708	0,74	-0,29
0,0090	4,6	1097	0,73	-0,68
0,0146	2,8	2938	0,72	-0,58
0,0248	1,7	1546	0,78	-0,47

Tabela 5.7d: Espectro cruzado entre as séries de Tx e maré meteorológica.

Frequência (cph)	Período (dias)	Dens. espectral	Coerência	Fase (graus)
0,0043	9,6	6543	0,62	37,5
0,0075	5,5	10258	0,57	1,25
0,0102	4,0	5114	0,65	-129,8
0,0146	2,8	18581	0,43	-17,2
0,0197	2,1	17464	0,64	12,07

Tabela 5.7e: Espectro cruzado entre as séries de Ty e maré meteorológica.

Frequência (cph)	Período (dias)	Dens. espectral	Coerência	Fase (graus)
0,0067	6,2	22700	0,69	18,9
0,0090	4,6	17241	0,77	36,6
0,0142	2,9	36952	0,78	33,8
0,0189	2,2	10536	0,73	19,74

- **Pontos: 5 (pressão) 27.5S/47.5W e 6 (vento) 27.584S/48.125W**

Tabela 5.8a: Espectro cruzado entre as séries de pressão e maré meteorológica.

Frequência	Período	Dens.	Coerência	Fase
(cph)	(dias)	espectral		(graus)
0,0067	6,2	719	0,48	-78,6
0,0090	4,8	1139	0,73	-68,1
0,0142	3,0	2750	0,83	-76,9
0,016	2,5	689	0,83	-76,9

Tabela 5.8b: Espectro cruzado entre as séries de U e maré meteorológica.

Frequência	Período	Dens.	Coerência	Fase
(cph)	(dias)	espectral		(graus)
0,0035	11,7	649	0,67	-32,8
0,0055	7,5	713	0,60	80,4
0,0090	4,8	766	0,80	71,3
0,0134	3,1	548	0,70	33,6
0,0197	2,1	873	0,87	14,5

Tabela 5.8c: Espectro cruzado entre as séries de V e maré meteorológica.

Frequência	Período	Dens.	Coerência	Fase
(cph)	(dias)	espectral		(graus)
0,0051	8,1	502	0,56	-20,1
0,0075	5,5	1396	0,77	10,4
0,0090	4,8	1112	0,86	-24,7
0,0142	2,9	3414	0,91	-23,0
0,0165	2,5	506	0,88	-45,1

Tabela 5.8d: Espectro cruzado entre as séries de Tx e maré meteorológica.

Frequência	Período	Dens.	Coerência	Fase
(cph)	(dias)	espectral		(graus)
0,0035	11,7	10174	0,70	21,9
0,0055	7,5	11433	0,56	-88,0
0,0090	4,8	10140	0,69	-66,6
0,0118	3,5	10399	0,70	-12,0
0,0146	2,8	21518	0,60	-49,6
0,0181	2,3	15791	0,83	-60,5

Tabela 5.8e: Espectro cruzado entre as séries de maré meteorológica e Ty

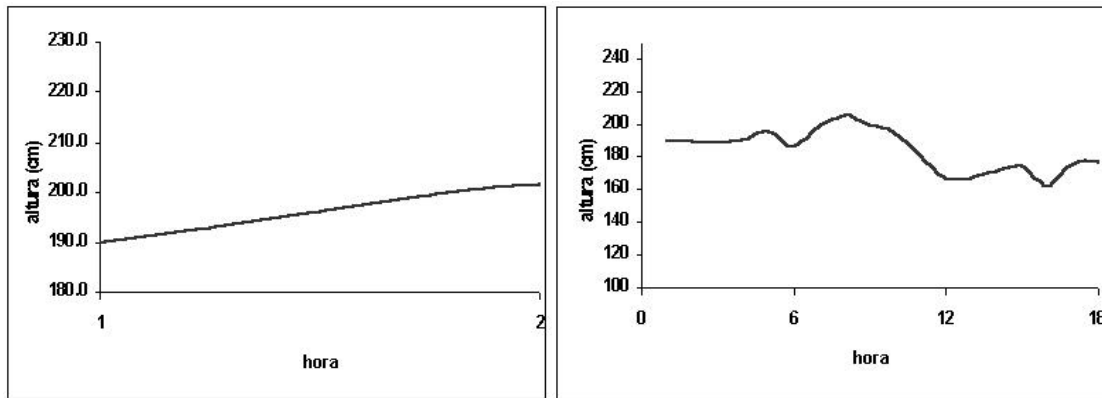
Frequência (cph)	Período (dias)	Dens. espectral	Coerência	Fase (graus)
0,0047	8,8	4461	0,50	9,8
0,0075	5,5	18457	0,77	-14,4
0,0090	4,8	15712	0,88	22,3
0,0142	2,9	42721	0,87	21,1
0,0185	2,2	10826	0,76	28,4

5.3 – Simulação da maré meteorológica com dados da estação de superfície utilizando RNAs

De acordo com os resultados apresentados sobre a variabilidade do nível do mar na região de estudo relacionada às influências de sistemas atmosféricos de baixa frequência, desenvolveu-se um modelo de RNAs que fosse capaz de fazer a predição da maré meteorológica com informações sobre essas influências, utilizando-se, primeiramente, os dados da estação de Pontal do Sul para o período de 06 de janeiro de 1997 a 30 de setembro de 1998.

Considerando-se os efeitos das mudanças no tempo local, os quais produzem respostas com períodos de 3 a 7 dias no nível do mar, alterando de forma significativa as alturas observadas, ficaram evidente as relações dessas variações com as variáveis meteorológicas.

As Figuras 5.22a e b mostram os aspectos da maré meteorológica em intervalos horários e de 6 em 6 horas. Observa-se que a série horária tem um comportamento linear e que a não linearidade do fenômeno só é percebida em intervalos mais longos. Por esse motivo, reduziu-se as séries em intervalos de 6 horas entre as observações para que essa característica fosse apresentada ao modelo de RNAs. Assim, as variáveis ou pares de entradas/saída do modelo correspondem a um total de 2.521 observações.



Figuras 5.22a e b: Comportamento linear (a) e não linear (b) da maré meteorológica.

Foram considerados os devidos atrasos nas respostas do nível do mar às forçantes meteorológicas em termos de correlação máxima no tempo, relacionadas à dinâmica das oscilações do nível do mar para a área em questão. Embora os dados de vento sejam obtidos a uma altura convencional de 10 metros, dentro da camada limite superficial (5 a 50 m), optou-se em utilizar, como entradas do modelo neuronal, as séries de tensão do vento, porque estas possuem uma forte relação com a variabilidade do mar, devido ao acoplamento oceano-atmosfera. Desse modo, as variáveis representativas dessas condições foram: pressão atmosférica com atraso de (-42h), tensão zonal do vento (-30h), tensão meridional do vento (-6h), séries de maré meteorológica de -18, -12, e -6 horas. Considerou-se o horário a ser previsto, como o tempo t , o intervalo de 6 horas do atraso relativo a T_y e maré meteorológica. Outro aspecto considerado foi a variável relativa a intensidade do vento para o horário a ser previsto (t), como forma de informar à rede a condição atmosférica atuante. A correlação cruzada entre o vento e a maré meteorológica, ambos no tempo t (atraso de 6 horas) ficou em torno de 20%. Esse conjunto de dados foi selecionado em 50% para treinamento, com um conjunto de 1260 pares de entrada/saída, 25% para verificação (teste) com 631 pares e 25% para teste (validação) com 630 pares.

Inicialmente foram utilizados os dados da estação de superfície, próxima à estação maregráfica, no sentido de se avaliar o comportamento da série prevista com informações meteorológicas locais.

Foram treinadas e testadas várias arquiteturas com diferentes combinações de neurônios nas camadas de entrada e intermediária, bem como, os parâmetros livres da rede, obtendo-se assim, a melhor performance com uma rede *perceptron* de múltiplas camadas com 7 neurônios ou nós na camada de entrada, 14 neurônios na camada

intermediária e 1 neurônio na camada de saída. As funções de ativação utilizadas foram: linear, logística e linear. Utilizou-se o algoritmo *Backpropagation* para o treinamento da rede, (OLIVEIRA *et al.*, 2004a e b).

5.3.1 – Resultados obtidos com o treinamento da rede

- *Simulações para 6 horas ($t = 0$)*

A Figura 5.23 mostra a arquitetura da rede otimizada com as variáveis de entrada, descritas anteriormente, que influenciam o processo físico modelado.

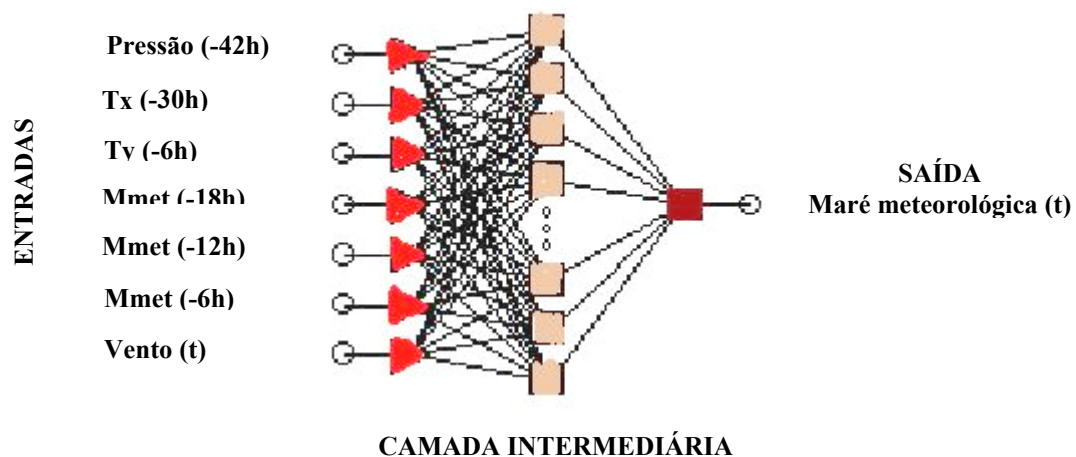


Figura 5:23: Arquitetura da Rede Neural Artificial

A meta de convergência do erro adotado foi o critério do número de épocas. Para o treinamento e verificação da rede definiu-se a qualidade do resultado considerando-se a melhor performance possível para ambos. Como mostra a Tabela 5.9 o melhor desempenho foi alcançado com 700 épocas com um erro de 0,008276 para o treinamento e 0,008531 para verificação. A partir desse número de épocas o processo se estabiliza, (OLIVEIRA *et al.*, 2004a).

Tabela 5.9: Desempenho da rede de acordo com o número de épocas.

Épocas	Erro de treinamento	Erro de verificação
100	0,021457	0,019834
500	0,008827	0,008951
700	0,008276	0,008531

No quadro 5.5 são apresentados os valores referentes à análise de sensibilidade relativa às variáveis de entrada, indicando a mais importante pela rede adotada.

Quadro 5.5: Análise de sensibilidade

	Pres(-42)	Tx(-30)	Ty(-6)	MM(-18)	MM(-12)	MM(-6)	V(t)
Ordem	4	7	5	3	2	1	6
Erro	0,877168	0,848015	0,858933	15,44785	43,30815	46,42966	0,853148
Taxa	1,033599	0,999247	1,012112	18,20277	51,03158	54,70978	1,005295

A Figura 5.24 apresenta a evolução do treinamento e verificação da rede para alcançar a meta de convergência do erro. A curva em preto representa o treinamento e a linha em cinza a verificação.

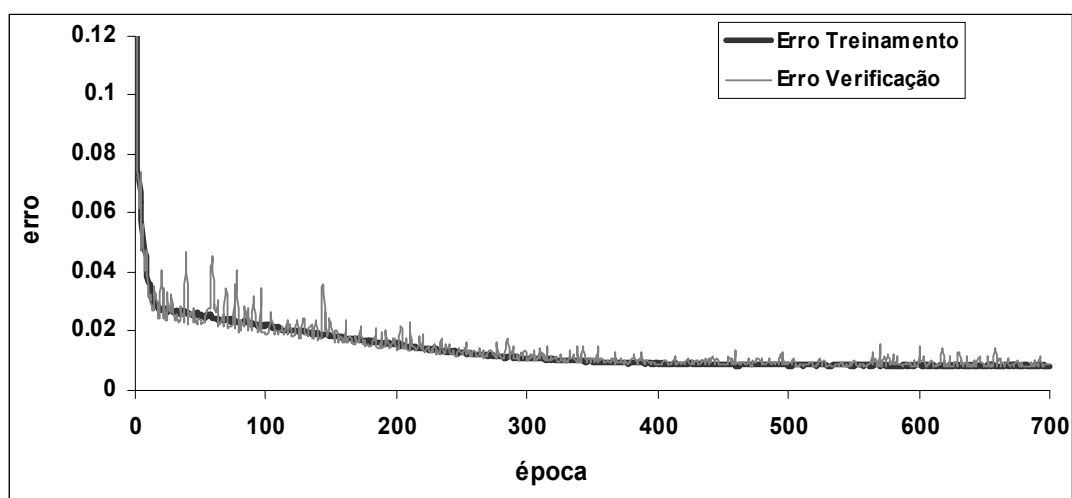


Figura 5.24: Evolução do treinamento e verificação da RNA.

A Tabela 5.10 mostra os resultados estatísticos referentes aos pares entrada/saída selecionados para treinamento, verificação e teste. Observa-se uma correlação de, aproximadamente, 99% em ambas as etapas.

Tabela 5.10: Resultados estatísticos.

	Treinamento	Verificação	Teste
Média	178,1642	185,6433	179,7428
Desvio padrão	17,74197	16,96479	16,71795
Erro médio	0,806914	0,066481	-0,09441
Erro do desvio padrão	0,842227	0,940965	0,950543
Correlação	0,998876	0,998461	0,998383

O tempo de processamento da rede foi de 2 minutos e 26 segundos para 700 épocas. A melhor performance foi alcançada com taxa de aprendizado igual a 0,01 e momento igual a 0,9.

A Figura 5.25 mostra a curva em laranja relativa à fase de treinamento da rede e a curva em preto à maré meteorológica, ou seja, a saída desejada, verificando-se o desempenho do modelo em aproximar a função, que representa o fenômeno físico abordado neste estudo.

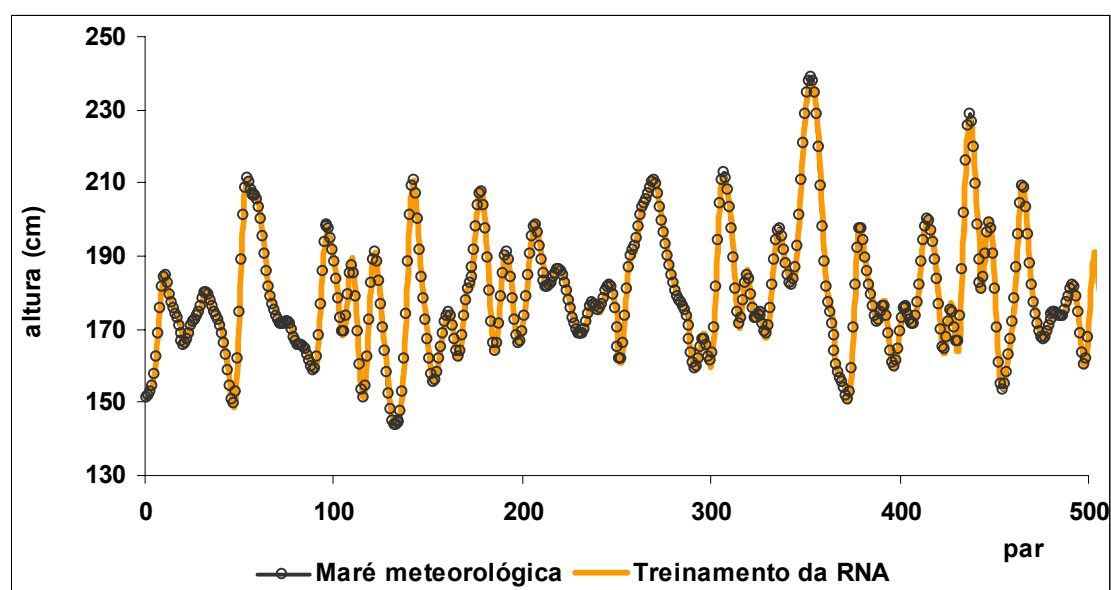


Figura 5.25: Gráficos da saída da rede e saída desejada na fase de treinamento.

Após o treinamento foram apresentados à rede os pares relativos ao teste ou validação no sentido de se avaliar a capacidade de generalização da rede na predição da maré meteorológica para o local em questão, nas próximas 6 horas. A Figura 5.26 apresenta os resultados obtidos com a rede treinada, onde observa-se em preto a saída desejada (maré meteorológica) e em vermelho o sinal predito da maré pela rede neural. Verifica-se que as duas curvas mantêm um comportamento, praticamente, constante entre elas, não apresentando valores muito defasados. Esses resultados mostram um erro bastante satisfatório, uma vez que das 631 amostras reservadas para teste, somente três valores ficaram em torno de -3 cm e $+3$ cm, tendo como valor médio do erro relativo às alturas previstas em torno de $-0,094$ cm, conforme tabela 5.10, (OLIVEIRA *et al.*, 2004a).

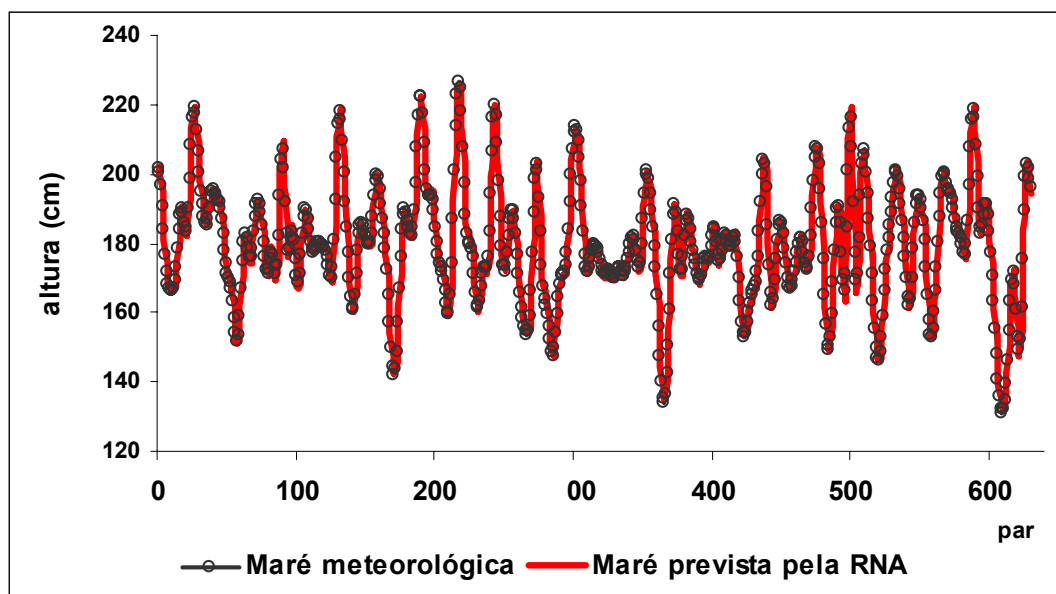


Figura 5.26: Gráficos da saída da rede e saída desejada na fase de teste.

A Figura 5.27 mostra o aspecto das duas funções modeladas pela rede, que representam a maré prevista em vermelho e a saída desejada em azul. Essas curvas pontilhadas mostram a capacidade de generalização da rede proposta, onde cada ponto representa o valor da altura da maré meteorológica real e a prevista.

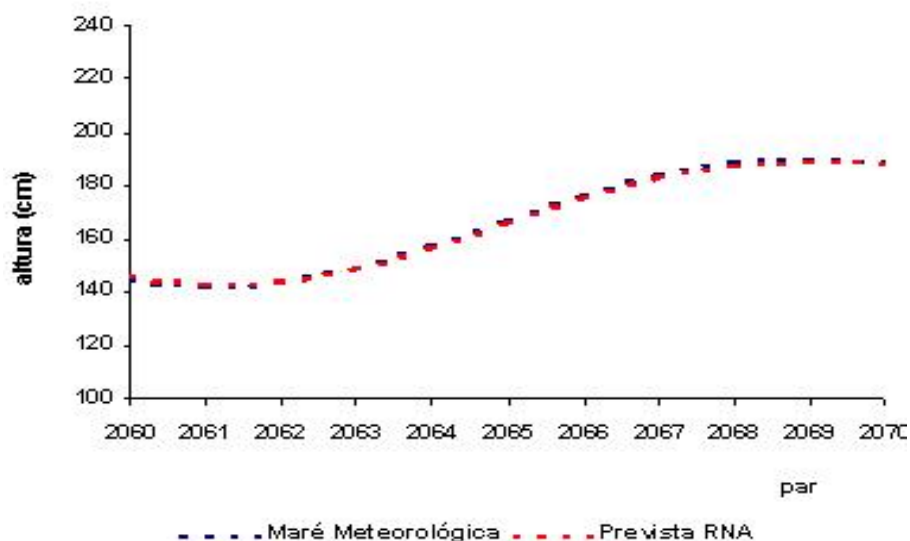


Figura 5.27: Curvas da maré meteorológica real e prevista pela rede.

- ***Simulações para 12 ($t = + 6$), 18 ($t = + 12$) e 24 ($t = + 18$) horas***

Foram também realizadas previsões da maré meteorológica para os horários de 12, 18 horas e 24 horas considerando-se a mesma arquitetura de rede, taxa de aprendizado, momento e número de épocas.

As análises das correlações cruzadas das variáveis com a maré a ser prevista indicam um valor constante para o vento de, aproximadamente, 21%, enquanto que, para as demais variáveis, os valores tendem a diminuir. O quadro 5.6 mostra essas correlações e os resultados estatísticos das simulações são mostrados nas tabelas 5.11a a 5.11c.

Quadro 5.6: Correlações cruzadas entre a maré a ser prevista e as variáveis meteorológicas

	t = 0 (6h)	t = 6 (12h)	t = 12 (18h)	t = 18 (24h)
Pressão	-0,441	-0,399	-0,358	-0,316
Tx	0,125	0,123	0,104	0,078
Ty	0,512	0,451	0,362	0,250
MM (-18)	0,683	0,420	0,270	0,157
MM(-12)	0,844	0,593	0,420	0,270
MM (-6)	0,959	0,767	0,593	0,419
Vento (t)	0,205	0,215	0,214	0,215

Tabela 5.11a: Resultados estatísticos referentes a previsão para 12 horas.

	Treinamento	Verificação	Teste
Média	178,2079	185,6356	179,7331
Desvio padrão	17,74397	16,95633	16,70705
Erro Médio	-0,06226	-0,2688	-0,6382
Erro do desvio padrão	2,79714	3,045726	3,167648
Correlação	0,987569	0,983736	0,981883

Tabela 5.11b: Resultados estatísticos referentes à previsão para 18 horas

	Treinamento	Verificação	Teste
Média	178,2444	185,6395	179,4155
Desvio padrão	17,737	16,9595	18,15552
Erro Médio	0,977593	-0,2406	0,01602
Erro do desvio padrão	5,903572	6,256822	9,575815
Correlação	0,944275	0,929464	0,849598

Tabela 5.11c: Resultados estatísticos referentes à previsão para 24 horas

	Treinamento	Verificação	Teste
Média	178,2741	185,65	179,1038
Desvio padrão	17,72551	16,9643	19,49734
Erro Médio	1,687983	-0,32087	0,196089
Erro do desvio padrão	9,165226	9,904221	14,14686
Correlação	0,858295	0,812937	0,688369

A tabela 5.12 mostra os valores máximos, médios e mínimos do erro para o treinamento, verificação e teste entre a saída da rede e a saída desejada referentes aos horários das referidas simulações. Esses valores correspondem às alturas da maré prevista em centímetros.

Tabela 5.12: Erro de treinamento, verificação e teste entre a saída da RNA e o alvo.

	Treinamento			Verificação			Teste		
	Máx	Méd	Mín	Máx	Méd	Mín	Máx	Méd	Mín
t = 0 (6h)	2,73	0,1	-2,96	2,85	0,06	-3,86	3,14	-0,09	-3,5
t = 6 (12h)	10,7	-0,06	-11,2	8,71	-0,26	-12,9	10,3	0,62	-11,8
t = 12 (18h)	24,1	0,97	-21,1	17,1	-0,24	-27,7	20,94	-0,24	-22,4
t = 18 (24h)	36,1	1,68	-34,5	28,3	-0,31	-41,7	28,21	-0,37	-33,7

Os gráficos relativos às funções modeladas pela rede para os horários previstos de 12, 18 e 24 horas são mostrados nas Figuras 5.28 a, b e c. Observa-se um afastamento entre as curvas à medida que as correlações no tempo entre as variáveis vão diminuindo.

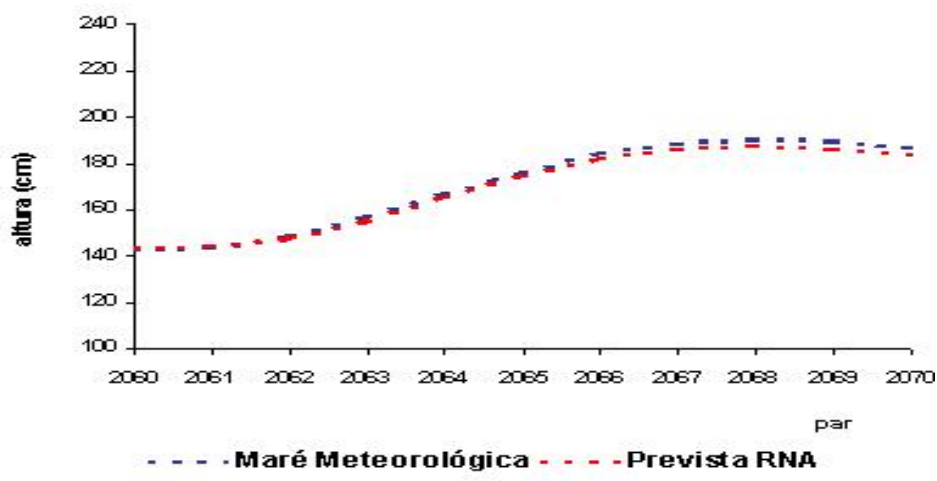


Figura 5.28a: Curvas da maré meteorológica real e prevista para 12 horas ($t = + 6$).

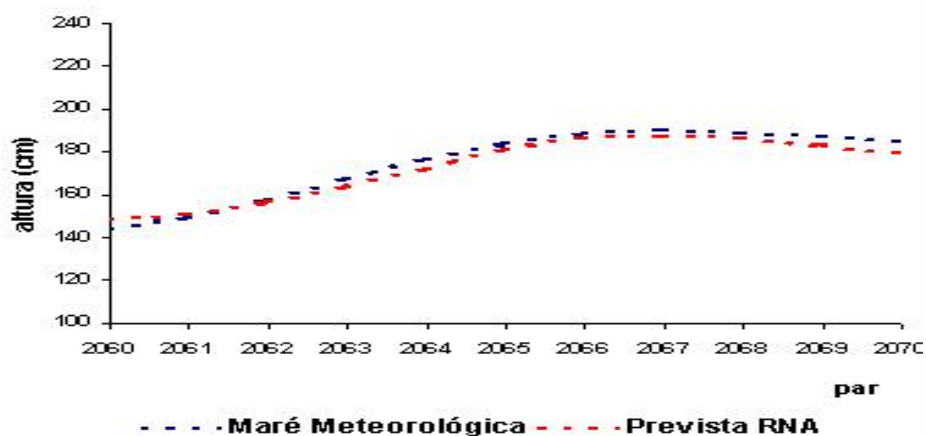


Figura 5.28b: Curvas da maré meteorológica real e prevista para 18 horas ($t = + 12$).

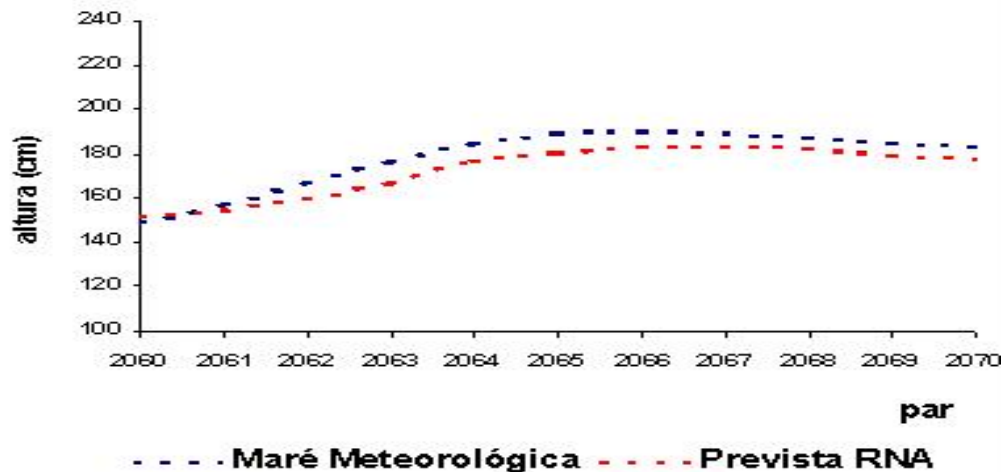


Figura 5.28c: Curvas da maré meteorológica real e prevista para 24 horas ($t = + 8$).

5.4 – Simulação da maré meteorológica com RNAs utilizando dados de reanálise dos pontos 1 e 2

Foram realizadas simulações com dados meteorológicos de reanálise para os pontos 1 e 2 (Figura 5.17) no sentido de se avaliar a viabilidade de utilizá-los na falta de observações de superfície próximas às estações maregráficas. Os resultados obtidos com as informações maregráficas da cidade de Cananéia confirmaram a variabilidade da maré meteorológica ou nível médio do mar no litoral Sudeste, quando comparados com dados de Paranaguá. Por esse motivo, utilizou-se dados remotos de reanálise na mesma arquitetura de rede otimizada para os dados de Pontal do Sul considerando-se, apenas, as correlações máximas para tais pontos, ou seja, pressão (-36h), Tx (-24h), Ty (0), Mmet (-18h), Mmet (-12), Mmet (-6h) e Vento (0).

- **Simulações para 6 horas ($t = 0$)**

O desempenho da rede manteve-se com o mesmo número de épocas e os valores dos erros são mostrados na Tabela 5.13.

Tabela 5.13: Desempenho da rede de acordo com o número de épocas.

Épocas	Erro de treinamento	Erro de verificação
100	0,022149	0,021136
500	0,008906	0,008780
700	0,008171	0,008567

A análise de sensibilidade da RNA, referente à contribuição das variáveis de entrada, mostrou que o vento do horário a ser previsto é mais importante no processo seguido de Ty e Tx. A Tabela 5.14 apresenta os valores dessas contribuições.

Tabela 5.14: Análise de sensibilidade das variáveis individuais.

	Pres(-36)	Tx(-30)	Ty(t)	MM(-18)	MM(-12)	MM(-6)	V(t)
Ordem	4	7	6	3	2	1	5
Erro	0,933615	0,811847	0,891543	15,78379	44,67187	46,93925	0,911074
Taxa	1,032865	0,811847	0,98632	19,27107	54,54169	57,31003	1,007928

A Figura 5.29 apresenta a evolução do treinamento e verificação da rede para alcançar a meta de convergência do erro. A curva em azul representa o treinamento e a linha em rosa a verificação. O gráfico mostra configuração semelhante à apresentada pela rede com os dados de Pontal do Sul.

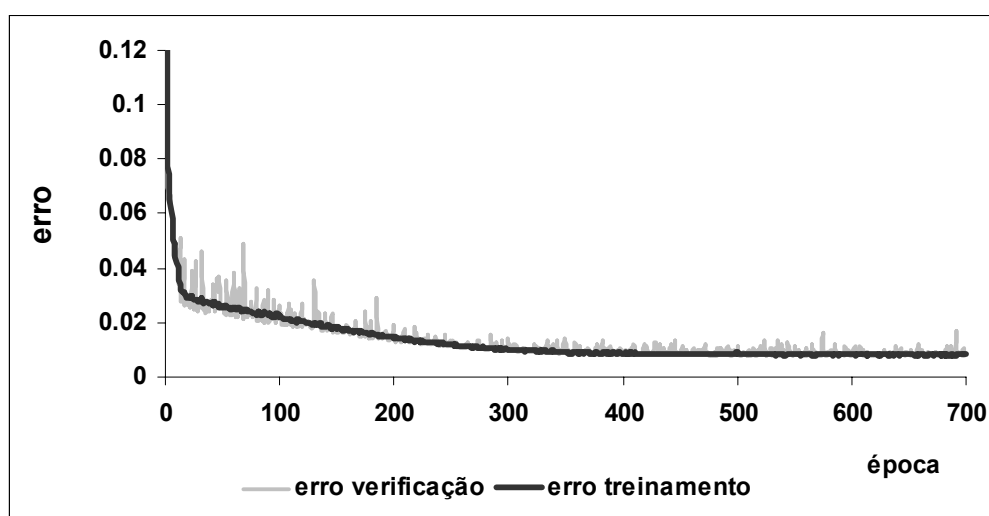


Figura 5.29: Evolução do treinamento e verificação da RNA para dados de reanálise.

A Tabela 5.15 mostra os resultados estatísticos das correlações entre a saída da rede e a saída desejada.

Tabela 5.15: Resultados estatísticos referentes à previsão para 6 horas.

	Treinamento	Verificação	Teste
Média	179,1658	187,3546	181,4642
Desvio padrão	17,6604	16,96314	16,73424
Erro Médio	-0,07386	-0,03758	-0,15857
Erro do desvio padrão	0,81603	0,903822	0,93676
Correlação	0,998932	0,998586	0,99846

A Figura 5.30 mostra o desempenho da rede na generalização dos dados selecionados para teste. Verifica-se uma semelhança com o gráfico de Pontal do Sul com as curvas muito próximas.

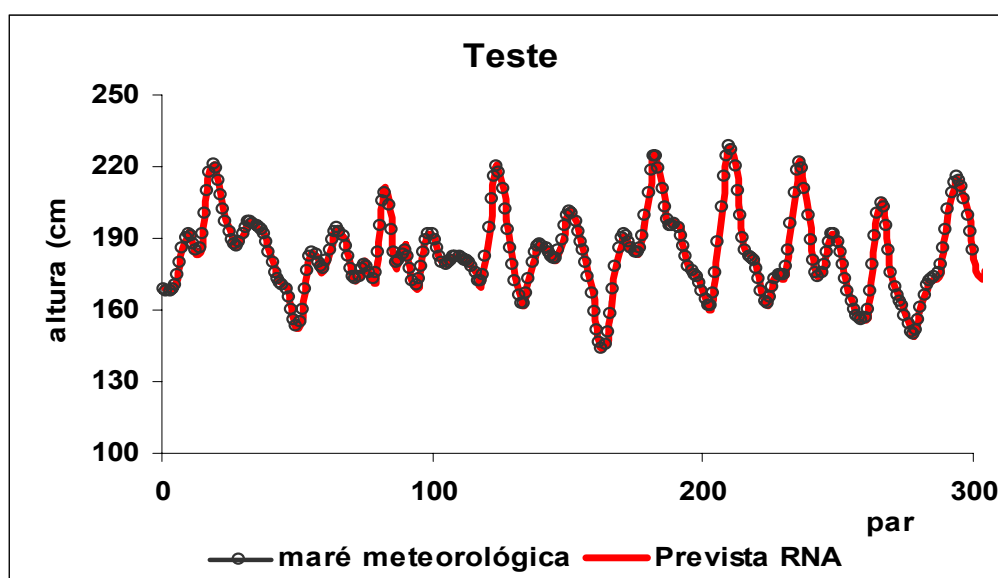


Figura 5.30: Gráficos da maré meteorológica e prevista pela rede neural.

A Figura 5.31 mostra o aspecto das duas funções modeladas pela rede com os dados de reanálise onde os pontos em vermelho representam a maré prevista e os pontos em azul a saída desejada. O comportamento similar das curvas pontilhadas para ambos os dados mostra que a rede obteve o mesmo desempenho na capacidade de generalização.

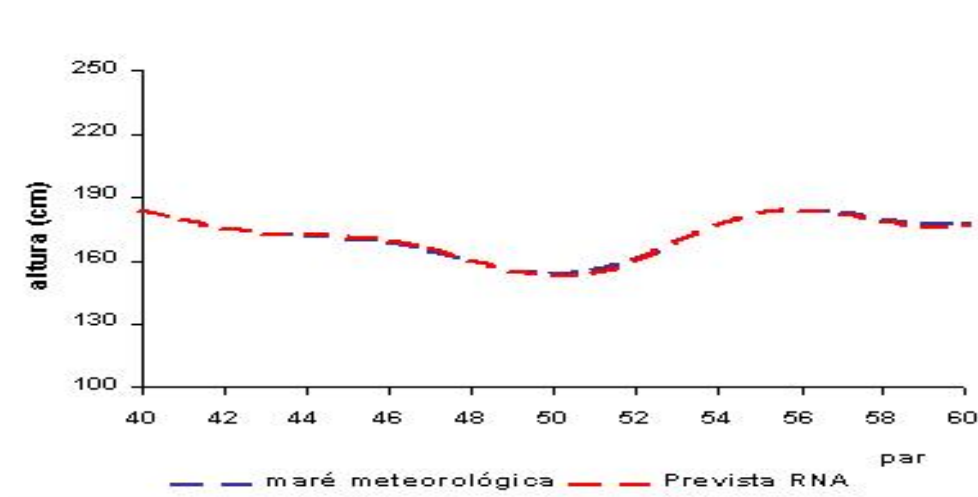


Figura 5.31: Curvas da maré meteorológica real e prevista pela rede com dados de reanálise.

- ***Simulações para 12 ($t = + 6$), 18 ($t = 12$) e 24 ($t = + 18$) horas***

Foram realizadas previsões da maré meteorológica, também, para os horários de 12, 18 horas e 24 horas com dados de reanálise dos pontos 1 e 2 considerando-se a mesma arquitetura de rede utilizada nas simulações para o horário de 6 horas ($t = 0$). As Tabelas 5.16a a 5.16c mostram os resultados estatísticos para os referidos horários

Tabela 5.16a : Resultados estatísticos referentes à previsão para 12 horas.

	Treinamento	Verificação	Teste
Média	179,3755	187,2006	181,1243
Desvio padrão	17,73482	16,92447	18,19546
Erro Médio	-3,79987	-3,5911	-3,86049
Erro do desvio padrão	2,754362	3,046132	7,793456
Correlação	0,987872	0,983681	0,903787

Tabela 5.16b : Resultados estatísticos referentes à previsão para 18 horas.

	Treinamento	Verificação	Teste
Média	179,4194	187,1817	181,4076
Desvio padrão	17,73681	16,92767	16,69878
Erro Médio	-0,2518	0,179352	-0,97281
Erro do desvio padrão	5,733315	6,325062	6,652299
Correlação	0,946318	0,927577	0,91905

Tabela 5.16c : Resultados estatísticos referentes à previsão para 24 horas.

	Treinamento	Verificação	Teste
Média	179,4563	187,1489	181,1537
Desvio padrão	17,72976	16,9243	16,68865
Erro Médio	-7,69265	-8,04257	-8,63694
Erro do desvio padrão	9,006542	10,06083	10,39033
Correlação	0,861641	0,80641	0,786256

A tabela 5.17 mostra os valores máximos, médios e mínimos do erro em centímetros para o treinamento, verificação, e teste entre a saída da rede e a saída desejada referentes aos horários das referidas simulações com os dados de reanálise.

Tabela 5.17: Erro de treinamento, verificação e teste entre a saída da RNA e o alvo.

	Treinamento			Verificação			Teste		
	Máx	Méd	Mín	Máx	Méd	Mín	Máx	Méd	Mín
t = 0 (6h)	3,10	-0,07	-3,22	2,83	-0,03	-3,53	3,50	-0,14	-3,67
t = 6 (12h)	19,44	-0,25	-24,43	16,28	0,13	-23,78	23,44	-0,91	-23,61
t = 12 (18h)	15,21	-3,64	-27,84	11,84	-3,74	-27,18	18,64	-4,38	-28,2
t = 18 (24h)	22,61	-7,68	-46,18	19,71	-8,0	-48,24	26,9	-8,61	-46,92

Os gráficos relativos às funções modeladas pela rede para os horários previstos de 12, 18 e 24 horas são mostrados nas Figuras 5.32a, b e c. Observa-se um afastamento das curvas à medida que as correlações no tempo entre as variáveis vão diminuindo. Os aspectos das curvas são semelhantes aos apresentados na predição com dados da estação.

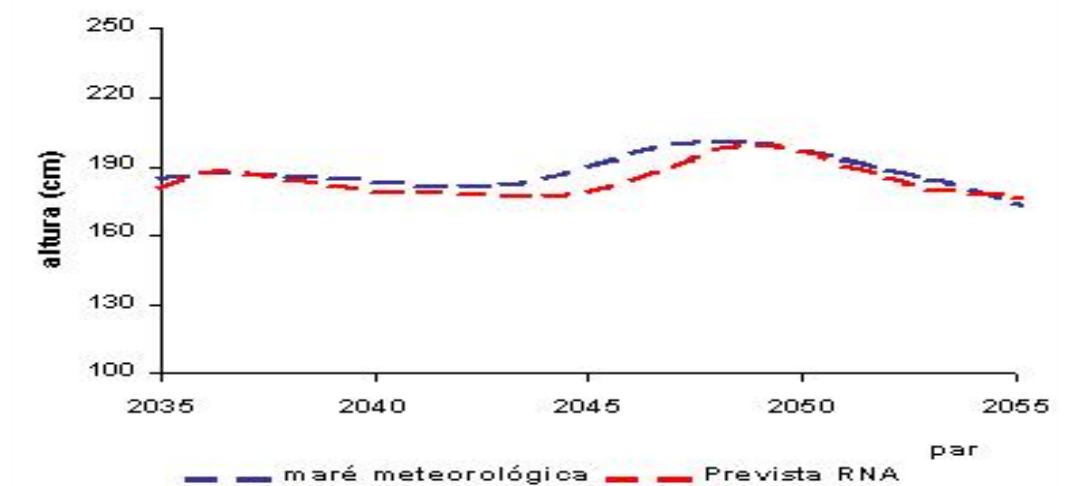


Figura 5.32a :Curvas da maré meteorológica real e prevista para 12 horas ($t = +6$)

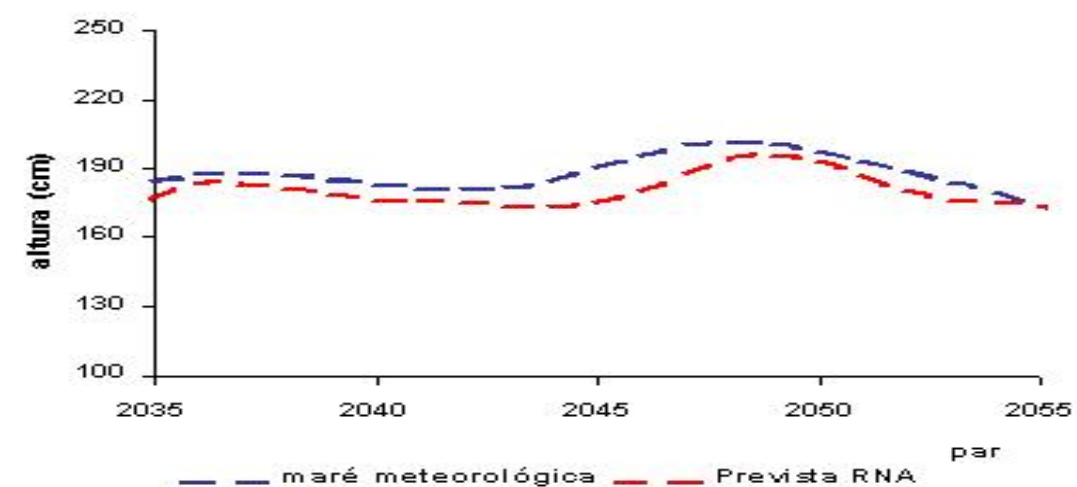


Figura 5.32b :Curvas da maré meteorológica real e prevista para 18 horas ($t = +12$).

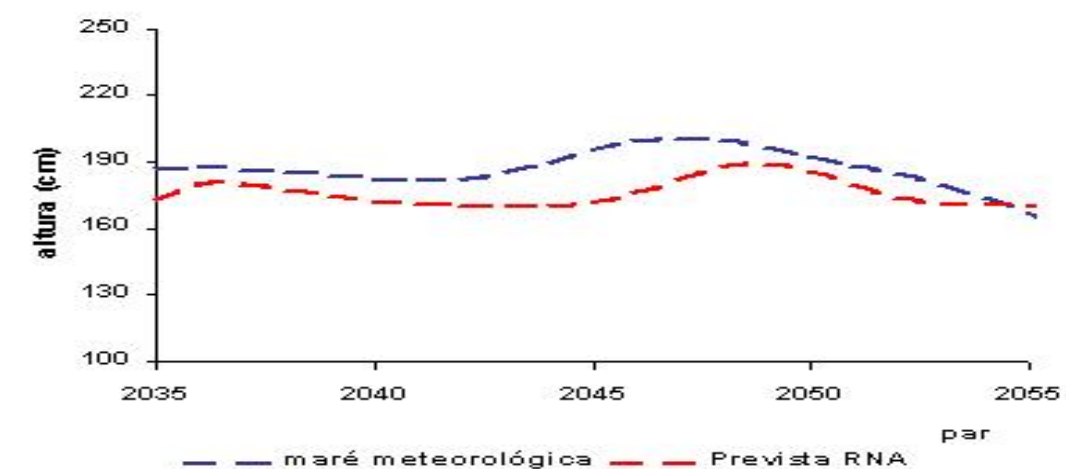


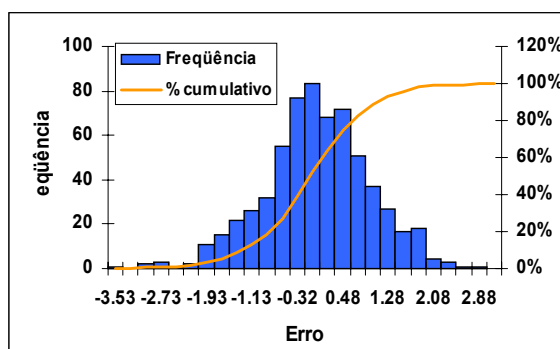
Figura 5.32c :Curvas da maré meteorológica real e prevista para 24 horas ($t = + 18$)

As análises comparativas dos valores relativos as frequências dos erros nas alturas previstas para os horários de 6, 12, 18 e 24 horas com dados da estação de superfície e reanálise mostram resultados bastante satisfatórios para ambos os dados. As tabelas 5.18a e 5.18b, 5.19a e 5.19b apresentam os valores percentuais para cada horário previsto e fonte de dados, considerando-se os 630 pares de entrada/saída utilizados para teste no modelo neuronal. Verifica-se nestas tabelas que o modelo de RNA subestimou as alturas previstas com dados de Pontal do Sul, em torno de, 43% para ambos os horários. Para os dados de reanálise as alturas previstas, foram subestimadas em 30,3% para 6 horas, 46,8% para 12 horas, 76,03% para 18 horas e 71,3% para 24 horas.

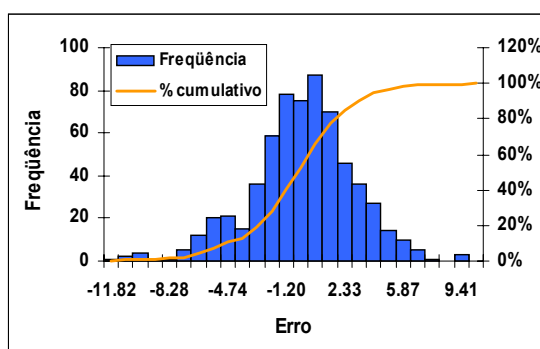
- ***Distribuição das frequências de erro para os dados de Pontal do Sul***

Tabela 5.18a: Frequência e frequência cumulativa de erro nas alturas previstas

6 horas			12 horas		
Erro (cm)	Freq.	% cumulativo	Erro (cm)	Freq.	% cumulativo
-3,52663	1	0,16%	-11,8164	1	0,16%
-3,25978	0	0,16%	-10,932	2	0,48%
-2,99294	2	0,48%	-10,0477	4	1,11%
-2,72609	3	0,95%	-9,1634	1	1,27%
-2,45924	1	1,11%	-8,27908	1	1,43%
-2,1924	2	1,43%	-7,39476	5	2,22%
-1,92555	11	3,17%	-6,51044	12	4,12%
-1,65871	15	5,55%	-5,62612	20	7,29%
-1,39186	22	9,03%	-4,7418	21	10,62%
-1,12501	26	13,15%	-3,85748	15	13,00%
-0,85817	32	18,23%	-2,97316	36	18,70%
-0,59132	55	26,94%	-2,08884	59	28,05%
-0,32448	77	39,14%	-1,20452	78	40,41%
-0,05763	83	52,30%	-0,32019	75	52,30%
0,209217	68	63,07%	0,564126	87	66,09%
0,476063	72	74,48%	1,448446	70	77,18%
0,742909	51	82,57%	2,332766	46	84,47%
1,009755	37	88,43%	3,217087	36	90,17%
1,276601	27	92,71%	4,101407	27	94,45%
1,543447	17	95,40%	4,985728	14	96,67%
1,810293	18	98,26%	5,870048	10	98,26%
2,077139	4	98,89%	6,754368	5	99,05%
2,343985	3	99,37%	7,638689	1	99,21%
2,610831	1	99,52%	8,523009	0	99,21%
2,877677	1	99,68%	9,40733	3	99,68%
Mais	2	100,00%	Mais	2	100,00%



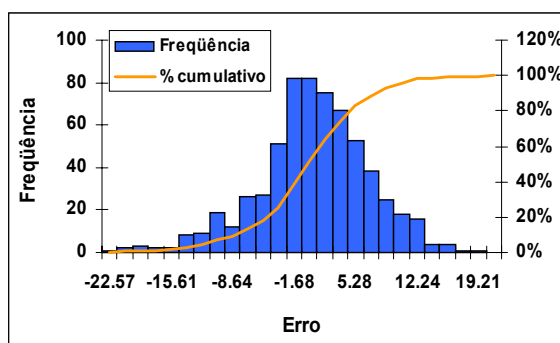
Histograma do erro para 6 horas



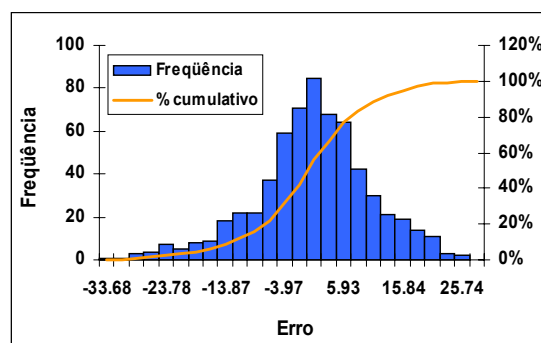
Histograma do erro para 12 horas

Tabela 5.18b: Frequência e frequência cumulativa de erro nas alturas previstas

18 horas			24 horas		
Erro (cm)	Freq.	% cumulativo	Erro (cm)	Freq.	% cumulativo
-22,57	1	0,16%	-33,6795	1	0,16%
-20,8293	2	0,48%	-31,2036	1	0,32%
-19,0887	3	0,95%	-28,7277	3	0,79%
-17,348	2	1,27%	-26,2518	4	1,43%
-15,6074	2	1,59%	-23,7759	7	2,54%
-13,8667	8	2,86%	-21,3	5	3,34%
-12,1261	9	4,29%	-18,8242	8	4,61%
-10,3854	19	7,30%	-16,3483	9	6,04%
-8,64474	12	9,21%	-13,8724	18	8,90%
-6,90409	26	13,33%	-11,3965	22	12,40%
-5,16343	27	17,62%	-8,92062	22	15,90%
-3,42277	51	25,71%	-6,44473	37	21,78%
-1,68212	82	38,73%	-3,96885	59	31,16%
0,058538	82	51,75%	-1,49296	71	42,45%
1,799194	75	63,65%	0,982922	85	55,96%
3,53985	67	74,29%	3,458806	68	66,77%
5,280506	53	82,70%	5,93469	64	76,95%
7,021162	38	88,73%	8,410575	42	83,62%
8,761818	25	92,70%	10,88646	30	88,39%
10,50247	18	95,56%	13,36234	21	91,73%
12,24313	16	98,10%	15,83823	19	94,75%
13,98379	4	98,73%	18,31411	14	96,98%
15,72444	4	99,37%	20,79	11	98,73%
17,4651	1	99,52%	23,26588	3	99,21%
19,20575	1	99,68%	25,74177	2	99,52%
Mais	2	100,00%	Mais	3	100,00%



Histograma do erro para 18 horas

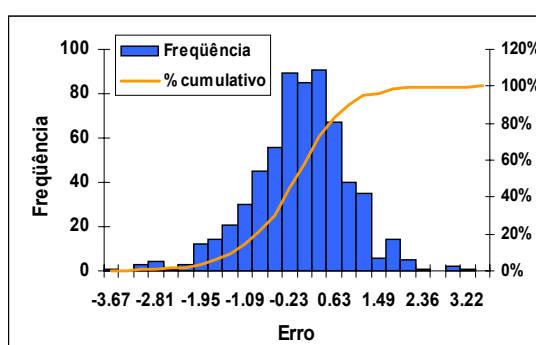


Histograma do erro para 24 horas

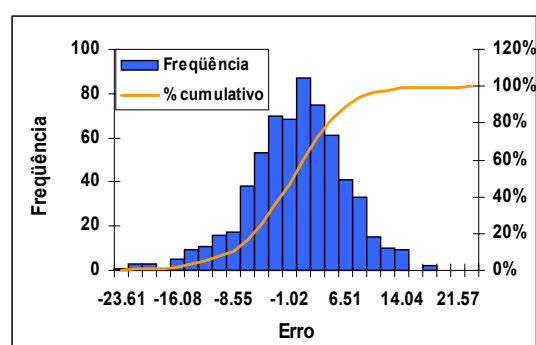
- ***Distribuição das frequências de erro para os dados de Reanálise***

Tabela 5.19a: Frequência e frequência cumulativa de erro nas alturas previstas

6 horas			12 horas		
Erro (cm)	Freq.	% cumulativo	Erro (cm)	Freq.	% cumulativo
-3,67317	1	0,16%	-23,6118	1	0,16%
-3,3861	0	0,16%	-21,7293	3	0,63%
-3,09902	3	0,64%	-19,8469	3	1,11%
-2,81195	4	1,28%	-17,9644	1	1,27%
-2,52488	1	1,44%	-16,0819	5	2,06%
-2,2378	3	1,91%	-14,1995	9	3,49%
-1,95073	12	3,83%	-12,317	11	5,24%
-1,66366	14	6,06%	-10,4345	16	7,78%
-1,37659	21	9,41%	-8,55206	17	10,48%
-1,08951	30	14,19%	-6,66959	38	16,51%
-0,80244	45	21,37%	-4,78712	53	24,92%
-0,51537	56	30,30%	-2,90466	70	36,03%
-0,22829	89	44,50%	-1,02219	68	46,83%
0,058779	85	58,05%	0,860279	87	60,63%
0,345852	91	72,57%	2,742746	75	72,54%
0,632925	67	83,25%	4,625214	61	82,22%
0,919997	40	89,63%	6,507682	41	88,73%
1,20707	35	95,22%	8,390149	33	93,97%
1,494143	6	96,17%	10,27262	15	96,35%
1,781216	14	98,41%	12,15508	10	97,94%
2,068289	5	99,20%	14,03755	9	99,37%
2,355362	1	99,36%	15,92002	0	99,37%
2,642434	0	99,36%	17,80249	2	99,68%
2,929507	2	99,68%	19,68495	0	99,68%
3,21658	1	99,84%	21,56742	0	99,68%
Mais	1	100,00%	Mais	2	100,00%



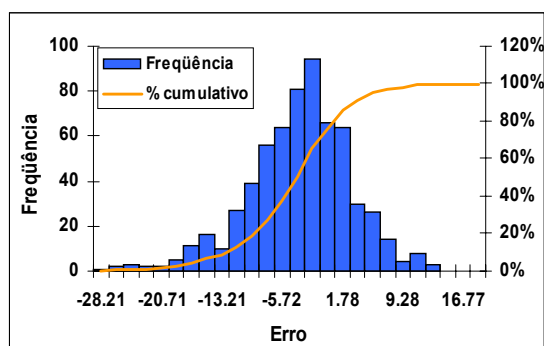
Histograma do erro para 6 horas



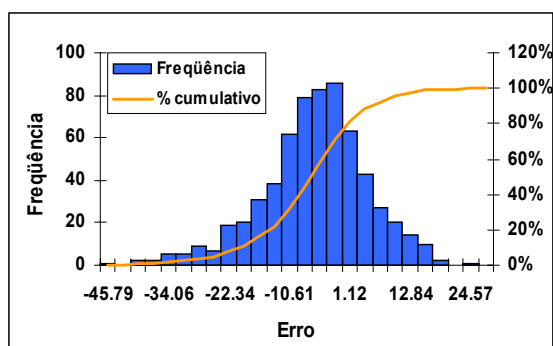
Histograma do erro para 12 horas

Tabela 5.19b: Frequência e frequência cumulativa de erro nas alturas previstas

18 horas			24 horas		
Erro (cm)	Freq.	% cumulativo	Erro (cm)	Freq.	% cumulativo
-28,2054	1	0,16%	-45,7901	1	0,16%
-26,3313	2	0,48%	-42,8585	0	0,16%
-24,4572	3	0,95%	-39,9268	2	0,48%
-22,5832	2	1,27%	-36,9952	2	0,79%
-20,7091	2	1,59%	-34,0636	5	1,59%
-18,835	5	2,38%	-31,132	5	2,38%
-16,9609	11	4,13%	-28,2004	9	3,81%
-15,0869	16	6,67%	-25,2688	7	4,92%
-13,2128	10	8,25%	-22,3372	19	7,94%
-11,3387	27	12,54%	-19,4056	20	11,11%
-9,46464	39	18,73%	-16,4739	31	16,03%
-7,59056	56	27,62%	-13,5423	38	22,06%
-5,71649	64	37,78%	-10,6107	62	31,90%
-3,84241	81	50,63%	-7,6791	79	44,44%
-1,96834	94	65,56%	-4,74749	83	57,62%
-0,09426	66	76,03%	-1,81588	86	71,27%
1,779816	64	86,19%	1,115735	63	81,27%
3,653892	30	90,95%	4,047348	43	88,10%
5,527968	26	95,08%	6,97896	27	92,38%
7,402044	14	97,30%	9,910573	20	95,56%
9,27612	4	97,94%	12,84219	14	97,78%
11,1502	8	99,21%	15,7738	10	99,37%
13,02427	3	99,68%	18,70541	2	99,68%
14,89835	0	99,68%	21,63702	0	99,68%
16,77242	0	99,68%	24,56864	1	99,84%
Mais	2	100,00%	Mais	1	100,00%



Histograma do erro para 18 horas



Histograma do erro para 24 horas

Os dados de reanálise do ponto 1 e 2 utilizados no modelo de RNAs mostraram resultados muito próximos aos encontrados com os dados de Pontal do Sul, para previsões de 6, 12 e 18 horas. A tabela 5.20 mostra o resumo dos valores percentuais dos erros nas alturas previstas com dados de ambos os locais. Verifica-se que para previsões de até 24 horas, o erro entre os dados de Pontal do Sul e de reanálise mostram uma defasagem percentual de, aproximadamente, 8,2% na previsão de alturas da maré meteorológica com valores superiores a 30 cm.

Tabela 5.20: Percentuais dos erros nas alturas previstas.

Horário	Pontal do Sul	Reanálise
6 horas	0,5% > 3 cm	0,9% > 3 cm
12 horas	0% > 20 cm	1,3% > 20 cm
18 horas	0,8% > 20 cm	1,6% > 20 cm
24 horas	0,8% > 30 cm	2,4% > 30 cm

Capítulo 6

Conclusão

A escolha da série maregráfica a ser utilizada no presente estudo foi de extrema importância, já que a utilização de RNAs exige um procedimento metodológico quanto ao conhecimento especializado do fenômeno a ser modelado. Tendo em vista que os registros do nível do mar utilizados, principalmente, para determinar as variações da maré nos portos brasileiros são de curto período, a inexistência de séries longas, com qualidade, constitui um problema para pesquisas nessa área. Por esse motivo, utilizou-se a série do porto de Paranaguá – Cais Oeste por possuir três anos sem interrupções e com dados tratados pela DHN.

A verificação das séries meteorológicas da estação de superfície mostrou algumas falhas, como erros de digitação e falta de observações. As séries foram corrigidas estatisticamente, e algumas falhas retiradas, reduzindo o número de amostras.

A utilização do filtro passa-baixa de Thompson para remover as altas frequências das séries mostrou-se eficiente, conforme demonstrado por KALIL (1999). Foram consideradas como frequência de corte os valores de 6,4°/h e 11,2°/h para os dados horários e de 38,4°/6 h e 67,2°/6h para os dados meteorológicos de reanálise.

O tratamento estatístico das séries no domínio do tempo e da frequência permitiu definir as correlações existentes no processo físico, possibilitando a determinação dos atrasos, em termos de correlação máxima entre as variáveis, definindo assim, o que seriam as respostas do mar às ocorrências de sistemas atmosféricos de baixa frequência. As correlações encontradas com os dados meteorológicos de superfície e reanálise mostraram as influências locais e remotas na estação maregráfica.

As análises de variância relativa à remoção das altas frequências para a estação de Pontal do Sul apresentaram valores de 11% para pressão e 65% para o vento, mostrando a influência do continente nos resultados, ou seja, as brisas têm forte influência nas estações ao longo da costa. Para os pontos de reanálise foram verificados valores constantes de remoção das altas frequências, em torno de 2,5% para pressão e 20 a 33% para as tensões tangenciais zonal e meridional (T_x e T_y). Para as

componentes, U e V as remoções foram em torno de 9 a 19%. Comparando esses dados com os valores encontrados para a estação de superfície, conclui-se que a sua utilização se torna mais adequada às pesquisas realizadas para a área oceânica.

Os valores espectrais verificados entre as componentes zonal e meridional do vento com as componentes da tensão comprovaram que, nessas últimas, a influência energética na interface oceano-atmosfera é muito significativa; por isso optou-se em utilizá-las no modelo.

Para os pontos de reanálise 2 e 4 a componente meridional da tensão do vento mostrou correlação linear com a maré meteorológica, ou seja, correlação máxima no tempo $t = 0$, em torno de 56% para ambos os pontos.

As correlações da maré meteorológica com a pressão atmosférica na estação e nos pontos de reanálise foram bem semelhantes, em torno de 43%, para atrasos, de 42 horas e, em torno de 30 e 36 horas, respectivamente, mostrando que a região costeira de Paranaguá responde de maneira similar às flutuações dessa variável nos processos atmosféricos de baixa frequência. Essas relações comprovam resultados encontrados por MARIOTTI & FRANCO, [ca.2001] para estudos realizados no litoral de Santa Catarina utilizando o modelo ARIMA. Esses atrasos com relação à pressão podem estar relacionados à localização da estação maregráfica, devido aos aspectos fisiográficos da Baía de Paranaguá, os quais interferem na resposta do nível do mar ao efeito do barômetro invertido.

As análises das frequências, para a estação de superfície, mostraram maiores valores de densidade espectral cruzada para eventos com periodicidade em torno de 5 dias com coerência entre 90 a 98%, o que pode ser justificado pela proximidade de ambas as estações, sujeitas às influências locais dos sistemas atmosféricos migratórios.

As análises espectrais realizadas para os pontos de reanálise, 1 ao norte da estação maregráfica e 2 próximo à Paranaguá, apresentaram os menores valores de densidade espectral e coerência, em torno de 80% para V e Ty e 70% para as demais variáveis. Acredita-se que esses valores devam estar associados ao aumento da pressão atmosférica após a passagem de frentes sobre a região, com ventos de norte caracterizando uma situação pós-frontal. Nos pontos 3 e 4, na área oceânica, as análises mostraram coerências em torno de 78% para eventos com períodos de 1.7 a 3 dias, com os maiores valores de densidade espectral para Ty. Esse comportamento pode ser atribuído ao fato de estarem mais afastados da costa, onde o deslocamento de sistemas frontais é mais livre e, portanto, mais rápido ao contrário da região litorânea onde a

orografia dificulta o deslocamento desses sistemas. Para os pontos 5 e 6, mais ao sul de Paranaguá os valores de energia são maiores do que os demais pontos na estação, com valores de coerência entre 83 e 91%. A densidade espectral para Ty possui o maior valor, podendo estar associado com a queda da pressão atmosférica, devido à aproximação de frentes com ventos nos quadrantes NW/SW, caracterizando uma condição pré-frontal na região.

Os resultados obtidos das análises espectrais e correlações temporais relativas a componente zonal do vento e tensão, transversal a linha de costa, com a maré meteorológica, indicaram pouca influência dessa componente nas variações do nível do mar costeiro confirmando estudos realizados por TRUCCOLO (1998) e MARIOTTI & FRANCO, [ca.2001] ambos para o litoral de Santa Catarina.

A maré meteorológica possui uma representatividade nas sobre-elevações e abaixamentos do nível do mar costeiro na região de Paranaguá. Essa representatividade foi verificada com uma variação de 70 cm entre a preamar observada e prevista coincidindo com previsões de altura de ondas, em torno de 3 a 4 metros, no litoral sul do Brasil, contidas nos boletins meteorológicos emitidos pela DHN.

A utilização dos dados de reanálise selecionados na área marítima possibilitou a comparação entre os resultados encontrados nessa região com os dados da estação de superfície. Conclui-se assim, que as relações existentes entre os fenômenos atmosféricos e as respostas do mar a esses fenômenos são muito mais evidenciadas com as informações oriundas de diversos pontos. Outro aspecto verificado a partir das informações de reanálise é que, os eventos remotos afetam a maré meteorológica, como foi verificado nos pontos mais ao sul de Paranaguá, onde a componente meridional do vento possui valores energéticos bastante elevados, mostrando a influência da direção da costa nesse local.

Os dados de reanálise mostraram que, além de traduzirem melhor as variações dos fenômenos atmosféricos em baixas frequências na área oceânica, esses dados são uma fonte de informação numa região onde a carência de dados ainda é substancial.

Esses dados possuem duas características básicas principais que são o tamanho do período coberto (50 anos) e um conjunto muito extenso de base de dados. Os dados de vento e pressão utilizados nesse estudo estão nas classes A e B, respectivamente, indicando que nos campos gradeados da reanálise para a classe A, a variável é fortemente influenciada pelo dado observado, e que, para a classe B além dos dados observados, o valor da variável é influenciada pelos valores da análise do modelo.

O uso de redes neurais artificiais na modelagem dos processos atmosféricos de baixa frequência que afetam, significativamente, as alturas do nível do mar costeiro mostrou ser uma ferramenta adequada na previsão da maré meteorológica para a região de Paranaguá. A RNA demonstrou adquirir o conhecimento necessário sobre os processos que envolvem os fenômenos atmosféricos que afetam a variabilidade do mar no litoral, sendo necessário, apenas, as informações sobre a pressão atmosférica, vento e as autocorrelações da maré meteorológica, onde os principais processos oceânicos estão implícitos ao longo do tempo.

Em relação aos modelos de redes neurais testados neste estudo, o mais adequado foi o *Perceptron* de Múltiplas Camadas (MLP), porém verificamos que para alcançar resultados satisfatórios é importante utilizar um banco de dados que seja representativo do fenômeno a ser abordado.

Os gráficos de treinamento, verificação e teste mostraram a capacidade do modelo em generalizar de forma adequada o padrão de resposta do nível do mar às variações do tempo local.

Os resultados similares apresentados pela rede na previsão da maré meteorológica para uma defasagem de 6 horas, utilizando-se dados de superfície e de reanálise foi, em torno de, 99%, demonstrando a possibilidade de utilização dos dados de reanálise na falta de informações meteorológicas próximas às estações maregráficas, principalmente, em litorais onde o comportamento dessa variável é semelhante.

As previsões realizadas para períodos mais longos (12, 18 e 24 horas) apresentaram resultados inferiores, porém com erros ainda aceitáveis (Tabelas 5.13a a d). As curvas relativas ao conjunto de teste, tanto para dados da estação quanto para dados de reanálise, mostraram a defasagem entre as correlações máximas e a aproximação da função.

Para trabalhos futuros, sugere-se:

- A extensão do estudo desenvolvido nesta pesquisa para outros locais onde a maré meteorológica tenha uma influência significativa na variabilidade do nível do mar costeiro;
- A utilização de outras variáveis meteorológicas, tais como, temperatura da água do mar e precipitação ou vazão fluvial, buscando outras arquiteturas de

rede na obtenção de melhores resultados para previsões, a longo prazo, da maré meteorológica em Paranaguá, assim como uma maior base de dados;

- A utilização de RNAs na predição de longo período do nível médio do mar (NMM), uma vez que vários trabalhos realizados em vários países apontam para uma elevação do nível médio; e
- A operacionalização do modelo de RNAs como complemento do modelo clássico de previsão de maré.

Capítulo 7

Referências bibliográficas

ABELÉM, Antonio Jorge Gomes, 1994, Redes Neurais Artificiais na Previsão de Séries Temporais. Tese de M. Sc., PUC, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

AHRENS, C. Donald, 1999, Meteorology Today: an introduction to weather climate and the environment. 6 ed. London, Brooks/Cole.

APPA, 2003, “Administração dos Portos de Paranaguá e Antonina”. Disponível em <http://www.pr.gov.br/portos/appap500.shtml>. [capturado em 23 de mai. 2003]

BROOMHEAD, D. S., LOWE D., 1988, “Multivariable functional interpolation and adaptive networks” In: *Complex Systems*, v. 2, pp. 321-355.

CALÔBA, Luiz Pereira, 2002, “Introdução ao uso de redes neurais na modelagem de sistemas dinâmicos e séries temporais”. In: Livro de Minicursos do Congresso Brasileiro de Automática, 14. Natal, RN.

CARTWRIGHT, D. E.; EDDEN, A. C., 1973, “Correct tables of tidal harmonics”. In: *Geophysical Journal R. Astr. Soc.*, n.33, pp. 253-264.

CASTRO, Maria Cristina Filippetto de, 2001, Predição Não-Linear de Séries Temporais Usando Redes Neurais RBF por Decoposição em Componentes Principais. Tese de D. Sc., UNICAMP, São Paulo, SP, Brasil.

CORDINI, Jucilei, 1998, Estudo dos Aspectos Geodinâmicos no Datum Vertical do SGB. Tese de D. SC., CPGOG/UFPR, Paraná, PR, Brasil.

CPTEC. 2004, “Aspectos Climáticos Sinóticos no Brasil – Região Sudeste. Boletim de monitoramento e análise climática. Mês/2004. Disponível em <http://cptec.inpe.br> [capturado em 18 de jul. 2004].

DOODSON, A. T., WARBURG, H. D., 1944, Manual de Marés do Almirantado. Tradução Alberto dos Santos Franco. 2 ed. Rio de Janeiro: Diretoria de Hidrografia e Navegação.

FILIPPO, Alessandro Mendonça, 2003, Variabilidade do Nível do Mar em Função de Eventos Meteorológicos de Baixa Frequência. Tese de D. Sc., UFF, Niterói, RJ, Brasil.

FRANCO, Alberto dos Santos, 1981, Tides: fundamentals analysis and prediction. São Paulo, IPT.

FU, LiMin, 1994, Neural Networks in Computer Intelligence. New York, Mc Graw-Hill, Inc..

GARRTSEN, H., BIJLSMA, A. C., 1988, “Modelling of Tidal and Winddriven Flow: The Dutch Continental Shelf Model” In: Delft Hydraulics Publications, n. 398, (Dec), pp. 331-338.

GODIN, G. 1972, The Analysis of Tides. London, Liverpool University Press

GUIMARÃES, Maria Regina Fonseca, MARONE, Eduardo, 1996, “Oceanografia Física com Ênfase em Ambientes Estuarinos.” Capturado em 21/03/2004.

HAYKIN, Simon, 2001, Redes Neurais: princípios e prática. Tradução Paulo Martins Engel. 2 ed. Porto Alegre, Bookman. 900 p.

HEBB, Donald O., 1949, “The First Stage of Perception: growth of the assembly”, The Organization of Behavior. pp. 60-70.

HORNIK, K. M. S., WHITE, H., 1989, “Multilayer feedforward networks are universal approximates.” In: Neural Network, v. 2, pp. 359-366.

HOPFIELD, J. J., 1982, “Neural Network and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities.” Proceedings of the National Academy of Science, v. 79, pp. 2554-2558.

JAMES, William, 1890, “Association”, Psychology (Briefer Course), pp. 253-279.

KALNEY, Eugenia, et al., 1996, “The NCEP/NCAR 40 Year Reanalysis Project”, Bull. Am. Meteor. Soc., v. 77, n. 3, (mar), pp. 437-471.

KALNEY, Eugenia, et al., 2001, “The NCEP/NCAR 50 Year Reanalysis: Monthly Means CD-ROM and Documentation”, Bull. Am. Meteor. Soc., v. 82, n. 2, (Feb), pp. 247-267.

KALIL, Afonso Felipe Dias, 1999, Contribuições ao Estudo do Nível Médio do Mar no Estado do Rio de Janeiro. Tese de M. Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

KOHONEN, Teuvo, 1982, “Self-Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps”, Biological Cybernetics, v. 43, pp. 59-69.

KOVACS, Zsolt L., 1997, O Cérebro e a sua Mente: Uma introdução à neurociência computacional. São Paulo Edições Acadêmicas.

LAMB, Sir Horace, 1932, Hydrodynamics. 6 ed. London, Cambridge University Press.

LEBLOND, P. H., MISAK, L. A., 1978, Waves in the Ocean. New York: Elsevier Scientific Publishing Company.

LEMES, M. A. Maringolo, MOURA, Antonio Divino, 1998, Fundamentos de Dinâmica Aplicados à Meteorologia e Oceanografia. São José dos Campos, Inpe/Univap.

LOESCH, C., SARI, S., 1996, Redes Neurais Artificiais: fundamentos e modelos. Blumenau, SC, Editora da FURB.

LUZ, R. T., 1996, A Influência das Ondas de Alta e Média Freqüência na Observação do Nível do Mar para Aplicações Geodésicas. Tese de M. Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

MacCULLOCH, Warren S., PITTS Walter, 1943, “A Logical Calculus of the Ideas Immanent in nervous Activity”, Bulletin of Mathematical Biophysics, n. 5, pp. 115-133.

MARIOTTI, Mara Terezinha, FRANCO, Davide, [ca.2001], “Análise Arima da Resposta do Nível do Mar à Forçantes Atmosféricas Locais. Laboratório de Hidráulica Marítima – LAHIMAR/UFSC, Florianópolis, SC

MARONE, E., CAMARGO, R., 1994, “Marés meteorológicas no litoral do estado do Paraná: o evento de 18 de agosto de 1993.” *Nerítica*, Curitiba, PR, v.8, pp 1-2.

MARZBAN, Caren, 2000, “A Neural Network for Tornado Diagnosis: managing local mínima.” Neural Comput. Appl., v. 9, pp.133-141.

_____, 2003, “Neural Network for Postprocessing Model Output: ARPS”, Monthly Weather Review, v. 131, n. 6 (Jun), pp. 1103-1111.

MENDEL, J. M., McLAREN, R. W., 1970, “Reinforcement-learning control and pattern recognition systems.” In: *Adaptive Learning and Pattern Recognition Systems: Theory and Applications*, v. 66, J. M. Mendel and K. S. Fu, eds, pp. 287-318, New York, Academic Press.

MESQUITA, Afranio Rubens de, 1997, Marés, Circulação e Nível do mar na Costa Sudeste do Brasil. Disponível: <http://www.mares.io.usp.br/agn/51/una/una.html> [capturado em 25 set. 2003].

_____, 2000, “Sea Level Variations along the Brazilians Coast: a short review”, Brazilian Symposium on Sandy Beaches. Disponível: <http://www.mares.io.usp.br/praias/praias.html> [capturado em 19 set. 2003].

_____, [21-], “Variações do nível do mar nas costas brasileiras. Disponível: <http://www.mares.io.usp.br/aagn/11o3.html> [capiturado em 15 set 2003].

MINSKY, Marvin, PAPERT, Seimour, 1969, “Perceptrons, MIT Press, pp. 1-20

MORETTIN, P. A., TOLOI, C. M. C., 1987, Previsão de Séries Temporais. 2 ed. São Paulo, Impa.

MUEHE, Dieter, 1998, “O Litoral Brasileiro e sua Compartimentação”. In: Cunha, S. B., Guerra, A. J. T., (eds), Geomorfologia do Brasil, 1 ed., capítulo 7, Rio de Janeiro, RJ, Bertrand Brasil.

MUNK, W. H., CARTWRIGHT, D. E., 1966, “tidal spectroscopy and prediction.” In: Philosophical Transactions of the Royal Society. Series A. Mathematical and Physical Sciences, n. 1105, v. 259, pp. 533-581, May.

NEUMANN, John von, 1958, “The computer and Brain.”, New Haven: Yale University Press, pp. 66-82.

OLIVEIRA, M. M. F. de, SANTOS, I. de A., OLIVEIRA, J. L. de, CALÕBA, L. P., EBECKEN, N. F. F., 2004a, “Artificial neural network to predict the meteorological tide.” In: Proceedings of the International Workshop on Harbour, Maritime & Multimodal Logistics Modelling and Simulation - HMS2004 & AMS2004, 8, pp. 116-120, Rio de Janeiro. RJ, Sep.

OLIVEIRA, M. M. F. de, SANTOS, I. de A., NEVES, C. F., CALÕBA, L. P., EBECKEN, N. F. F., 2004b, “Redes neurais artificiais na modelagem da maré meteorológica para o Porto de Paranaguá - PR.” In: Livro de Resumos do Congresso Brasileiro de Oceanografia e Semana Nacional de Oceanografia, 16, pp. 316, Itajaí, SC, Out.

PAIVA, A. M., 1993, “Estudos das Variações do Nível do Mar em Arraial do Cabo, RJ”. Relatório de Pesquisa, FAPERJ – COPPE/UFRJ.

PATRICK, A. R. *et al*, 2002, “Use of the NCEP Mesoeta data in a water level predicting neural network”. In: Proceedings of AMS Conference on Weather Analysis and Forecasting, 19, AMS Conference on Numerical Weather Prediction, 15, American Meteorological Society in press.

PEDLOSKY, Joseph, 1986, Geophysical Fluid Dynamics. 2 ed. New York, Springer – Verlag.

PEIXOTO, José P., Oort, Abraham H., 1992, Physics of Climate. 1 ed. New York, American Institute of Physics.

PITTS, Walter, Mc CULLOCH, Warren S., 1947, “How we Know Universal: the perception auditory and visual forms.” Bulletin of Mathematical Biophysics. pp. 127-147.

POND, Stephen, PICKARD, George L., 1978, Introductory Dynamical Oceanography. 2 ed. New York, Peragamon Press.

PROUDMAN, J., 1953, Dynamical Oceanography. 1 ed. London, Methuen and Co.

PUGH, David T., 1987, Tides, Surges and Mean Sea Level. Great Britain, John Wiley & Sons.

ROSENBLATT, F., 1958, “The Perceptron: a probabilistic model for information and brain”, Psychological Review. v. 65, pp. 386-408.

ROSMAN, P. C. C., 1997, “Subsídios para modelagem em Sistemas Estuarinos”. In: Silva, R. C. V. (ed), Métodos Numéricos em Recursos Hídricos. v. 3, cap 3, Rio de Janeiro, RJ, Associação Brasileira de Recursos Hídricos-ABRH.

RUMELHART, David E., Hinton, Geoffrey E., Williams, R. J., 1986, “Learning Internal Representations by Error Propagation, Parallel Distributed Processing: Exploration in the Microstructures of Cognition”, MIT Press, v.1, pp. 318-362.

_____, 1986, “Learning Internal Representations by Error”, Nature, v.323, pp. 533-536.

SANTOS, Cláudia Cristina dos, 2001, Modelagem de Bacias Urbanas com Redes Neurais Artificiais. Tese de M. Sc., EP/USP, São Paulo, SP, Brasil.

SARAIVA, Rodrigo Araújo, 2003, “Aplicação de uma rede neural temporal em um estudo de caso para previsão do nível do mar”. In: Workshop de Tecnologia da Informação Aplicada ao Meio Ambiente – Congresso Brasileiro de Computação 2003, pp. 1759-1769.

SCOFANO, Anna Maria, 1991, Estudo Comparativo entre Perfis de Vento na Camada Limite Planetária. Tese de M. Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

SILVA, Geraldo Nogueira da, 1992, Variação de Longo Período do Nível Médio do Mar: causas, consequências e metodologia de análise. Tese de M. Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

STULL, R. B., 1988, An Introduction to Boundary Layer Meteorology, Dordrecht, Kluwer Academic Publishers.

SZÈLIGA, M. I. *et al.*, 2002, “Extracting Driving Signals from Non-Stationary Time Series”. In: Proceeding of the Brazilian Symposium on Neural Networks, 7, pp. 104-108, Pernambuco, Nov.

TRUCCOLO, Eliane. Cristina., 1998, Maré Meteorológica e Forçantes Atmosféricas Locais em São Francisco do Sul-SC. Tese de M. Sc., UFSC, Florianópolis, SC, Brasil.

UAISSONE, Antônio Jorge Raul, 2004, Influência das Forçantes Atmosféricas em Mesoescala sobre o Nível Médio do Mar em Piraquara, RJ. Tese de M. Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

VARGA, P., 1980, “Stresses in the Earth Caused by Earth Tides and Loading Influences”, IAG-BIMR, n. 83, pp. 5312-5319.

VAZIRI, Manouchehr, 1997, “Predicting Caspian Sea Surface Water level by ANN and ARIMA Models”, Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering, v. 123, n. 4, pp. 158-162.

WASSERMAN, Philip D., 1989, Neural Computing: theory and practice. New York, Van Nostrand Reinhold.

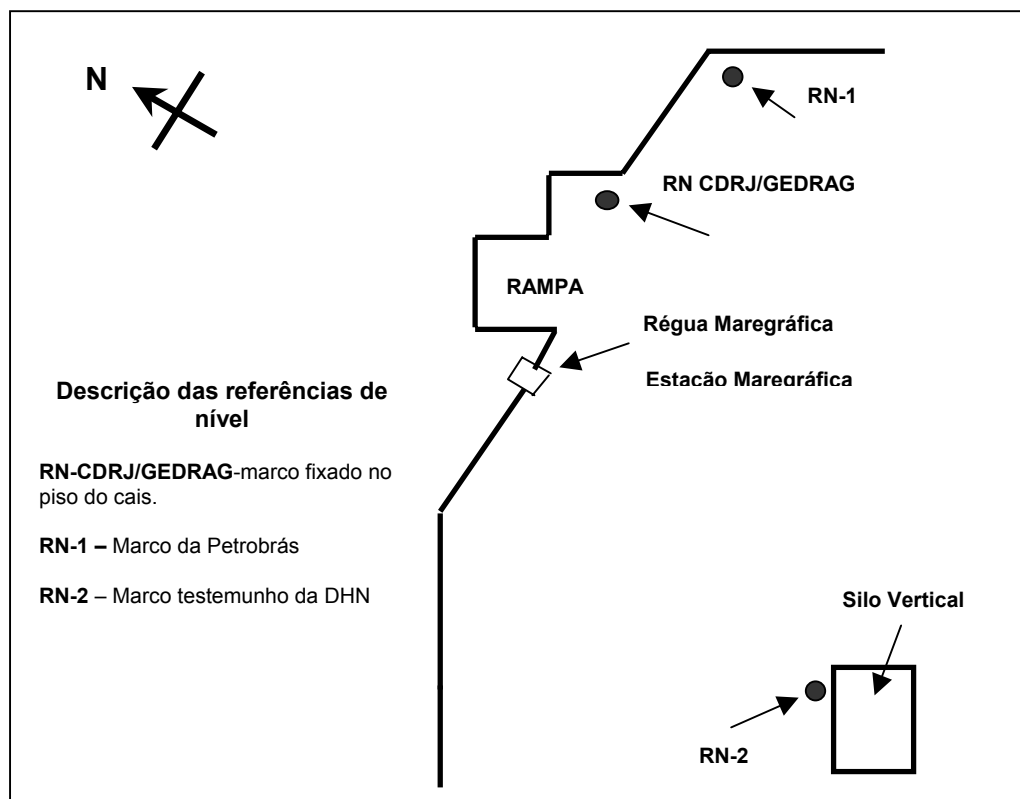
_____, 1993, Advanced Methods in Neural Computing. New York, Van Nostrand Reinhold.

WEITZEL, Leila, 1999, O Uso de Modelos Neurais no Diagnóstico Diferencial das Meningites. Rio de Janeiro. Tese de M. Sc., IPRJ/UERJ, Nova Friburgo, RJ, Brasil.

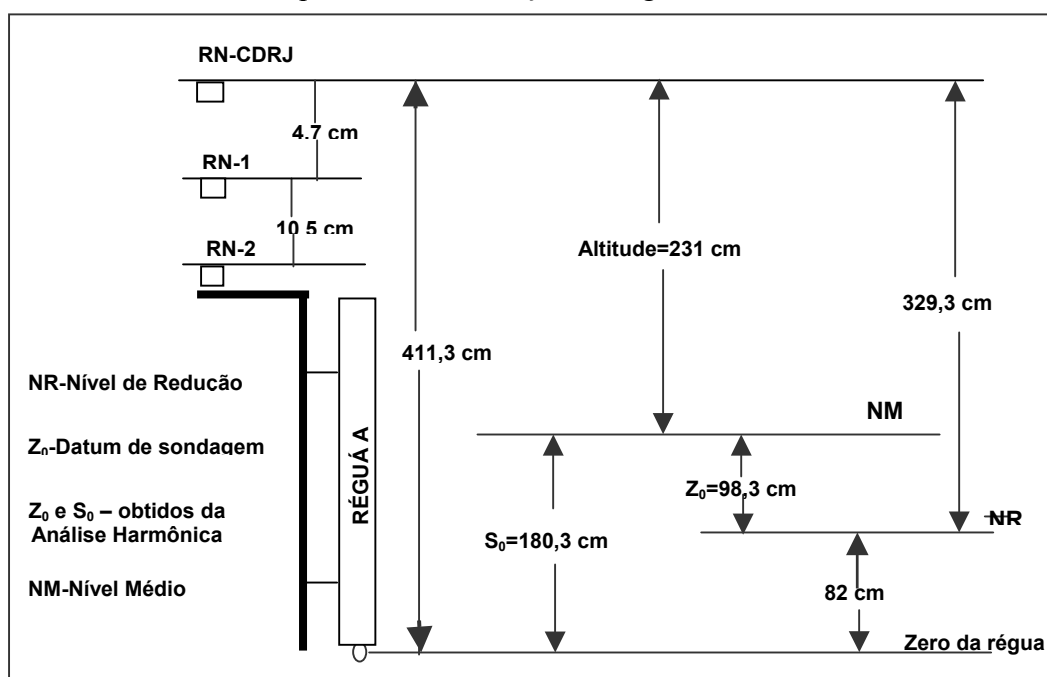
WIDROW, B., HOFF, M. E. Jr., 1960, “Adaptative Switching Circuits”, Ire Wescon Convention Record, pp. 96-104.

ANEXO 1

Planta de localização da Estação maregráfica do Porto de Paranaguá – Cais Oeste



Corte esquemático da Estação maregráfica Cais Oeste.



Fonte: Ficha de descrição de estação maregráfica (F-41-1824-001/00) da DHN.

ANEXO 2

Os pesos utilizados no filtro passa baixa de Thompson determinados a partir das componentes harmônicas, foram calculados com o programa Thomp09a desenvolvido na linguagem Fortran, cedido pelo Programa de Engenharia Oceânica da COPPE. A Tabela 2.1 mostra os pesos referentes à filtragem dos dados maregráficos e meteorológicos horários da estação de Paranaguá e Pontal do Sul, respectivamente cujas frequências de corte são: $\omega_1 = 6,4^\circ/\text{h}$ e $\omega_2 = 11,2^\circ/\text{h}$.

Tabela 2.1: Lista dos 120 pesos usados para Paranaguá e Pontal do Sul.

n	W	n	W	n	W	n	W
0	0.04887						
1	0.04867	31	-0.00873	61	0.000123	91	0.000536
2	0.048074	32	-0.00821	62	-0.00027	92	0.000509
3	0.04709	33	-0.00753	63	-0.00062	93	0.000471
4	0.045734	34	-0.00672	64	-0.00093	94	0.000425
5	0.044026	35	-0.00582	65	-0.00119	95	0.000375
6	0.041993	36	-0.00485	66	-0.0014	96	0.000324
7	0.039666	37	-0.00385	67	-0.00155	97	0.000273
8	0.03708	38	-0.00282	68	-0.00166	98	0.000221
9	0.034275	39	-0.00181	69	-0.00171	99	0.000168
10	0.03129	40	-0.00083	70	-0.00172	100	0.000115
11	0.028167	41	9.07E-05	71	-0.00169	101	6.67E-05
12	0.024952	42	0.000943	72	-0.00161	102	2.46E-05
13	0.02169	43	0.001708	73	-0.00151	103	-9.3E-06
14	0.018424	44	0.002374	74	-0.00137	104	-3.5E-05
15	0.015198	45	0.002932	75	-0.00121	105	-5.3E-05
16	0.012056	46	0.003377	76	-0.00104	106	-6.4E-05
17	0.009034	47	0.003707	77	-0.00086	107	-6.9E-05
18	0.006171	48	0.003923	78	-0.00067	108	-6.9E-05
19	0.003496	49	0.004028	79	-0.00049	109	-6.4E-05
20	0.001038	50	0.004027	80	-0.00031	110	-5.5E-05
21	-0.00118	51	0.003928	81	-0.00014	111	-4.5E-05
22	-0.00314	52	0.003743	82	1.02E-05	112	-3.4E-05
23	-0.00483	53	0.00348	83	0.000145	113	-2.4E-05
24	-0.00625	54	0.003152	84	0.000262	114	-1.5E-05
25	-0.00738	55	0.002771	85	0.000358	115	-8E-06
26	-0.00824	56	0.002351	86	0.000433	116	-3.3E-06
27	-0.00882	57	0.001906	87	0.000489	117	-1.1E-07
28	-0.00914	58	0.001449	88	0.000526	118	3.57E-06
29	-0.00922	59	0.000992	89	0.000545	119	9.88E-06
30	-0.00908	60	0.000547	90	0.000549	120	1.94E-05

Tabela 2.2 com os pesos referentes à filtragem dos dados maregráficos horários da estação de Cananéia - SP, com frequências de corte: $\omega_1 = 6,4^\circ/\text{h}$ e $\omega_2 = 11,2^\circ/\text{h}$.

Tabela 2.2: Lista dos 120 pesos do filtro passa baixa usados para Cananéia – SP.

n	W	n	W	n	W	n	W
0	0.04887						
1	0.04867	31	-0.00873	61	0.000123	91	0.000536
2	0.048074	32	-0.00821	62	-0.00027	92	0.000509
3	0.04709	33	-0.00753	63	-0.00062	93	0.000471
4	0.045734	34	-0.00672	64	-0.00093	94	0.000425
5	0.044026	35	-0.00582	65	-0.00119	95	0.000375
6	0.041993	36	-0.00485	66	-0.0014	96	0.000324
7	0.039666	37	-0.00385	67	-0.00155	97	0.000273
8	0.03708	38	-0.00282	68	-0.00166	98	0.000221
9	0.034275	39	-0.00181	69	-0.00171	99	0.000168
10	0.03129	40	-0.00083	70	-0.00172	100	0.000115
11	0.028167	41	9.07E-05	71	-0.00169	101	6.67E-05
12	0.024952	42	0.000943	72	-0.00161	102	2.46E-05
13	0.02169	43	0.001708	73	-0.00151	103	-9.3E-06
14	0.018424	44	0.002374	74	-0.00137	104	-3.5E-05
15	0.015198	45	0.002932	75	-0.00121	105	-5.3E-05
16	0.012056	46	0.003377	76	-0.00104	106	-6.4E-05
17	0.009034	47	0.003707	77	-0.00086	107	-6.9E-05
18	0.006171	48	0.003923	78	-0.00067	108	-6.9E-05
19	0.003496	49	0.004028	79	-0.00049	109	-6.4E-05
20	0.001038	50	0.004027	80	-0.00031	110	-5.5E-05
21	-0.00118	51	0.003928	81	-0.00014	111	-4.5E-05
22	-0.00314	52	0.003743	82	1.02E-05	112	-3.4E-05
23	-0.00483	53	0.00348	83	0.000145	113	-2.4E-05
24	-0.00625	54	0.003152	84	0.000262	114	-1.5E-05
25	-0.00738	55	0.002771	85	0.000358	115	-8E-06
26	-0.00824	56	0.002351	86	0.000433	116	-3.3E-06
27	-0.00882	57	0.001906	87	0.000489	117	-1.1E-07
28	-0.00914	58	0.001449	88	0.000526	118	3.57E-06
29	-0.00922	59	0.000992	89	0.000545	119	9.88E-06
30	-0.00908	60	0.000547	90	0.000549	120	1.94E-05

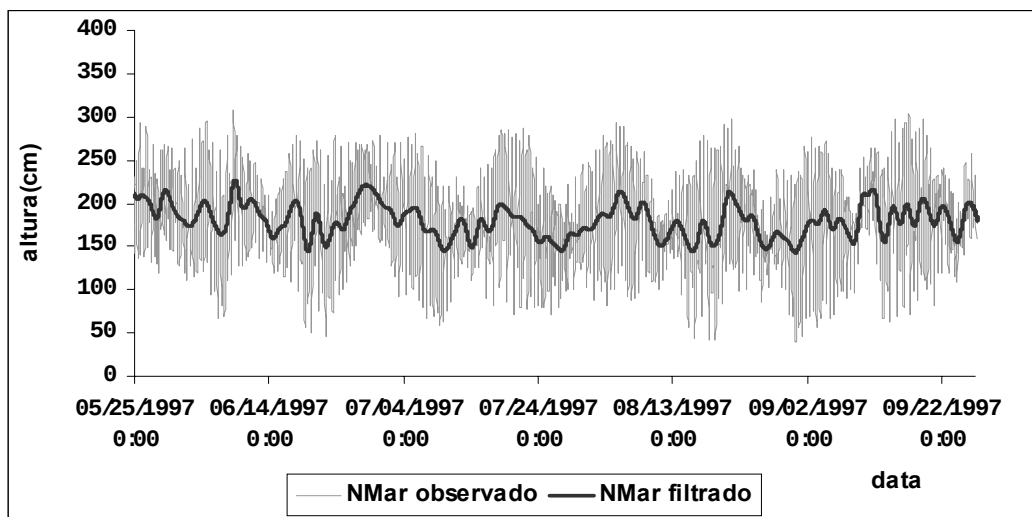
Tabela 2.3 com os pesos referentes à filtragem dos dados meteorológicos de 6 em 6 horas dos pontos de reanálise, com frequências de corte: $\omega_1 = 38,4^\circ/6h$ e $\omega_2 = 67,2^\circ/6h$.

Tabela 2.3: Lista dos 20 pesos do filtro passa baixa usados para os pontos de reanálise.

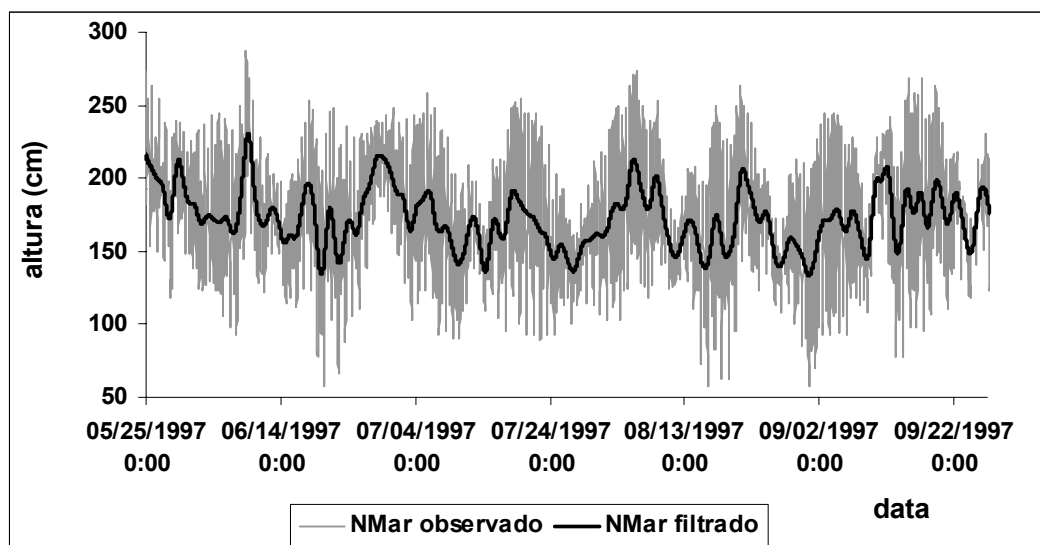
n	W	n	W
0	0.293289		
1	0.251985	11	-0.00843
2	0.149611	12	-0.00982
3	0.036952	13	-0.00409
4	-0.03746	14	0.001686
5	-0.05439	15	0.003385
6	-0.02913	16	0.00183
7	0.005541	17	7.4E-06
8	0.023472	18	-0.00039
9	0.018955	19	7.95E-05
10	0.003387	20	0.000172

ANEXO 3

Parte das séries, observada e filtrada, do nível do mar em Paranaguá.

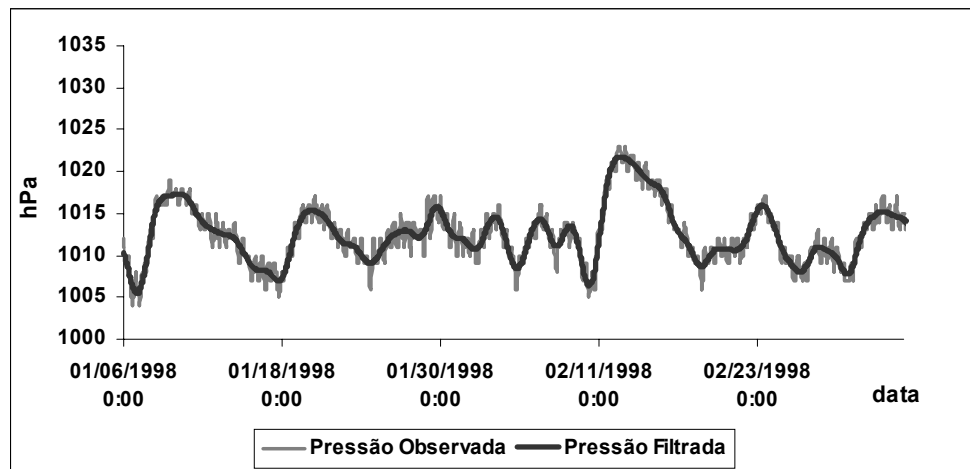


Parte das séries, observada e filtrada, do nível do mar em Cananéia

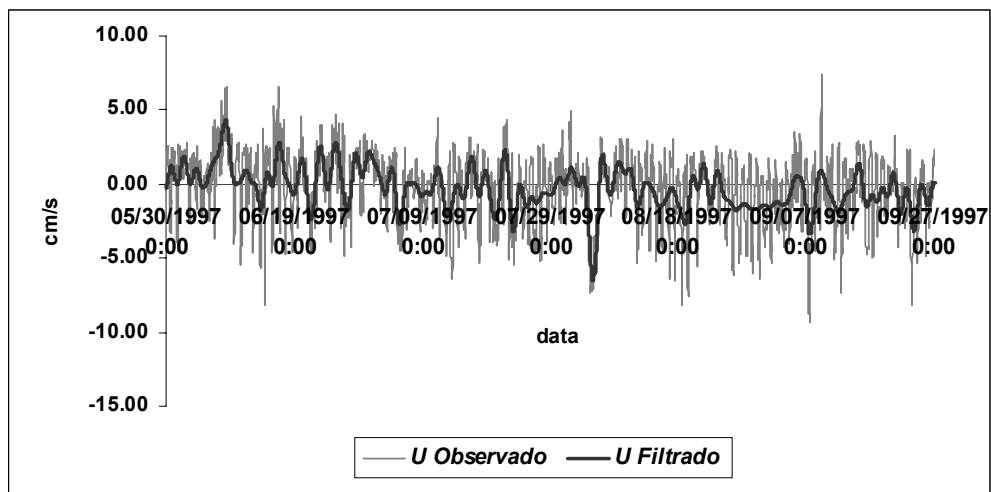


1) Parte das séries, observadas e filtradas da pressão atmosférica, componente U e V da estação de Pontal do Sul.

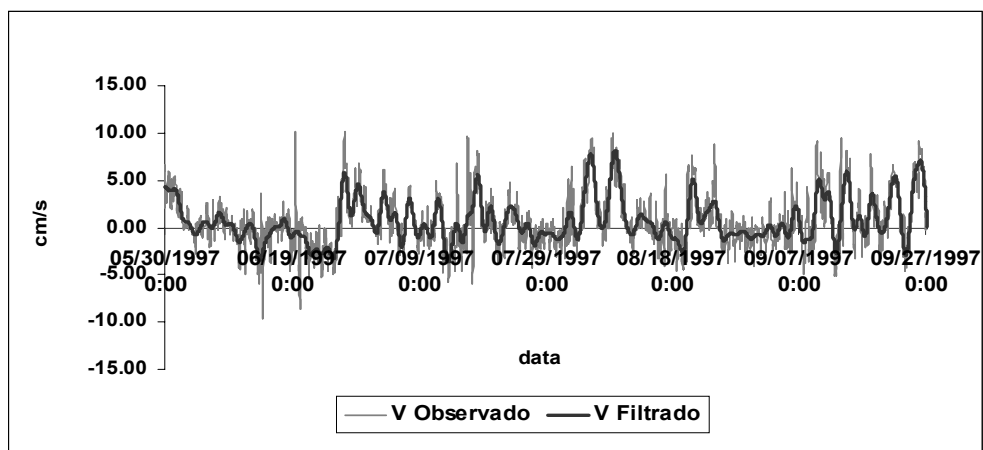
- Pressão



- Componente U do vento

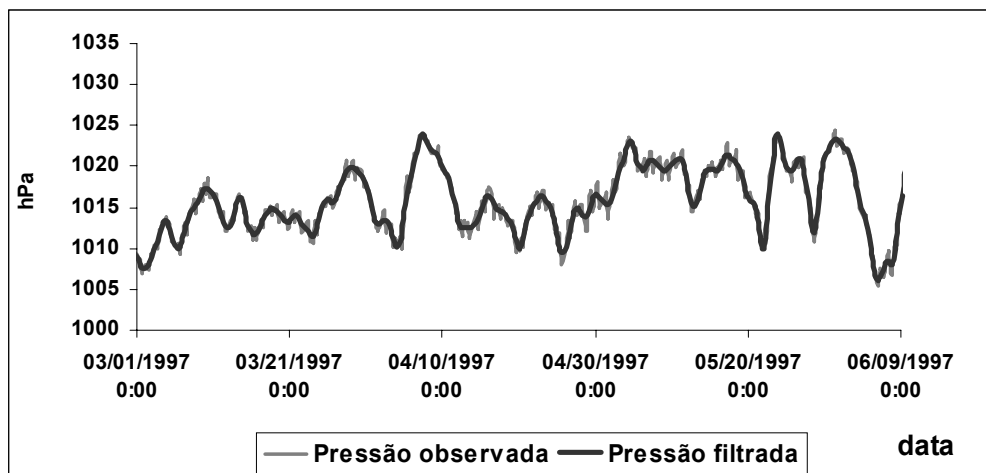


- Componente V do vento

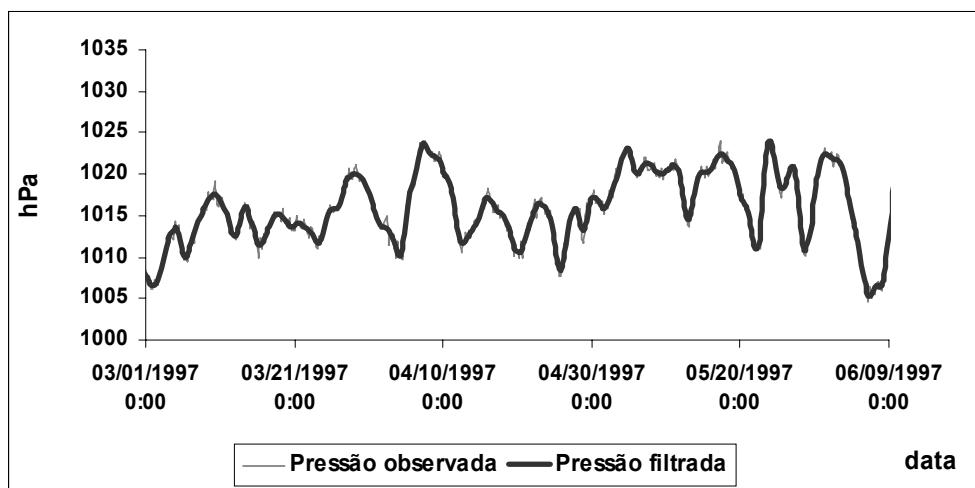


2) Parte das séries, observadas e filtradas, da pressão atmosférica, dos pontos de reanálise 1, 3 e 5.

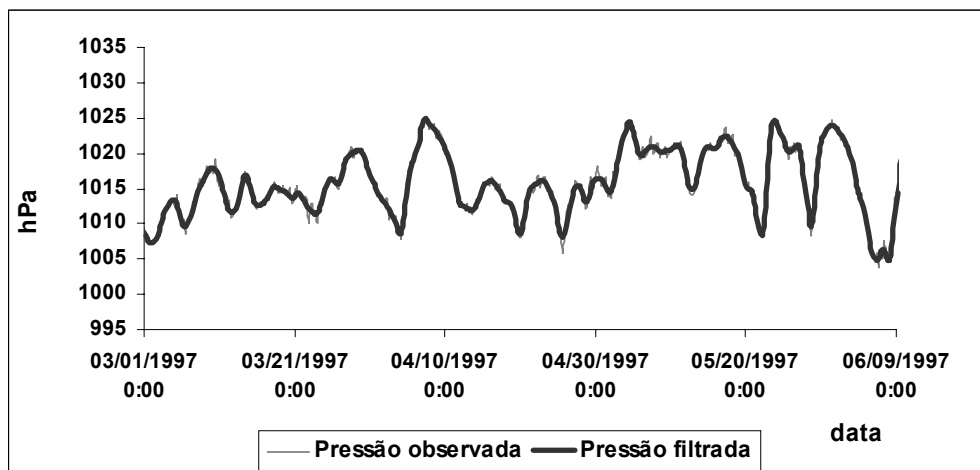
- Ponto 1



- Ponto 3

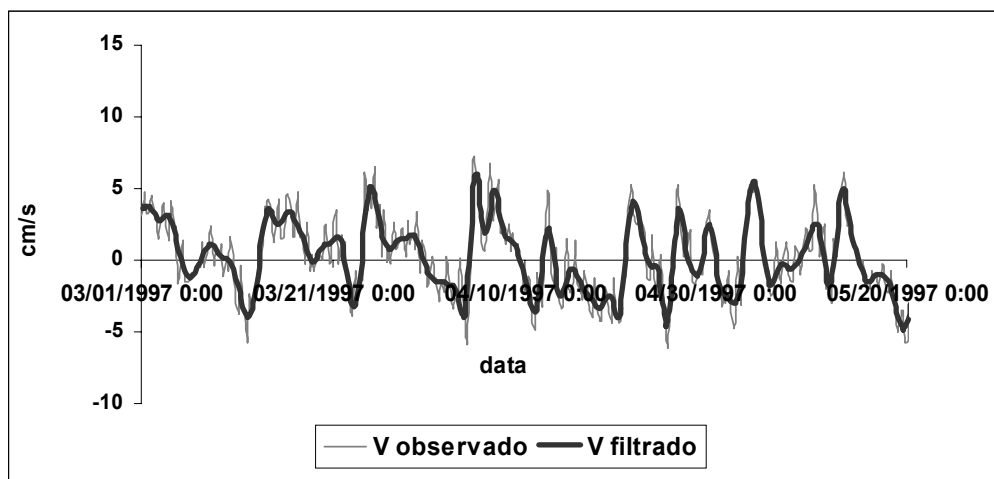
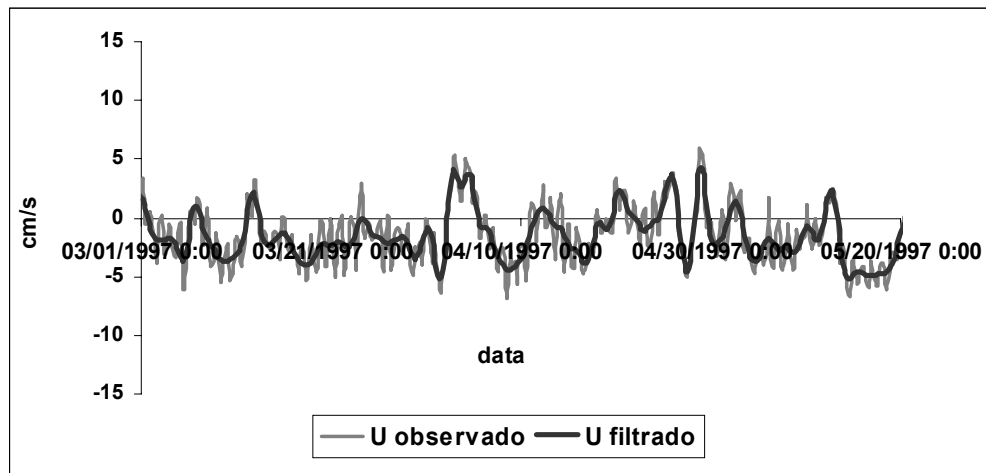


- Ponto 5

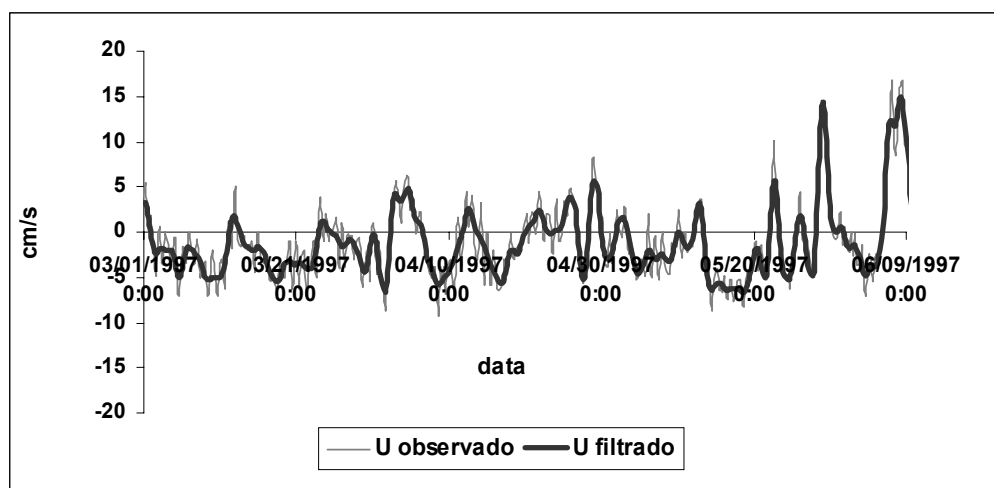


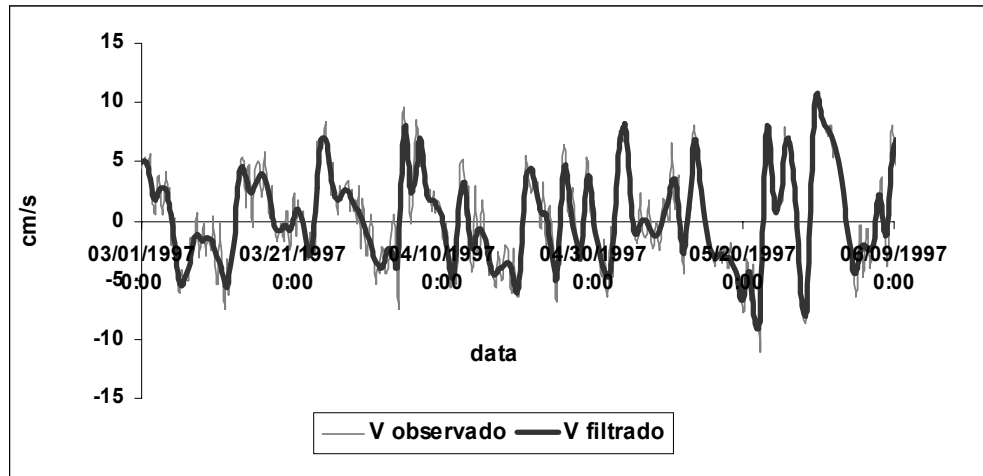
3) Parte das séries, observadas e filtradas, das componentes U e V do vento dos pontos de reanálise 2, 4 e 6.

- Ponto 2 – Componente U e V.

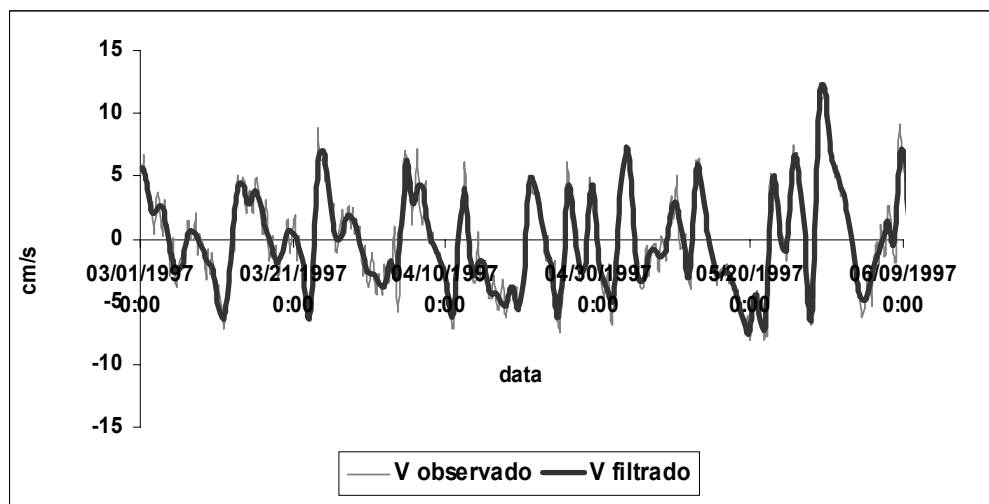
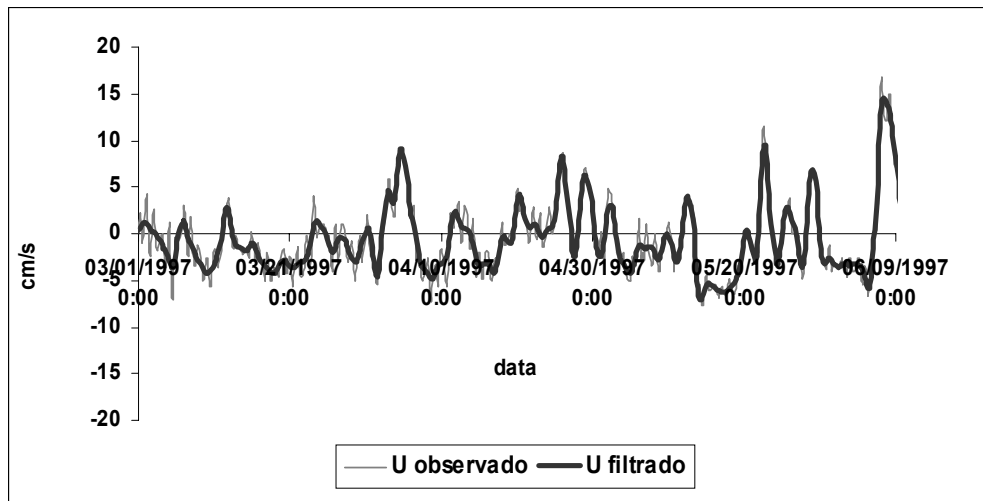


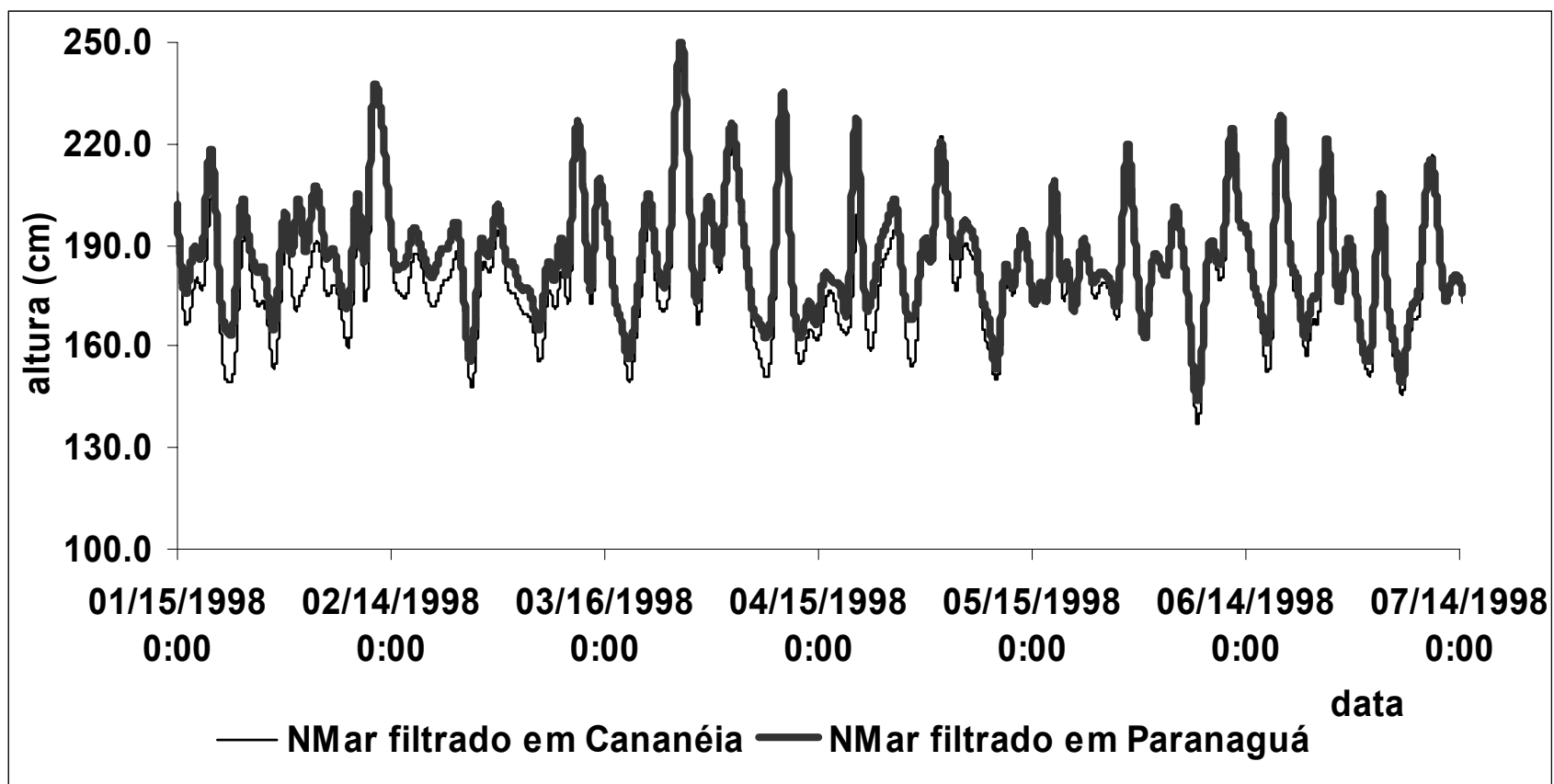
- Ponto 4 – Componente U e V.





- Ponto 6 – Componente U e V.





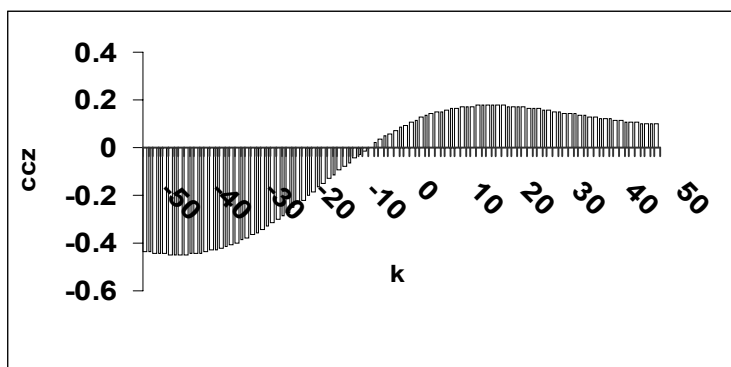
Parte das séries filtradas do nível do mar em Cananéia – SP e Paranaguá – PR referente ao período de janeiro /97 a dezembro /99.

ANEXO 4

1) Tabelas e gráficos das correlações cruzadas da maré meteorológica e pressão atmosférica da estação de Pontal do Sul e dos pontos de reanálise 1, 3 e 5.

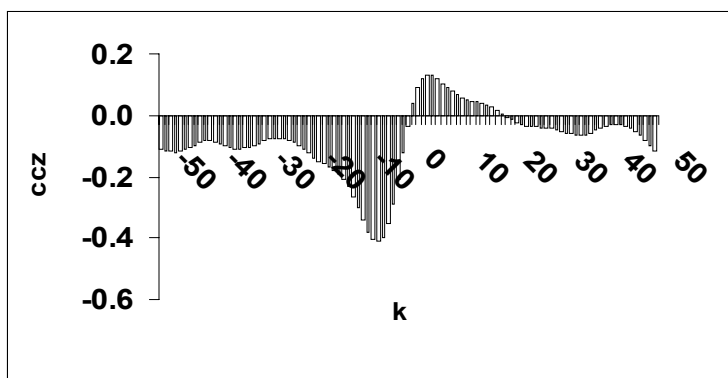
Correlação cruzada entre a pressão da estação de Pontal do Sul e maré meteorológica.

k (h)	ccz
-45	-0.44679
-44	-0.44753
-43	-0.44759
-42	-0.44694
-41	-0.44554
-40	-0.44339
-39	-0.44044
-38	-0.43669
-37	-0.43212



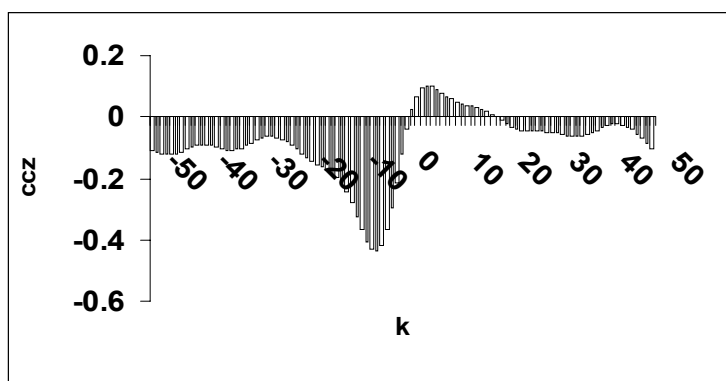
Correlação cruzada entre a pressão do ponto 1 e a maré meteorológica.

k (6/6h)	ccz
-10	-0.30184
-9	-0.34213
-8	-0.37868
-7	-0.40435
-6	-0.41205
-5	-0.39635
-4	-0.35505
-3	-0.29025
-2	-0.20847



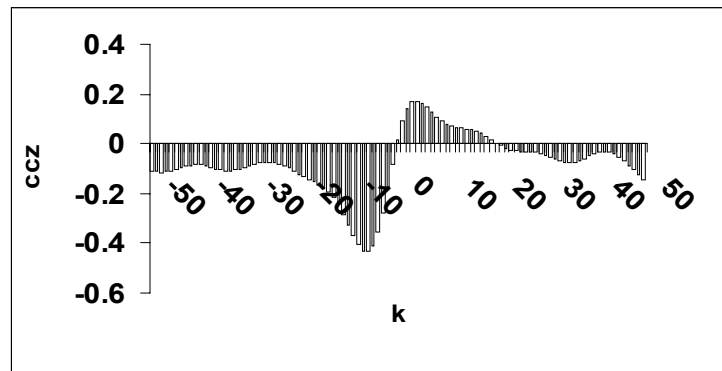
Correlação cruzada entre a pressão do ponto 3 e a maré meteorológica.

k (6/6h)	ccz
-9	-0.32393
-8	-0.36825
-7	-0.40739
-6	-0.43322
-5	-0.43812
-4	-0.41697
-3	-0.36883
-2	-0.29775
-1	-0.2122



Correlação cruzada entre a pressão do ponto 5 e a maré meteorológica.

k (6/6h)	ccz
-11	-0.28313
-10	-0.32611
-9	-0.36957
-8	-0.40696
-7	-0.43063
-6	-0.43307
-5	-0.40867
-4	-0.35551
-3	-0.27671

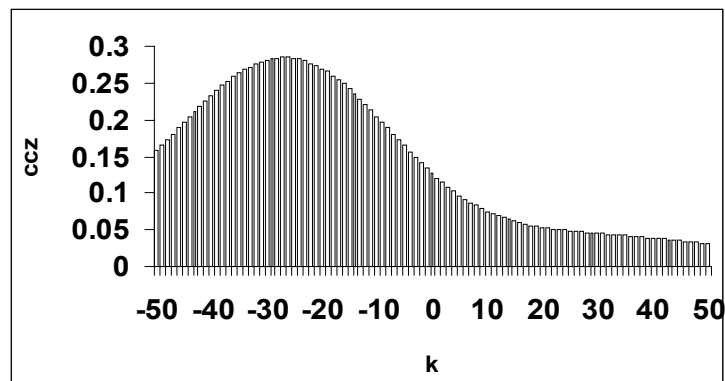


2) Tabelas e gráficos das correlações cruzadas da maré meteorológica e os componentes zonal e meridional do vento e tensão da estação de Pontal do Sul e dos pontos de reanálise 2, 4 e 6.

- Pontal do Sul

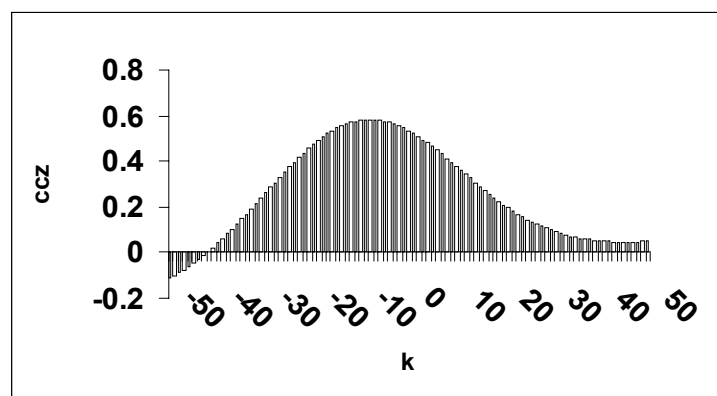
Correlação cruzada entre U e a maré meteorológica.

k (h)	ccz
-31	0.278809
-30	0.281196
-29	0.282962
-28	0.284092
-27	0.284574
-26	0.284402
-25	0.283574
-24	0.282091
-23	0.279962



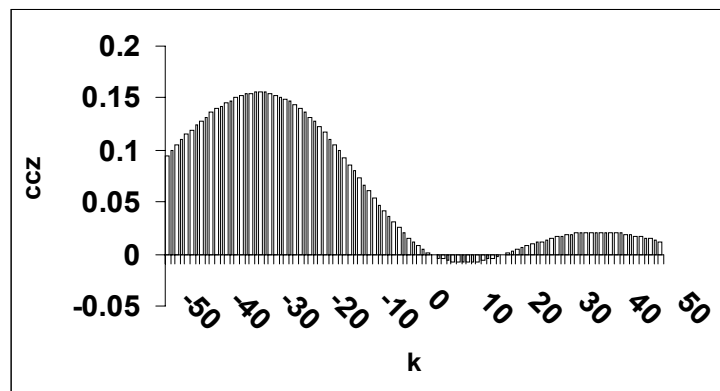
Correlação cruzada entre V e a maré meteorológica

k (h)	ccz
-11	0.575823
-10	0.579677
-9	0.581924
-8	0.582569
-7	0.581624
-6	0.579115
-5	0.575076
-4	0.569551
-3	0.562594



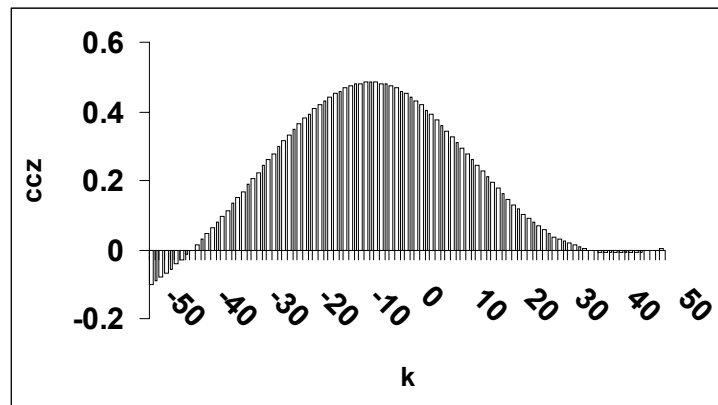
Correlação cruzada entre Tx e a maré meteorológica.

k (h)	ccz
-35	0.152116
-34	0.153566
-33	0.154605
-32	0.155218
-31	0.155389
-30	0.155107
-29	0.154364
-28	0.153155
-27	0.151477



Correlação cruzada entre Ty e a maré meteorológica.

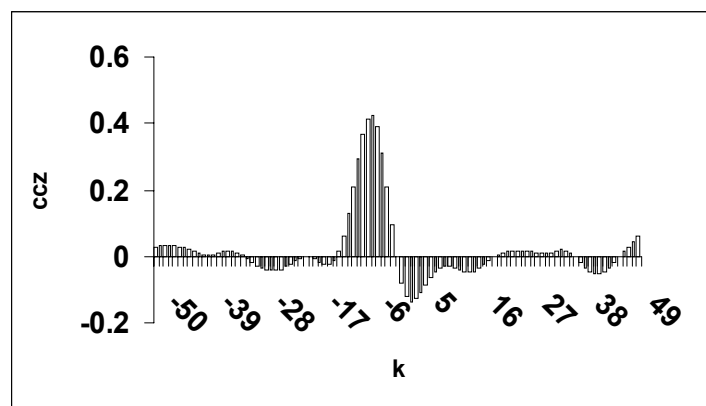
k (h)	ccz
-11	0.473141
-10	0.477793
-9	0.481109
-8	0.483066
-7	0.483647
-6	0.482848
-5	0.480672
-4	0.477132
-3	0.472249



- Ponto 2

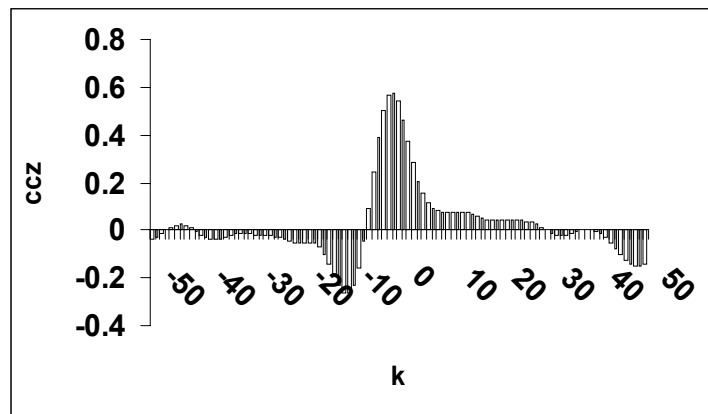
Correlação cruzada entre U e a maré meteorológica.

k (6/6h)	ccz
-10	0.12683
-9	0.206666
-8	0.290995
-7	0.365604
-6	0.414614
-5	0.42472
-4	0.389735
-3	0.313401
-2	0.209181



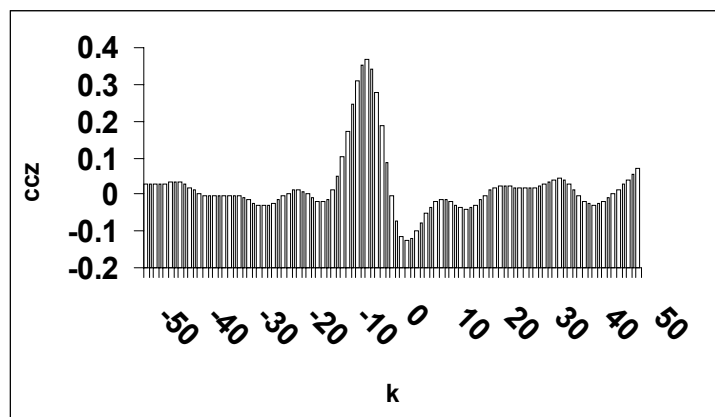
Correlação cruzada entre V e a maré meteorológica.

k (6/6h)	ccz
-4	0.385873
-3	0.499807
-2	0.566473
-1	0.578107
0	0.538952
1	0.463339
2	0.371391
3	0.281791
4	0.207091



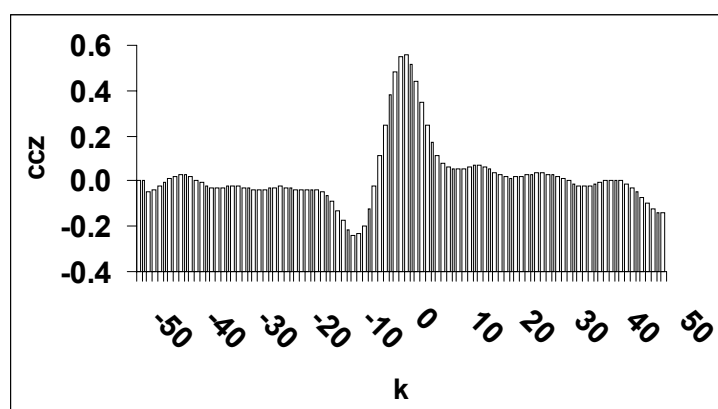
Correlação cruzada entre Tx e a maré meteorológica

k (6/6h)	ccz
-10	0.104963
-9	0.172026
-8	0.243507
-7	0.308184
-6	0.352905
-5	0.365748
-4	0.339941
-3	0.27695
-2	0.18712



Correlação cruzada entre Ty e a maré meteorológica

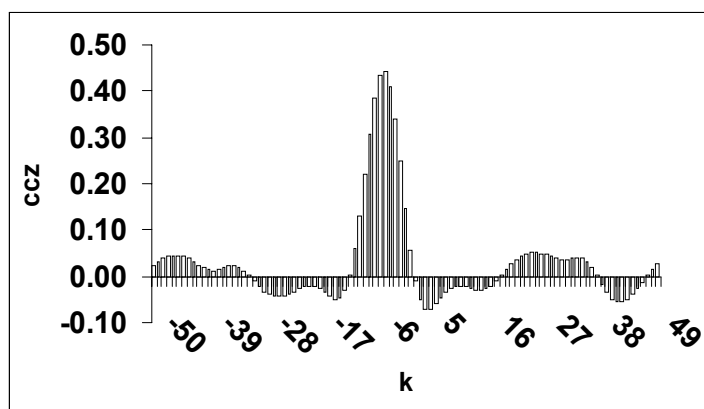
k (6/6h)	ccz
-5	0.248103
-4	0.380101
-3	0.485478
-2	0.547964
-1	0.558627
0	0.519105
1	0.441353
2	0.344725
3	0.249162



- Ponto 4

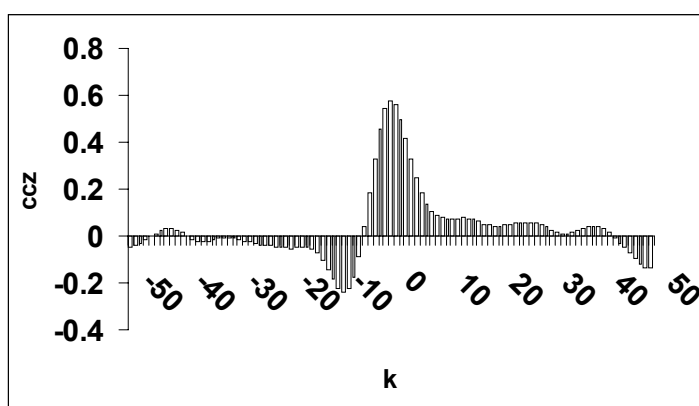
Correlação cruzada entre U e a maré meteorológica

k (6/6h)	ccz
-9	0.13194
-8	0.21871
-7	0.30772
-6	0.38440
-5	0.43366
-4	0.44405
-3	0.41159
-2	0.34156
-1	0.24736



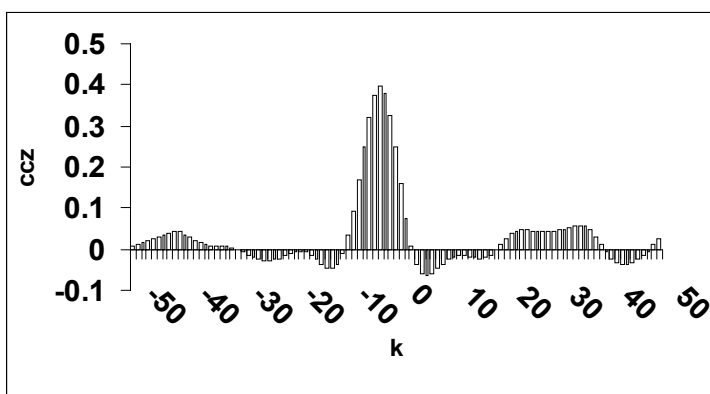
Correlação cruzada entre V e a maré meteorológica

k (6/6h)	ccz
-3	0.331189
-2	0.45748
-1	0.543114
0	0.576661
1	0.557871
2	0.497894
3	0.414475
4	0.326176
5	0.247111



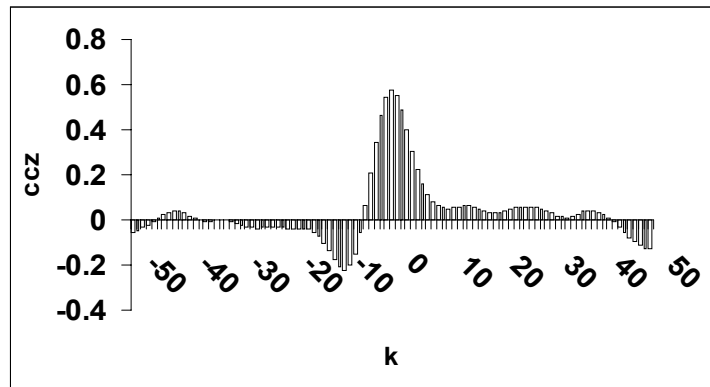
Correlação cruzada entre Tx e a maré meteorológica

k (6/6h)	ccz
-7	0.168763
-6	0.248523
-5	0.321768
-4	0.374935
-3	0.396275
-2	0.379606
-1	0.326828
0	0.247906
1	0.158381



Correlação cruzada entre Ty e a maré meteorológica.

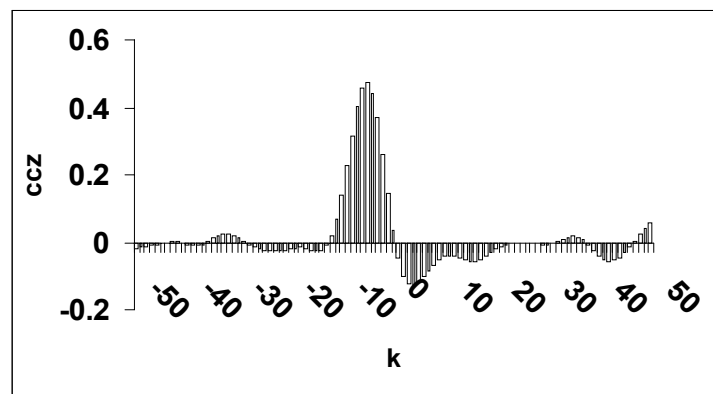
k (6/6h)	ccz
-4	0.206182
-3	0.346245
-2	0.464958
-1	0.544098
0	0.572717
1	0.550034
2	0.486226
3	0.3985
4	0.30568



- Ponto 6

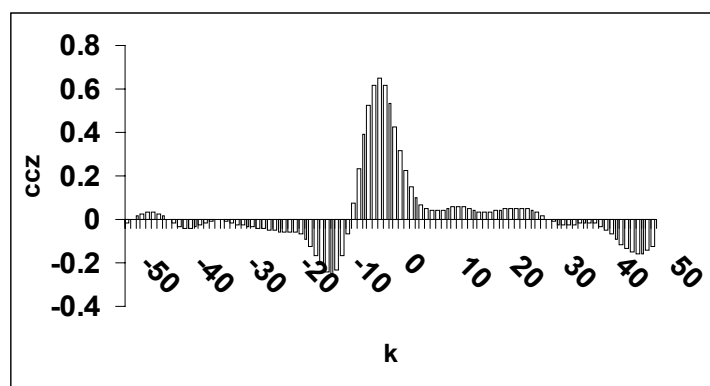
Correlação cruzada entre U e a maré meteorológica

k (6/6h)	ccz
-10	0.138887
-9	0.225242
-8	0.317623
-7	0.400889
-6	0.457988
-5	0.474556
-4	0.443606
-3	0.368477
-2	0.262519



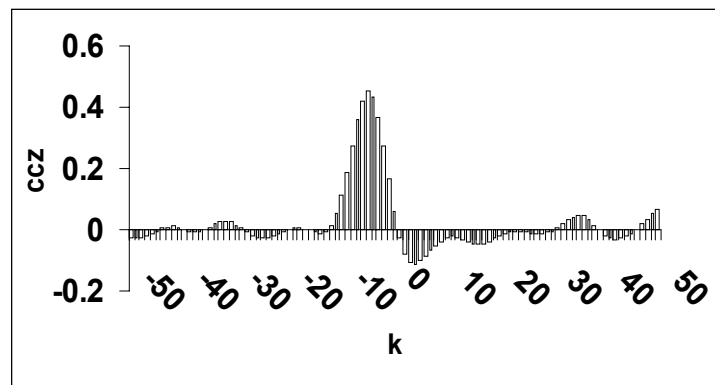
Correlação cruzada entre V e a maré meteorológica

k (6/6h)	ccz
-6	0.232339
-5	0.39285
-4	0.528772
-3	0.617867
-2	0.646789
-1	0.615149
0	0.535559
1	0.429078
2	0.31852



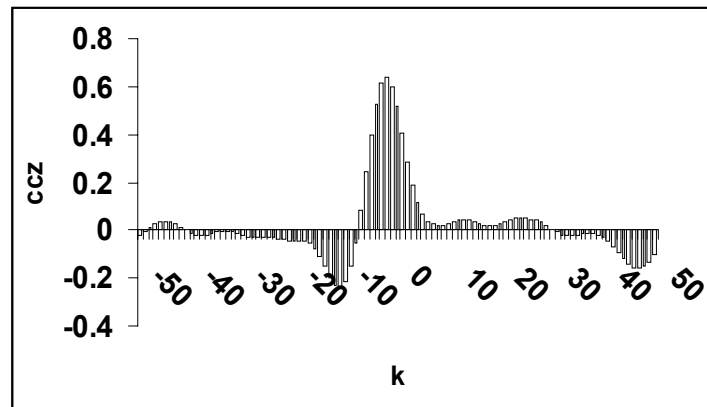
Correlação cruzada entre Tx e a maré meteorológica

k (6/6h)	ccz
-9	0.187186
-8	0.274877
-7	0.359192
-6	0.422933
-5	0.450322
-4	0.432185
-3	0.36955
-2	0.273925
-1	0.163895



Correlação cruzada entre Ty e a maré meteorológica

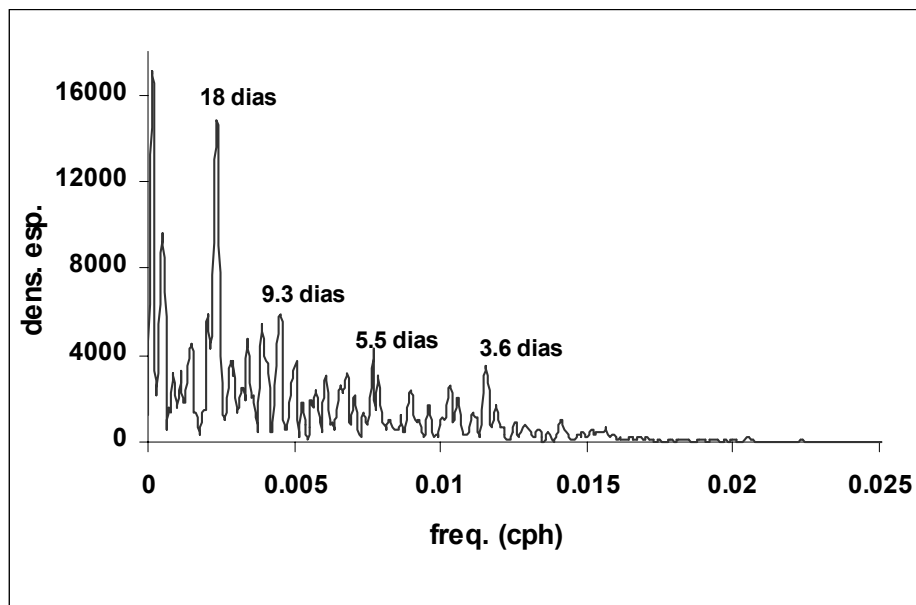
k (6/6h)	ccz
-6	0.242934
-5	0.39848
-4	0.528978
-3	0.612773
-2	0.636523
-1	0.599532
0	0.514203
1	0.401998
2	0.286681



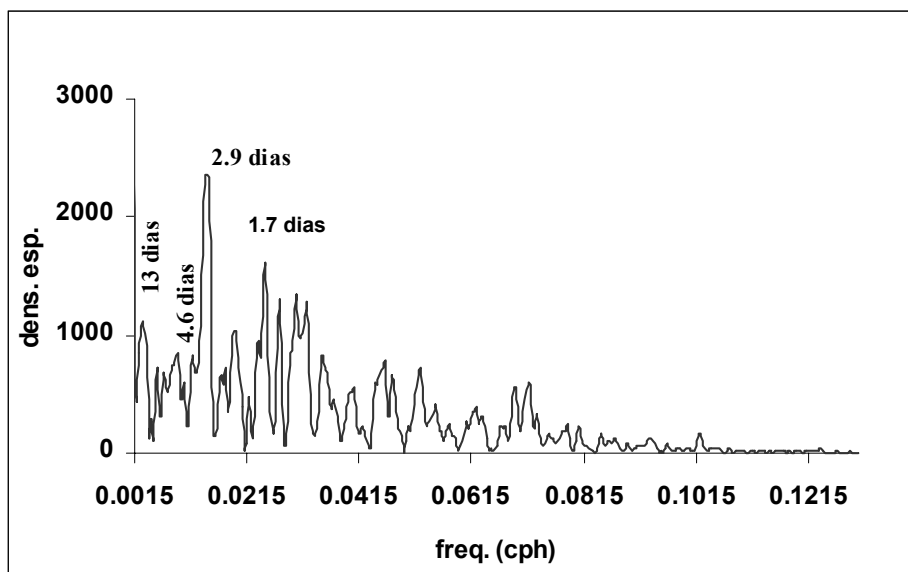
ANEXO 5

1) Gráficos dos espectros cruzados da maré meteorológica e pressão atmosférica da estação de Pontal do Sul e os pontos de reanálise 1, 3 e 5.

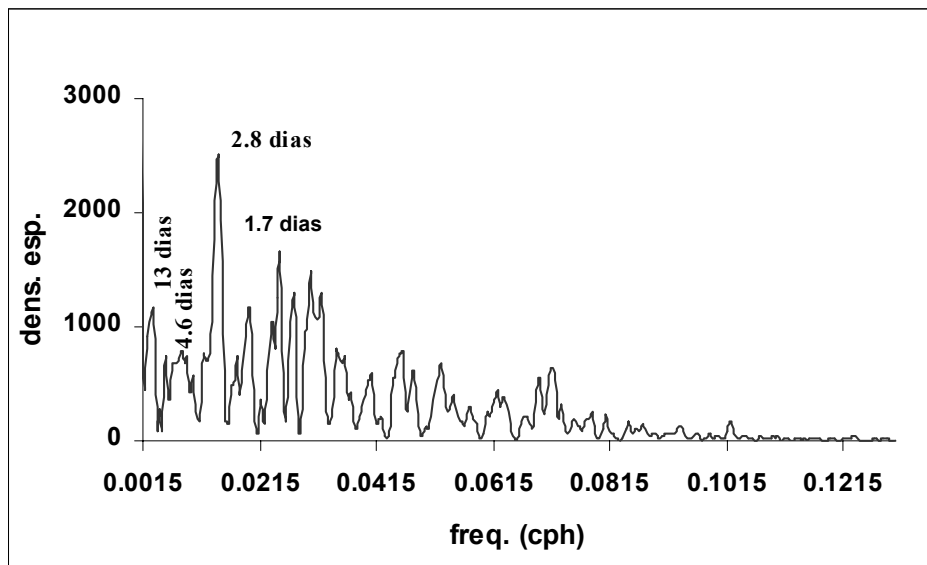
- Estação de Pontal do Sul



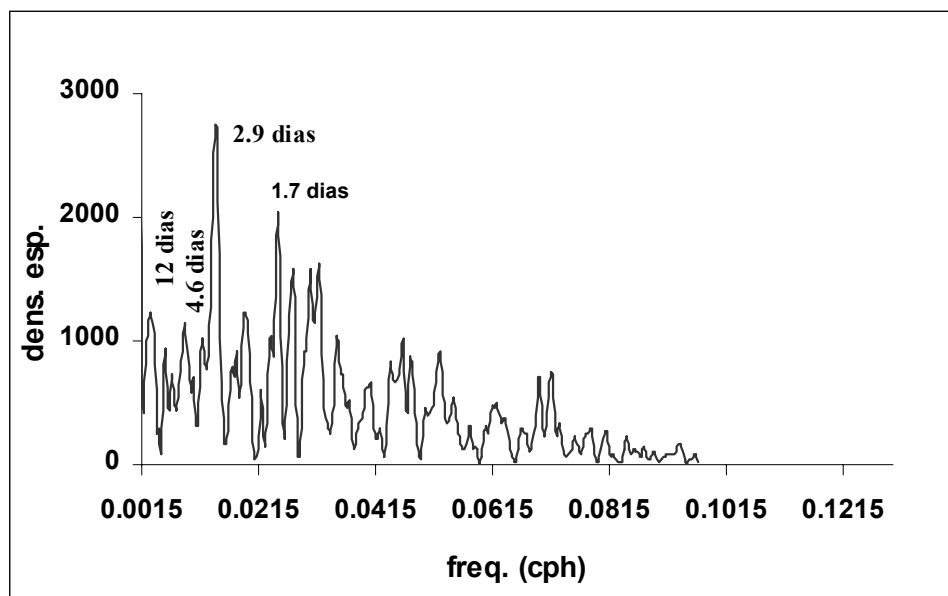
- Ponto 1



Ponto 3.



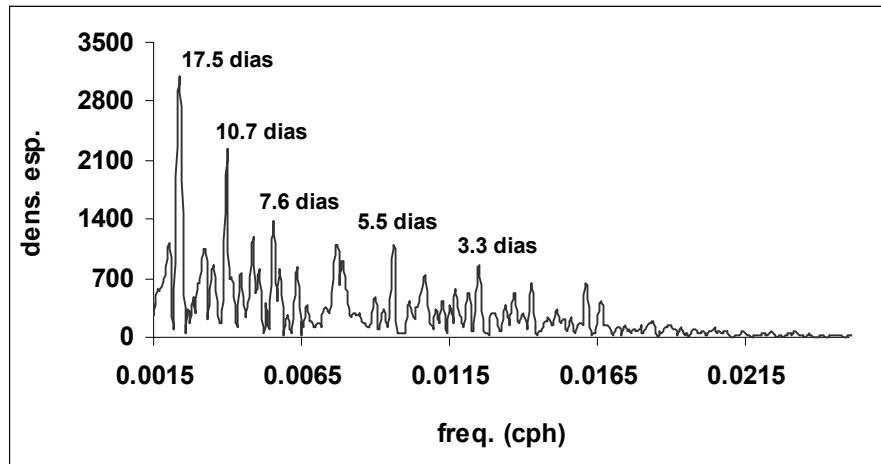
Ponto 5.



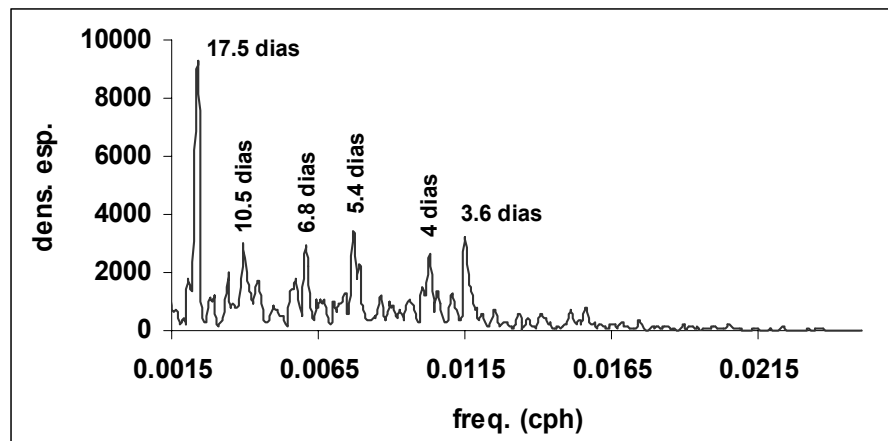
2) Gráficos dos espectros cruzados da maré meteorológica com as componentes zonal (U), meridional (V) e tensão do vento da estação de Pontal do Sul e dos pontos de reanálise 2, 4 e 6.

- Pontal do Sul

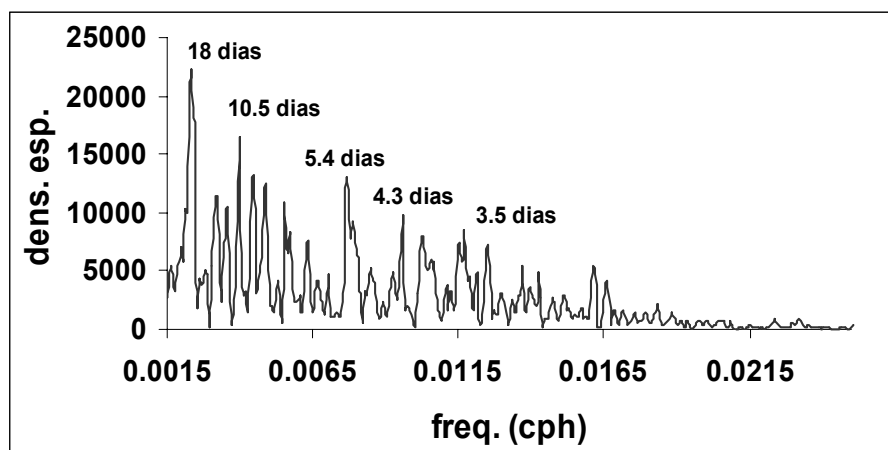
Maré meteorológica e componente zonal do vento (U).



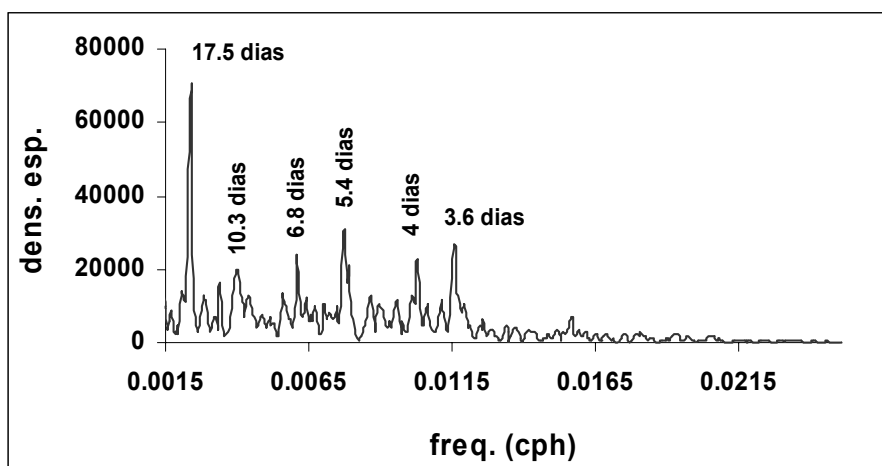
Maré meteorológica e componente meridional do vento (V).



Maré meteorológica e tensão zonal do vento (Tx).

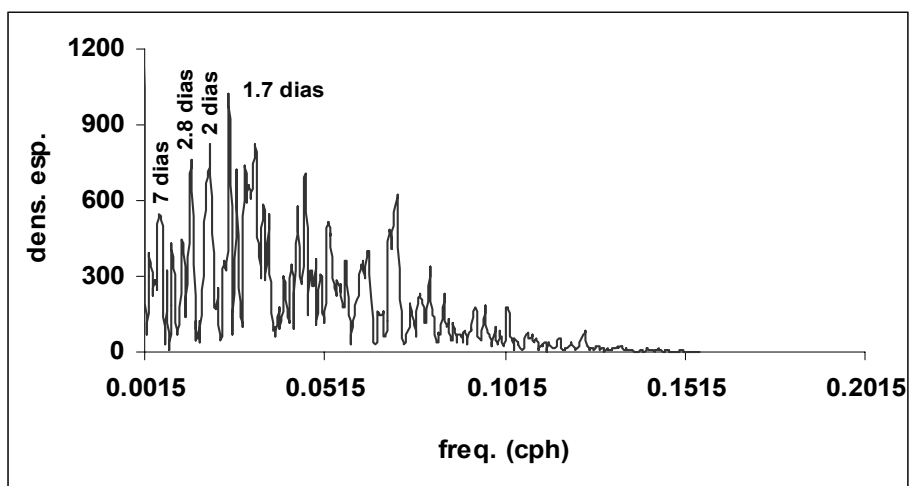


Maré meteorológica e tensão meridional do vento (Ty).

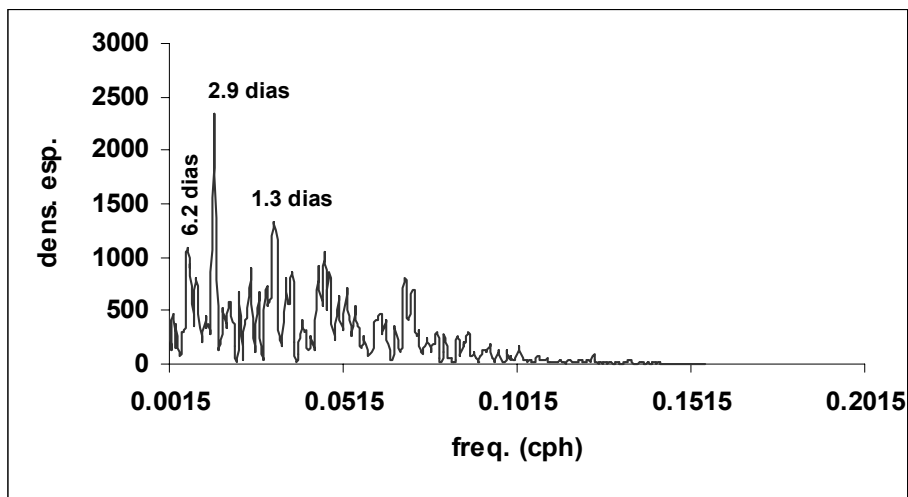


- Ponto 2

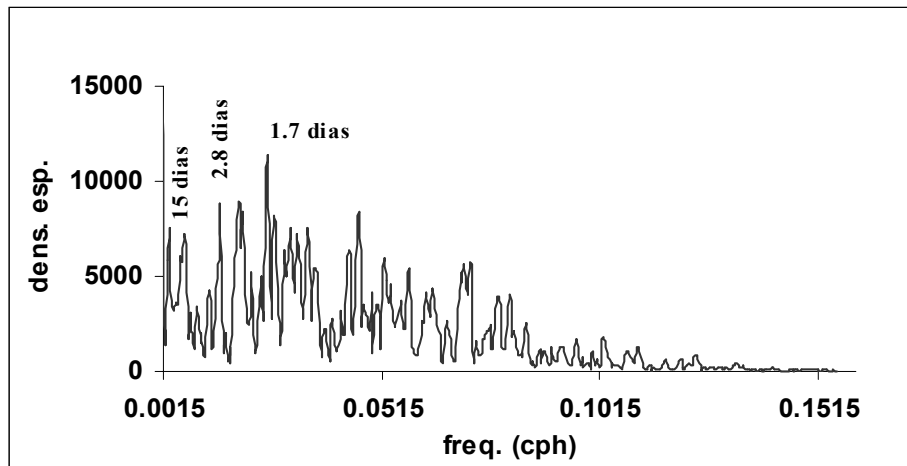
Maré meteorológica e componente zonal do vento (U).



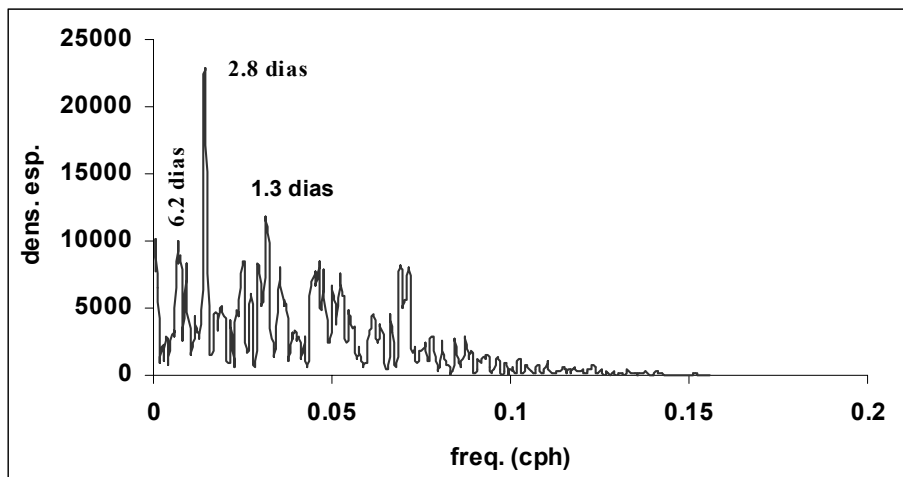
Maré meteorológica e componente meridional do vento(V).



Maré meteorológica e tensão zonal do vento (Tx).

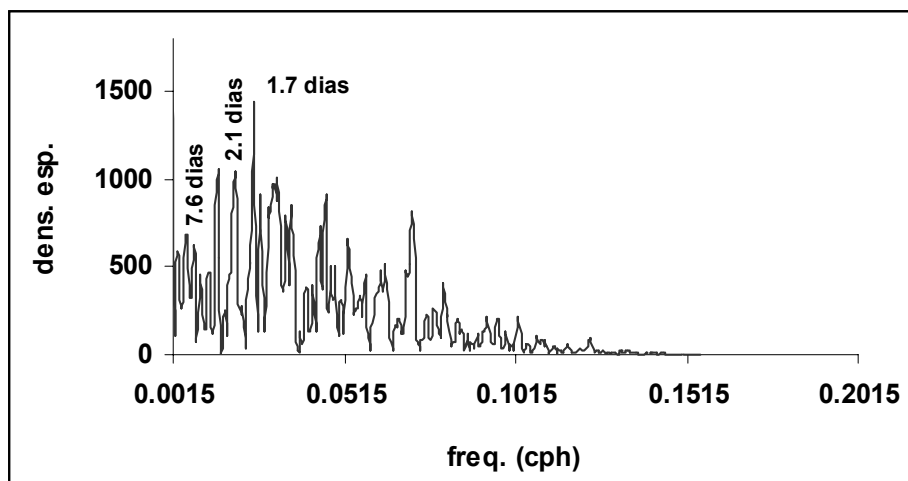


Maré meteorológica e tensão meridional do vento (Ty).

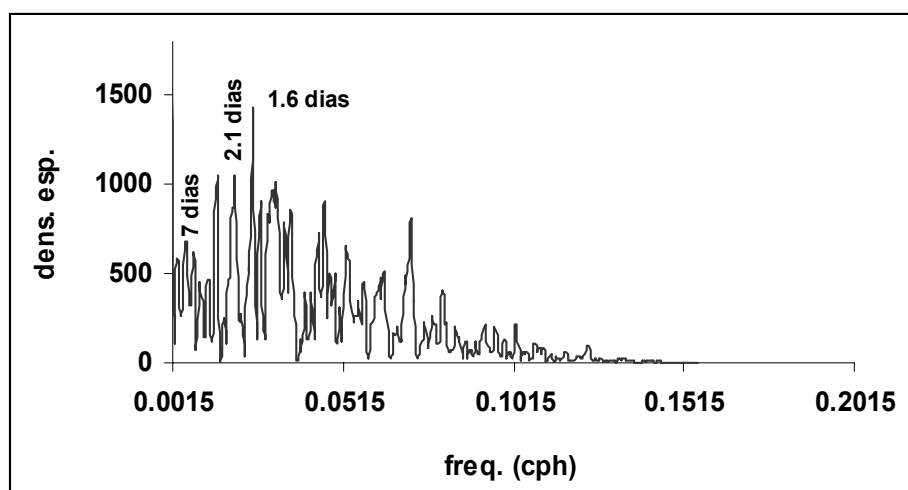


- Ponto 4

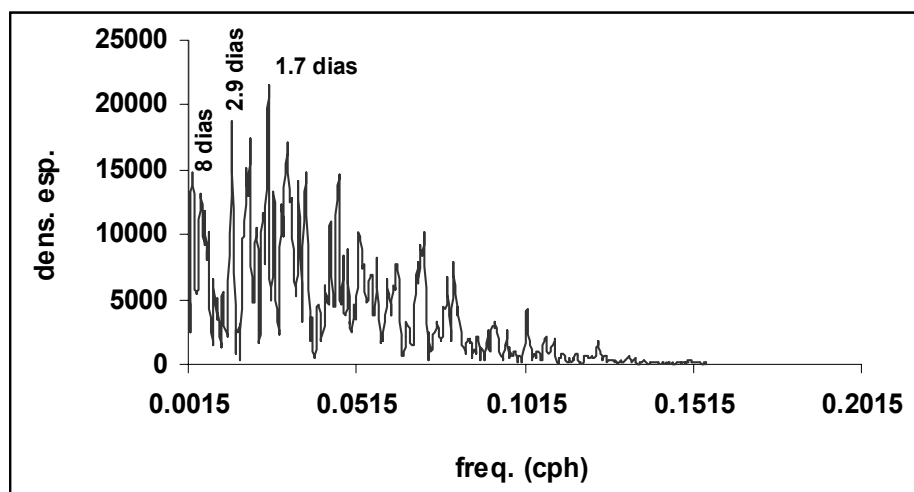
Maré meteorológica e componente zonal do vento (U).



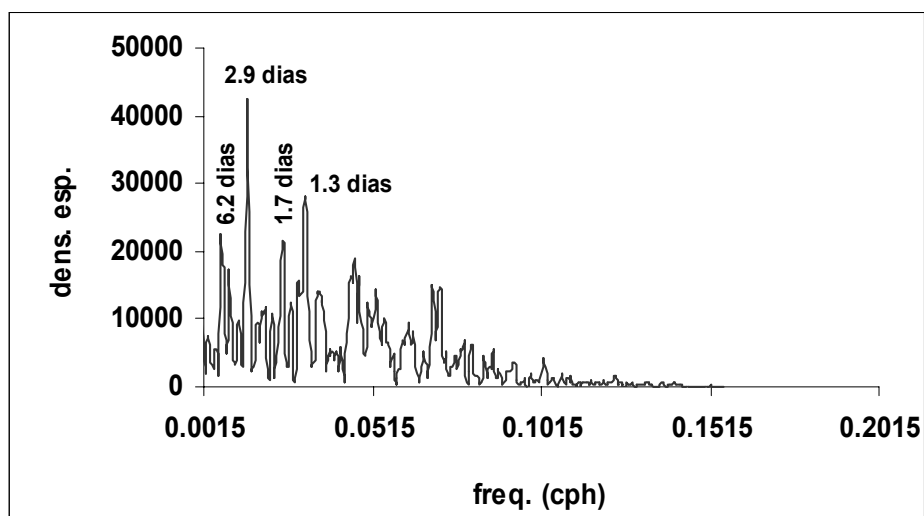
Maré meteorológica e componente meridional do vento (V).



Maré meteorológica e tensão zonal do vento (Tx).

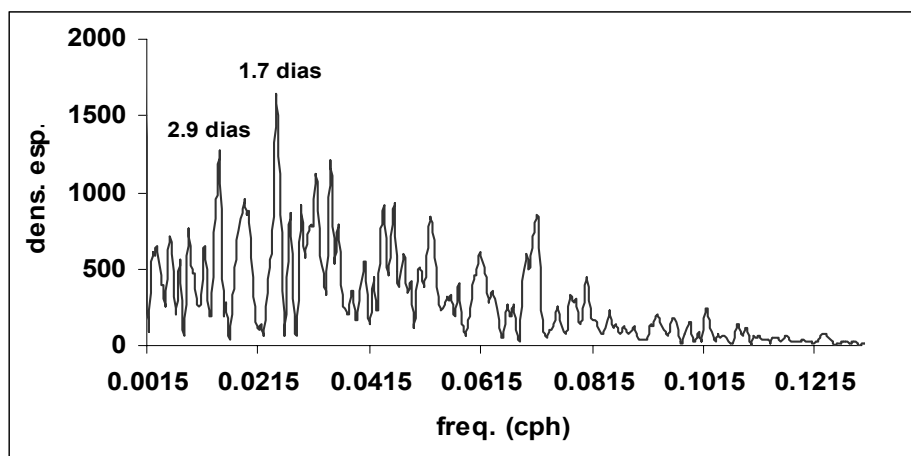


Maré meteorológica e tensão meridional do vento (Ty).

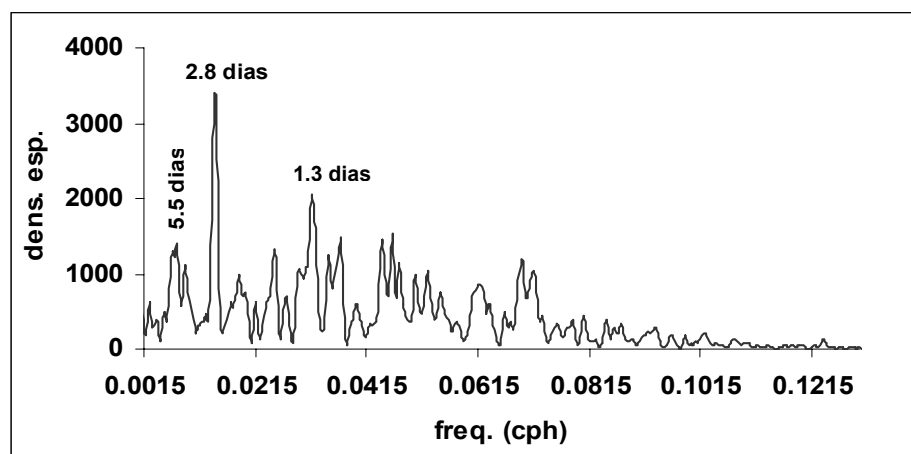


- Ponto 6

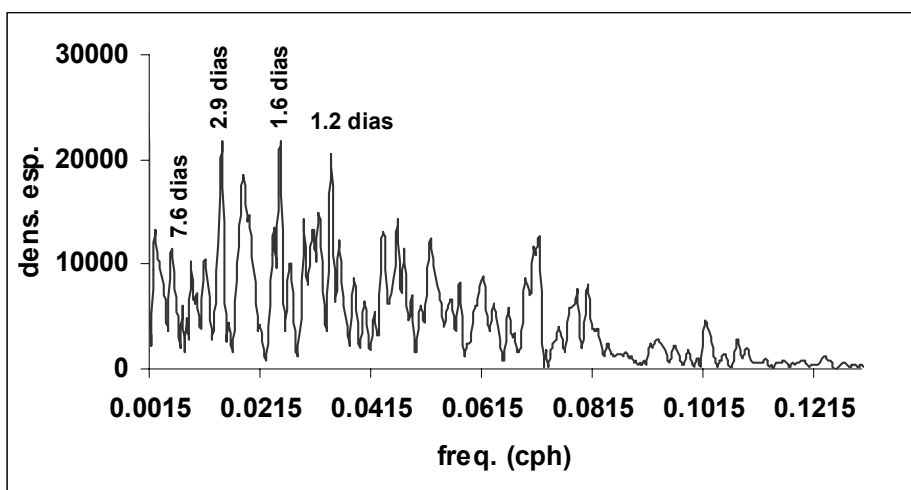
Maré meteorológica e componente zonal do vento (U).



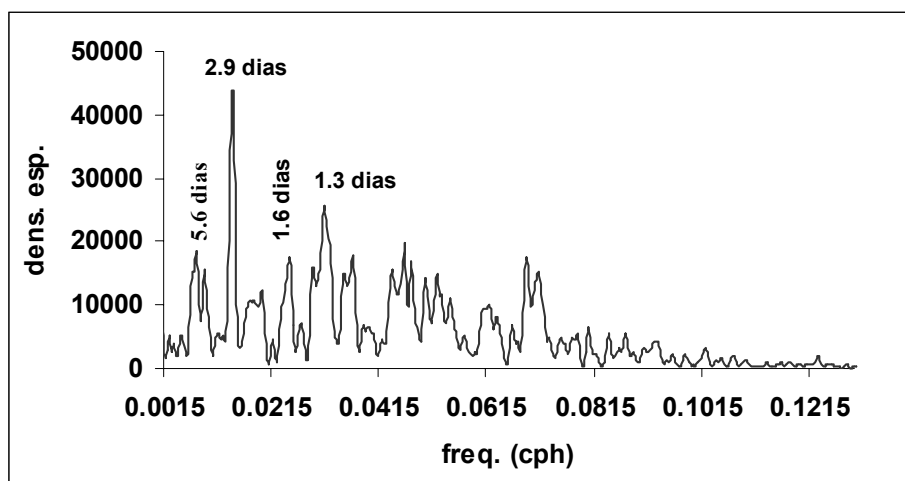
Maré meteorológica e componente meridional do vento (V).



Maré meteorológica e tensão zonal do vento (Tx).



Maré meteorológica e tensão meridional do vento (Ty).



Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)