

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE  
CENTRO DE TECNOLOGIA E RECURSOS NATURAIS  
UNIDADE ACADÊMICA DE CIÊNCIAS ATMOSFÉRICAS**

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM**

# **METEOROLOGIA**



## **Tese de Doutorado**

**MARIA JOSÉ HERCULANO MACEDO**

**APLICAÇÕES DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS E SATÉLITE TRMM  
NA MODELAGEM CHUVA-VAZÃO DA BACIA HIDROGRÁFICA  
DO RIO PARAGUAÇU/BA**

**Campina Grande, Junho de 2013**



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE  
CENTRO DE TECNOLOGIA E RECURSOS NATURAIS  
UNIDADE ACADÊMICA DE CIÊNCIAS ATMOSFÉRICAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM METEOROLOGIA**

**TESE DE DOUTORADO**

**APLICAÇÕES DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E SATÉLITE TRMM NA  
MODELAGEM CHUVA-VAZÃO DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO  
PARAGUAÇU/BA**

**MARIA JOSÉ HERCULANO MACEDO**

**ORIENTADORES: FRANCISCO DE ASSIS SALVIANO DE SOUSA  
CARLOS ANTONIO COSTA DOS SANTOS**

**CAMPINA GRANDE – PB**

**2013**

**MARIA JOSÉ HERCULANO MACEDO**

**APLICAÇÕES DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E SATÉLITE TRMM NA  
MODELAGEM CHUVA-VAZÃO DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO  
PARAGUAÇU/BA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Meteorologia da Universidade Federal de Campina Grande – UFCG, em cumprimento às exigências para a obtenção do grau de doutor.

Área de concentração: Meteorologia de Meso e Grande Escala

Subárea: Hidrometeorologia

Orientadores: Francisco de Assis Salviano de Sousa

Carlos Antonio Costa dos Santos

CAMPINA GRANDE – PB

2013

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFCG

M141a Macedo, Maria José Herculano.  
Aplicações de redes neurais artificiais e satélite TRMM na modelagem chuva-vazão da bacia hidrográfica do Rio Paraguaçu/BA / Maria José Herculano Macedo. – Campina Grande, 2013.  
92 f. : il. color.

Tese (Doutorado em Meteorologia) – Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Tecnologia e Recursos Naturais, 2013.

"Orientação: Prof. Dr. Francisco de Assis Salviano de Sousa, Prof. Dr. Carlos Antonio Costa dos Santos".  
Referências.

1. Sensoriamento Remoto. 2. Modelagem Hidrológica.  
3. Inteligência Artificial. I. Sousa, Francisco de Assis Salviano de. II. Santos, Carlos Antonio Costa dos. III. Título.

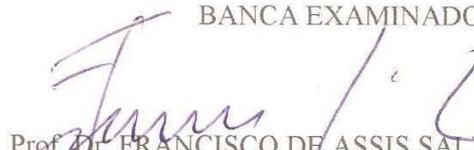
CDU 528.8(043)

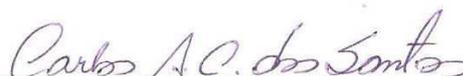
MARIA JOSÉ HERCULANO MACEDO

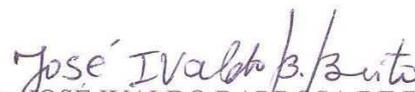
APLICAÇÕES DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E SATÉLITE TRMM NA  
MODELAGEM CHUVA-VAZÃO DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO  
PARAGUAÇU/BA

TESE APROVADA EM 17/06/2013

BANCA EXAMINADORA

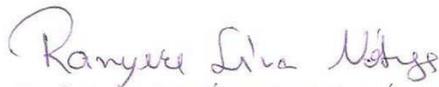
  
Prof. Dr. FRANCISCO DE ASSIS SALVIANO DE SOUSA  
Unidade Acadêmica de Ciências Atmosféricas  
Universidade Federal de Campina Grande

  
Prof. Dr. CARLOS ANTONIO COSTA DOS SANTOS  
Unidade Acadêmica de Ciências Atmosféricas  
Universidade Federal de Campina Grande

  
Prof. Dr. JOSÉ IVALDO BARBOSA DE BRITO  
Unidade Acadêmica de Ciências Atmosféricas  
Universidade Federal de Campina Grande

  
Prof. Dr. TÁRSO VILELA FERREIRA  
Unidade Acadêmica de Engenharia Elétrica  
Universidade Federal de Campina Grande

  
Prof. Dra. JOSICLEDA DOMICIANO GALVÊNCIO  
Departamento de Ciências Geográficas  
Universidade Federal de Pernambuco

  
Prof. Dr. RANYÉRE SILVA NÓBREGA  
Departamento de Ciências Geográficas  
Universidade Federal de Pernambuco

# Dedicatória

Dedico este trabalho, primeiramente a Deus o grande responsável por mais essa vitória alcançada. A todos meus familiares, em especial, Antonia (mãe), Josinaldo (pai), Maurício (esposo), Leticia (sobrinha), Joselito, Marcos e Lidiane (irmãos) pelo carinho, incentivo e compreensão.

# Agradecimentos

À **DEUS**, que é a essência de tudo o que existe neste mundo e pela sua presença constante na minha vida.

Aos meus queridos pais, irmãos e sobrinha, por todo amor, companheirismo, apoio e incentivo.

À Maurício, pelo companheirismo, incentivo, apoio, carinho e amor.

A todos os meus familiares e amigos que sempre torceram e me incentivaram a seguir em frente.

À Francisco de Assis Salviano de Sousa, meu orientador, sem o qual, não estaria concluindo este trabalho e por todo apoio durante o mestrado e doutorado.

À Carlos Antonio Costa dos Santos, meu coorientador, pelos conselhos, amizade e auxílio durante todo o doutorado.

Aos professores Ranyére Silva Nóbrega e Enilson Palmeira Cavalcanti pela obtenção e manuseio dos dados do satélite TRMM. À Tarso Villela Ferreira pela amizade e valiosas sugestões na modelagem realizada com as Redes Neurais.

A CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento do Pessoal de Ensino Superior) pela bolsa de estudo oferecida durante o curso.

A todos os professores da Unidade Acadêmica de Ciências Atmosféricas pela atenção, amizade, companheirismo e pelos ensinamentos ministrados com zelo e carinho.

A coordenação da Pós Graduação em Meteorologia pela atenção e apoio, administrada por professor Prof. Dr. Enilson Palmeira Cavalcanti e Divanete Rocha da Cruz (secretária).

**Enfim, a todos muito obrigada por tudo!!!**

# Sumário

<b>Lista de Figuras</b>	<b>i</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>ii</b>
<b>Lista de Apêndices</b>	<b>iii</b>
<b>Lista de Siglas e Símbolos</b>	<b>iv</b>
<b>Resumo</b>	<b>vii</b>
<b>Abstract</b>	<b>viii</b>
<b>1. Introdução</b>	<b>1</b>
<b>2. Objetivos</b>	<b>4</b>
<b>3. Revisão Bibliográfica</b>	<b>5</b>
3.1 Sistemas meteorológicos atuantes no estado da Bahia	5
3.2 Características físicas de bacias hidrográficas	7
3.3 Sensoriamento remoto aplicado ao estudo de bacias hidrográficas	11
3.3.1 Modelo Digital de Elevação (MDE)	12
3.3.2 Satélite TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission)	13
3.3.3 Algoritmo 3B43	16
3.3.4 Aplicações do satélite TRMM à bacias hidrográficas	17
3.4 Modelagem hidrológica	19
3.4.1 Modelagem chuva-vazão	20
3.4.2 Soil and Water Assessment Tool (SWAT)	21
3.5 Redes Neurais Artificiais (RNAs)	23
3.5.1 Rede neural biológica	24
3.5.2 Redes Neurais Artificiais	25
3.5.3 Neurônio artificial	26
3.5.4 Funções de transferências	27
3.5.5 Redes Neurais Artificiais (RNAs) aplicadas à modelagem chuva-vazão	28
<b>4. Material e Métodos</b>	<b>32</b>
4.1 Área de estudo	32
4.2 Dados	33
4.2.1 Dados estimados pelo satélite TRMM	33
4.2.2 Dados obtidos pelo Modelo Digital de Elevação (MDE)	34
4.2.3 Dados utilizados na modelagem chuva-vazão	35

4.3 Métodos	36
4.3.1 Delimitação da bacia hidrográfica com o modelo SWAT	36
4.3.2 Variáveis que caracterizam os aspectos físicos da bacia hidrográfica.	36
4.3.3 Métodos para avaliação do desempenho das RNAs e satélite TRMM.	39
4.3.4 Escolha da arquitetura da rede neural.	39
<b>5. Resultados e Discussão</b>	42
5.1 Características físicas da BHRP.	42
5.2 Análise da pluviometria na BHRP.	48
5.3 Validação do algoritmo 3B43	50
5.4 Análise temporal e espacial da estimativa pluviométrica do satélite TRMM.	54
5.5 Aplicação das RNAs à modelagem chuva-vazão	59
<b>6. Conclusões e sugestões</b>	64
<b>Referências Bibliográficas</b>	66
<b>Apêndices</b>	76

## Lista de Figuras

Figura 1	Órbita do TRMM.	14
Figura 2	Instrumentos a bordo do satélite TRMM.	15
Figura 3	Esquema de um neurônio.	25
Figura 4	Neurônio artificial.	26
Figura 5	Distribuição espacial dos 11 postos pluviométricos utilizados na validação dos dados do algoritmo 3B43 sobre a BHRP.	34
Figura 6	Distribuição espacial das estações / postos pluviométricos na BHRP.	35
Figura 7	Relevo da BHRP (a) e sistema de drenagem (b).	44
Figura 8	Declividade da BHRP.	45
Figura 9	Uso e cobertura do solo da BHRP.	47
Figura 10	Variabilidade espaço-temporal da precipitação média mensal na Bacia Hidrográfica do Rio Paraguaçu.	50
Figura 11	Correlação entre a precipitação mensal estimada pelo TRMM/3B43 e observada nos postos pluviométricos.	54
Figura 12	Análise espacial da pluviometria média mensal do satélite TRMM e postos pluviométricos.	59
Figura 13	Ajuste da RNA para a etapa de treinamento (treinamento, validação e teste) (a) e estimativas dos anos de 2009 e 2010 (b).	63

## Lista de Tabelas

Tabela 1	Funções de transferências e respectivos gráficos.	27
Tabela 2	Tipo de inclinação definido pela faixa de declividade percentual.	38
Tabela 3	Índices físicos da BHRP.	42
Tabela 4	Faixas hipsométricas da BHRP.	44
Tabela 5	Faixas de declividade da BHRP.	46
Tabela 6	Áreas com os tipos de vegetação presentes na BHRP.	48
Tabela 7	Análise estatística entre as estimativas de precipitação mensal pelo satélite TRMM e os dados observados em superfície.	52
Tabela 8	Teste da RNA <i>Feed-forward</i> com diferentes algoritmos de treinamento.	60
Tabela 9	Coefficiente de regressão para a fase treinamento com diferentes funções de transferência e neurônios.	61
Tabela 10	Desempenho da RNA com base no coeficiente de eficiência (E) e na raiz do erro médio quadrático (REMQ).	62

## Lista de Apêndices

Tabela A - Relação das estações/postos pluviométricos utilizadas no estudo.	77
Figura B - Evolução temporal da pluviometria medida pelo satélite TRMM e pluviômetros das 11 estações utilizadas na validação do satélite.	80
Figura C – Evolução temporal das diferenças entre dados do TRMM e pluviômetro das 11 estações utilizadas na validação.	87
Tabela D – Teste com diferentes funções de transferência e neurônios, incluindo o coeficiente de regressão nas etapas de treinamento, validação e teste e performance do erro médio quadrático.	91

# Lista de Siglas e Símbolos

## Siglas

AB - Alta da Bolívia

AES - Análise de Espectro Singular

Af - Clima tropical chuvoso, sem estação seca

Am - Clima tropical chuvoso de monção, com breve estação seca

ANA - Agência Nacional de Águas

ANFIS - Sistema de Inferência Adaptativo Neural-Fuzzy

ANSWERS - Areal Non-point Source Watershed Environment Response Simulation

Aw - Clima tropical chuvoso de savana, com estação seca de inverno (sub-úmido)

Aw' - Clima tropical chuvoso de savana, com estação seca de outono

Aw'' - Clima tropical chuvoso de savana, com duas estações secas

BA - Bahia

BANN - Bootstrap baseado nas Redes Neurais Artificiais

BSh - Clima semiárido

BHRP - Bacia hidrográfica Hidrográfica do Rio Paraguaçu

CAMS - Climate Assessment and Monitoring System

CERES - Sensor de Energia Radiante da Superfície Terrestre e das Nuvens

EMQ - Erro Médio Quadrático

ENOS - El Niño/Oscilação Sul

GANN - Rede Neural Artificial Modular

GOES - Geostationary Operational Environmental Satellite

GPCC - Global Precipitation Climatology Centre

GrADS - Grid and Analysis Display System

GS - Grads Script

INMET - Instituto Nacional de Meteorologia

JAXA - Japan Aerospace Exploration Agency

KWO - Modelo de ondas cinemáticas considerando zero perdas

KWC - Modelo de ondas cinemáticas

LIS - Sensor para Imageamento de Relâmpagos

MLP - Multilayer Perceptrons

MDE - Modelo Digital de Elevação

MODIS - Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer  
MSE - Erro Médio Quadrático  
NDVI - Índice de Vegetação Normalizada  
NASA - National Aeronautics and Space Administration  
NAVMO - Nieseschlag -Abfluss-Verdungstung Modell  
NOAA - National Oceanic and Atmospheric Administration  
NEB - Nordeste brasileiro  
OMJ - Oscilação Madden Julian  
OMM - Organização Meteorológica Mundial  
POES - Satélites meteorológicos de órbita polar  
RNA - Rede Neural Artificial  
RNAM - Rede Neural Artificial Modular  
RNAs - Redes Neurais Artificiais  
RNAs-OC - Redes Neurais Artificiais - Ondas Cinemáticas  
RNAs-TO - Redes Neurais Artificiais-Transformada de ondeletas  
PR - Radar de Precipitação  
REMQ - Raiz do Erro Médio Quadrático  
RR - Rainfall-Runoff  
SARIMAX - Sazonal Auto médio integrado Regressiva  
SIG - Sistemas de Informações Geográficas  
SRTM - Shuttle Radar Topography Mission  
SWAT - Soil and Water Assessment Tool  
TD - Triangulação de Delaunay  
TIN - Triangular Irregular Network  
TMI - Imageador de Microondas  
TO - Transformada de Ondeletas  
TOPMODEL - Topographic Based Hidrological Model  
TRMM - Tropical Rainfall Measuring Mission  
TSM - Temperatura da Superfície do Mar  
VCAN - Vórtice Ciclônico de Altos Níveis  
VIRS - Radiômetro no Visível e no Infravermelho  
ZCAS - Zona de Convergência do Atlântico Sul  
ZCIT - Zona de Convergência Intertropical

## **Símbolos**

$\text{Na}^+$  - Sódio

$\text{K}^+$  - Potássio

b - Bias

$W_{ij}$  - Peso associado ao neurônio

$a_{ij}$  - Vetor de entrada

$x_j$  - Ativação total dos neurônios

$Q_o$  - Vazão observada

$Q_c$  - Vazão calculada

r - Coeficiente de Correlação de Pearson

R - Coeficiente de determinação ou Regressão

E - Coeficiente de Eficiência

$k_c$  - Coeficiente de Compacidade

$k_f$  - Fator de Forma

l - Extensão média do escoamento superficial

$I_s$  - Índice de sinuosidade

# Resumo

O desequilíbrio crescente entre disponibilidade e demanda hídrica constitui objeto de planejamento dos recursos hídricos, políticas de conservação, programas de recursos hídricos e simulações hidrológicas. Nesse contexto, o objetivo deste estudo consiste em avaliar a aplicação das Redes Neurais Artificiais e satélite Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) na modelagem chuva-vazão da bacia hidrográfica do rio Paraguaçu-BA. Os resultados revelaram que essa bacia hidrográfica não é muito propícia a inundações. O rio principal apresenta baixa declividade, com formas transicionais regulares e irregulares em seu curso. Mais de 50% da área da bacia hidrográfica está entre 200 e 600 metros, as menores altitudes se localizam ao leste e elevações acima de 1000 metros estão na porção oeste. A bacia hidrográfica é relativamente plana com declividade do tipo suave. A vegetação predominante consiste em atividades agrárias e vegetação secundária. As chuvas orográficas e/ou convectivas causam as sub e sobrestimativas pluviométricas do TRMM. A rede neural escolhida para a modelagem chuva-vazão utilizou em sua arquitetura o algoritmo de Retropropagação Levenberg-Marquardt, com 90 neurônios na camada intermediária e função de transferência tangente hiperbólica sigmóide (tansig) nas camadas intermediária e de saída. Na fase de previsão a rede superestimou os picos mais elevados de vazão. Os resultados indicam que as redes neurais artificiais são capazes de realizar a previsão de vazão. As estimativas de chuvas pelo TRMM podem ser utilizadas com cautela nas análises hidrológicas. Porém é uma alternativa interessante em locais onde não há disponibilidade de informações hidrológicas.

**Palavras-chave:** Sensoriamento remoto, modelagem hidrológica, inteligência artificial.

## Abstract

The growing imbalance between water demand and availability is subject to water resources planning, conservation policies, water resources programs and hydrologic simulations. In this context, the aim of this study is to assess the application of artificial neural networks and Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) satellite in the rainfall-runoff modeling in the Paraguaçu River Basin/BA. The results revealed that the basin is not very prone to flooding. The main river has a low slope, with transitional forms regular and irregular in its course. More than 50% of the basin area is between 200 and 600 meters, the lowest altitudes are located to the east and elevations above 1000 meters are in the western portion. The basin is relatively flat with smooth slope type. The predominant vegetation consists of secondary vegetation and agricultural activities. Orographic and/or convective rainfall causes the sub and overestimation of the TRMM values. The neural network chosen for modeling rainfall-runoff used the algorithm of Levenberg-Marquardt Backpropagation with 90 neurons in the hidden layer transfer function and hyperbolic tangent sigmoid (tansig) in the intermediate and output layers in its architecture. At the stage of the network prediction overestimated the higher peaks flow. The results show that artificial neural networks are capable of predicting flow. Estimates of rainfall by TRMM can be used with caution in hydrologic analyzes. But it is an interesting alternative in places where there is no availability of hydrological information.

**Keywords:** Remote sensing, hydrologic modeling, artificial intelligence.

## Capítulo 1

# Introdução

Atualmente o desequilíbrio crescente entre disponibilidade e demanda hídrica atrai à atenção das autoridades pertinentes e do público em geral. Nesse contexto, planejamento, políticas de conservação, programas de recursos hídricos e distribuição do ciclo da água são tópicos importantes. Segundo a Agenda 21 (1992) é necessário pesquisas que envolva o desenvolvimento de bancos de dados interativos, previsões e modelos de planejamento econômicos adequados à tarefa de gerenciar os recursos hídricos de uma maneira eficiente e sustentável. A aplicação de novas técnicas tais como sistemas de informação geográfica (SIG) e sistemas especialistas para reunir, assimilar, analisar e exibir informações multissetoriais e otimizar a tomada de decisões, são importantes para que sejam capazes de enfrentar o desafio de integrar os aspectos técnicos, econômicos, sociais e ambientais do manejo de recursos hídricos e de prever os efeitos em termos do impacto antrópico.

Os processos ambientais reais são geralmente bastante complexos. Assim, os modelos hidrológicos são utilizados como uma representação simplificada da realidade para auxiliar os processos que a envolvem. Em geral, a previsão hidrológica pode ser feita principalmente através de quatro tipos de modelos: determinísticos chuva-vazão, físico, empírico e estocástico. O primeiro procura representar os processos físicos de transformação de chuva em vazão, o modelo físico reproduz os processos físicos através de equações matemáticas, no modelo empírico os resultados são obtidos através de ajustes de funções matemáticas. O modelo estocástico baseia-se na descrição das propriedades estatísticas das observações que estão sujeitas as influências do meio ambiente.

O SWAT (Soil and Water Assessment Tool) é um modelo matemático distribuído utilizado para modelar diferentes processos físicos em bacias hidrográficas com o objetivo de estudar alterações no uso do solo e suas consequências nos escoamentos superficial e subterrâneo, na produção de sedimentos e na qualidade da água. Além disso, esse modelo também utiliza imagem digital para delimitar bacias hidrográficas.

O sensoriamento remoto facilita o monitoramento espaço-temporal das mudanças na cobertura da superfície terrestre. Os dados de sensoriamento remoto aliado às técnicas

de geoprocessamento constituem importante recurso para o monitoramento e gestão dos recursos naturais em nível de bacias hidrográficas.

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) tem sido amplamente aceitas como uma forma de modelar sistemas não-lineares complexos com grande quantidade de dados. Sendo esses modelos particularmente úteis em situações onde as relações dos processos físicos ainda não são completamente compreendidas. Os modelos RNA podem ainda substituir os modelos matemáticos e estatísticos convencionais ou associar-se a eles.

Na modelagem chuva-vazão a precipitação é o principal dado de entrada das bacias hidrográficas para a estimativa de vazão, esses dados de chuvas podem ser obtidos diretamente em postos pluviométricos ou de forma remota. A maioria das bacias hidrográficas brasileiras detém baixa densidade de pluviômetros e geralmente alguns desses estão inativos ou apresentam indisponibilidade de dados pluviométricos diários, mensais ou anuais. Essa realidade não é diferente para Bacia Hidrográfica do Rio Paraguaçu (BHRP). Nesse contexto, a utilização de dados pluviométricos obtidos por sensores a bordo de satélites é necessária para a melhoria do monitoramento espacial das características pluviométricas dessa bacia hidrográfica.

Atualmente existem diferentes algoritmos e metodologias para estimativa de precipitação através de imagens de satélites como o Geostationary Operational Environmental Satellite (GOES), National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA), Meteosat e o Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) (NÓBREGA, 2008). Esse último estima a precipitação nos trópicos e auxilia, portanto, a distribuição espacial dos postos pluviométricos em dada região ou área.

Esta Tese está dividida em quatro Capítulos principais. O Capítulo 2 apresenta os objetivos principais e específicos. No Capítulo 3 se encontra uma revisão bibliográfica. Inicialmente, têm-se informações a respeito do ciclo hidrológico e sistemas meteorológicos atuantes no estado da Bahia e características físicas de bacias hidrográficas. Nesse Capítulo se encontra a aplicação de imagens de satélite em bacias hidrográficas, merecendo destaque o satélite TRMM e o modelo digital de elevação. Alguns modelos hidrológicos são apresentados dando ênfase ao modelo RNA e suas características principais, descrevendo a atuação dos neurônios e tipos de funções de transferência no processo da modelagem.

O Capítulo 4, Material e Métodos, apresenta os dados pluviométricos obtidos pelo satélite e postos pluviométricos, dados de MDE e da vegetação. Em seguida descreve a

metodologia, análise da performance das redes neurais e do satélite TRMM. Por fim a aplicação do ArcGis para delimitar a BHRP e suas características físicas.

O Capítulo 5 discute os resultados na seguinte ordem: Análise das características físicas e pluviometria na BHRP, validação do algoritmo 3B43, análise temporal da estimativa pluviométrica do satélite TRMM e aplicação das redes neurais na modelagem chuva-vazão.

Por fim, as conclusões e sugestões são apresentadas, seguida pelas referências bibliográficas e Apêndices.

## Capítulo 2

# Objetivos

O objetivo geral deste trabalho consiste em avaliar a aplicação das RNAs e satélite TRMM na modelagem chuva-vazão da BHRP-BA.

Os objetivos específicos são:

- Delimitar a BHRP utilizando o modelo SWAT;
- Determinar as características físicas da bacia hidrográfica;
- Comparar dados do satélite TRMM com dados de postos/estações meteorológicas na bacia hidrográfica;
- Estender as informações de dados pluviométricos da bacia hidrográfica com base em informações do satélite TRMM;
- Definir uma arquitetura de rede neural que melhor represente os dados de vazões observados no posto Argoim;
- Prever a vazão média mensal do rio Paraguaçu na estação fluviométrica de Argoim/BA.

## Capítulo 3

# Revisão Bibliográfica

### 3.1 Sistemas meteorológicos atuantes no estado da Bahia

O clima de uma região é uma resposta natural aos fenômenos oceânico-atmosféricos, à fisiografia, à distribuição dos continentes e oceanos, à latitude e altitude, podendo ser modificado ao longo do tempo através da ação humana. Na Bahia, a distribuição espaço-temporal da precipitação, por não ser uniforme, apresenta grande variabilidade climática. Isto acontece devido à ação de diversos sistemas atmosféricos que atuam na região, tais como: Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS), o Vórtice Ciclônico de Altos Níveis (VCAN), brisas terrestres, ondas de leste e sistemas frontais ou seus resquícios. A atuação desses sistemas determina períodos chuvosos nas sub-regiões do Estado (NOBRE, 1988; NOBRE; MOLION, 1988; CHAVES, 1999; CHAVES; CAVALCANTI, 2001; MOLION; BERNARDO, 2002; VIANA, 2009).

A Zona de Convergência do Atlântico Sul tem papel importante na precipitação do sul do Nordeste durante os meses de setembro a fevereiro. Segundo Nobre (1988), nos anos considerados como chuvosos, a ZCAS situa-se mais ao norte e nos anos considerados secos, mais ao sul. Esse sistema é caracterizado por uma faixa de nebulosidade convectiva que se estende da região Amazônica até o Atlântico subtropical, esta nebulosidade é resultado da interação da convecção tropical com sistemas extratropicais, como as zonas frontais (VIANA, 2009).

Os Vórtices Ciclônicos de Altos Níveis são sistemas de circulação ciclônica que atuam nos meses de novembro a fevereiro se originam através de sistemas de baixa pressão em escala sinótica, ocorrem de forma muito irregular em termos de seu posicionamento, produzem tanto chuvas intensas como estiagens. As chuvas ocorrem nas bandas de nebulosidade de sua periferia, enquanto no centro se verifica movimento subsidente, de forma a inibir a formação de nuvens e pode atuar durante meses (ARAÚJO et al., 2008). O tempo de vida dos vórtices pode durar apenas algumas horas ou perdurar por um período de até mais de duas semanas. Sua trajetória é irregular, quase sempre, deslocam-se de leste para oeste. Seu aparecimento está relacionado à circulação geral da atmosfera, com a Alta

da Bolívia (AB), com a posição da ZCAS e com a penetração de Frentes Frias do sul. Tem como provável mecanismo dissipador o aquecimento do continente (ARAÚJO, 2006). Quando um vórtice penetra no Brasil, na maioria das vezes o faz próximo a Salvador-BA, produzindo pouca precipitação na região sul e central do Nordeste à medida que o vórtice se move em terra. Enquanto, a parte norte do Nordeste experimenta atividades convectivas fortes e em alguns casos até inundações (KOUSKY; GAN, 1981; KOUSKY; GAN, 1986).

A brisa marítima e terrestre é um sistema atmosférico característico de regiões litorâneas. Durante os dias ensolarados, a superfície do continente aquece mais rápido que a do oceano adjacente, provocando uma faixa de pressão mais baixa sobre o litoral, propiciando o desenvolvimento de correntes ascendentes sobre o continente, as quais podem gerar nuvens convectivas. Como acima do oceano a pressão continua alta, devido à menor temperatura da água à superfície, com isso provoca a formação de movimentos ascendentes de ar na costa e subsidentes sobre o mar. O vento, à superfície, que sopra do oceano para o continente é denominado brisa marítima. Durante a noite a situação se inverte e o continente perde calor muito mais rápido que oceano. A faixa de baixa pressão se situa sobre o oceano e o movimento ascendente de ar associado à baixa pode gerar nuvens convectivas. O vento passa a soprar do continente para o mar, constituindo a brisa terrestre (VIANA, 2009).

O grau de influência orográfica sobre a precipitação depende essencialmente da altitude e da orientação das vertentes em relação aos ventos predominantes, que transportam umidade, desta forma a instabilidade da atmosfera e disponibilidade de umidade são fatores que influenciam o comportamento pluviométrico (VIANA, 2009). Quando uma massa de ar se desloca encontra um sistema orográfico e é forçada a elevar-se, acarreta a queda da temperatura seguida da condensação do vapor d'água e formação de nuvens. A precipitação produzida sob essas condições denomina-se *precipitação orográfica*.

Os Distúrbios de Leste são sistemas que apresentam produção de chuvas, em geral, nos meses de maio a agosto, ao longo da costa leste, desde o norte do Rio Grande do Norte até a Bahia. Seu deslocamento se dá na direção leste-oeste em direção ao continente. Sua intensidade depende da Temperatura da Superfície do Mar (TSM), do cisalhamento do vento e dos efeitos da orografia e da circulação de Brisas Marítima e Terrestre, de forma a intensificar ou dissipar esse sistema. O principal período chuvoso ocorre nos meses de abril a junho (ARAÚJO, 2006; TANAJURA et al., 2010). As chuvas no litoral são ainda

explicadas pela modulação dos ventos alísios e da Alta Subtropical, pelos vestígios de sistemas frontais e pela posição dos VCANs (TANAJURA et al., 2010).

Os Sistemas Frontais ou Frentes Frias são regiões de descontinuidade térmica separando duas massas de ar de características diferentes. São delgadas zonas de transição entre uma massa de ar quente (menos densa) e uma massa de ar frio (mais densa). A penetração de sistemas frontais na Bahia ocasiona prolongados períodos de chuvas no centro-sul do Estado e desempenha um importante papel no seu regime de precipitação cujo máximo é atingido durante os meses de novembro a janeiro (ARAÚJO, 2006).

A precipitação no Nordeste brasileiro (NEB), incluindo a Bahia, é fortemente influenciada pela variabilidade interanual, particularmente pelo El Niño/Oscilação Sul (ENOS) (MOLION e BERNARDO, 2002) e pelo dipolo do Atlântico. Segundo Chaves (1999) a variabilidade da precipitação sobre o sul do NEB está associada à variabilidade da TSM sobre o Atlântico, verificando-se anomalias positivas (negativas) de precipitação sobre esta região quando o Atlântico Tropical Norte e Sul apresenta-se com anomalias positivas (negativas) e negativas (positiva), respectivamente, no período de dezembro a fevereiro. Particularmente, o semiárido do NEB é uma região bastante vulnerável à essa variabilidade, pois se as chuvas no período chuvoso são fracas, há um prolongamento do período de estiagem com fortes secas e grande impacto na população, que muitas vezes depende da lavoura de subsistência (TANAJURA et al., 2010).

A precipitação do NEB também sofre influência de fenômenos de escala global como a Oscilação Madden-Julian (OMJ), Oscilação 30-60 dias, que consiste basicamente da propagação de uma onda atmosférica na direção zonal sentido leste ao longo do globo terrestre e em torno do Equador. Segundo Repelli et al. (2012) essa Oscilação provoca intensificações e deslocamentos nos sistemas meteorológicos, intensifica frentes frias no litoral baiano, e provoca deslocamentos ao sul do Equador da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) sobre o Atlântico Ocidental e da Alta da Bolívia.

### 3.2 Características físicas de bacias hidrográficas

As bacias hidrográficas correspondem a uma área definida e fechada topograficamente num ponto de curso de água, de forma que toda vazão afluyente possa ser medida ou descarregada através desse ponto. As características topográficas, geológicas, geomorfológicas, pedológicas e térmicas, bem como o tipo de cobertura da bacia hidrográfica, desempenham papel essencial no seu comportamento hidrológico, sendo

necessário serem medidas numericamente algumas dessas características (GARCEZ; ALVAREZ, 1988). As características físicas de uma bacia são elementos de grande importância em seu comportamento hidrológico. Existe, uma estreita correspondência entre o regime hidrológico os elementos: área de drenagem, forma da bacia hidrográfica, comprimento do rio principal, sistema de drenagem, declividade, relevo da bacia hidrográfica. Sendo assim, o conhecimento dessas variáveis permite obter informações de fluxo em seções transversais dos rios onde não dispõem de dados ou em regiões que por causa de fatores de ordem física ou econômica não seja possível a instalação de estações hidrométricas (VILLELA; MATTOS, 1975).

O formato da área plana de uma bacia hidrográfica de drenagem exerce influência no tempo de concentração, ou seja, no tempo decorrido pela água a partir dos limites da bacia hidrográfica até o seu exutório. Os índices que indicam a forma da bacia hidrográfica estão associados à algumas formas geométricas conhecidas, como o coeficiente de compactidade e o fator de forma que estão relacionados ao círculo e ao retângulo, respectivamente. O coeficiente de compactidade das bacias hidrográficas é sempre um número superior à unidade, uma vez que o círculo é a figura geométrica de menor perímetro para uma dada área. Bacias hidrográficas que apresentam esse coeficiente próximo de um são mais compactas, tendem a concentrar o escoamento e são mais susceptíveis a inundações. O fator de forma constitui outro índice indicativo de maior ou menor tendência para enchentes de uma bacia hidrográfica, pois este índice está associado ao tempo de concentração da bacia hidrográfica. Bacias hidrográficas alongadas apresentam pequenos valores do fator de forma e são menos susceptíveis às inundações, haja vista ser pouco provável que uma chuva intensa cubra toda a sua extensão (VILLELA; MATTOS, 1975; SILVA et al., 2010).

O sistema de drenagem de uma bacia hidrográfica é formado pelo rio principal e seus afluentes e indica a menor ou a maior velocidade com que a água deixa a bacia hidrográfica. As características de uma rede de drenagem podem ser razoavelmente descritas pela ordem dos cursos d'água, densidade de drenagem, extensão média do escoamento superficial e sinuosidade do curso d'água. A ordem reflete o grau de ramificação ou bifurcação dentro de uma bacia, a densidade de drenagem fornece um indicativo da eficiência de drenagem da bacia hidrográfica (VILLELA; MATTOS, 1975).

As características do relevo de uma bacia hidrográfica estão associadas aos fatores meteorológicos e hidrológicos, pois a velocidade do escoamento está relacionada à

declividade do terreno, já a temperatura e precipitação sofrem interferência da altitude da bacia. Portanto, se torna interessante conhecer informações à respeito do relevo e declividade da região onde se localiza a bacia, nesse contexto estão inclusas variáveis como a elevação média da bacia hidrográfica e declividade do álveo. A declividade do álveo indica a velocidade do escoamento de um rio, pois quanto maior a declividade, maior essa velocidade (VILLELA; MATTOS, 1975). Além disso, a cobertura vegetal associada aos fatores geológicos também são fatores que influenciam no escoamento superficial, na taxas de evaporação e na capacidade de retenção (GARCEZ; ALVAREZ, 1988).

Segundo Alves e Castro (2003) a sinuosidade dos canais é influenciada pela carga de sedimentos, pela compartimentação litológica, estruturação geológica e pela declividade dos canais. Assim, quando o valor do índice de sinuosidade é próximo de um os canais tende a ser retilíneo, caso seja acima de dois os canais serão tortuosos e os valores intermediários, entre um e dois, indicam formas de transição: regulares ou irregulares.

As características das bacias hidrográficas são importantes para que se tenha um planejamento bem sucedido da conservação, do fluxo de base, da infiltração, do escoamento superficial e da produção de água na região da bacia hidrográfica. Algumas ferramentas estão colaborando para a melhor aquisição e manuseio dessas informações como é o caso do uso de imagens de satélite e SIG. Alguns autores realizaram estudos envolvendo as características de bacias hidrográficas: Pinto et al. (2005), Kouli et al. (2007), Oliveira e Borsato (2011) e Price (2011).

Pinto et al. (2005) utilizaram cartas planialtimétricas, imagens de satélite, fotos aéreas verticais e levantamento de campo; manipulados em um SIG com o objetivo de se obter a caracterização física da bacia hidrográfica do Ribeirão Santa Cruz em Lavras/MG e analisar o cumprimento da legislação ambiental nas áreas de preservação permanentes dos córregos, nascentes e encostas. Os resultados revelaram que a bacia hidrográfica apresenta cerca de 50% de sua área com relevo de ondulado a montanhoso, o que facilita o escoamento superficial e aumenta a necessidade de proteção das áreas de recarga do lençol freático. A área de preservação permanente considerada nesse estudo representa 17,5% da área total da bacia hidrográfica do Ribeirão Santa Cruz, onde 58,0% encontravam-se com uso conflitante. Constatou-se também que há a necessidade de um plano de recomposição da vegetação das áreas de preservação permanentes em estudo, uma vez que o desmatamento e outros usos incorretos do solo podem refletir na quantidade e qualidade da água dessa bacia hidrográfica.

Kouli et al. (2007) realizaram uma análise com SIGs em duas bacias hidrográficas agrícolas na área central de *Chania*, na ilha de Creta, Grécia. Os dados digitais foram imprescindíveis na determinação dos parâmetros geomorfométricos significativos para avaliar as condições das bacias hidrográficas e permitir a extração das características topográficas, geológicas, hidrológicas e os mapas hidro-litológicos. Esses dados foram atualizados pelas imagens de satélite Landsat-ETM. Parâmetros geomorfométricos, tais como densidade de drenagem, frequência de fluxo, integrais hipsométricas e curvas hipsométricas, especialmente em nível de sub-bacia, possibilitaram a compreensão das relações entre os diferentes aspectos dos padrões de drenagem e sua influência sobre o relevo, a drenagem, a erosão e as propriedades do solo. A análise de parâmetros geomorfométricos associados a análise fractal e análise estatística dos afluentes revelaram que as duas bacias hidrográficas sofreram graves erosões no passado, e ainda estão suscetíveis a erosão na superfície, enquanto o seu desenvolvimento foi significativamente afetado pela geomorfologia e fatores litológicos, tais como falhas na declividade e permeabilidade da rocha.

Oliveira e Borsato (2011) realizaram a caracterização morfométrica da bacia hidrográfica do Córrego Marumbizinho – Jandaia do Sul-PR. Foram utilizados o software *Spring* e a planilha eletrônica *Calc* para o manuseio de dados bibliográfico-cartográficos e levantamento de campo. Os resultados obtidos revelaram que a área da bacia apresenta declividades acentuadas, principalmente no entorno das nascentes que associados aos elevados índices pluviométricos da região e a área urbana favorecem o movimento de massa nas encostas e deposição de materiais tecnogênicos nos fundos dos vales.

Price (2011) realizou uma avaliação na literatura que investiga o escoamento de base e as características geomorfológicas, solos e uso da terra e os potenciais efeitos de alterações climáticas em regiões de bacias hidrográficas que apresentam climas úmido, tropical e temperado. Para o autor essas variáveis são fatores-chave no escoamento de base devido sua influência sobre a infiltração e nas propriedades de armazenamento na subsuperfície. No confronto entre as literaturas estudadas alguns estudos associam bacias hidrográficas com maior cobertura florestal à fluxo de base menor. Esse fato é atribuído as altas taxas de evapotranspiração das florestas. Por outro lado, outros estudos associam as bacias hidrográficas com maior cobertura florestal ao aumento do escoamento de base devido à maior infiltração e recarga de armazenamento subterrâneo. Os efeitos decorrentes da agricultura e da urbanização nas bacias hidrográficas também são inconsistentes. Essa

avaliação ressaltou a necessidade de mais pesquisas que abordem vários aspectos do sistema divisor de águas para explicar melhor o fluxo de base e, tornar possível comparações mais realísticas em todos os estudos de caso.

### 3.3 Sensoriamento remoto aplicado ao estudo de bacias hidrográficas

O sensoriamento remoto consiste em um sistema de aquisição e análise de dados aplicados em diversas áreas do conhecimento. Neste contexto, se torna imprescindível o uso de imagens de satélite para análise das características físicas de bacias hidrográficas, permitindo realizar e aprimorar o monitoramento dessas bacias hidrográficas. Vários pesquisadores utilizaram este subsídio em seus trabalhos e verificaram a potencialidade dessa ferramenta, dentre eles estão Khan et al. (2001), Gutiérrez et al. (2004), Wegehenkel et al. (2005), Onema e Taigbenu (2009), Makkeasorn et al. (2009), Gonçalves et al. (2009) e Makhamreh (2011).

Khan et al. (2001) fizeram uso do sensoriamento remoto e SIG derivados de dados de satélites georreferenciados e Cartas topográficas na escala 1:50.000, para 68 sub-bacias da bacia hidrográfica de *Guhiya*, na Índia. Com base na erosividade e índice de rendimento de sedimentos, foram identificados os mapas de relevo, uso do solo e cobertura do solo. O uso das imagens e SIG permitiu avaliar quais das bacias necessitavam de atenção imediata para a conservação do solo e da água e quais apresentavam boa cobertura vegetal e não precisavam de atenção imediata desses tratamentos.

Gutiérrez et al. (2004) utilizaram imagens de satélite para ilustrar a utilidade desses dados na avaliação de impactos ecológicos da precipitação e uso da terra em segmentos selecionados do Baixo *rio Conchos*, no norte do México. Avaliaram as variações do tamanho dos sedimentos e a turbidez da água dos reservatórios, a vegetação ciliar, a salinidade do solo e uso da terra por meio de quatro imagens Landsat TM no período de 10 anos. Uma variedade de aprimoramentos de imagem foram aplicadas para determinar mudanças sutis entre as imagens. Essas imagens quando combinadas com os dados de precipitação, os dados históricos de uso da terra, da qualidade da água e do solo permitiram realizar o monitoramento da bacia hidrográfica.

Wegehenkel et al. (2005) utilizaram seis imagens do Landsat TM para o cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) na bacia hidrográfica *Stobber*, situada no nordeste da Alemanha e compararam estas imagens com um modelo hidrológico. Esse índice também foi obtido por Onema e Taigbenu (2009) que

investigaram as relações espaciais e temporais entre NDVI e precipitação obtida por imagens de satélite na bacia hidrográfica de *Semliki* na região do Nilo equatorial.

Makkeasorn et al. (2009) desenvolveram um método de classificação evolutivo computacional supervisionado visando realizar a detecção de mudanças sazonais nas regiões de mata ciliar de uma grande bacia hidrográfica do reservatório *Choke Canyon*, do semiárido, sul do Texas, utilizando imagens dos satélites RADARSAT-1 e Landsat 5 TM. O satélite RADARSAT-1 permitiu realizar uma estimativa da umidade do solo, enquanto o Landsat 5 TM permitiu calcular oito índices de vegetação com base em fatores de refletância que foram obtidos como resposta do instrumento Landsat. Esses índices de vegetação espectrais foram utilizados de forma independente na análise discriminante juntamente com dados de umidade do solo para classificar as zonas ribeirinhas.

Gonçalves et al. (2009) utilizaram os SIGs associados aos dados do satélite Landsat 5 TM, referentes ao ano de 2008, para mapear o uso do solo da bacia hidrográfica do rio Dourados. O uso do solo foi obtido a partir de quatro imagens, utilizando um procedimento de classificação supervisionada por regiões. Os resultados obtidos revelaram que a agricultura e a pecuária destacam-se como as principais atividades na bacia hidrográfica, e as áreas de agricultura têm aumentado em decorrência do avanço da cultura da cana-de-açúcar na região.

Makhamreh (2011) identificou o potencial hídrico de bacias hidrográficas na região norte da Jordânia com base na caracterização da superfície da terra, modelos digitais de elevação e técnicas de sensoriamento remoto. Para caracterizar as condições da paisagem na superfície, foi estabelecido um modelo matemático entre a cor do solo e as propriedades da superfície do solo para obtenção da distribuição espacial da umidade do solo orgânico e inorgânico utilizando imagens Landsat. Assim, a integração de informações paisagem e MDE são úteis para a gestão eficiente das bacias hidrográficas.

### 3.3.1 Modelo Digital de Elevação (MDE)

O Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) é uma missão internacional liderada pela Agência Nacional de Inteligência Geoespacial e NASA (JIA et al., 2011). Os dados digitais de elevação oriundo da missão SRTM produzidos pela NASA é um grande avanço em mapeamento digital do mundo. Oferece um grande avanço na acessibilidade de dados de alta qualidade de elevação para grandes porções dos trópicos e outras áreas do mundo em desenvolvimento (VALERIANO, 2004). Esses dados são fornecidos com o

objetivo de promover o uso da ciência e aplicações geoespaciais para o desenvolvimento sustentável e conservação de recursos no mundo em desenvolvimento. As imagens do MDE possui uma resolução de 90 m no equador. Todas são produzidas a partir de um conjunto de dados contínuos que permitem realizar o mosaico de forma simples (CGIAR-CSI, 2013).

O processamento dos dados coletados visou à formação de um MDE mundial, elaborado continente por continente, iniciado na América do Norte. Após a conclusão de cada continente, segue-se o envio dos dados ao *National Imagery and Mapping Agency*, onde estes são editados, verificados e ajustados aos padrões norte-americanos de exatidão de mapas *National Map Accuracy Standards*. Esses mapas são então devolvidos à NASA para distribuição pública através da *United States Geological Survey*. Em janeiro de 2002, a NASA iniciou a distribuição pública de dados de alguns locais dentro dos Estados Unidos. Foram gerados MDE na resolução de 30m para os Estados Unidos (planejados sob 90 m). O datum e o elipsóide de referência são WGS84, com dados de  $z$  em metros inteiros. A SRTM têm o mais completo MDE em escala quase global de 56 ° S a 60 ° N (VALERIANO, 2004; JIA et al.,2011).

### 3.3.2 Satélite TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission)

O satélite TRMM foi lançado no dia 27 de novembro de 1997 a partir do Centro Espacial Tanegashima, em Tanegashima, no Japão. É um projeto que resultou de uma parceria entre a National Aeronautics and Space Administration (NASA) e a Japan Aerospace Exploration Agency (JAXA). Construído de forma que pudesse medir a precipitação na faixa tropical (entre 35°N e 35°S), sua variabilidade e o calor latente associado. Essas observações incluem grandes áreas de oceano onde se tem poucas informações sobre a chuva. Possui uma órbita oblíqua não-heliossíncrona bastante baixa inicialmente 350 km e, desde 2001 com cerca de 403 km, com uma inclinação de 35° para o Equador, Figura 1. Cada amostra de área é visitada pelo menos uma vez por dia em baixas latitudes, mas em horários diferentes, levando 35 dias para passar no mesmo ponto e no mesmo horário (VASQUEZ, 2007; NASA, 2012; NÓBREGA et al., 2008).

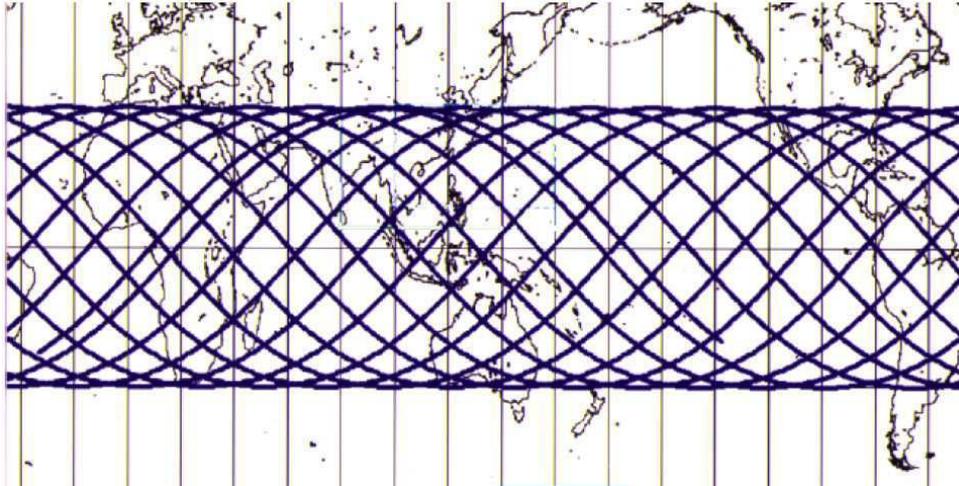


Figura 1 – Órbita do TRMM. Fonte: NASDA (2001).

Em relação as propriedades da precipitação e sua variação o TRMM obtém informações da distribuição e da frequência de intensidade pluviométrica e sua área de cobertura; da partição da precipitação em categorias: convectiva e/ou estratiforme; distribuição vertical de hidrometeoros; variação atmosférica que ocorre no momento de maior precipitação, intensificações noturnas de grandes sistemas convectivos de mesoescala sobre os oceanos e intensificação diurna da orografia e forçantes associadas ao sistema de brisas marítimas e terrestres. Além disso, o TRMM permite o mapeamento de variações espaciais e temporais da precipitação quando se tem anomalias de circulação quase-periódicas, como a Oscilação de Madden-Julian, no pacífico ocidental e ENOS sobre a bacia hidrográfica do Pacífico (NASA, 2012).

Os instrumentos a bordo do TRMM são: Imageador de Microondas (TMI), Radar de Precipitação (PR), Radiômetro no Visível e no Infravermelho (VIRS), Sensor de Energia Radiante da Superfície Terrestre e das Nuvens (CERES) e Sensor para Imageamento de Relâmpagos (LIS), conforme Figura 2. Dentre esses, os principais instrumentos do TRMM são TMI, VIRS e PR, atualmente é o mais inovador radar de precipitação (NASA, 2012).

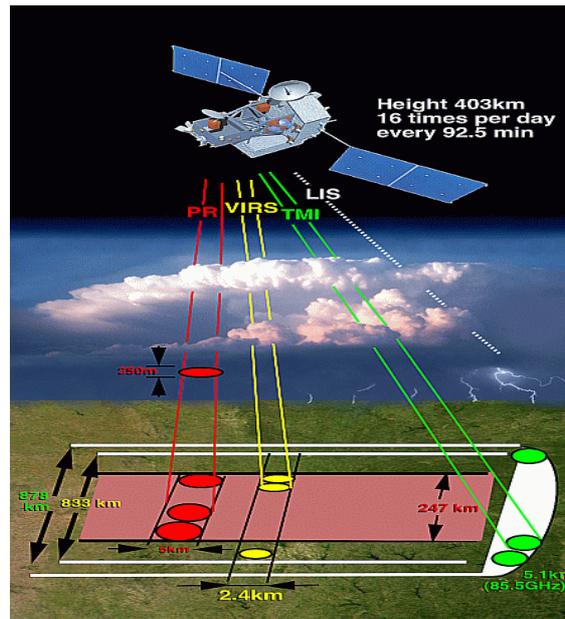


Figura 2- Instrumentos a bordo do satélite TRMM. Fonte: NASA (2012).

O sensor de microondas (TMI) é o principal instrumento na estimativa da precipitação, obtida através da lei inversa de Planck e correlação com a temperatura do topo da nuvem. O instrumento faz a imagem com um ângulo Nadir de  $49^\circ$ , o que resulta em um ângulo de incidência na superfície terrestre de  $52,8^\circ$ . Para refinar as estimativas, afetadas pelas diferentes formações de nuvens, se faz uso do radar de precipitação (PR), que é o primeiro radar meteorológico em órbita no mundo, permitindo produzir mapas tridimensionais de estruturas precipitantes.

O radar de precipitação foi construído pelo National Space Development Agency (JAXA), do Japão, como parte de sua contribuição para os Estados Unidos (EUA). Esse radar tem uma resolução horizontal no solo de cerca de cinco quilômetros e uma largura de faixa de 154 milhas (247 km). Uma das características mais importantes do radar de precipitação do TRMM (PR), é a habilidade de fornecer perfis verticais de chuva e neve até cerca de 20 km (12 milhas) de altura. Esse radar é capaz de detectar as taxas de chuvas leves em torno de 0,027 polegadas (0,7 milímetros) por hora o equivalente a 16,8 mm por dia (NASA, 2012).

O *TRMM Microwave Imager* (TMI) é um sensor de microondas passivo projetado para fornecer informações quantitativas de precipitação sobre uma grande área. Medindo cuidadosamente as quantidades mínimas de energia de microondas emitida pela Terra e sua atmosfera, a TMI é capaz de quantificar o vapor d' água, a água da nuvem, e a intensidade da precipitação.

*Visible and InfraRed Scanner (VIRS)* é um dos três instrumentos no pacote de estimativa da chuva e serve como um indicador indireto delas. Articula-se igualmente nas medidas TRMM com outras medidas que são feitas rotineiramente utilizando os Satélites meteorológicos de órbita polar (POES) e Satélites de operação geostacionária (GOES), dos Estados Unidos (NÓBREGA, 2008). VIRS, como o próprio nome indica, refere-se a radiação vinda em cinco canais do espectro, variando do visível ao infravermelho, ou 0,63 a 12 micrômetros.

Os dados do sistema de radiação terrestre e da nuvem (Cloud and Earth Radiant Energy Sensor-CERES) mede a energia radiativa emitida e refletida pela superfície terrestre, pela atmosfera e pelos seus constituintes (nuvens, aerossóis, etc.) (VASQUEZ, 2007).

Sensor Imageador de Descargas Elétricas (Lightning Imaging Sensor -LIS) atua determinando a incidência global de descargas elétricas, sua relação com o circuito elétrico global, e sua correlação com a precipitação (VASQUEZ, 2007).

### 3.3.3 Algoritmo 3B43

O objetivo do algoritmo 3B43 é realizar estimativas pluviométricas com menor erro médio quadrático. Estas estimativas são fornecidas em escala mensal com resolução espacial de  $0,25^\circ \times 0,25^\circ$ , e resolução espacial global que se estende de 50 graus de latitude Sul a 50 graus de latitude Norte. Esse algoritmo é utilizado para obtenção da taxa de estimativa pluviométrica, combinando estimativas de três em três horas em conjunto com o Sistema de monitoramento e avaliação mensal do clima (Climate Assessment and Monitoring System - CAMS) ou análises de pluviômetros (Algoritmo 3A45) através do Centro de climatologia e precipitação global (Global Precipitation Climatology Centre - GPCC). Os três horários intercalados com alta qualidade de estimativas são somadas para o mês, em seguida, os dados de pluviógrafos são usados para aplicar um ajuste de viés em grande escala para as estimativas do Algoritmo 3B42 sobre a superfície da terra. A estimativa dos dados mensais ajustados resultante da fusão é então combinada diretamente com as estimativas dos pluviômetros, utilizando uma ponderação do inverso da variância de erro (NASA, 2012).

Os dados de IR antes de fevereiro de 2000 abrangiam uma área de  $40^\circ$  Norte a  $40^\circ$  Sul de latitude. Depois do mês de fevereiro ocorreu um aumento de dados na varredura do

satélite que passou a abranger as latitudes de 50° Norte e a 50° Sul (NASA, 2012). Isso resultou em uma menor descontinuidade no registro de dados.

### 3.3.4 Aplicações do satélite TRMM à bacias hidrográficas

A disponibilidade de dados de precipitação com alta resolução espacial é de fundamental importância em várias aplicações meteorológicas e hidrológicas. Atualmente existem duas fontes de estimativas de precipitação: estações pluviométricas e sensoriamento remoto. As limitações dos dados pontuais para representação espacial e a quantidade de dados faltosos nas estações pluviométricas em áreas de bacias hidrográficas instigam a utilização de imagens de satélites para melhoria da representação pluviométrica espacial dessas áreas. Nesse contexto, o satélite TRMM está sendo utilizado nas mais diversas partes do globo e merece destaque sua utilização nos diversos estudos envolvendo bacias hidrográficas.

Hong et al. (2007) realizaram uma modelagem chuva-vazão para estimativa da vazão quase-global através de dados pluviométricos de satélites. O satélite MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) foi utilizado para obtenção da cobertura do solo, o HIDRO1K para explorar a topografia global, direção, inclinação do fluxo superficial e por fim o TRMM para estimativa dos dados pluviométricos. Os resultados demonstraram um grande potencial da metodologia para diagnosticar escoamento superficial e chuva para parte do globo e para as bacias hidrográficas de grandes rios.

Jia et al. (2011) apresentaram um algoritmo estatístico (downscaling) para a bacia hidrográfica *Qaidam*, situada na China, com base nas relações entre precipitação mensal (1999-2009), topografia e vegetação obtidas dos produtos dos satélites TRMM (algoritmo 3B43), modelo digital de elevação, a partir da Missão Topográfica Radar Shuttle (SRTM), e vegetação SPOT, respectivamente. Os resultados indicaram que o algoritmo estatístico é eficaz na captura das tendências da variabilidade inter-anual e magnitude da precipitação anual, com coeficiente de determinação ( $R^2$ ) variando entre 0,72 a 0,96 para seis diferentes estações pluviométricas utilizadas para validar o produto 3B43.

Chen et al. (2011) realizaram uma comparação entre a precipitação observada no período de fevereiro de 2002 a dezembro de 2009 de 10 estações na região da bacia hidrográfica do rio *Dongjiang* no sul da China com a do satélite TRMM (algoritmo 3B42) para avaliar o desempenho desse satélite na modelagem hidrológica. Os resultados mostraram que as chuvas identificadas pelo TRMM têm alta precisão e um boa correlação

com a precipitação observada na bacia hidrográfica. No entanto, a escala de precisão pontual de chuvas de dados TRMM 3B42 é limitada, pois a vazão simulada com os dados da precipitação observada apresentaram melhor desempenho na modelagem hidrológica, em comparação a modelagem realizada com os dados estimados pelo satélite TRMM 3B42.

Li et al. (2012) compara dados de chuva do TRMM com dados de pluviômetros em diferentes escalas de tempo e avalia a utilidade dos dados orbitais para a simulação de processos hidrológicos e análise de balanço hídrico na bacia hidrográfica *Xinjiang*, localizada no curso inferior do rio *Yangtze*, na China. Os resultados mostraram que os dados diários do satélite TRMM são melhores para determinar a ocorrência de valores médios de chuvas do que para determinar as chuvas extremas em relação aos dados de pluviômetros. Os coeficientes de determinação ( $R^2$ ) entre os valores mensais dos pluviômetros e do satélite, variaram entre 0,81 a 0,89 para as estações individuais. O coeficiente de determinação ( $R^2$ ) médio para a área foi de 0,88. Mas a inclinação da linha de regressão variou de 0,74 para *Yingtian* a 0,94 para *Yushan*, indicando que o satélite TRMM está inclinado a subestimar a precipitação mensal na área de estudo. Os resultados da simulação do modelo hidrológico utilizando dados convencionais apresentaram resultados condizentes, diferentemente do satélite TRMM. Nesse sentido, a avaliação desses resultados implica que os dados pluviométricos fornecidos pelo TRMM não são adequados para a simulação diária do fluxo de água na bacia hidrográfica. Porém um bom desempenho pôde ser percebido nas simulações com dados TRMM para vazão mensal.

No Brasil, alguns autores estão utilizando os dados do satélite TRMM na modelagem chuva-vazão e ressaltam a confiabilidade desses dados, além de mencionar a possibilidade do emprego desse tipo de informação em áreas de difícil acesso. Collischonn et al. (2008) avaliou as estimativas de precipitação do TRMM 3B42 em relação aos dados observados em solo sobre a bacia hidrográfica do rio Tapajós, um dos principais afluentes do rio Amazonas. Esses dados foram utilizados como entradas em um modelo hidrológico de grande escala. Nóbrega et al. (2008) analisaram os dados TRMM (produto 3B42) no modelo hidrológico semi-distribuído SLURP na bacia hidrográfica do rio Jamari no estado de Rondônia. Utilizaram ainda, dados diários de temperatura do ar, temperatura do ponto de orvalho e umidade relativa do ar, oriundos de estações meteorológicas; dados de cobertura do solo, derivados de imagens Landsat TM-5 e dados fluviométricos. Paca (2008) avaliou o balanço hídrico da sub-bacia hidrográfica 31, na estação fluviométrica de

Bom Jardim, no rio Guamá. A análise comparativa entre dados de natureza pontual e diária com dados de natureza espacial do TRMM (produto 3B42) permitiu efetuar uma avaliação da sensibilidade dessas informações com respeito aos efeitos no balanço hídrico das bacias hidrográficas estudadas. Como resultado, foi verificado que os valores medidos pelo TRMM superestimaram os dados dos pluviômetros em geral, entre 10% e 20%.

### 3.4 Modelagem hidrológica

Um modelo hidrológico pode ser definido como uma representação matemática ou conceitual do fluxo de água e seus constituintes sobre alguma parte da superfície e/ou subsuperfície terrestre (NÓBREGA, 2008). A maioria dos modelos hidrológicos tem como objeto de estudo a bacia hidrográfica, reunindo as superfícies que captam e despejam água sobre um ou mais canais de escoamento que convergem para uma única saída. A bacia hidrográfica pode constituir a unidade espacial para modelos agregados que consideram as propriedades médias para toda a bacia, ou então, pode ser subdividida segundo diversas abordagens a fim de considerar suas características espacialmente distribuídas.

Na modelagem de bacias hidrográficas pode-se ainda utilizar modelos determinísticos conceituais concentrados ou distribuídos. Os primeiros utilizam informações médias da bacia hidrográfica ou do trecho em análise, enquanto os distribuídos discretizam informações no espaço em sub-bacia e em sub-trechos. Os modelos distribuídos não garantem necessariamente resultados melhores do que os modelos concentrados, mas quando agregados às técnicas associadas à SIGs tem propiciado melhor representatividade espaço-temporal do comportamento dos processos hidrológicos (OLIVEIRA, 2003). Ainda segundo esse autor, nas últimas décadas os modelos hidrológicos se desenvolveram em duas linhas de pesquisas para grandes bacias hidrográficas, que trata de forma empírica a distribuição dos parâmetros em áreas de grande extensão e pequenas bacias hidrográficas, que buscam representar com precisão, e de forma distribuída, os processos hidrológicos.

Na literatura existe um grande número de modelos hidrológicos conceituais como: TOPMODEL (Topographic Based Hydrological Model), SWAT, NAVMO (Niederschlag-Abfluss-Verdunstung Modell), ANSWERS (Areal Non-point Source Watershed Environment Response Simulation), entre outros. Porém, para qualquer modelo hidrológico, mesmo sendo adequado e aplicado nas melhores condições, será limitado, pois fornecerá resultados com incertezas, e isso ocorre em virtude das imprecisões nos registros

de dados hidrometeorológicos da bacia hidrográfica e da calibração dos parâmetros dos modelos (NOVAES, 2005).

#### 3.4.1 Modelagem chuva-vazão

O processo de grande interesse para estudos é a transformação de chuva em vazão, que se convencionou denominar processo chuva-vazão. Trata-se de um processo dinâmico que se repete a cada evento de precipitação. O interesse de estudo desse processo está na possibilidade de explicar a relação existente entre uma precipitação (chuva) e o escoamento (vazão) numa determinada seção transversal do curso d'água da bacia hidrográfica.

Vários estudos realizados recentemente vêm empregando modelos chuva-vazão. Post e Jakeman (1999) utilizaram modelos chuva-vazão para 16 bacias hidrográficas na Austrália e consideraram seis parâmetros referentes aos atributos da paisagem da bacia hidrográfica (densidade de drenagem, declividade, gradiente de canais, alongamento e área). Estes parâmetros e os dados diários de temperatura e precipitação permitiram realizar a previsão de dados diários de vazão de cada bacia hidrográfica, sendo esses dados posteriormente comparados com os observados. Os resultados mostraram previsões válidas e não válidas, no entanto para a maioria das bacias hidrográficas a previsão foi satisfatória.

Rajurkar et al. (2004) realizaram uma abordagem para modelar vazões diárias durante os eventos de inundação utilizando rede neural artificial, considerando dados diários de chuva e vazão de duas bacias hidrográficas de grande porte na Índia e cinco bacias hidrográficas utilizadas anteriormente pela Organização Meteorológica Mundial (OMM) para inter-comparação dos modelos hidrológicos operacionais. O processo de escoamento foi modelado pelo acoplamento de um modelo simples (caixa preta) linear com a RNA. Os resultados mostraram que a modelagem produz resultados bastante satisfatórios para os dados de captação a partir de diferentes localizações geográficas.

Vendruscolo (2005) utilizou o modelo hidrológico chuva-vazão MOPH para sintetizar vazões em locais carentes de dados hidrometeorológicos. O modelo possui uma estrutura bastante simples, opera com dados de precipitação e taxa de evapotranspiração potencial e possui um algoritmo de separação de escoamentos e de propagação dos mesmos. Segundo o autor o modelo apresentou um bom comportamento e aplicabilidade para a região dos afluentes da margem esquerda do rio Uruguai, dos rios Apuê ao Piratinim e parte da bacia hidrográfica do Alto Jacuí.

Makungo et al. (2010) apresentaram um método de modelagem chuva-vazão Rainfall-Runoff (RR) e *Modelo de Equilíbrio de água* a fim de determinar a modelagem que melhor representasse a geração de vazões naturais modificadas a partir do método de regionalização do vizinho mais próximo, devido a falta de dados de vazões na área de estudo. Os autores, aplicaram os modelos em duas sub-bacias de quarta ordem (SQCs) que estão dentro da bacia hidrográfica do rio Nzhelele, situado na zona norte da região da província de Limpopo no Sul da África. As duas modelagens, no entanto, tendem a subestimar vazão de pico. Porém, apesar disso, as previsões obtidas revelaram que a modelagem pode ser utilizada para prever o escoamento em bacias hidrográficas.

#### 3.4.2 Soil and Water Assessment Tool (SWAT)

O SWAT é um modelo hidrológico de escala temporal diária desenvolvido pela *United States Department of Agriculture-Agricultural Research Service*. O principal objetivo desse consiste em prever o impacto da agricultura ou manejo da terra, na qualidade da água, aporte de sedimentos e carga de poluentes em bacias hidrográficas hidrológicas. É um simulador espacialmente distribuído do ciclo hidrológico e transporte de poluentes agrícolas em escala de bacias hidrográficas (FICKLIN et al., 2009; CARVALHO NETO, 2011). Na estrutura desse modelo está agregado a Equação Universal de Perda do Solo Modificada, para a estimativa do aporte de sedimentos (CARVALHO NETO, 2011). O SWAT considera a bacia hidrográfica dividida em sub-bacias com base no relevo, solos e uso da terra e preserva as características homogêneas espacialmente distribuídas dentro da bacia hidrográfica (BALDISSERRA, 2005).

O SWAT pode utilizar dados provenientes do sensoriamento remoto tais como os MDEs adquiridos por sensores orbitais além de outros mapeamentos como dados de cobertura e tipo de solo. As tecnologias atuais permitem a aquisição de tais dados através de satélites, o que possibilita a execução do modelo em áreas que não possuem esses levantamentos de campo (CARVALHO NETO, 2011).

Luo et al. (2011) utilizaram os dados de MDE e as ferramentas do ArcGis e ArcSWAT para delimitação de bacias hidrográficas em regiões de planície. Foram utilizados dois métodos para a delimitação das bacias hidrográficas, o primeiro foi baseado no MDE do local a ser considerado e o segundo consistiu em pré-definir os rios e sub-bacias. Os resultados revelaram que a delimitação das bacias utilizadas em ambos os métodos obtidos concordaram com os processos hidrológicos reais da área de planície.

Carvalho Neto (2011) aplicou o modelo SWAT para a bacia hidrográfica do riacho dos Namorados e para as sub-bacias hidrográficas 1 e 2 da bacia experimental de São João do Cariri. Foram utilizados dois diferentes MDEs nas simulações com o modelo para fins comparativos: um gerado a partir da interpolação de dados de campo e outro obtido através de sensoriamento remoto. Para avaliar os efeitos das mudanças do uso do solo na bacia hidrográfica de riacho dos Namorados, quatro cenários foram simulados em que a bacia poderia estar com: (1) a vegetação nativa (caatinga), (2) reflorestada com algaroba, (3) com a monocultura de milho, e (4) totalmente desmatada. Entre os cenários simulados, o reflorestamento com algaroba protegeria a bacia hidrográfica melhor do que a caatinga. Com a cultura de milho a simulação foi melhor do que o solo nu em termos de erosão. Assim, o modelo SWAT foi considerado uma boa ferramenta para simulação hidrossedimentológica na região do Cariri paraibano.

Jha et al. (2004) determinaram o nível apropriado de divisão de sub-bacias para a simulação de vazões, sedimentos e nutrientes em quatro bacias hidrográficas com o modelo SWAT. Os resultados da análise realizada indicaram que a variação no número total de sub-bacias teve muito pouco efeito sobre as vazões. Porém, o resultado inverso foi encontrado para os sedimentos, nitrato, e fósforo. As dimensões ótimas de limiar, em relação as sub-bacias e a área de drenagem total de cada bacia hidrográfica necessárias para a adequada previsão desses três indicadores foram encontrados em cerca de 3, 2, e 5 por cento, respectivamente. A diminuição desses percentuais não afetou significativamente a previsão dos níveis desses indicadores ambientais.

Baldisserra (2005) aplicou o SWAT para simulações de vazões mensais para a bacia hidrográfica do Rio Cuiabá, Mato Grosso, associado ao Sistema de Informações Geográficas (SIG) com o objetivo de testar a aplicabilidade do modelo foram definidos dois cenários: o primeiro considerou-se o mapa de uso e ocupação do solo atual, o segundo tomando a existência de apenas vegetação nativa em toda bacia hidrográfica (“cenário ideal”). Os resultados obtidos revelaram que o SWAT demonstrou aplicabilidade satisfatória para as condições da região do planalto brasileiro e foram encontradas dificuldades relacionadas ao ajuste do fluxo de base em decorrência da limitada base de dados pedológicos e distribuição espacial dos solos.

Ficklin et al. (2009) aplicaram o SWAT para fornecer estimativas do impacto global do clima sobre a hidrologia da bacia hidrográfica do rio San Joaquin, na Califórnia, incluindo o seu impacto na água de irrigação utilizada pelos agricultores locais. Para esse

estudo foram obtidas modelagem das respostas hidrológicas com variações de CO<sub>2</sub> atmosférico (550 e 970 ppm), temperatura (1,1 e 6,4 ° C) e precipitação (0%, ± 10% e ± 20%) com base nas projeções do Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas. Os resultados obtidos mostraram que mudanças no CO<sub>2</sub> atmosférico, temperatura e precipitação têm efeitos significativos no rendimento de água, evapotranspiração, uso da água para irrigação e vazão.

Dechmi et al. (2012) modificaram a versão do modelo SWAT 2005 para simulação da produção de culturas, vazão, perda de sedimentos suspensos e calibração e validação das cargas de fósforo na bacia hidrográfica *Del Reguero* na Espanha no período de 2008 a 2009. Os resultados indicaram que o rendimento médio anual de culturas e as estimativas da evapotranspiração real foram bastante satisfatórias. Além disso, os autores concluíram que o modelo pode ser utilizado para avaliar os impactos de diferentes perdas difusas de fósforo em sistemas de irrigação.

Qiu et al. (2012) apresentaram uma metodologia de avaliação do SWAT e testaram a viabilidade do modelo no escoamento e simulação de carga de sedimentos para a bacia hidrográfica *Zhifanggou*, localizada na região montanhosa de Ravinas-China. Foram utilizados para esse estudo dados diários de escoamento e sedimentos referentes ao período 1998-2008, sendo o intervalo de 1998-2003 utilizados para a calibração e 2004-2008 para validação. As estatísticas de avaliação do escoamento diário mostraram que os resultados da modelagem foram aceitáveis, porém o modelo subestimou o escoamento dos eventos de picos. Para a simulação de carga de sedimentos, o SWAT apresentou bom desempenho em capturar a tendência da carga de sedimentos, mas durante os períodos de calibração e validação o modelo subestimou a carga de sedimentos.

### 3.5 Redes Neurais Artificiais (RNAs)

Uma Rede Neural Artificial (RNA) é um modelo matemático empírico, com memória e não-linear desenvolvido com base no funcionamento do cérebro humano. Dependendo da abordagem realizada esse modelo pode ser classificado em contínuo ou discreto, concentrado ou distribuído e ainda em estocástico ou determinístico (MACHADO, 2005).

### 3.5.1 Rede neural biológica

O cérebro humano é considerado o mais fascinante processador baseado em carbono existente, sendo composto por aproximadamente 10 bilhões neurônios, que se interconectam, formando uma grande malha de neurônios capaz de processar milhões de informações e realizar algo em torno de 60 trilhões de ligações sinápticas (CORRAR et al., 2007). Além disso, o cérebro humano é tido como um processador altamente complexo e que realiza processamentos de maneira paralela (MACHADO, 2005). Para isso ele organiza os neurônios, de forma que eles realizem o processamento necessário. Todas as funções e movimentos do organismo estão relacionados ao funcionamento dos neurônios. Estas pequenas células estão conectadas através de sinapses e juntas formam uma grande rede chamada rede neural. As sinapses transmitem estímulos através de diferentes concentrações de  $\text{Na}^+$  (Sódio) e  $\text{K}^+$  (Potássio), e o resultado disto pode ser estendido por todo o corpo humano. Esta grande rede proporciona uma fabulosa capacidade de processamento e armazenamento de informação. Isso é realizado numa velocidade extremamente alta e não existe qualquer computador no mundo capaz de fazer o que o cérebro humano faz. Neste aspecto, as redes neurais biológicas teriam unidades, os neurônios, que se comunicariam por meio de conexões entre si (CORRAR et al., 2007).

Os principais componentes dos neurônios (Figura 3) são:

- Os dendritos, que tem por função, receber os estímulos transmitidos pelos outros neurônios;
- O corpo do neurônio (corpo celular) que é responsável por coletar e combinar informações vindas de outros neurônios;
- Axônio, que é constituído de uma fibra tubular que pode alcançar até alguns metros, e é responsável por transmitir os estímulos para outras células.

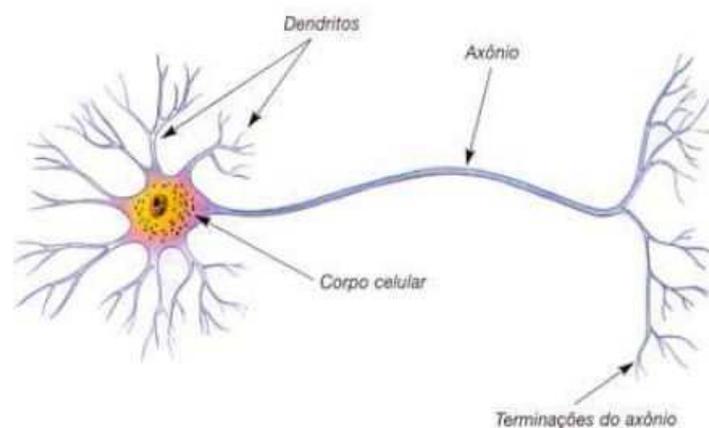


Figura 3 – Esquema de um neurônio. Fonte: Dornelles (2007).

### 3.5.2 Redes Neurais Artificiais

As RNAs estão relacionadas a arquiteturas de sistemas com capacidade de processamento que se inspiram no funcionamento do cérebro humano e de seus neurônios, sendo assim um conceito da computação que visa trabalhar no processamento de dados de maneira semelhante ao cérebro. Assim, uma RNA é capaz de “aprender” a partir de exemplos, semelhantes à forma de aprendizagem dos seres humanos. As RNA são técnicas computacionais úteis quando há necessidade de se reconhecerem padrões a partir do acúmulo de experiência ou de exemplos, e cuja representação é complexa. O grau de conhecimento da rede é na verdade função da quantidade de exemplos utilizados na etapa de aprendizado (CORRAR et al., 2007). De maneira geral, se pode definir uma RNA como um sistema constituído por elementos de processamento interconectados, neurônios, dispostos em camadas (entrada, intermediária(s), saída) e são responsáveis pela não-linearidade e memória da rede.

Na computação tradicional o processamento das informações é serial (em sequência), diferentemente das redes neurais em que o processamento das informações pelos neurônios ocorre de forma paralela (ao mesmo tempo), o que lhe confere uma capacidade de processar grande quantidade de informações rapidamente (CORRAR et al., 2007).

O processo de introdução dos dados na rede é bastante simples, e este processo não requer do usuário conhecimentos sobre processos do aprendizado ou tecnologia envolvidos. Cabe ao usuário apenas fornecer os dados a serem levados em conta e indicar à rede o que ele quer que ela aprenda (CORRAR et al., 2007). A arquitetura das redes

neurais requer grande experiência dos projetistas. A escolha do número de neurônios da camada de entrada é um fator que exige experiência e sensibilidade, sendo necessário analisar com bom senso as variáveis que irão influenciar ou que são relevantes na determinação dos dados de saída.

O ajuste de uma RNA na solução de um problema de modelagem chuva-vazão é um problema particular do ajuste de uma função a uma amostra de dados. Esse processo consiste em determinar uma arquitetura específica de rede que possibilite a previsão de dados fluviométricos com os menores erros de estimativas.

### 3.5.3 Neurônio artificial

Um neurônio é constituído pelos pesos, somatório e função de transferência. O seu funcionamento pode ser resumido da seguinte forma: os dados de entradas são fornecidos para a rede, esses dados são multiplicados por pesos, a seguir é feita a soma dos sinais de entrada, produzindo um nível de atividade que induz o estímulo na unidade de processamento que é a função de ativação, essa função vai emitir uma resposta ao estímulo recebido para os demais neurônios adjacentes. O neurônio artificial inclui a entrada de um elemento externo  $b$ , chamado bias. Isso significa que a combinação linear da unidade somatório deve ser aumentada em um termo para implementar o termo  $b$  (Figura 4).

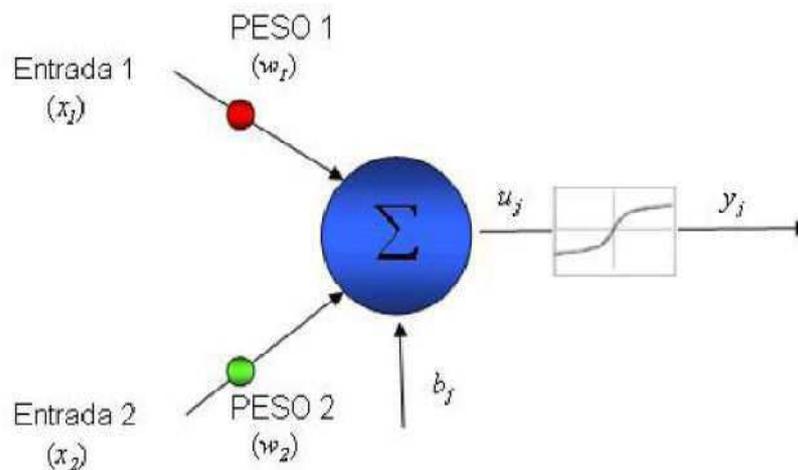


Figura 4 – Neurônio artificial. Fonte: Guedes (2011).

Matematicamente cada neurônio possui um peso associado ( $w_{ij}$ ) para cada dado do vetor de entrada ( $a_{ij}$ ). O dado de entrada é então multiplicado por esse peso. Outro parâmetro também importante é o bias ( $b$ ). A ativação total do neurônio é dada pela Equação (3.1), adaptada de Kröse e Smagt (1996).

$$x_j = \sum_{i=1} (w_i a_i) + b \quad (3.1)$$

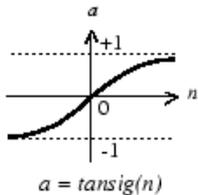
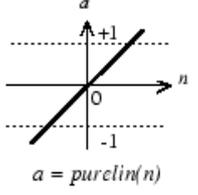
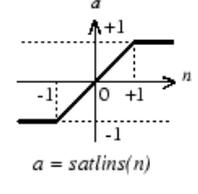
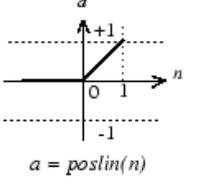
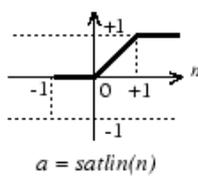
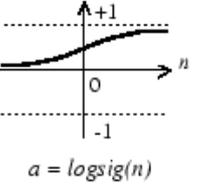
Após o cálculo realizado pela Equação (3.1), o resultado passa então pela função de ativação (tansig, logsig e purelin), conforme o cálculo representado na Equação (3.2), adaptada de Kröse e Smagt (1996).

$$y_j = F\left(\sum_{i=1} (w_i a_i) + b\right) \quad (3.2)$$

### 3.5.4 Funções de transferências

A função de transferência define a saída do neurônio em função do nível de atividade na entrada. Esta função permite que a RNA identifique a linearidade e não-linearidade entre as variáveis de entrada e saída. As principais funções de transferências são mostradas na Tabela 1.

Tabela 1 – Funções de transferências e respectivos gráficos.

Funções de transferência	Gráfico/Função	Funções de transferência	Gráfico/Função
1. Tangente hiperbólica sigmóide	 <p><math>a = tansig(n)</math></p>	4. Linear Limite Rígido	 <p><math>a = purelin(n)</math></p>
2. Saturadas Lineares Simétricas	 <p><math>a = satlins(n)</math></p>	5. Positiva linear	 <p><math>a = poslin(n)</math></p>
3. Linear Saturada	 <p><math>a = satlin(n)</math></p>	6. Logarítmica Sigmóide	 <p><math>a = logsig(n)</math></p>

### 3.5.5 Redes Neurais Artificiais (RNAs) aplicadas à modelagem chuva-vazão

As RNAs permitem a reprodução do conhecimento de especialistas em determinadas áreas do conhecimento, de forma que possam ser utilizadas por pessoas sem o mesmo conhecimento, facilitando o manuseio deste conceito por diversos pesquisadores em várias áreas (CORRAR et al., 2007). Segundo esses autores a capacidade de aprender e guardar o conhecimento das RNAs permite que elas sejam utilizadas principalmente no reconhecimento de padrões baseados na experiência, tanto para realizar classificações como para fazer previsões. Essas características das RNAs instigam diversos autores a fazerem uso de seus algoritmos nas mais diversas aplicações e áreas, no entanto é merecido destaque no campo da hidrologia, onde segundo Alcázar et al. (2008) o grande potencial das RNAs neste campo é baseado em seu poder para modelar as relações matemáticas onde os modelos estatísticos não podem ser aplicados. Wu e Chau (2011) revelaram que as redes neurais se destacam na hidrologia devido à sua capacidade de reproduzir a natureza não-linear da relação entre variáveis hidrológicas.

Ramírez et al (1999) aplicaram as RNAs e técnica das Transformadas de Ondeletas Multiresolução (*Wavelets*) em imagens de satélites meteorológicos e de radar. A técnica complementar de *Wavelets* foi usada para reduzir a dimensão dos dados, auxiliando na redução do tempo de processamento da rede. Os resultados indicaram que a arquitetura da rede treinada localiza áreas de precipitação máxima e mínima utilizando a informação de temperatura de brilho na banda infravermelha.

Dolling e Varas (2003) realizaram previsão de vazões mensais com modelos de RNAs no período de julho a janeiro utilizando dados meteorológicos recolhido nos meses de abril a junho para a bacia hidrográfica do rio *San Juan* na Argentina, situada em uma região montanhosa da Cordilheira dos Andes. Em seus principais resultados merece destaque a boa performance das RNAs na previsão de vazões, instigando aos autores a afirmarem que esses modelos beneficiariam significativamente a melhor utilização dos recursos hídricos para irrigação e geração de energia hidrelétrica.

Lima e Ferreira Filho (2003) aplicaram RNA na modelagem chuva-vazão mensal na bacia hidrográfica do rio Acaraú no semiárido cearense. Os autores avaliaram várias RNAs com diferentes entradas, e número de neurônios na camada intermediária sendo que, cada uma das RNAs foi treinada com tamanhos amostrais de dados diferentes. Os

resultados apresentaram coeficiente de correlação em torno de 93% na validação, no entanto os autores não confrontaram esses resultados com os resultados de outros modelos.

Zhang e Govindaraju (2003) desenvolveram uma RNA que utiliza em sua arquitetura as características geomorfológicas da bacia hidrográfica. Tal geomorfologia baseada na rede neural artificial (GANN) que é utilizada para estimar hidrogramas de escoamento superficial de várias tempestades em duas bacias hidrográficas Indianas, *Back Creek* e *Kentuck Creek*. A arquitetura do GANNs são determinadas de acordo com a geomorfologia da bacia hidrográfica. Os resultados obtidos revelaram que as RNA são ferramentas promissoras para a estimativa do escoamento direto, além de ser uma técnica de modelagem parcimoniosa.

Alcázar et al. (2008) analisaram o potencial das RNAs para obtenção de vazões ambientais (termo usado no contexto dos rios que foram represados, com a maioria ou a totalidade do fluxo represados pela barragem - a falta de vazão ecológica pode ter graves consequências para o meio ambiente, assim deve haver uma quantidade de água mínima necessária em um curso d'água para manter ecossistemas saudáveis) utilizando dados de vazões médias diárias de 46 estações, com 10 anos de registros, na bacia hidrográfica do *rio Ebro*, Espanha. Os autores propuseram três modelos com reduzido número de variáveis capazes de avaliar o fluxo do rio em estudo. Os coeficientes de correlação entre os valores calculados e estimados foram maiores que 0,90, enquanto os erros absolutos foram menores que 0,44 m<sup>3</sup>/s. Os autores sugerem a aplicação dos modelos de RNAs para estimativa de vazões ecológicas em bacias hidrográficas, e ainda ressaltam que esses modelos podem ser simples, robustos, confiáveis e de baixo custo.

Chokmani et al. (2008) realizaram um estudo de caso para o *rio Fraser* na Columbia Britânica comparando as RNAs com os modelos de regressão múltipla para prever vazões afetadas pelas condições de gelo. Os resultados mostraram que as RNAs foram os modelos mais bem sucedidos do que os modelos de regressão para fins de estimativas de vazões de inverno.

Sousa (2008) analisou a capacidade das RNAs em modelar o processo chuva-vazão na bacia hidrográfica do rio Piancó. Durante o treinamento foi considerada a influência da arquitetura da rede na inicialização dos pesos e verificou que a rede com o melhor desempenho apresentou como entrada os valores pluviométricos normalizados, com 15 neurônios em sua camada intermediária e funções de transferências sigmóide logarítmica e purelin nas camadas intermediárias e saída, respectivamente.

Sharma e Tiwari (2009) estudaram 31 microbacias hidrográficas e 15 sub-bacias hidrográficas de captação do Alto Vale Damodar na Índia para modelar vazão mensal. As variáveis de entrada como comprimento da bacia hidrográfica (km), relação de alongamento, relação de bifurcação, razão de área, areia grossa (%), areia fina (%), elevação (m) e declividade (m/m) foram consideradas juntamente com a precipitação mensal (mm) como insumos para o escoamento mensal (mm), utilizando *Bootstrap* baseados em Redes Neurais Artificiais (BANN). Foi verificado que o aumento no número de variáveis de entrada não produziu a melhoria do desempenho dos modelos BANN. A seleção das entradas relevantes e suas combinações foram efetivada para determinar os elementos principais no desempenho de modelos BANN. As combinações específicas de dados do solo, da topografia geomorfológica, e da vegetação podem ser utilizadas para melhorar a previsão da vazão mensal.

As Transformadas de Ondeletas (*wavelet*) e RNA foram metodologias utilizadas por Adamowski e Sun (2010) para modelar vazões de rios intermitentes em bacias hidrográficas semi-áridas. A função da *wavelet* foi usada para decompor os dados das séries temporais em coeficientes de ondeletas. Esses coeficientes foram utilizados como entradas nas RNAs juntamente com técnica de otimização de Levenberg-Marquardt para prever vazão com defasagem de um e três dias. O desempenho relativo dos modelos acoplados RNAs-Transformada de ondeletas (RNAs-TO) foi comparado com os obtidos com RNAs para prever os fluxos de um a três dias em dois diferentes rios no Chipre (Kargotis em Evrychou e Xeros em Lazarides). Os resultados revelaram que RNAs-TO é um novo e promissor método para prever fluxo de curto prazo em rios intermitentes do semi-árido do Chipre. Em ambos os casos, esses modelos apresentaram previsões de fluxos mais precisos do que os modelos de RNAs.

Chua e Wong (2010) realizaram uma combinação de RNAs e Ondas Cinemáticas (RNAs - OC) e a aplicaram para simular os processos chuva-vazão utilizando três séries de dados, as duas primeiras consistiram de dados de chuva e vazão de uma estação experimental enquanto a terceira série de dados foi obtida a partir de medição da bacia hidrográfica *Upper Bukit Timah*. Três tipos de RNAs foram utilizadas, a primeira (NNR) utilizou como entrada apenas os dados pluviométricos, a segunda (NNRQ) dados de chuva e estimativas de vazões obtidas pelo modelo de Ondas Cinemáticas considerando zero perdas (KWO) e a terceira (NNQ) apenas os dados de vazões estimados a partir do modelo (KWO). Os resultados do modelo (NNQ) foram comparados com o modelo de Ondas

Cinemáticas (KWC). Segundo os autores o modelo (NNQ) usando vazões estimadas na entrada pode, potencialmente, proporcionar melhores resultados do que um tradicional modelo chuva-vazão em situações práticas. Além disso, verificaram que o modelo (NNRQ) apresentou uma melhor desempenho quando comparado com modelo (NNR).

Nourani et al. (2011) utilizaram a Transformada de Ondeletas (TO), RNAs, Sistema de Inferência Adaptativo Neural-Fuzzy (ANFIS) e Sazonal Auto Médio Integrado Regressivo (SARIMAX) para desenvolver dois modelos híbridos a fim de simular vazão a partir da chuva em duas bacias hidrográficas localizadas no Azerbaijão-Irã. Primeiro foi usado as RNAs para encontrar a relação não-linear entre os resíduos do modelo SARIMAX linear, ajustado pelos dados de escoamento superficial. Em seguida, foi usada a Transformada de Ondeletas relacionada ao conceito ANFIS, para decompor as séries de precipitação e escoamento em séries temporais multi-frequência. Essas séries foram utilizadas como dados entradas no ANFIS para prever vazão. Os resultados obtidos das aplicações dos modelos para a modelagem chuva-vazão das duas bacias hidrográficas revelaram que os modelos propostos podem prever séries de vazões de curto e longo prazos, levando em consideração os efeitos da sazonalidade, porém o segundo modelo é relativamente mais adequado, porque ele usa as séries temporais de chuva e escoamento de multi-escalas na camada de entrada do ANFIS.

Wu e Chau (2011) realizaram um estudo em duas bacias hidrográficas na China utilizando as RNAs na modelagem chuva-vazão. Nessa foi observado um efeito de previsão defasada no processo de simulação. Adicionalmente os autores tentaram eliminar o efeito do lag (defasagem) a partir dos aspectos de RNA modular (RNAM) e no pré-processamento de dados através da Análise de Espectro Singular (AES). Os resultados mostraram que a RNAM não apresenta vantagens significativas sobre as RNAs. Recomendaram o uso do modelo de RNAs juntamente com a AES. Os autores afirmam que seria mais promissor.

## Capítulo 4

# Material e Métodos

### 4.1 Área de estudo

A Bacia Hidrográfica do Rio Paraguaçu está localizada na região centro-leste do estado da Bahia entre as coordenadas 11° 17' a 13° 36' de latitude sul, e 38° 50' a 42° 01' de longitude oeste, ocupa uma área de 55.317 km<sup>2</sup>, cerca de 10,14% do território baiano (Figura 5). O rio Paraguaçu na linguagem indígena significa “água grande, mar grande, grande rio”. É o rio principal da bacia hidrográfica e nasce na serra do Sincorá nas fazendas Farinha Molhada, Paraguaçu e Brejões, no município de Barra da Estiva. Sua cota máxima é de 1.200 metros de altitude em relação ao nível médio do mar, percorre cerca de 500 km no sentido oeste-leste até a sua foz na parte leste da Baía de Todos os Santos. Apresenta largura média de 200 metros antes de sua desembocadura na Baía de Iguape. É o sistema fluvial de domínio estadual mais importante do estado da Bahia (BAHIA, 1996; PEREIRA, 2008).

Em virtude de sua extensão a Agência Nacional de Águas (ANA, 2010) dividiu a bacia hidrográfica em três trechos: Alto Paraguaçu (trecho a montante da confluência do rio Santo Antônio), Médio Paraguaçu (entre a foz do Santo Antônio e a barragem de Pedra do Cavalo), e Baixo Paraguaçu (trecho a jusante da referida barragem). Os principais afluentes do Alto Paraguaçu são rio Bonito, rio Utinga e rio Santo Antônio. Nos trechos Médio e Baixo Paraguaçu os principais afluentes são rio Jacuípe, rio Una, rio Tapim, rio Capivari e rio Piratigi. O clima da bacia hidrográfica, segundo a classificação de Köppen, apresenta uma grande variação, desde o clima semiárido (BSh) na parte oeste da bacia hidrográfica, até o tropical chuvoso, sem estação seca (Af), nas proximidades da capital do estado, Salvador, com índices pluviométricos anuais oscilando entre 700 a 2100 mm (ANA, 2010). Entre esses extremos há ainda, os seguintes tipos climáticos:

Am – Clima tropical chuvoso de monção, com breve estação seca;

Aw – Clima tropical chuvoso de savana, com estação seca de inverno (sub-úmido);

Aw' – Clima tropical chuvoso de savana, com estação seca de outono; e

Aw'' – Clima tropical chuvoso de savana, com duas estações secas.

A variabilidade pluvial na bacia hidrográfica é intensa, ocorre altos índices de precipitações próximos à foz, em torno de 1.250 mm anuais, sobretudo nas Cidades de Cachoeira, São Félix e Governador Mangueira e índices mais baixos ao longo do Médio Paraguaçu, atingindo o valor mínimo de 650 mm/ano. Assim, existem na bacia hidrográfica três regiões pluviométricas distintas: nas nascentes ocorrem precipitações superiores a 1000 mm/ano, no curso médio precipitações em torno de 600 mm/ano e nas proximidades litorâneas precipitações em torno de 1.250 mm/ano. A temperatura média anual da bacia hidrográfica é superior a 25°C, excetuando-se as ilhas mesotérmicas localizadas em trechos da Chapada Diamantina. No município de Morro do Chapéu, por exemplo, devido à influência do efeito orográfico, a temperatura média anual gira em torno de 21°C. A variação da amplitude térmica média anual é pequena, da ordem de 5,5 °C. Entretanto, a amplitude diária é grande, com forte calor durante o dia e baixas temperaturas à noite devido ao efeito da altitude e da continentalidade. A umidade relativa média é de 74%. O mês mais seco é janeiro, em função da elevação da temperatura, a umidade pode registrar valores inferiores a 68% na cidade de Itaberaba, por exemplo. Em contrapartida, os meses de maio a junho são os mais úmidos, ultrapassando a 80%, chegando a 86% em algumas cidades próximas ao litoral (BAHIA, 1996; ANA, 2010).

A BHRP apresenta variadas tipologias vegetais, que incluem desde a Caatinga em diversos estágios, que domina a maior parte do centro-leste da bacia hidrográfica, até os remanescentes de Mata Atlântica (Floresta Ombrófila) que ocupam as zonas de clima mais úmido. Além dessas tipologias, verifica-se ainda a ocorrência de manchas dispersas de Cerrado, campos rupestres além de fragmentos de florestas estacionais (decidual e semi-decidual), que ocorrem na vertente oriental da Chapada Diamantina, a leste dos limites com a Caatinga (BAHIA, 1993; ANA, 2010).

## 4.2 Dados

### 4.2.1 Dados estimados pelo satélite TRMM

Foram utilizados dados estimados pluviométricos do algoritmo 3B43 do satélite TRMM durante o período de janeiro de 1998 a junho de 2011. O algoritmo 3B43 foi executado uma vez por mês para produzir melhores estimativa das taxas de precipitação (NASA, 2012). Esses dados foram obtidos em formato binário e podem ser lidos no GrADS (Grid and Analysis Display System). A leitura no GrADS facilita o trabalho, pois

esse software permite a automatização de tarefas através do “Grads Script” (GS) (NÓBREGA, et al., 2008).

Os postos pluviométricos utilizados na validação do algoritmo mensal 3B43 foram Andaraí (1), Argoim (2), Estação Experimental (3), Fazenda Iguaçu (4), Fazenda Ribeiro (5), Gavião II (6), Iaçú (7), Itaeté (8), Porto (9), Usina Mucugê (10) e Utinga (11). Os valores que estão dentro dos parênteses indicam a localização espacial do posto, Figura 5. A comparação das séries pluviométricas corresponde ao período de janeiro de 1998 a junho de 2011.

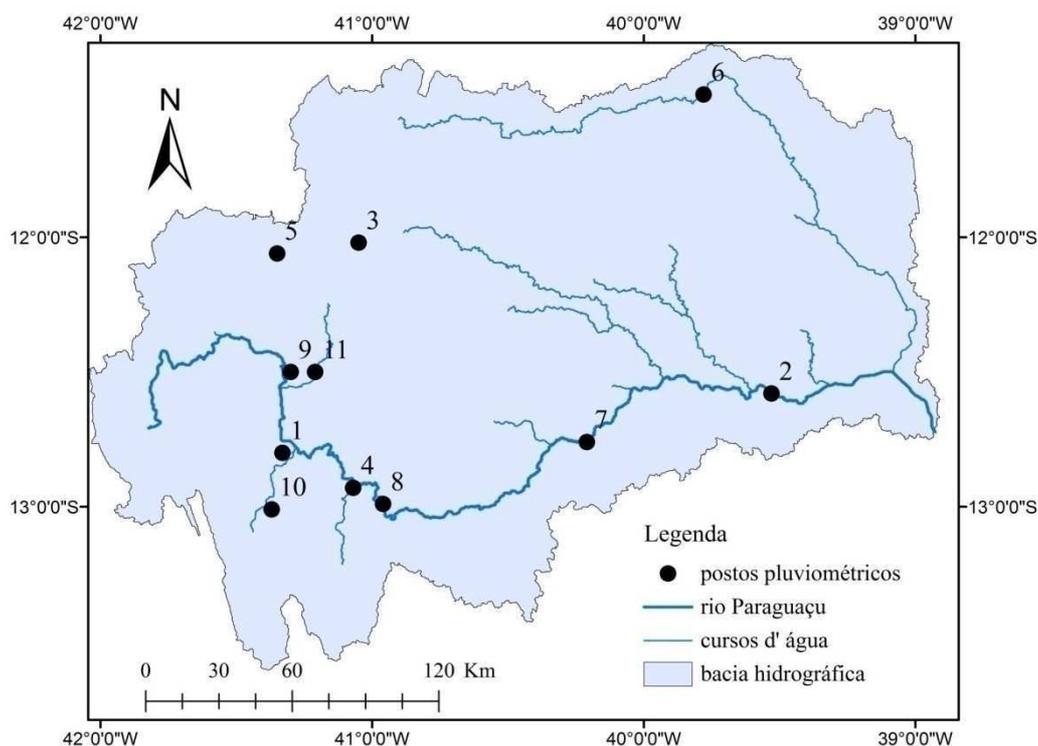


Figura 5 – Distribuição espacial dos 11 postos pluviométricos utilizados na validação dos dados do algoritmo 3B43 sobre a BHRP.

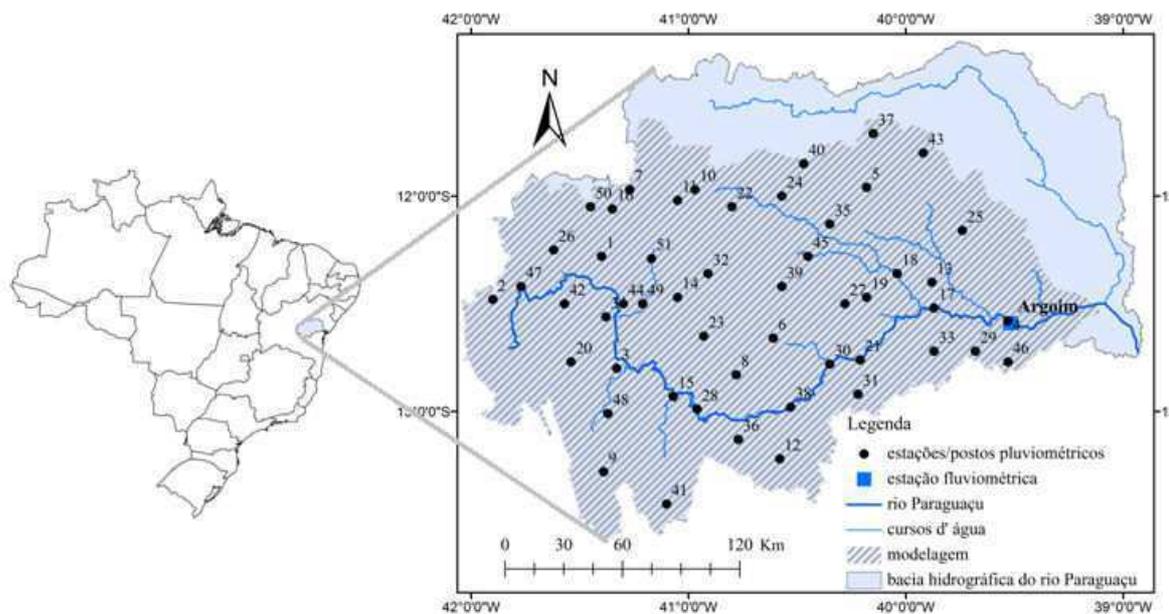
#### 4.2.2 Dados obtidos pelo Modelo Digital de Elevação (MDE)

O SRTM fornece dados do modelo digital de elevação para mais de 80% do Globo. Esses dados são distribuídos gratuitamente pelo site <<<http://srtm.csi.cgiar.org/SELECTION/inputCoord.asp>>> e são disponíveis nos formatos ArcInfo ASCII e GeoTiff para facilitar o manuseio do processamento de imagens e aplicações SIG (CGIAR-CSI, 2013). Os dados de elevação foram utilizados nesse estudo em conjunto com o software ArcGis para delimitação da BHRP e obtenção dos mapas hipsométricos e declividade dessa bacia hidrográfica.

#### 4.2.3 Dados utilizados na modelagem chuva-vazão

Foram considerados os dados pluviométricos de 51 estações/postos pluviométricos disponibilizados pela Agência Nacional de Águas (ANA), Tabela A presente no Apêndice A, contendo todos os períodos de dados mensais, com exceção do posto pluviométrico Lençóis, obtido pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Esses dados foram inseridos na entrada do modelo chuva-vazão.

A série temporal de vazão mensal (exutório da bacia hidrográfica) utilizada na modelagem foi à estação fluviométrica Argoim, localizada em Rafael Jambeiro, Figura 6. Todos os postos pluviométricos utilizados na modelagem chuva-vazão contêm observações entre janeiro de 1998 a dezembro de 2010 e sua distribuição espacial pode ser vista na Figura 6. Os dados faltosos dos postos Andaraí, Argoim, Estação experimental, Gavião, Iaçú, Itaeté, Lençóis, Usina Mucugê, Utinga, Fazenda Iguaçu, Fazenda Ribeiro e Porto foram preenchidos com os dados do satélite TRMM. No restante das estações/postos pluviométricos foram utilizados os dados orbitais, tendo em vista que não há disponibilidade de dados mensais nesses postos, referentes ao período de dados disponíveis do TRMM. Os dados pluviométricos e fluviométricos para a entrada e saída do modelo de RNA foram previamente normalizados. O período de 2009 a 2010 foi considerado para previsão da rede neural treinada.



## 4.3 Métodos

### 4.3.1 Delimitação da bacia hidrográfica com o modelo SWAT

Para delimitar a bacia hidrográfica foram utilizados os dados de elevação digital previamente filtrados pelo programa ArcGis através da ferramenta *fill* e realizada a mudança de coordenadas geográficas WGS 84 para projetadas SAD 1969 UTM 23S. O processo de delimitação da BHRP através da interface ArcSWAT no ArcGis foi realizado conforme as seguintes etapas:

Na primeira etapa foi importado o arquivo *raster*, referente ao modelo digital de elevação, e configurou-se a unidade do modelo de elevação *z* para metros;

Segunda etapa selecionou-se a opção *máscara* que permite restringir a área máxima do modelo de elevação, ao qual a ferramenta buscará a bacia hidrográfica em estudo. Dessa forma, foi estabelecida a área de drenagem mínima de contribuição para formação de um canal – de modo que menores valores implicassem em maior quantidade de sub-bacias hidrográficas (CARVALHO NETO, 2011). Foram escolhidas 5% da área da bacia delimitada pelo modelo para formação das sub-bacias, conforme Jha et al. (2004). Para esses autores o aumento do número de sub-bacias indica um esforço computacional maior, porém se diminuir a quantidade de sub-bacias poderia causar menor eficiência nos resultados da modelagem.

Na última etapa foi indicado o exutório da bacia hidrográfica de modo que a interface realizasse as restrições topográficas na área do modelo digital de elevação. Em seguida, foram calculados os parâmetros das sub-bacias e exportados os *shapefiles* para usos posteriores.

### 4.3.2 Variáveis que caracterizam os aspectos físicos da bacia hidrográfica

O software ArcGis foi utilizado na obtenção da maioria dos parâmetros que permitiram caracterizar fisicamente a BHRP, como área de drenagem da bacia hidrográfica, perímetro da bacia, comprimento do rio principal, comprimento do talvegue, comprimento total dos cursos d'água e comprimento axial da bacia hidrográfica.

O coeficiente de compacidade de uma bacia hidrográfica, *kc*, é um índice que informa a susceptibilidade da ocorrência de inundações nas partes baixas da bacia

hidrográfica. É definido pela relação entre o perímetro da bacia hidrográfica e o perímetro do círculo de igual área (VILLELA; MATTOS, 1975). O  $k_c$  é dado por:

$$k_c = 0,28 \frac{P}{\sqrt{A}} \quad (4.6)$$

Em que  $A$  corresponde a área da bacia e  $P$  o perímetro da bacia hidrográfica.

O fator de forma ( $k_f$ ) corresponde à relação entre a área de uma bacia hidrográfica e o quadrado de seu comprimento axial, medido ao longo do curso de água da desembocadura à cabeceira mais distante (GARCEZ; ALVAREZ, 1988). Pode-se obtê-lo:

$$k_f = \frac{A}{L^2} \quad (4.7)$$

Em que  $A$  corresponde a área da bacia e  $L$  o seu comprimento axial.

A densidade de drenagem de uma bacia hidrográfica é obtida dividindo-se o comprimento total dos cursos de água efêmeros, intermitentes e perenes pela área total da bacia (GARCEZ; ALVAREZ, 1988).

A extensão média do escoamento superficial foi representada matematicamente por (VILLELA; MATTOS, 1975):

$$l = \frac{A}{4L} \quad (4.8)$$

Em que  $L$  é o comprimento do rio principal e  $A$  corresponde a área de drenagem da bacia hidrográfica.

O índice de sinuosidade de um curso d'água ( $I_s$ ) é definido pela relação entre o comprimento do rio principal e a distância vetorial entre os pontos extremos do canal principal (ALVES; CASTRO, 2003), dado por:

$$I_s = \frac{L}{dv} \quad (4.9)$$

Sendo  $dv$  distância vetorial entre os pontos extremos do canal principal.

A declividade de álveo foi definida dividindo-se a diferença total de elevação do leito pela extensão horizontal do curso d'água entre esses dois pontos conforme Villela e Mattos (1975).

Para avaliar a vegetação da bacia hidrográfica foi utilizada a *shapefile* do banco de dados do IBGE 2006 obtida no site: <<ftp://geoftp.ibge.gov.br/mapas\_tematicos/mapas\_murais/VEGETACAO\_MURAL\_\_SHAPE/Vegetacao\_5000.prj>> que representa a vegetação brasileira. Em seguida, foi realizado um recorte na região utilizando a

ferramenta *clip* do ArcGis, para obtenção da cobertura vegetal e uso do solo da bacia hidrográfica em estudo.

A declividade e relevo da bacia hidrográfica foram obtidas a partir do MDE e do programa ArcGis, através da extensão *3D Analyst*. Em seguida se fez necessário converter o formato de TIN para *raster*.

Um TIN é construído com base no método de Triangulação de Delaunay (TD). A TD é uma estrutura do tipo vetorial com topologia do tipo nó-arco possibilitando representar uma superfície por meio de um conjunto de faces triangulares interligadas. Para cada um dos três vértices da face do triângulo são armazenadas as coordenadas de localização (x, y) e o atributo z correspondente ao valor de elevação ou altitude. É um método de interpolação exata muito eficiente para expressar relevos acentuados e baseia-se em um algoritmo que cria triângulos através da ligação dos pontos. A rede de triângulos irregulares (TIN) é um tipo especial de triangulação de Delaunay (COELHO, 2007; RODRIGUEZ et al., 2013).

Após essa etapa pôde ser realizada a classificação das faixas (declividade /hipsometria) através da ferramenta *reclassify*. Em seguida, transformou-se a imagem *raster* obtida para *shapefile* através da ferramenta *raster to polygon*. Com os *shapefiles* criados foi possível obter as áreas de cada faixa de classificação.

A declividade foi classificada conforme Kouli et al. (2007), em 7 classes de declividades, de forma a definir o tipo de relevo de acordo com as faixas em porcentagens das declividades (Tabela 2).

Tabela 2 – Tipo de inclinação definido pela faixa de declividade percentual.

Descrição da inclinação	Declividade (%)
Plana ou quase plana	0 – 1
Muito suave	1 – 3
Suave	3 – 5
Moderada	5 – 10
Moderada íngreme	10 – 15
Íngreme	15 – 30
Muito íngreme	> 30

### 4.3.3 Métodos para avaliação do desempenho das RNAs e satélite TRMM

Para avaliar o desempenho das RNAs bem como do satélite TRMM alguns parâmetros estatísticos foram estimados. Todas as equações foram descritas em termos de quantidade de vazão observada ( $Q_o$ ) e quantidade de vazão calculada ( $Q_c$ ). Ao considerar alguns desses índices para avaliação do satélite TRMM,  $Q_o$  foi equivalente a quantidade de precipitação observada no posto pluviométrico, e  $Q_c$  correspondeu à quantidade de precipitação estimada pelo satélite.  $N$  é o número de observações.

i) Erro Médio Quadrático (EMQ), adaptada de OYEBODE et al. (2010):

$$EMQ = MSE = \frac{\sum_1^N (Q_o - Q_c)^2}{N} \quad (4.1)$$

ii) Raiz do Erro Médio Quadrático (REMQU), adaptada de Adamowski e Sun (2010):

$$REMQU = \sqrt{\frac{\sum_1^N (Q_o - Q_c)^2}{N}} \quad (4.2)$$

iii) Coeficiente de Correlação de Pearson ( $r$ ) segundo Sousa (2008):

$$r = \frac{N \sum (Q_o Q_c) - \sum Q_o \sum Q_c}{\sqrt{[N \sum Q_o^2 - (\sum Q_o)^2] [N \sum Q_c^2 - (\sum Q_c)^2]}} \quad (4.3)$$

iv) Coeficiente de Determinação ou regressão ( $R$ ) segundo Jia et al., (2011):

$$R = r^2 \text{ ou } R = r^2 \times 100 (\%) \quad (4.4)$$

v) Coeficiente de Eficiência ( $E$ ), adaptada de Nash et al., (1970):

$$E = 1 - \frac{\sum (Q_o - Q_c)^2}{\sum (Q_o - \bar{Q}_o)^2} \quad (4.5)$$

### 4.3.4 Escolha da arquitetura da rede neural

Neste estudo utilizou-se uma RNA denominada *feedforward* com três camadas (entrada, intermediária e saída), haja vista que esse é o padrão para maior parte dos problemas e, além disso, se tem uma restrição na complexidade da arquitetura dos modelos

(ALCÁZAR et al., 2008). Na rede *feedforward* com multicamadas o sinal passa numa só direção. As redes multicamadas (Multilayer Perceptrons - MLP) são as mais simples e mais comumente utilizadas nas arquiteturas de RNAs (ADAMOWSKI; SUN, 2010). As MLP podem ser treinadas utilizando diferentes algoritmos de aprendizagem.

Para o processo de aprendizagem da RNA os dados mensais de chuva de 51 postos pluviométricos no período de janeiro de 1998 a dezembro de 2008 foram divididos da seguinte forma 60% para treinamento, 20% para validação e 20% para teste.

A escolha da arquitetura da RNA foi realizada em duas etapas. A primeira etapa consiste em estabelecer o tipo de algoritmo de aprendizagem através da análise dos erros. Os tipos de algoritmos a serem testados foram:

*Trainbfg* - BFGS retropropagação quase-Newton;

*Trainbr* - Regularização Bayesiana;

*Traincgb* - Gradiente conjugado de retropropagação;

*Traincgf* - Gradiente conjugado de retropropagação;

*Traingd* – Gradiente descendente de retropropagação;

*Trainгда* – Gradiente descendente de retropropagação com regra de aprendizagem adaptativa;

*Traingdm* - Gradiente descendente com retropropagação de momentum;

*Traingdx* - Gradiente descendente com retropropagacao de momentum e regra de Aprendizagem adaptativa;

*Trainlm* - Retropropagação de Levenberg-Marquardt;

*Trainoss* - Retropropagação de passo secante;

*Trainr* - Aprendizagem com formação de funções elementares de ordem aleatória;

*Trainrp* - Retropropagação resiliente;

*Trainscg* - Gradiente de retropropagação conjugado e escalado;

A segunda consiste em variar as funções de transferência sigmóide tangente hiperbólica (*tansig*), sigmóide logarítmica (*logsig*) e linear (*purelin*) nas camadas intermediárias e de saída. Ainda, nessa etapa variam-se também o número de neurônios da camada escondida que seguiu as recomendações "2n+1", segundo (Lippmann, 1987; Hecht-Nielsen, 1990), "2n" (Wong, 1991), "n" (Tang e Fishwick, 1993) neurônios escondidos para melhorar a previsão, onde n é o número de nós de entrada.

Após o treinamento se inicia a fase de teste da RNA onde será realizada uma comparação entre os valores observados e previstos, que é feita através de medidas de

erros. Desta forma, a RNA que apresentar melhor desempenho será a utilizada na previsão das séries mensais de vazão.

## Capítulo 5

# Resultados e discussão

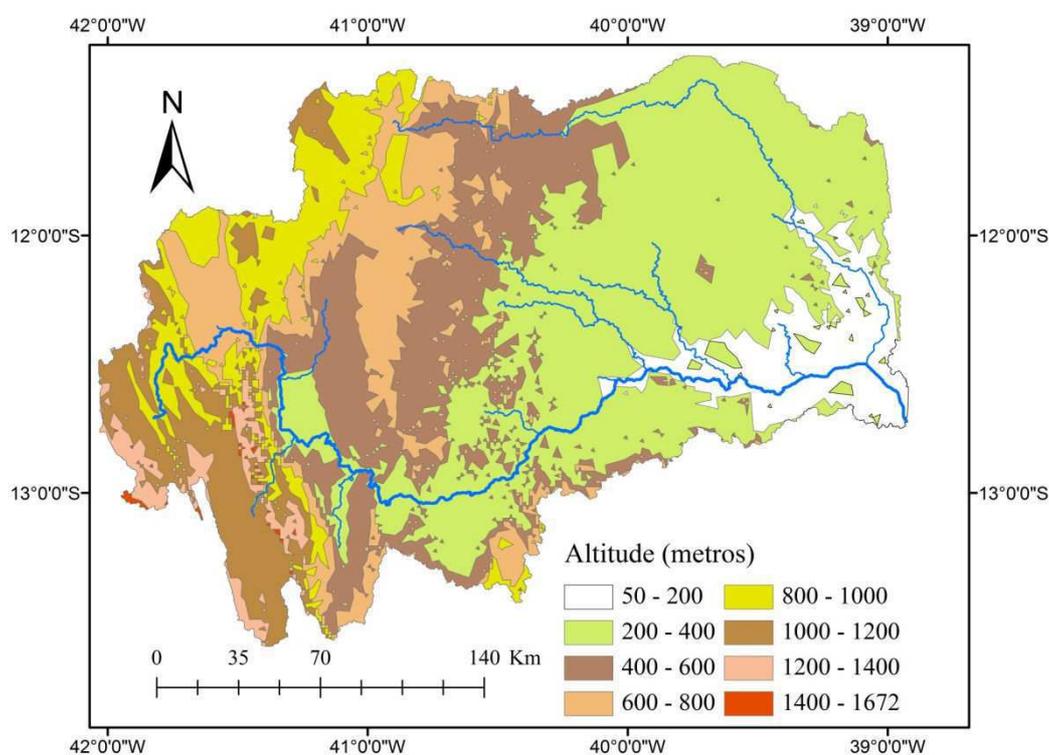
### 5.1 Características físicas da BHRP

Com base nos resultados da análise de alguns índices que identificam as características físicas da BHRP, Tabela 3, pode-se fazer algumas observações. O coeficiente de compacidade e o fator de forma são índices relacionados à forma da bacia hidrográfica, apresentaram os valores 2,72 e 0,16 respectivamente. Esses valores indicam que a área da BHRP não é suscetível a enchentes conforme Villela e Mattos (1975). A altitude média da bacia hidrográfica é de 529,15 m. O rio principal apresenta baixa declividade (0,003), Tabela 3. A amplitude altimétrica (a diferença entre as cotas máxima e mínima da bacia hidrográfica) é de 1116 m, resultados semelhantes foram encontrados por Alves e Castro (2003). A sinuosidade do curso d'água é de 1,83 esse fator indica que o rio Paraguaçu apresenta formas transicionais, regulares e irregulares em seu percurso conforme Alves e Castro (2003).

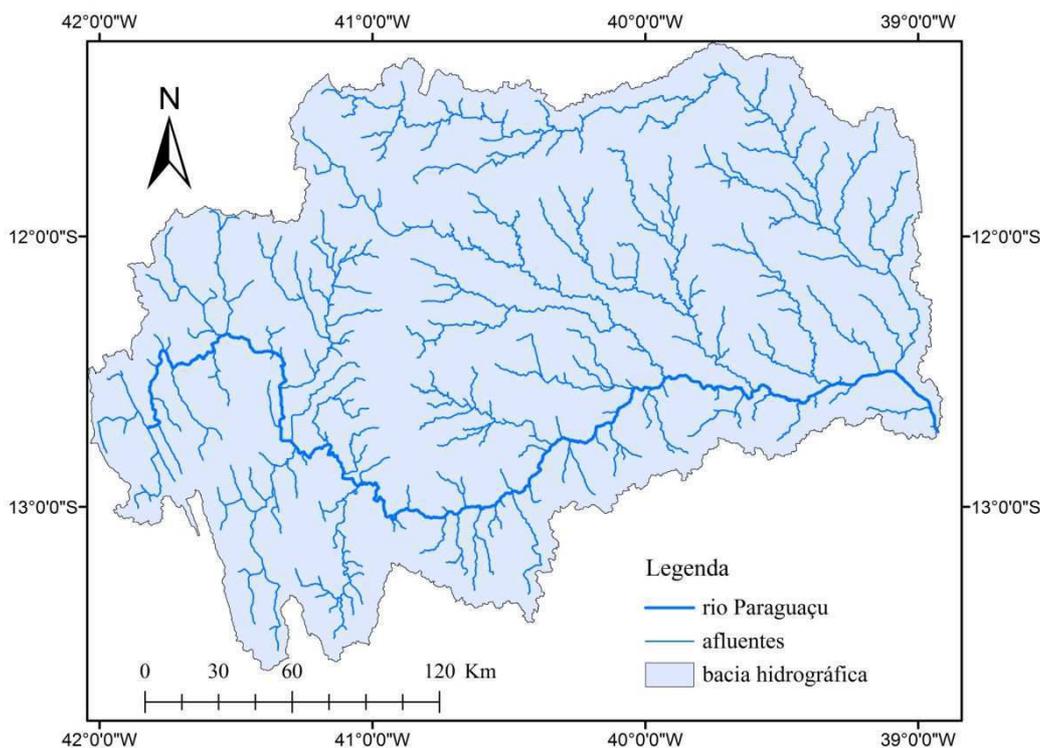
Tabela 3 - Índices físicos da BHRP.

Índices	Valores
Área da bacia hidrográfica (km <sup>2</sup> )	54422,18
Perímetro da bacia hidrográfica (km)	2263
Comprimento do rio principal (km)	579
Largura média (km)	161,15
Coefficiente de compacidade	2,72
Fator de forma	0,16
Comprimento total dos rios (km)	6278
Densidade de drenagem (km/km <sup>2</sup> )	0,12
Extensão média do escoamento superficial (km)	43,12
Comprimento do talvegue (km)	317,22
Sinuosidade do curso d'água	1,83
Elevação média da bacia hidrográfica (m)	529,15
Declividade de álveo (m/m)	0,003

Após a análise do mapa de hipsometria, originado do MDE, Figura 7a, foi possível verificar que a faixa de altitude entre 200 e 400 metros corresponde a maior área da região da BHRP, situados no leste e região central da bacia hidrográfica. Os picos de elevação mais acentuados se concentram na região oeste da bacia hidrográfica, que corresponde à região da Chapada Diamantina, nascente do rio Paraguaçu. A Figura 7b, destaca os afluentes da BHRP. O maior afluente do rio Paraguaçu é o Jacuípe que se estende ao norte da bacia hidrográfica, esse é o maior contribuinte do rio Paraguaçu, com escoamento no sentido de oeste para leste (FONTES, 2011).



(a)



(b)

Figura 7– Relevo da BHRP (a) e sistema de drenagem (b).

Mais de 50% da área da bacia hidrográfica corresponde ao relevo situado na faixa de 200 a 600 metros, conforme Tabela 4. Na região leste, Figura 7a se encontra as menores altitudes (50-200m), cerca de 8%. As regiões acima de 1000 metros correspondem à parte oeste da bacia hidrográfica e equivalem a 10,6%. No extremo oeste se encontra a faixa de elevação acima de 1400 metros e corresponde a 89,4 km<sup>2</sup> da área total da bacia hidrográfica. Na região central prevalece o relevo entre 200 a 400 metros, cerca de 21560 km<sup>2</sup>. Na faixa de 600 a 800 metros está inserida a região oeste e núcleos na parte sul e noroeste da bacia hidrográfica equivalente a 12,6%.

Tabela 4 – Faixas hipsométricas da BHRP.

Altitude (metros)	Área (km <sup>2</sup> )	Área (%)
50 - 200	4454,0	8,2
200 - 400	21557,2	39,6
400 - 600	10695,4	19,7
600 - 800	6851,8	12,6
800 - 1000	5067,2	9,3
1000 -1200	4401,5	8,1
1200 -1400	1257,3	2,3
1400 -1672	89,4	0,2

As áreas de maior declividade na BHRP são predominantes na região oeste. As regiões de menor declividade se encontram ao longo da bacia hidrográfica com predominância na parte leste como podem ser verificadas na Figura 8. Na região central e oeste da bacia hidrográfica aparece maior concentração de regiões íngremes e muito íngremes. As declividades moderadamente íngreme, íngreme e muito íngreme estão presentes em alguns núcleos na região leste da bacia hidrográfica.

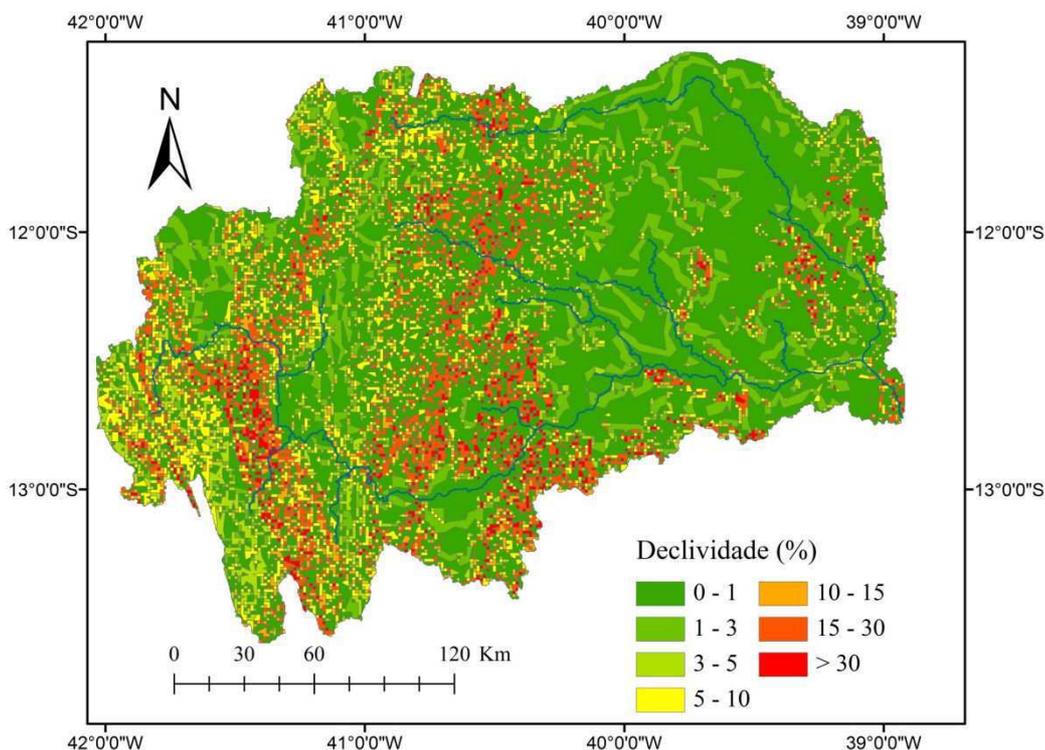


Figura 8 – Declividade da BHRP.

Conforme observado na Figura 8 maior parte da região da bacia hidrográfica apresenta declividade plana ou quase plana, equivalente a 56,1% conforme Tabela 5. Em seguida, merece destaque o tipo de declividade muito suave equivalente a uma área de 5927,9 km<sup>2</sup>, Tabela 5. Desta forma, a declividade plana-suave representa 74,1% da área da bacia. As regiões íngreme e muito íngreme representam uma área de 5955,6 km<sup>2</sup>, cerca de 11% da bacia hidrográfica. As regiões de declividade moderada e moderada íngreme prevalecem na parte central e oeste e correspondem à 8133,7 km<sup>2</sup> da BHRP, Tabela 5.

Tabela 5 – Faixas de declividade da BHRP.

Tipos de declividade	Área (km <sup>2</sup> )	Área (%)
Plana ou quase plana (0 - 1)	30484,8	56,1
Muito suave (1 - 3)	5927,9	10,9
Suave (3 - 5)	3873,8	7,1
Moderada (5 - 10)	5161,0	9,5
Moderada íngreme (10 - 15)	2972,7	5,5
Íngreme (15 - 30)	4234,7	7,8
Muito íngreme (>30)	1720,9	3,2

Todas as descrições dos tipos de vegetação estão contidas no Manual IBGE (2012). Essas classificações foram realizadas com base na bibliografia fitogeográfica reconhecida como a mais autêntica e confiável no levantamento dos remanescentes da vegetação natural e nos trabalhos de campo. Na BHRP o uso do solo para agricultura/pecuária é predominante, como pode ser visto na Figura 9. Nas regiões de altitudes mais elevadas, oeste da bacia hidrográfica, tem-se duas faixas com direção norte/sul que apresentam os tipos de vegetação Refúgios Vegetacionais Alto-Montana e Savana Gramíneo- Lenhosa (Campo limpo de cerrado). No extremo sudoeste e oeste da bacia hidrográfica se têm a presença da vegetação Savana Florestada (Cerradão). As vegetações Savana Estépica (Caatinga) e Floresta Estacional apresentam núcleos por toda a bacia hidrográfica, sendo que os núcleos maiores estão localizados no centro-sul e noroeste. As vegetações secundárias e atividades agrárias abrangem parte central da BHRP e região da barragem Pedra do Cavalo se estendendo para o sudeste da bacia hidrográfica.

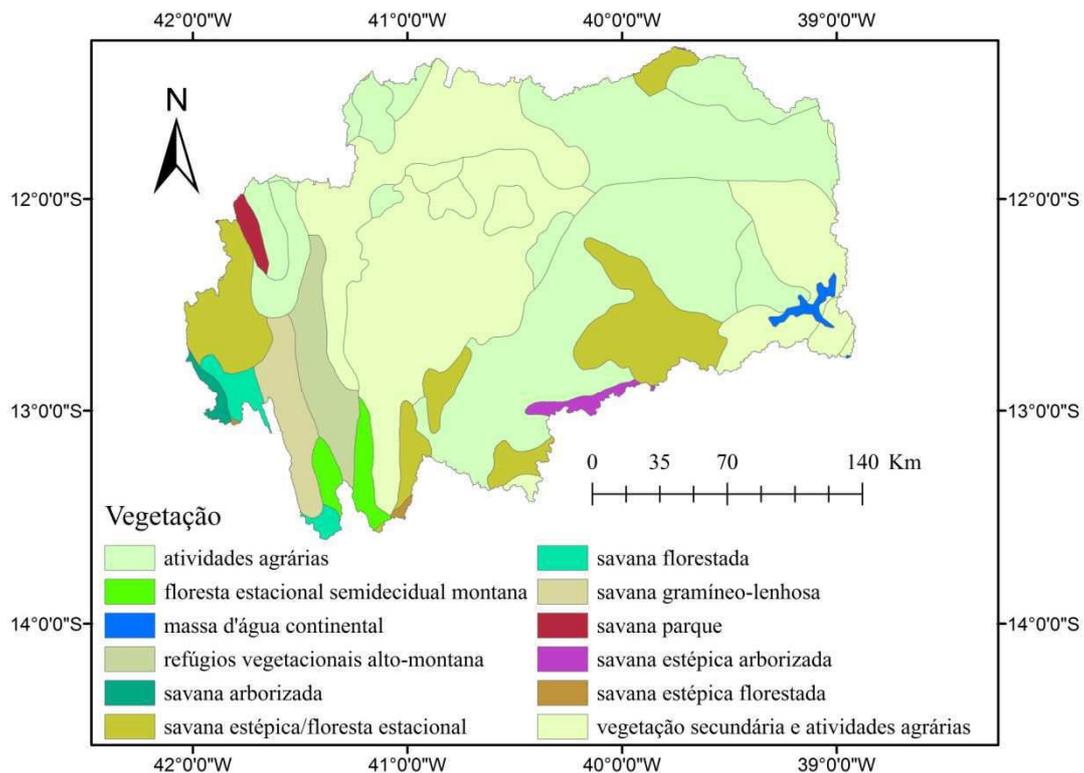


Figura 9 – Uso e cobertura do solo da BHRP.

A Tabela 6 apresenta as áreas com os tipos de vegetação da bacia hidrográfica. O maior percentual de área da bacia é utilizado para o desenvolvimento de atividades agrárias, cerca de 39% conforme Tabela 6, seguido das áreas de vegetação secundária e atividades agrárias com 36,9%. O tipo de vegetação que ocorre em menor área corresponde à Savana-Estépica Florestada, localizada em dois pequenos núcleos no extremo sul e extremo oeste, Figura 9. A vegetação Savana Arborizada representa a segunda menor área e corresponde a 228,0 km<sup>2</sup> ocupa uma faixa localizada na região sul da bacia, conforme Figura 9. A vegetação Caatinga e Floresta Estacional ocupa uma área superior a 6000 km<sup>2</sup>, de acordo com a Tabela 6.

Tabela 6 – Áreas com os tipos de vegetação presentes na BHRP.

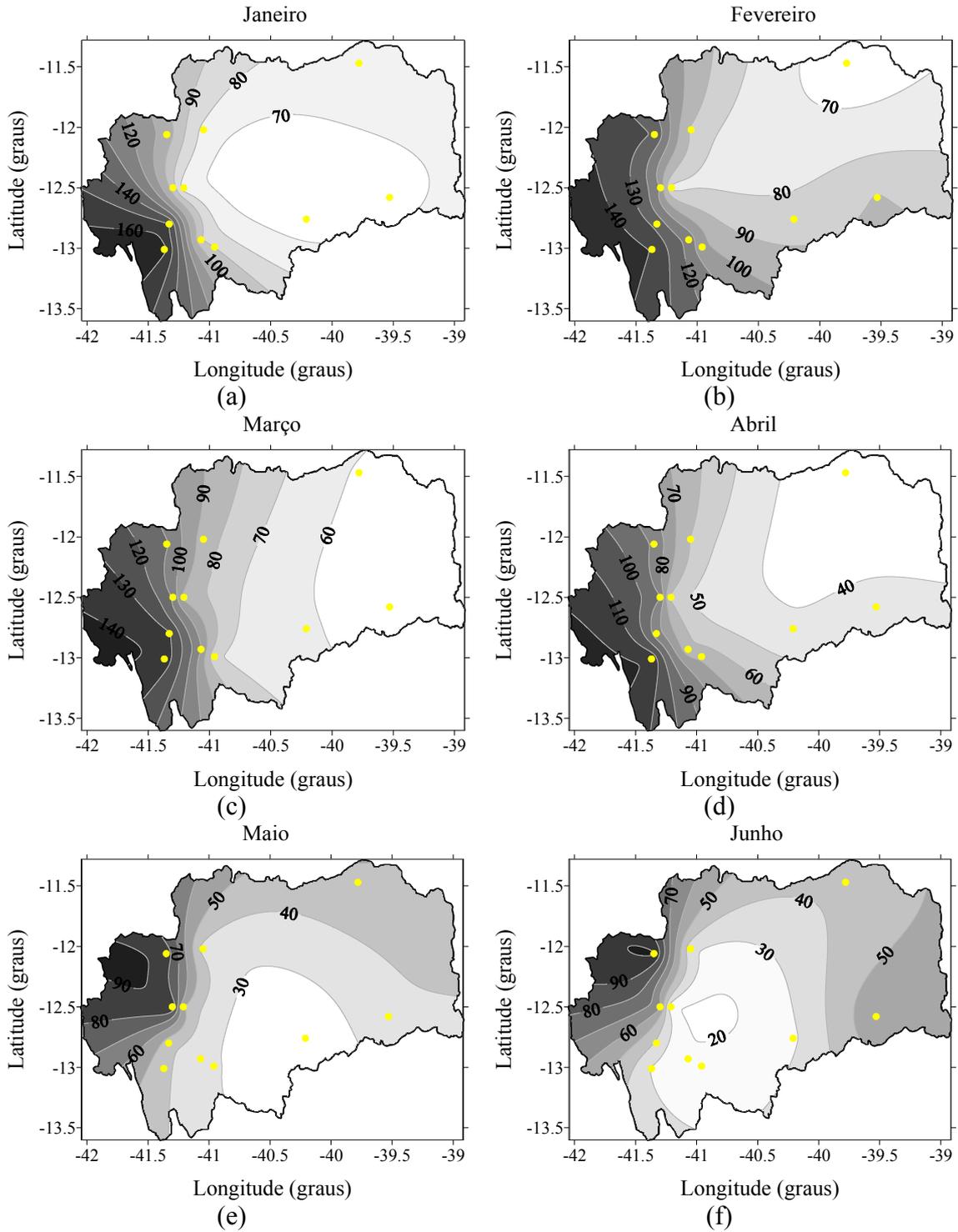
Tipos de vegetação	Área (km <sup>2</sup> )	Área (%)
Atividades agrárias	21340,9	39,2
Floresta estacional semidecidual montana	929,6	1,7
Massa d'água continental	256,9	0,5
Refúgios vegetacionais alto-montana	1974,7	3,6
Savana arborizada	228,0	0,4
Savana estépica/floresta estacional	6576,4	12,1
Savana florestada	690,3	1,3
Savana gramíneo-lenhosa	1610,4	3,0
Savana parque	308,8	0,6
Savana estépica arborizada	341,6	0,6
Savana estépica florestada	62,6	0,1
Vegetação secundária e atividades agrárias	20101,8	36,9

## 5.2 Análise da pluviometria na BHRP

Ao analisar os dados pluviométricos durante o período de janeiro de 1998 a junho de 2011, Figura 10, observou-se que as médias mensais pluviométricas na região oeste da bacia hidrográfica possuem maior intensidade pluviométrica no período de novembro a abril, Figura 10. No período de maio a setembro se mantém apenas um núcleo de maior pluviometria nessa região, onde se encontra o posto pluviométrico Fazenda Ribeiro. Na área central da bacia hidrográfica ocorrem as menores pluviometrias. Nessa área observa-se ainda maior variabilidade das médias pluviométricas. De maio a setembro verifica-se uma área na região central da bacia hidrográfica com os menores índices de chuvas. Do mês de novembro a abril esse núcleo desaparece, haja vista que ocorrem as precipitações locais. Na parte leste as chuvas ocorrem no período de maio a setembro, porém com maior intensidade nos meses de maio a agosto, e menor intensidade no mês de setembro, conforme Figura 10. As chuvas nessa região estão possivelmente associadas a atuação dos sistemas frontais (VIEIRA et al., 2011). Ainda, as chuvas de junho a agosto podem estar associadas a perturbações ondulatórias dos ventos alísios, de acordo com Yamazaki e Rao (1977).

Na parte norte as mais altas médias pluviométricas acima de 70 mm/mês são observadas nos meses de janeiro e fevereiro, esse fato está, possivelmente, associado à

posição da ZCAS, VCAN, às anomalias da temperatura da superfície do mar e à variabilidade da alta subtropical do Atlântico Sul (Tanajura et al., 2010). O mês de fevereiro apresentou intensidade pluviométrica acima de 80 mm/mês na região sul da bacia hidrográfica, esse fato pode estar associado à atuação dos sistemas frontais (Tanajura et al., 2010).



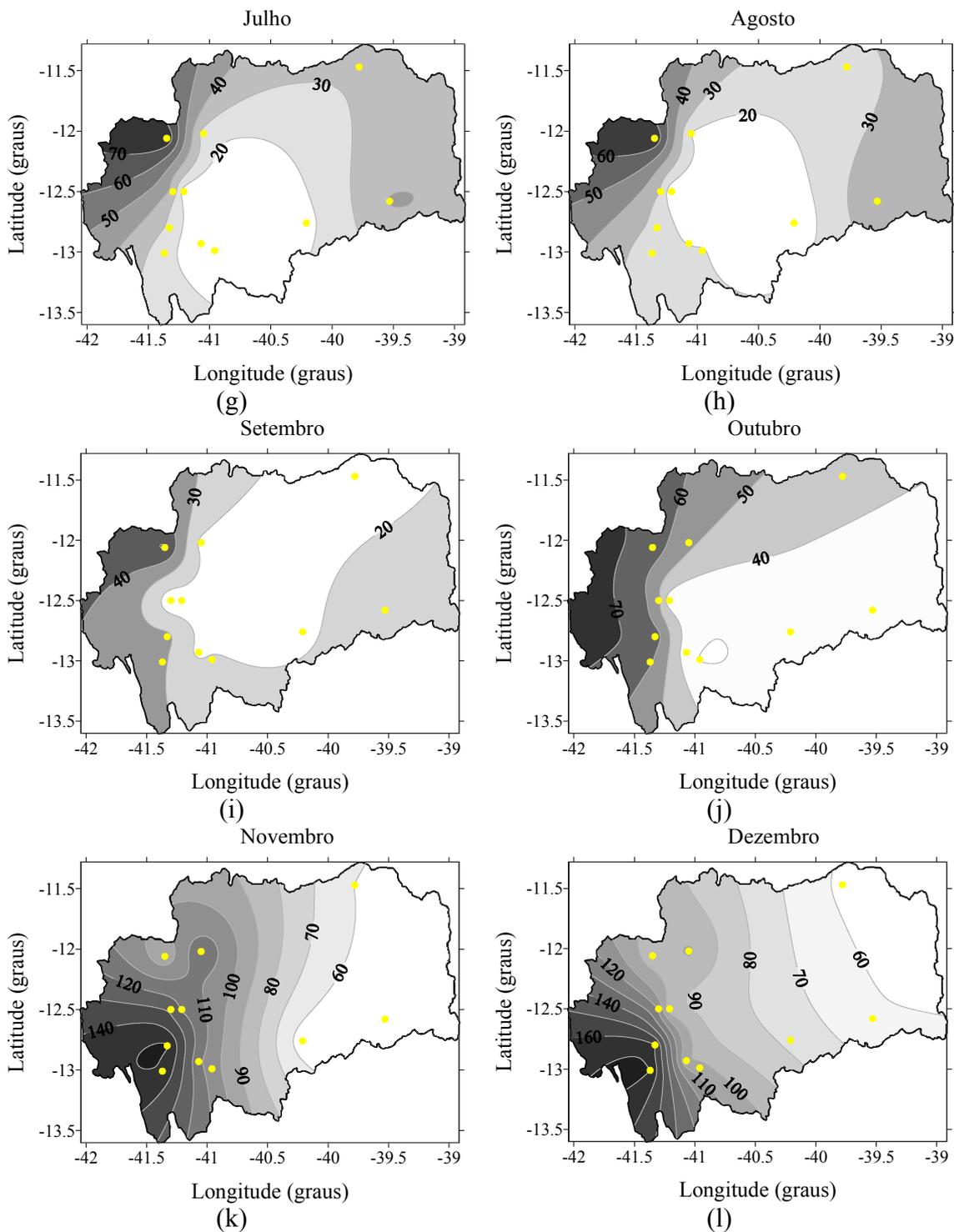


Figura 10 – Variabilidade espaço-temporal da precipitação média mensal na Bacia Hidrográfica do Rio Paraguaçu.

### 5.3 Validação do algoritmo 3B43

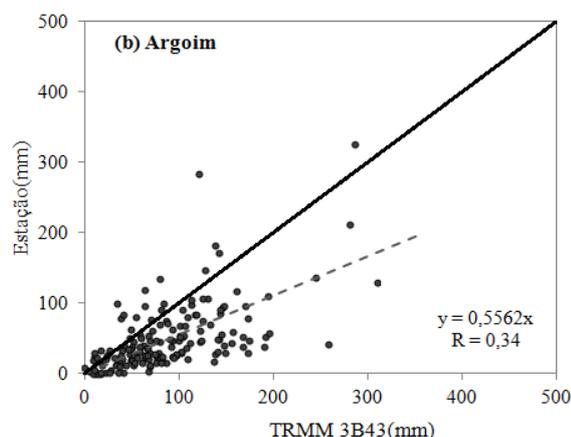
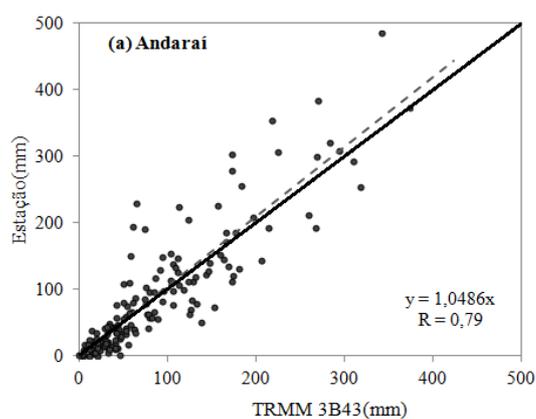
Na análise comparativa entre as estimativas de precipitação pelo TRMM 3B43 e os totais mensais precipitados na BHRP se verificou seis estações com R superior a 70%. Isso

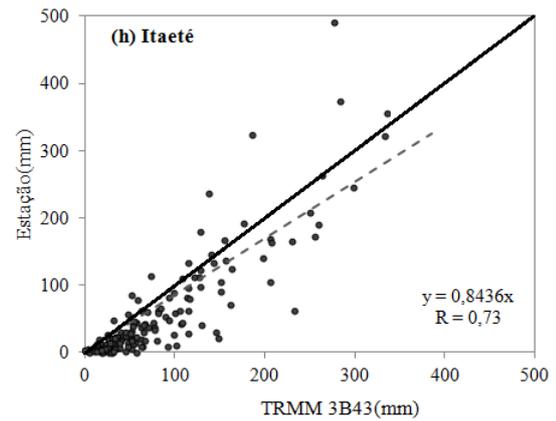
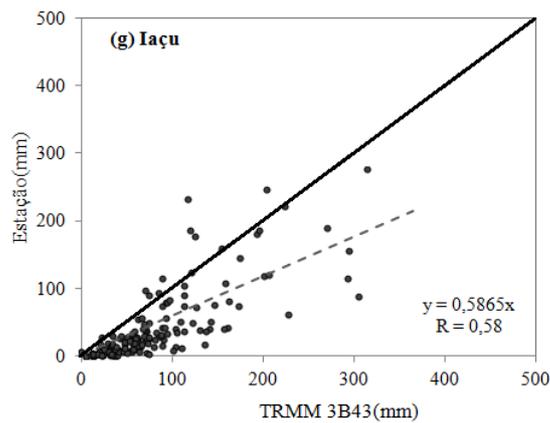
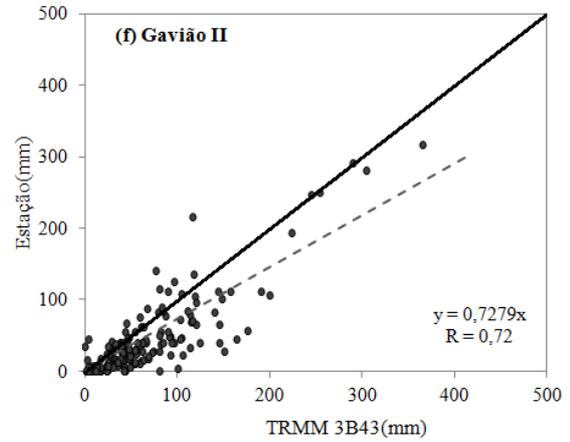
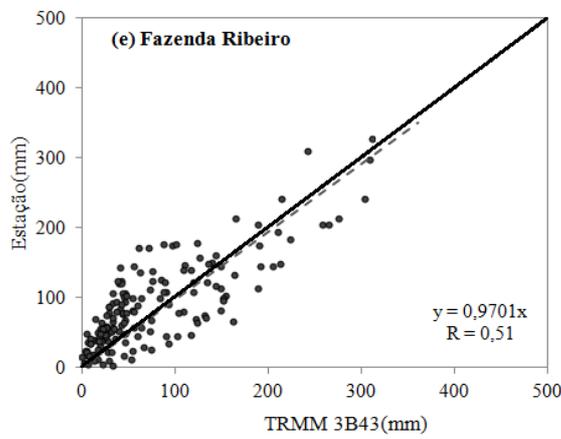
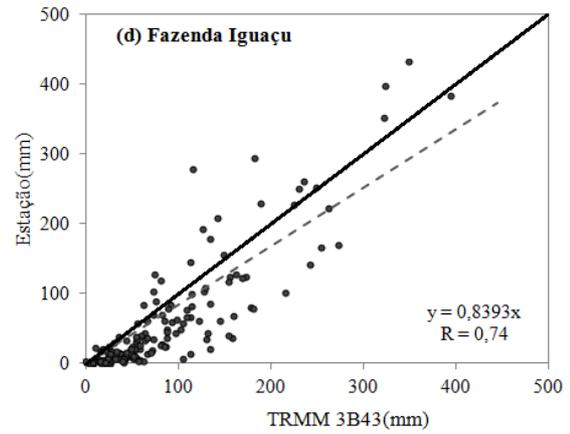
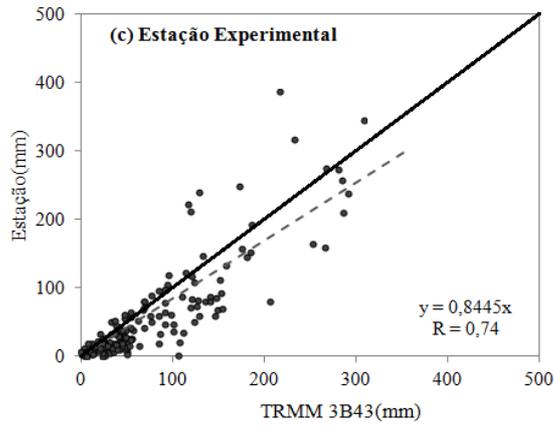
significa que da variação total apenas as estações Andaraí, Estação Experimental, Fazenda Iguaçu, Gavião II, Itaeté e Usina Mucugê foram bem representadas pelo modelo de regressão linear, Tabela 7. Esses postos apresentaram, também, os maiores valores do coeficiente de eficiência. O restante das estações apresentou coeficiente de determinação inferior a 70%, merecendo destaque a estação de Argoim com o menor coeficiente de determinação ( $R = 0,34$ ), ou seja, apenas 34% da variação total foi explicada pela regressão, e maior erro ( $REM_Q = 60,29\text{mm}$ ). Os postos pluviométricos Gavião II e Estação Experimental apresentaram os menores erros ( $REM_Q$ ) 38,65 mm e 40,52 mm respectivamente, no entanto, não obtiveram os maiores coeficientes de determinação ou coeficiente de eficiência. A análise comparativa das 11 estações permite notar que a média do coeficiente de determinação para a precipitação mensal foi de 0,66, estimativa aceitável para precipitação sobre a bacia hidrográfica considerada. Os valores dos coeficientes de regressão obtidos não aproximaram daqueles obtidos em trabalhos realizados com o algoritmo 3B43 para algumas regiões brasileiras. Pesquisas realizadas no Mato Grosso (Dubreuil et al., 2007) e região Sul do Brasil (Viana, 2009) encontraram valores de regressão acima de 80%. Este fato pode estar associado aos tipos de chuvas que ocorrem na região. Nóbrega (2008) comenta que os sensores do TRMM estimam chuvas convectivas com maior precisão do que chuvas estratiformes. No caso das chuvas estratiformes, a precisão aumenta de acordo com o tamanho das gotas, uma relação direta entre tamanho da gota e os sensores de microondas utilizados no TRMM.

Tabela 7 – Análise estatística entre as estimativas de precipitação mensal pelo satélite TRMM e os dados observados em superfície.

Estações/postos pluviométricos	Estatísticas		
	REMQ (mm)	R	E
Andaraí	42,46	<b>0,79</b>	<b>0,79</b>
Argoim	60,29	0,34	-0,60
Estação Experimental	40,52	<b>0,74</b>	<b>0,69</b>
Fazenda Iguaçu	46,11	<b>0,74</b>	<b>0,69</b>
Fazenda Ribeiro	43,58	0,51	0,51
Gavião II	38,65	<b>0,72</b>	<b>0,52</b>
Iaçu	54,29	0,58	-0,02
Itaeté	44,75	<b>0,73</b>	<b>0,69</b>
Porto	52,05	0,61	0,61
Usina Mucugê	49,18	<b>0,79</b>	<b>0,76</b>
Utinga	46,81	0,68	0,53

A Figura 11 mostra dispersão entre os dados de precipitação médios mensais estimados pelo 3B43/TRMM e os observados nos postos pluviométricos, após exclusão das estimativas mensais do TRMM para postos que não dispunham de dados pluviométricos. Pode ser visto na Figura 11 que estimativas do satélite TRMM tendem a superestimar as precipitações dos postos de Argoim, Estação experimental, Fazenda Iguaçu, Gavião II, Iaçu, Itaeté e Utinga. Nos demais locais, pode-se observar uma tendência para a subestimação dos dados observados.





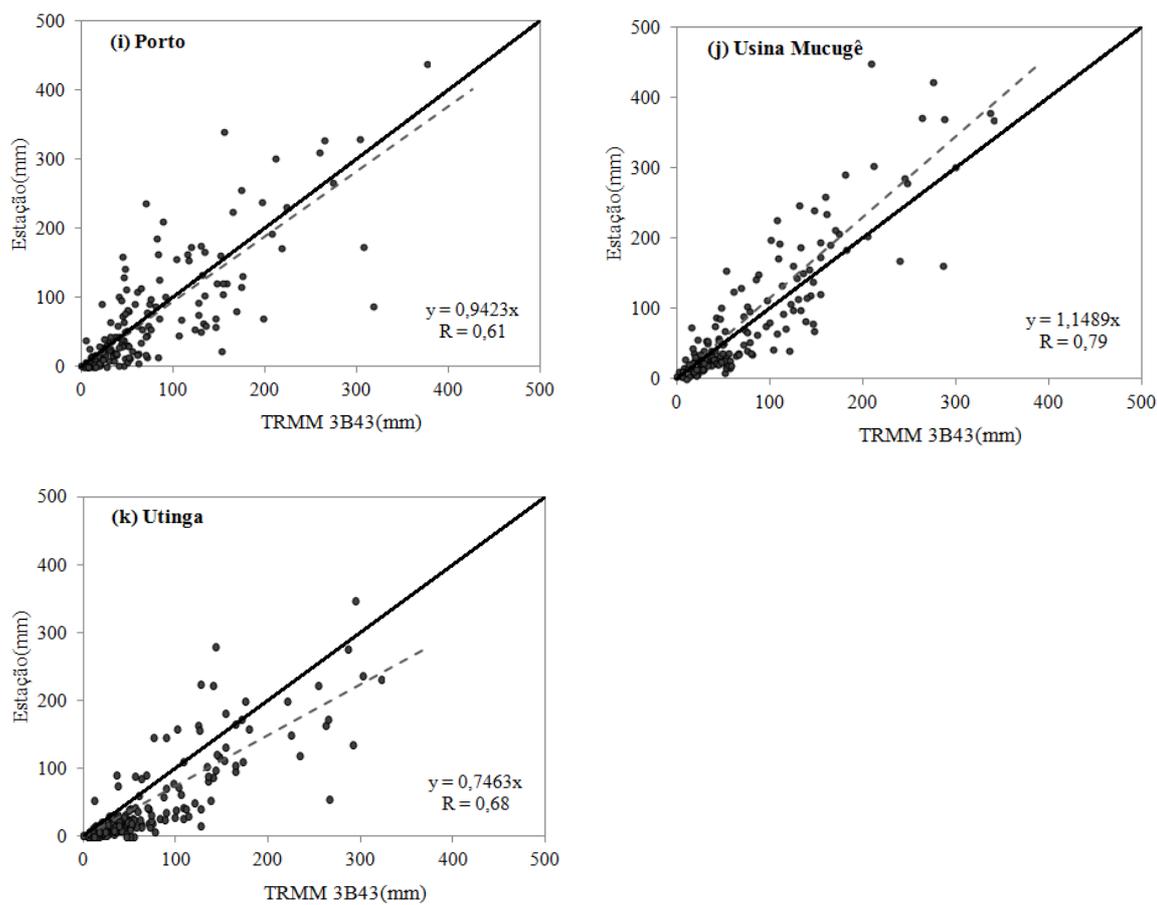


Figura 11 – Correlação entre a precipitação mensal estimada pelo TRMM/3B43 e observada nos postos pluviométricos.

#### 5.4 – Análise temporal e espacial da estimativa pluviométrica do satélite TRMM

Ao analisar a evolução temporal dos valores mensais entre as estimativas do satélite TRMM e dados dos postos pluviométricos presentes no Apêndice B (Figuras B1, B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B9, B10 e B11) e ruídos entre TRMM e dados dos postos identificados no Apêndice C (Figuras C1, C2, C3, C4, C5 e C6), é possível verificar que na maioria dos postos os valores obtidos pelo satélite superestimam os dados observados em superfície. Esse comportamento foi mais acentuado nos postos Argoim, Estação experimental, Fazenda Iguaçu, Gavião II, Iaçú, Itaeté e Utinga (Figuras C1, C2, C3, C4 e C6). A descontinuidade nas linhas dos gráficos indica os meses com falta de dados pluviométricos.

No posto Andaraí, Figura B1, é possível verificar que os valores estimados pelo TRMM estão próximos dos valores observados nos postos, portanto há uma boa representação da evolução temporal desses dados. Os maiores valores subestimados pelo

satélite foram -165,5 e -143,2 mm correspondentes aos meses de novembro e janeiro dos anos de 1998 e 2004, respectivamente. Já as maiores superestimativas se verificam nos meses de novembro de 2002 (88,7 mm) e outubro de 2010 (78,8 mm), conforme Figura C1.

Na Figura B2 é possível identificar a evolução temporal entre as estimativas dos dados pelo satélite TRMM e os dados dos pluviômetros. Pode ser visto também que em geral os valores mensais estimados são superiores aos observados. Essas superestimativas podem estar associadas aos sistemas precipitantes de características convectivas, haja vista que o TRMM tende superestimar os valores de refletividade em presença desses sistemas (COSTA, 2007). Em Argoim, as maiores superestimativas foram associadas aos meses de maio de 2003 e fevereiro de 2005, com 215,9 e 178 mm respectivamente. Já as subestimativas mais acentuadas foram observadas nos meses de fevereiro de 2008 (-165,7 mm) e janeiro de 2010 (-66,7 mm), Figura C1.

No posto Estação Experimental os valores do satélite representaram bem a evolução temporal dos dados de superfície (Figura B3). A maioria das diferenças entre os valores do TRMM e do pluviômetro estão na faixa de 0 a 50 mm, Figura C2. As maiores diferenças foram observadas para os meses de abril de 1999 (125,8 mm) e março de 2006 (107,4 mm). As subestimativas mais acentuadas foram -170,3 mm e -111,5 mm para os meses de outubro de 2009 e novembro de 1999.

Os postos de Fazenda Iguaçu e Itaeté pertencem ao município de Itaeté, ambos são bem representados temporalmente pelo TRMM, conforme Figuras B4 e B8. Devido à proximidade entre esses postos a evolução temporal da precipitação é semelhante e alguns picos são comuns entre eles, como os picos dos meses de janeiro de 2002, janeiro de 2004, novembro de 2006 e março de 2005, conforme Figuras B4 e B8. Em geral, a maioria das diferenças entre os valores do TRMM e pluviômetro dos postos supracitados estão inseridos na faixa de 0 a 50 mm/mês, Figura C2 e C4. Os picos mais acentuados de subestimativas do satélite TRMM para Fazenda Iguaçu e Itaeté são -164,4 mm em março de 2010 e -216,2 mm em janeiro de 2002. Em contrapartida, os picos de superestimativas são 120,7 mm em janeiro de 1998 e em 170,9 mm em outubro de 2009, respectivamente.

Na Figura B5, Fazenda Ribeiro no município de Bonito, pode ser visto que a maioria dos valores estimados pelo satélite TRMM são inferiores aos valores em superfície, e a diferença entre os dados do TRMM e do pluviômetro está na faixa de 0 a -50 mm (Figura C3). O pico de maior subestimativa pelo satélite foi -110,6 mm seguido de

-102,3 mm, referentes aos meses de julho de 2010 e junho de 2008. Os picos mais acentuados de superestimativas do satélite foram para os meses de março de 2004 e dezembro de 2010, conforme Figura C5.

Nos postos Gavião II e Iaçú a maioria dos valores mensais estimados pelo satélite TRMM são superiores aos observados superfície (Figuras B6 e B7). Na maioria dos meses a diferença entre esses valores se encontra também na faixa de 0 a 50 mm (Figuras C3 e C4). Os picos mais acentuados de subestimativas para o município de Gavião são -99,8 e -65,2 mm verificados no mês de outubro dos anos de 2009 e 2010. Enquanto os maiores valores de superestimativas são verificados no mês de março de 2004 e no mês de abril dos anos de 2005 e 2006, Figura C3. No município de Iaçú o maior pico de subestimativa do satélite TRMM com cerca de -117,4 mm e foi verificado em fevereiro de 2008, Figura C4. Nessa Figura é possível verificar três picos de superestimativas acima de 150 mm referentes aos meses de abril e outubro de 2006 e abril de 2009.

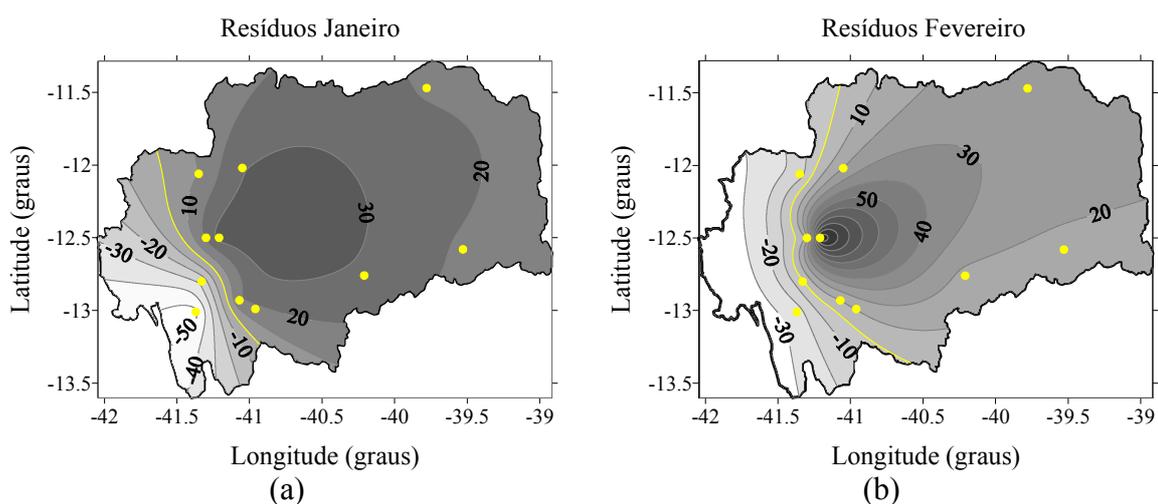
Na Figura C5 referente ao município de Lençóis (Porto) é observado um pico de superestimativa do satélite TRMM acima de 150 mm no mês de janeiro de 2004. Os picos mais acentuados de subestimativas do satélite TRMM foram obtidos nos meses de novembro de 1999, maio de 2005 e janeiro de 2000.

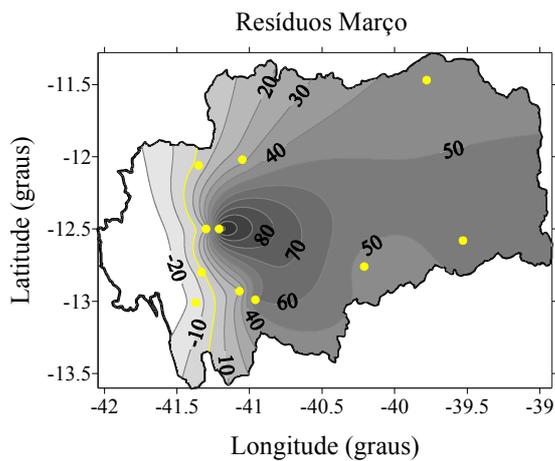
No posto Usina Mucugê os valores estimados pelo satélite TRMM se aproximam dos valores observados em superfície, como pode ser observado na Figura B10. A diferença entre os valores estimados pelo TRMM e os de superfície se encontra na faixa de -50 a 50 mm, Figura C5. Os maiores picos de subestimativas podem ser observados entre o período de dezembro de 1999 a janeiro de 2004. Enquanto, os picos de superestimativas são 124,8 e 78,7 mm, em outubro de 2009 e fevereiro de 1998, respectivamente.

Para o município de Utinga os dados estimados pelo TRMM revelam uma estimativa condizente com a evolução temporal da pluviometria local, Figura B11. Ao analisar a Figura C6 se observa que os valores do TRMM se aproximam dos valores em superfície, haja vista que a maioria desses valores precisa ser corrigido por valores que variam de 0 a 50 mm para se ajustar aos observados em superfície. Ainda, na Figura C6 é possível verificar dois picos de superestimativas em março de 2006 e em fevereiro de 2007 e poucos picos de subestimativas do satélite TRMM, com destaque para o pico de novembro de 2005, com diferença de -241,8 mm.

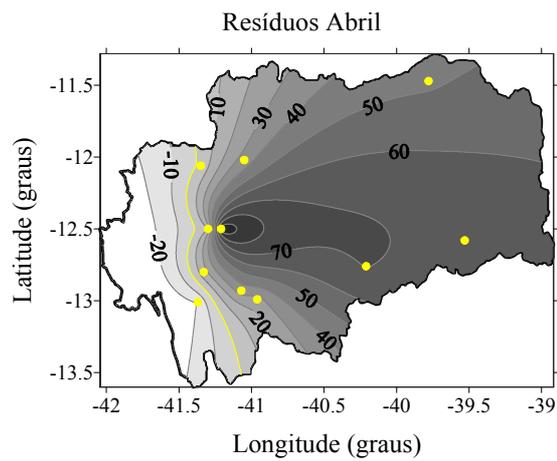
Observa-se que em geral as maiores diferenças estão na faixa de 0 a 50 mm/mês, ou seja, o TRMM não é um bom estimador de chuvas abaixo de um limiar de 50mm/mês.

Na Figura 12 podem ser vistas as diferenças entre os dados estimados pelo satélite TRMM e os dados de postos pluviométricos, representadas espacialmente. Os locais com tonalidade mais escura indicam as regiões que apresentaram as maiores superestimativas do satélite, em contrapartida às regiões com tonalidades mais claras indicam subestimativas. Ao analisar todos os meses se verifica um núcleo frequente de maior superestimativa, com exceção do mês de maio e julho em que ocorre também superestimativas, porém não se destaca como a mais intensa. Nesse núcleo, está incluído o posto Utinga, situado na região centro-oeste da bacia hidrográfica estudada. As superestimativas mais intensas nesse núcleo foram verificadas nos meses de novembro e dezembro. Na região sudeste da bacia hidrográfica apresenta uma outra área de superestimativa com maior intensidade no período de maio a julho. Na região de maior altitude, oeste da bacia hidrográfica verifica-se um comportamento diferente do anteriormente citado, ou seja, na maioria dos meses os valores estimados pelo satélite são inferiores aos observados em superfície. É nessa região onde o relevo da bacia hidrográfica é mais acentuado, em consequência ocorrem chuvas do tipo orográfica (VIEIRA et al., 2011). É sabido que os sensores de microondas têm dificuldade em identificar precipitação orográfica, haja vista a ausência de cristais de gelo nesse sistema precipitante (COLLISHONN, 2006). Os meses com os menores núcleos de subestimativas foram janeiro, maio, junho e julho.

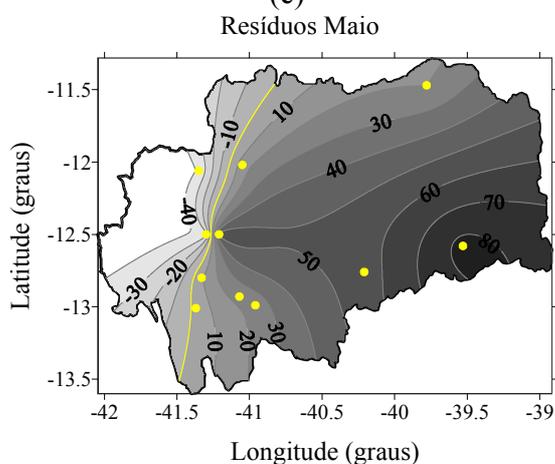




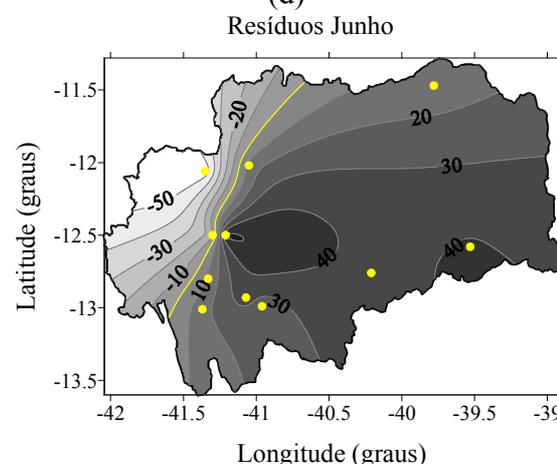
(c)



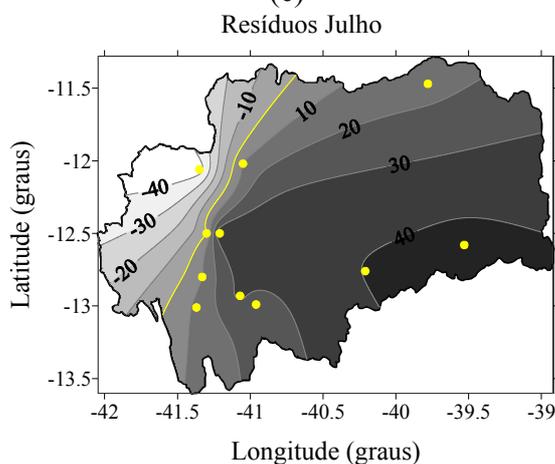
(d)



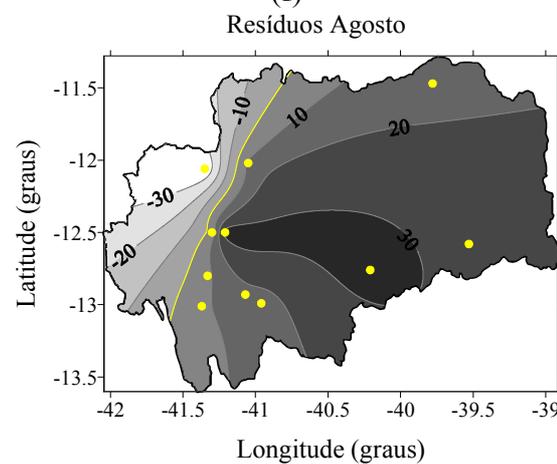
(e)



(f)



(g)



(h)

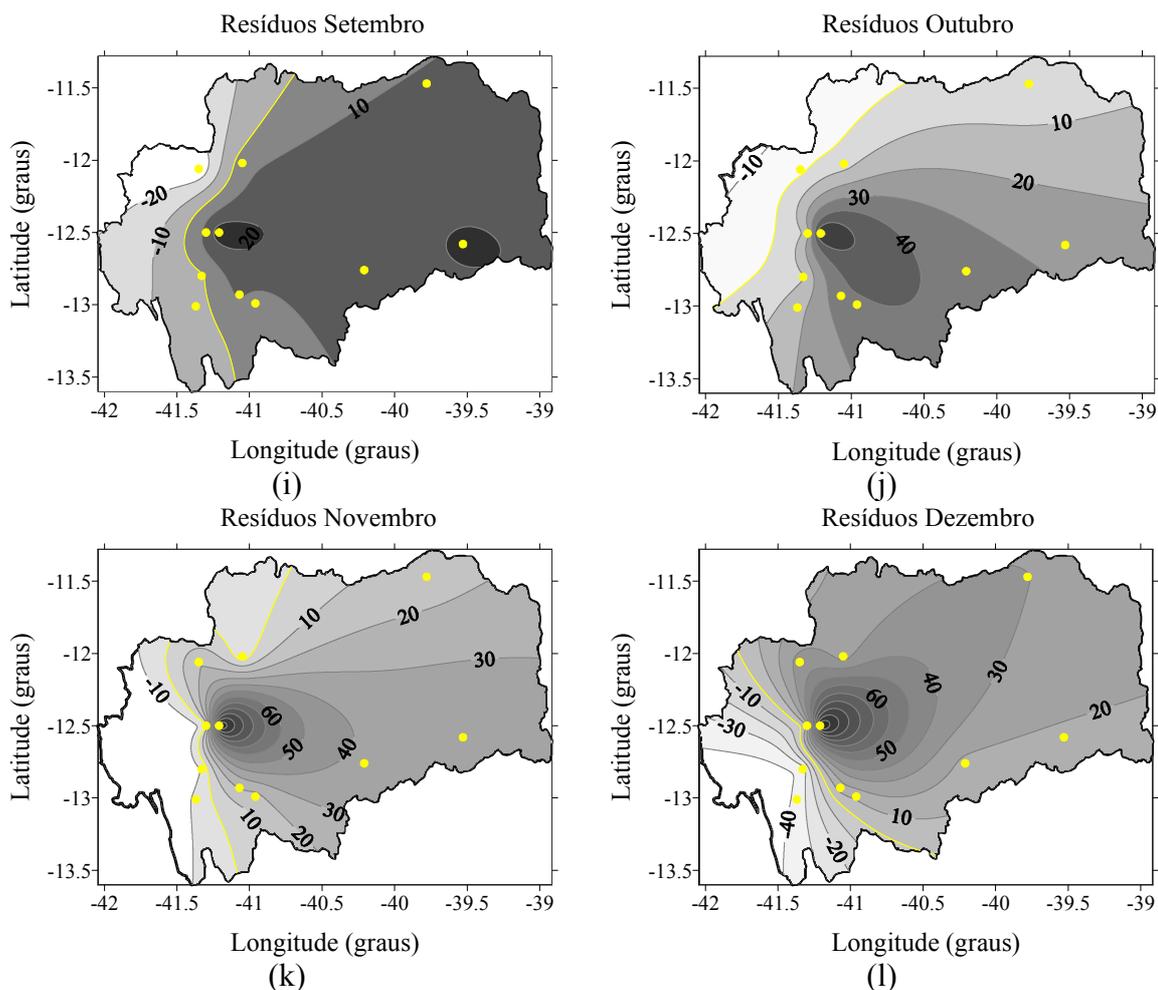


Figura 12 (a,b,c,d,e,f,g,h,i,j,k,l) – Análise espacial da pluviometria média mensal do satélite TRMM e postos pluviométricos.

### 5.5 – Aplicação das RNAs à modelagem chuva-vazão

Para verificação do melhor algoritmo de treinamento para a rede *feed-forward*, disponíveis no MatLab 2009a, foi considerada uma rede com 51 neurônios na camada escondida, correspondente à quantidade de postos, função de transferência *logsig* na camada intermediária e *purelin* na camada de saída. A função de adaptação para o treinamento foi a *learngdm*. Nessa arquitetura apenas o algoritmo de aprendizagem sofreu variações conforme Tabela 8. Na Tabela 8 é possível verificar que o algoritmo *trainlm* (Retropropagação de Levenberg-Marquardt) apresentou o menor erro médio quadrático normalizado (0,13) e maior coeficiente de determinação (0,95) para um tempo de iterações de 22 segundos. O algoritmo de aprendizagem com formação de funções elementares de ordem aleatória (*trainnr*) apresentou erro médio 0,25 e coeficiente de regressão de 0,84. Porém, o tempo de execução da RNA foi em torno de 22 minutos, Tabela 8.

Nas arquiteturas propostas para as RNAs que apresentaram maior tempo de execução e épocas foram identificadas na atuação dos algoritmos com Regularização Bayesiana (*trainbr*) e *trainr*. No primeiro o tempo de execução foi superior a 60 minutos com mais de 500 iterações, enquanto o segundo apresentou 1000 iterações com tempo de execução em torno de 22 minutos. Desse modo, para essa pesquisa foi utilizado o algoritmo com o melhor desempenho e maior coeficiente de regressão, ou seja, o *trainlm*, conforme OYEBODE et al., (2010). Esse algoritmo é considerado uma ótima técnica para aproximação de relações não-lineares (MACHADO, 2005).

Tabela 8 – Teste da RNA *Feed-forward* com diferentes algoritmos de treinamento.

Algoritmos	R (todos)	MSE	Melhor desempenho na validação (MSE)	Tempo	Épocas (número de iteraões)
Trainbfg	0,82	0,40	0,46	2:10 min	8
Trainbr				>60 min	>500
Traincgb	0,84	0,39	0,12	09 seg	7
Traincgf	0,75	0,55	0,19	08 seg	6
Traincgp	0,81	0,38	0,37	08 seg	6
Traingd	0,82	0,62	0,13	4:03 min	191
Traingdm	0,56	1,74	1,88	08 seg	6
Traingda	0,63	0,87	1,07	27 seg	22
Traingdx	0,75	0,59	0,66	22 seg	17
<b>Trainlm</b>	<b>0,95</b>	<b>0,13</b>	<b>0,13</b>	<b>22 seg</b>	<b>6</b>
Trainoss	0,85	0,30	0,37	08 seg	6
Trainr	0,84	0,25	0,21	22:44 min	1000
Trainrp	0,74	0,63	0,44	08 seg	6
Trainscg	0,77	0,53	0,45	13 seg	10

min-minutos e seg- segundos

As funções de transferências presentes na camada intermediária e na saída da RNA e número de neurônios variaram conforme Tabela 9. Nessa Tabela são exibidos os resultados dos testes para alguns neurônios para que através desta possibilite a escolha das funções de transferências na RNA. Na análise da Tabela 9 é possível verificar que as funções de transferência *tansig/purelin*, *logsig/purelin* e *tansig/tansig* apresentaram coeficientes de regressão acima de 0,90. Portanto, essas funções foram utilizadas nos treinamentos da RNA.

Tabela 9 – Coeficiente de regressão para a fase treinamento com diferentes funções de transferência e neurônios.

funções de transferência \ neurônios	neurônios									
	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
tansig/purelin	0,81	<b>0,97</b>	0,90	0,88	<b>0,92</b>	0,86	<b>0,97</b>	0,86	0,89	<b>0,95</b>
logsig/purelin	<b>0,93</b>	<b>0,91</b>	<b>0,91</b>	<b>0,90</b>	0,85	<b>0,92</b>	0,82	<b>0,90</b>	<b>0,94</b>	0,85
tansig/tansig	0,73	<b>0,95</b>	<b>0,90</b>	0,69	<b>0,91</b>	0,61	<b>0,94</b>	<b>0,98</b>	0,83	0,82
purelin/purelin	0,40	0,77	0,59	0,84	0,74	0,83	0,64	0,84	0,66	0,78
purelin/tansig	0,73	0,21	-0,47	0,81	0,55	0,56	0,48	0,70	0,74	0,62
logsig/logsig	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,12	0,60	0,67
purelin/logsig	0,51	0,63	0,55	0,61	0,57	0,60	0,18	0,54	-0,07	0,58
logsig/tansig	0,33	-0,04	0,88	0,82	0,87	0,71	0,82	0,88	0,70	0,78
tansig/logsig	0,34	0,64	0,47	0,48	0,60	0,54	0,63	-0,06	0,60	0,51

Foram obtidas 43 arquiteturas de RNA *feed-forward*, Tabela D1 no Apêndice D, com duas camadas, camada intermediária e de saída, variando a quantidade de neurônios de 51 a 103 na camada intermediária e alternando as funções de transferências *tangente sigmóide*, *logarítmica sigmóide* e *purelin* nas duas camadas, Tabela D1. Apenas foram consideradas as arquiteturas que apresentaram coeficiente de regressão representativo de toda etapa de treinamento (R todos) superior ou igual a 0,90. A maioria das RNAs obtidas, apresentavam funções de transferência *logsig/purelin* atuantes na camada intermediária e de saída, respectivamente, no total foram 19 RNAs. A maioria das arquiteturas utilizou a função de transferência *tansig* na camada intermediária, Tabela D1. O maior valor do R (todos) foi 0,98 identificado na rede 43 com 90 neurônios em sua camada intermediária, seguido das RNAs 5, 8, 19, 21, 31 e 32 com valores de coeficiente de regressão igual a 0,97 para todo o treinamento.

Os menores valores de MSE 0,05 ocorreram nas redes 31 e 43 que correspondem às redes neurais com funções de transferência nas camadas intermediária e saída *tansig/purelin* e *tansig/tansig*, respectivamente. As redes 31 e 43 apresentaram em suas camadas intermediárias 85 e 90 neurônios respectivamente, Tabela D1. Em seguida, a rede 15 com MSE igual 0,06 formada por 89 neurônios em sua camada intermediária e funções de transferência *logsig/purelin*. Tabela D1. Visto que as RNAs 15, 31 e 43 apresentaram os menores erros e as duas últimas apresentaram MSE iguais e coeficiente de regressão

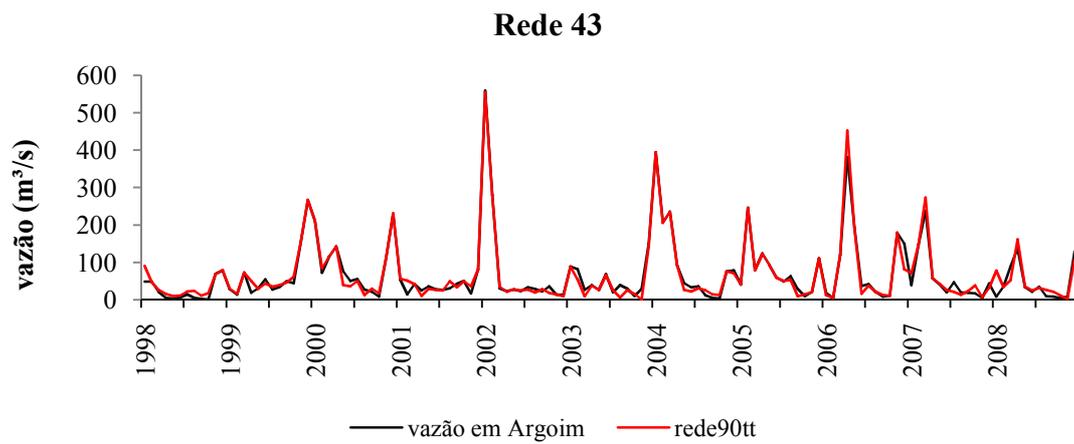
próximos faz-se necessário utilizar outros índices para verificar qual dessas RNAs apresentaria melhor modelagem chuva-vazão, Tabela 10.

Quando se avalia o desempenho de todo o processo de treinamento das redes com menores MSE foi possível identificar o melhor desempenho para a RNA 43. Essa RNA apresenta o maior coeficiente de eficiência 0,96 e o menor REMQ 0,20 m<sup>3</sup>/s, conforme pode ser visto na Tabela 10.

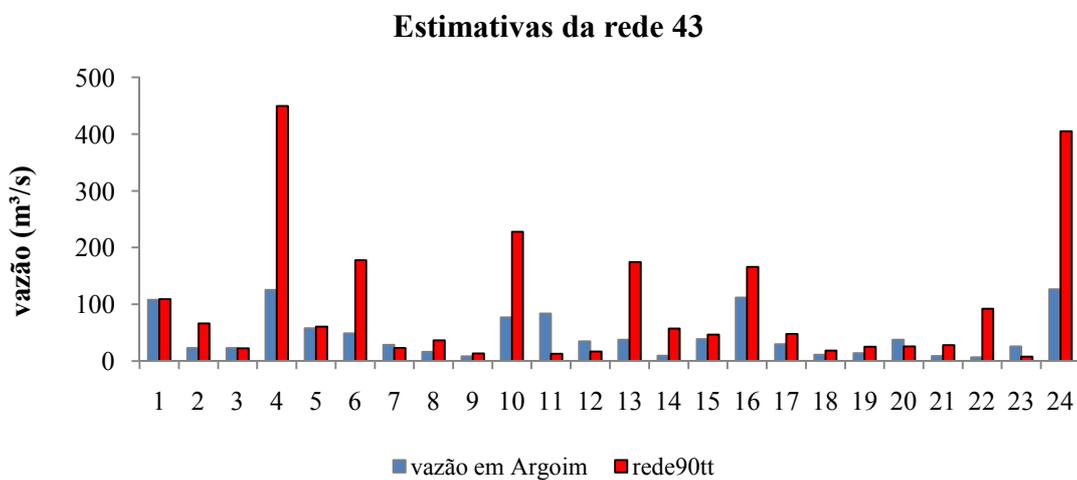
Tabela 10 – Desempenho da RNA com base no coeficiente de eficiência (E) e na raiz do erro médio quadrático (REMQ).

Redes	funções de transferência	E	REMQ
15	Logsig/purelin	0,84	0,43
31	Tansig/purelin	0,92	0,29
43	Tansig/tansig	0,96	0,20

No processo de treinamento, validação e teste a RNA 43 com 90 neurônios em sua camada oculta e funções de transferência *tansig/tansig* ajustaram-se aos dados observados conforme Figura 13a. Na Figura 13b a previsão da RNA para os anos de 2009 e 2010 revela o comportamento da vazão do rio Paraguaçu na seção transversal de Argoim. Verificam-se cinco picos bastante acentuados referentes aos meses 4, 6, 10, 13 e 24. Os picos mais acentuados são referentes aos meses de abril de 2009 e dezembro de 2010. As superestimativas observadas na previsão, Figura 13b, refletem a limitação do modelo em prever vazão de pico. Além disso, essa limitação pode estar associada ao fator mencionado por Machado (2005). Segundo esse autor a relação mensal chuva vazão é provavelmente a mais difícil tendo em vista que considera processos do ciclo hidrológico de médio e longo prazo.



(a)



(b)

Figura 13 – Ajuste da RNA para a etapa de treinamento (treinamento, validação e teste) (a) e estimativas dos anos de 2009 e 2010 (b).

## Capítulo 6

# Conclusões e sugestões

As características físicas da bacia hidrográfica indicaram que a área da BHRP não é muito propícia a enchentes, o rio principal apresenta baixa declividade. O percurso do curso d'água principal apresenta formas transicionais, regulares e irregulares. As declividades mais acentuadas estão presentes em vários núcleos da bacia hidrográfica, no entanto predominam na parte oeste da bacia. Já os menores declives são predominantes na parte leste. A cobertura vegetal da bacia hidrográfica é composta de áreas com vegetação secundária, atividades agrárias, Floresta Estacional Semidecidual Montana, Savana Estépica Florestada, Refúgios Vegetacionais Alto-Montana, Floresta Estacional, Savana Florestada, Savana Gramíneo-Lenhosa, Savana Parque, Savana Estépica Arborizada e Savana Arborizada. Uma área superior a 60% da bacia hidrográfica é utilizada para atividades agrárias e vegetação secundária.

As estimativas do satélite TRMM revelaram tendência de superestimação dos dados de precipitação mensal na maior parte dos postos. Principalmente em locais mais elevados, onde geralmente há formação de chuvas do tipo orográficas. Os sistemas locais que deram origem as chuvas orográficas ou convectivas foram as causas das sub e sobrestimativa da precipitação. Esses sistemas são fatores limitantes das estimativas de chuva pelo TRMM.

O algoritmo *Retropropagação de Levenberg-Marquardt* apresentou o melhor desempenho, com tempo de iteração razoável para obtenção das diversas arquiteturas. As funções de transferências: *tansig/purelin*, *logsig/purelin* e *tansig/tansig*, presentes nas camadas intermediária e de saída da RNA, foram as que apresentaram a melhores resultados. A RNA escolhida para a modelagem chuva-vazão contém 90 neurônios na camada intermediária e função de transferência *tansig* nas camadas intermediária e de saída. Na fase de previsão a RNA superestimou os picos mais elevados de vazão. A metodologia de RNAs é capaz de realizar previsão de vazão, no entanto ainda apresenta dificuldades quanto à previsão de picos de vazões, como todo modelo hidrológico. Além disso, sugere-se também o uso das características físicas da bacia hidrográfica na modelagem hidrológica com RNA.

Sugere-se o uso de outros algoritmos do satélite TRMM na modelagem hidrológica desta bacia. Bem como pesquisas para a melhoria de estimativas do satélite TRMM para chuva dos tipos convectiva, estratiforme e orográfica. Apesar das limitações sugere-se o uso do TRMM em outras bacias hidrográficas, haja vista que a obtenção de dados de sensores remotos na modelagem hidrometeorológica em tempo real é uma opção que não pode ser desprezada, principalmente em locais onde não há disponibilidade de informações hidrológicas.

## Referências

ADAMOWSKI, J.; SUN, K. Development of a coupled wavelet transform and neural network method for flow forecasting of non-perennial rivers in semi-arid watersheds. **Journal of Hydrology**, v. 390, p. 85–91, 2010.

AGENDA 21 GLOBAL. Conferência das Nações Unidas sobre o Meio Ambiente e Desenvolvimento (CNUMAD), Rio de Janeiro, 1992. Disponível em: <<http://www.mma.gov.br/responsabilidadesocioambiental/agenda-21/agenda-21-global>> . Acesso em: 03/02/2013.

ALCÁZAR, J.; PALAU, A.; VEGA-GARCÍA, C. A neural net model for environmental flow estimation at the Ebro River Basin, Spain. **Journal of Hydrology**, v. 349, p. 44-55, 2008.

ALVES, J. M. P.; CASTRO, P. T. A. Influência de feições geológicas na morfologia da bacia do rio do Tanque (MG) baseada no estudo de parâmetros morfométricos e análise de padrões de lineamentos. **Revista Brasileira de Geociências**, v. 33, n.2, p.117-124, 2003.

ANA. Disponível em: <<http://hidroweb.ana.gov.br/cd4/index.htm>>. Acesso em: 06/05/2010.

ARAÚJO, L. E. **Análise estatística de chuvas intensas na Bacia Hidrográfica do Rio Paraíba**. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2006.

ARAÚJO, L. E.; SOUSA, F. A. S.; RIBEIRO, M. A. F. M.; SANTOS, A. S.; MEDEIROS, P. C. Análise estatística de chuvas intensas na Bacia Hidrográfica do Rio Paraíba. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 23, n.2, p. 162-169, 2008.

BAHIA. **Plano Diretor de Recursos Hídricos da Bacia Hidrográfica do Rio Paraguauçu**. Documento Síntese. Superintendência de Recursos Hídricos. Governo do Estado da Bahia, p.195, 1993.

BAHIA. **Plano Diretor de Recursos Hídricos do Médio e Baixo Rio Paraguaçu.**  
Volume VI - Documento Síntese. Superintendência de Recursos Hídricos. Governo do  
Estado da Bahia. p.195, 1996.

BALDISSERA, G. C. **Aplicabilidade do modelo de simulação hidrológica SWAT (Soil  
and Water Assessment Tool), para a bacia hidrográfica do rio Cuiabá/MT.**  
Dissertação (Mestrado em Física e Meio Ambiente) – Universidade Federal de Mato  
Grosso, Cuiabá, 2005.

CARVALHO NETO, J. G. **Simulação hidrossedimentológica da bacia do riacho dos  
namorados com o modelo SWAT.** Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil e  
Ambiental) Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2011.

CGIAR-CSI. Disponível em: << <http://srtm.csi.cgiar.org/>>>. Acesso em: 07/02/2012.

CHAVES, R.R. **Variabilidade da precipitação na região sul do Nordeste do Brasil e  
sua associação com padrões atmosféricos.** Dissertação (Mestrado em Meteorologia) –  
Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 1999.

CHAVES, R.R.; CAVALCANTI, I.F.A. Atmospheric circulation features associated with  
rainfall variability over southern Northeast Brazil. **Monthly Weather Review**, v.129, p.  
2614-2626, 2001.

CHEN, C.; YU, Z.; LI, LI.; YANG, C. Adaptability Evaluation of TRMM Satellite  
Rainfall and Its Application in the Dongjiang River Basin. **Procedia Environmental  
Sciences**, v. 10, p.396 – 402, 2011.

CHOKMANI, K.; OUARDA, T. B. M. J.; HAMILTON, S.; GHEDIRA, M. H.;  
GINGRAS, H. Comparison of ice-affected streamflow estimates computed using artificial  
neural networks and multiple regression techniques. **Journal of Hydrology**, v. 349, p.  
383-396, 2008.

CHUA, L. H.C.; WONG, T. S.W. Improving event-based rainfall–runoff modeling using a  
combined artificial neural network–kinematic wave approach. **Journal of Hydrology**, v.  
390, p. 92–107, 2010.

COELHO, A L. N. Modelagem hidrológica da bacia do rio Doce (MG/ES) com base em imagens SRTM (Shuttle Radar Topography Mission). **Caminhos de Geografia**, v. 8, n. 22, p. 116-131, 2007.

COLLISCHONN, B. **Uso de precipitação estimada pelo satélite TRMM em modelo hidrológico distribuído**. Dissertação (Mestrado em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2006.

COLLISCHONN, B.; COLLISCHONN, W.; TUCCI, C. E. M. Daily hydrological modeling in the Amazon basin using TRMM rainfall estimates. **Journal of Hydrology**, v. 360, p. 207– 216, 2008.

CORRAR, L. J.; PAULO, E.; FILHO, J. M. D. **Análise Multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia**. São Paulo: Atlas, 2007.

COSTA, I. C. **Avaliação dos dados produzidos pela rede de radares meteorológicos de banda “s” localizados no centro sul do Brasil**. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2007.

DECHMI, F.; BURGUETE, J.; SKHIRI, A. SWAT application in intensive irrigation systems: Model modification, calibration and validation. **Journal of Hydrology**, v. 470-471, p. 227–238, 2012.

DOLLING, O. R.; VARAS, E. A. Artificial neural networks for streamflow prediction. **Journal of Hydraulic Research**, v. 40, n. 5, p. 547-554, 2003.

DORNELLES, F. **Previsão contínua de níveis fluviais com redes neurais utilizando previsão de precipitação**. Dissertação (Mestrado em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2007.

DUBREUIL, V.; ARVOR, D.; NÉDÉLEC, V.; MAITELLI, G. T. Comparação entre os dados TRMM, GOES e SPOT-VGT para a estimativa das chuvas em Mato Grosso. Anais do **XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, v.1, p. 3849-3851, 2007.

FICKLIN, D. L.; LUO, Y.; LUEDELING, E.; ZHANG, M. Climate change sensitivity assessment of a highly agricultural watershed using SWAT. **Journal of Hydrology**, v.374, p. 16–29, 2009.

FONTES, A. S. Estudo da Dinâmica do Fluxo de Água na Bacia do Rio Jacuípe por Meio de Traçadores Ambientais. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v.16, n.3, p.27-36, 2011.

GARCEZ, L. N.; ALVAREZ, G. A. **Hidrologia**. São Paulo: Edgard Blücher, 2ª edição, 1988, 291p.

GONÇALVES, G. G. G.; DANIEL, O.; COMUNELLO, E.; PEREIRA, H. H. G.; ARAI, F. K.; VITORINO, A. C. T. Mapeamento do uso do solo na Bacia Hidrográfica do Rio Dourados, Estado de Mato Grosso do Sul, Brasil. **Anais do X Congresso Argentino de Ingeniería Rural y II del MERCOSUR**, v. 1, p. 1769-1775, 2009.

GUEDES, R. V. S. **Previsão de seca na bacia hidrográfica do açude Epitácio Pessoa com base em redes neurais artificiais**. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) - Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2011.

GUTIÉRREZ, M.; JOHNSON, E.; MICKUS, K. Watershed assessment along a segment of the Rio Conchos in Northern Mexico using satellite images. **Journal of Arid Environments**, v. 56, p. 395-412, 2004.

HECHT-NIELSEN, R. **Neurocomputing**. Addison-Wesley, Menlo Park, CA, USA, 1990.

HONG, Y.; ADLER, R. F.; HOSSAIN, F.; CURTIS, S.; HUFFMAN, G. J. A first approach to global runoff simulation using satellite rainfall estimation. **Water Resources Research**, v. 43, w08502, doi:10.1029/2006WR005739, 2007.

IBGE. Manual Técnico da Vegetação Brasileira. Disponível em: << ftp://geofp.ibge.gov.br/documentos/recursos\_naturais/manuais\_tecnicos/manual\_tecnico\_vegetacao\_brasileira.pdf >>. Acesso em: 07/04/2012.

JHA, M.; GASSMAN, P. W.; SECCHI, S.; GU, R.; ARNOLD, J. Effect of Watershed Subdivision on SWAT Flow, Sediment, And Nutrients Predictions. **Journal of the American Water Resources Association**, p.811-825, 2004.

JIA, S.; ZHU, W.; LÚ, A.; YAN, T. A statistical spatial downscaling algorithm of TRMM precipitation based on NDVI and DEM in the Qaidam Basin of China. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, p. 3069–3079, 2011.

KHAN, M. A.; GUPTA, V. P.; MOHARANA, P. C. Watershed prioritization using remote sensing and geographical information system: a case study from Guhiya, India. **Journal of Arid Environments**, v. 49, p. 465-475, 2001.

KOULI, M.; VALLIANATOS, F.; SOUPIO, P. ALEXAKIS, D. Gis-based morphometric analysis of two major watersheds, Western Crete, Greece. **Journal of Environmental Hydrology**, v. 15, n.1, p. 1-17, 2007.

KOUSKY, V. E.; GAN, M. A. Upper tropospheric cyclonic vortices in the tropical South Atlantic. **Tellus**, v. 33, n. 6, p. 538-551, 1981.

KOUSKY, V. E.; GAN, M. A. Vórtices Ciclônicos da Alta Troposfera no Oceano Atlântico Sul. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 1, p.19-28, 1986..

KRÖSE, B.; SMAGT, P. V. D. **An Introduction to Neural Networks**. The University of Amsterdam. 8ª edição, 1996, 136p.

LI, X. H.; ZHANG, Q.; XU, C. Y. Suitability of the TRMM satellite rainfalls in driving a distributed hydrological model for water balance computations in Xinjiang catchment, Poyang lake basin. **Journal of Hydrology**, v. 426-427, p. 28-38, 2012.

LIMA, C. H. R.; FERREIRA FILHO, W. M. Análise de modelos de redes neurais aplicados ao processo chuva-deflúvio no semi-árido. In: **Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, 15, 2003, Curitiba. Relação de trabalhos. Curitiba: ABRH, 2003. 1 CD ROOM.

LIPPMANN, R. P. An introduction to computing with neural nets. **IEEE ASSP Magazine**, p. 4-22, 1987.

LUO, Y.; SU, B.; YUAN, J.; LI, H.; ZHANG, Q. GIS Techniques for Watershed Delineation of SWAT Model in Plain Polders. **Procedia Environmental Sciences**, v.10, p. 2050 – 2057, 2011.

MACHADO, F. W. **Modelagem Chuva-Vazão mensal utilizando redes neurais artificiais**. Dissertação (Mestrado em Engenharia em Recursos Hídricos e Ambiental) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2005.

MAKHAMREH, Z. Using remote sensing approach and surface landscape conditions for optimization of watershed management in Mediterranean regions. **Physics and Chemistry of the Earth**, v. 36, p.213-220, 2011.

MAKKEASORN, A.; CHANG, N.; LI, J. Seasonal change detection of riparian zones with remote sensing images and genetic programming in a semi-arid watershed. **Journal of Environmental Management**, v. 90, p. 1069–1080, 2009.

MAKUNGO, R.; ODIYO, J.O.; NDIRITU, J.G.; MWAKA, B. Rainfall–runoff modelling approach for ungauged catchments: A case study of Nzhelele River sub-quaternary catchment. **Physics and Chemistry of the Earth**, v. 35, p. 596–607, 2010.

MOLION, L.C.B.; BERNARDO, S.O. Uma revisão da dinâmica das chuvas no Nordeste brasileiro. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 17, p. 1-10, 2002.

NASA. Disponível em: <[http://trmm.gsfc.nasa.gov/overview\\_dir/background.html](http://trmm.gsfc.nasa.gov/overview_dir/background.html)>. Acesso em: 19/04/2012.

NASDA. **TRMM Data Users Handbook**, 2001. Disponível em: <[http://www.eorc.jaxa.jp/TRMM/document/text/handbook\\_e.pdf](http://www.eorc.jaxa.jp/TRMM/document/text/handbook_e.pdf)>. Acesso em: 19/04/2012.

NASH, J. E.; SUTCLIFFE, J. V. River flow forecasting through conceptual models part 1 – A discussion of principles. **Journal of Hydrology**, v. 10, n.3. p.282-290, 1970.

NOBRE, C. A. Ainda sobre a Zona de Convergência do Atlântico Sul: A importância do Oceano Atlântico. **Climanálise**, v.3,n.3, p. 30-31, Abril, 1988.

- NOBRE, C. A.; MOLION, L. C. B. The Climatology of drought and drought prediction. **The Impact of Variations on Agriculture**, v. 2, p. 305-323, 1988.
- NÓBREGA, R. S. **Modelagem de impactos do desmatamento nos recursos hídricos da bacia hidrográfica do Rio Jamari (RO) utilizando dados de superfície e do trmm**. Tese (Doutorado em Meteorologia) - Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2008.
- NÓBREGA, R. S.; SOUZA, E. P.; SOUSA, F. A. S. Análise da utilização de dados do satélite TRMM em um modelo hidrológico semidistribuído na bacia hidrográfica do Rio Jamari (RO). **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 01, n. 01, p.47-61, 2008.
- NOURANI, V.; KISI, Ö.; KOMASI, M. Two hybrid Artificial Intelligence approaches for modeling rainfall–runoff process. **Journal of Hydrology**, v. 402, p. 41-59, 2011.
- NOVAES, L. F. **Modelo para a quantificação da disponibilidade hídrica na bacia do Paracatu**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2005.
- OLIVEIRA, L. C. K. **Papel do monitoramento e da previsão de vazões no gerenciamento de bacia hidrográficas**. Dissertação (Mestrado em Ciências e em Engenharia Civil ) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2003.
- OLIVEIRA, É. D.; BORSATO, V. A. Propriedades morfométricas da bacia hidrográfica hidrográfica do córrego Marumbizinho, Jandaia do Sul/PR. **Revista Geografar**, v.6, n.1, p.76-94, 2011.
- ONEMA, J. M. K.; TAIGBENU, A. NDVI–rainfall relationship in the Semliki watershed of the equatorial Nile. **Physics and Chemistry of the Earth**, v. 34, p. 711-721, 2009.
- OYEBODE, E. O. ADEKALU, K. O. FASHOTO, S. G. Development of rainfall-runoff forecast model. **International Journal of Engineering and Mathematical Intelligence**, v.1, p.56-66, 2010.
- PACA, V. H. M. **Análise de informações satelitais e dados convencionais da rede pluvio-fluviométrica como contribuição à modelagem hidrológica na Região**

**Amazônica - estudo de caso: bacia do Rio Guamá – Pará.** Dissertação (Mestrado em Ciências em Engenharia Civil) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2008.

PEREIRA, M. C. N. **Composição do Comitê da Bacia Hidrográfica do Rio Paraguaçu-BA: Análise da origem geográfica e do setor econômico representado por seus membros como fatores intervenientes na gestão participativa de recursos hídricos.** Dissertação (Mestrado em Desenvolvimento Sustentável), Universidade de Brasília, Brasília, 2008.

PINTO, L. V. A.; FERREIRA, E.; BOTELHO, S. A.; DAVIDE, A. C. Caracterização física da bacia hidrográfica do ribeirão Santa Cruz, Lavras, MG e uso conflitante da terra em suas áreas de preservação permanente. **Cerne**, Lavras, v. 11, n. 1, p. 49-60, 2005.

POST, D. A.; JAKEMAN, A. J. Predicting the daily streamflow of ungauged catchments in S.E. Australia by regionalising the parameters of a lumped conceptual rainfall-runoff model. **Ecological Modelling**, v. 123, p. 91-104, 1999.

PRICE, K. Effects of watershed topography, soils, land use, and climate on baseflow hydrology in humid regions: A review. **Progress in Physical Geography**, v.35, n.4, p.465-492, 2011.

QIU, L.; ZHENG, F.; YIN, R. SWAT-based runoff and sediment simulation in a small watershed, the loessial hilly-gullied region of China: capabilities and challenges. **International Journal of Sediment Research**, v. 27, p. 226-234, 2012.

RAJURKAR, M. P.; KOTHYARI, U. C.; CHAUBEC, U.C. Modeling of the daily rainfall-runoff relationship with artificial neural network. **Journal of Hydrology**, v. 285, p. 96–113, 2004.

RAMÍREZ, M. C. V.; WEIGANG, L.; FERREIRA, N. J. Aplicação de Redes Neurais Artificiais e Transformada de Ondeletas para Estimativas de Precipitação usando imagens do satélite GOES-8: Resultados Preliminares. In: **IV Congresso Brasileiro de Redes Neurais**, 1999, ITA, São José dos Campos p. 252-256.

REPELLI, C. A.; SOUZA, E. B.; QUADRO, M. F. L.; ALVES, J. M. B.; SAKAMOTO, M. S. **Influências da oscilação de Madden-Julian Sobre o Nordeste Brasileiro no final de março/1997**. Disponível em: <<http://www.cbmet.com/cbm-files/13-8773280aez3d962cc3f436d1be1553f3c.pdf>>. Acesso em: 08/12/2012 .

RODRIGUEZ, F.; BOCHER, E.; CHANCIBAULT, K. Terrain representation impact on periurban catchment morphological properties. **Journal of Hydrology**, v. 485, p. 54–67, 2013.

SHARMA, S.K.; TIWARI, K.N. Bootstrap based artificial neural network (BANN) analysis for hierarchical prediction of monthly runoff in Upper Damodar Valley Catchment. **Journal of Hydrology**, v. 374, p. 209–222, 2009.

SILVA, L.; LIMA, E. R. V.; ALMEIDA, H. A.; COSTA FILHO, J. F. Caracterização Geomorfométrica e Mapeamento dos Conflitos de Uso na Bacia de Drenagem do Açude Soledade. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 03, p.112-122, 2010.

SOUSA, W. S. **Rede neural aplicada à previsão de vazões médias mensais da bacia hidrográfica do rio Piencó**. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2008.

TANAJURA, C. A. S.; GENZ, F.; ARAÚJO, H. A. Mudanças climáticas e recursos hídricos na Bahia: validação da simulação do clima presente do HadRM3P e comparação com os cenários A2 e B2 para 2070-2100. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 25, n.3, p. 345-358, 2010.

TANG, Z.; FISHWICK, P. A. Feed-forward neural nets as models for time series forecasting. **Computer and Information Sciences**, v. 5, n. 4, p. 374–385, 1993.

VALERIANO, M. M. **Modelo digital de elevação com dados srtm disponíveis para a América do Sul**. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2004.

VASQUES, A. C. **Características de precipitação sobre a América do Sul provenientes de diferentes fontes de dados com ênfase no Brasil**. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2007.

VENDRUSCOLO, J. **Regionalização dos parâmetros de um modelo chuva-vazão para estimativa de vazões em bacia sem monitoramento sistemático**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2005.

VIANA, D. R. **Comportamento espaço-temporal da Precipitação na região sul do Brasil utilizando dados TRMM e SRTM**. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2009.

VIEIRA, M. S. B.; MACHADO, E. C. M. N.; FURTUNATO, O. M. Análise de padrões de precipitação através da variabilidade espacial na Bacia Hidrográfica do Rio Paraguaçu. In: **XIV Congresso Mundial da Água**, Porto de Galinhas, 2011. Disponível em: <<http://www.worldwatercongress.com/pt/temas.php>>. Acesso em 06/12/12.

VILLELA, S. M.; MATTOS, A. **Hidrologia Aplicada**. São Paulo: McGraw-Hill do Brasil, 1975, 245p.

WEGEHENKEL, M.; JOCHHEIM, H.; KERSEBAUM, K. C. The application of simple methods using remote sensing data for the regional validation of a semidistributed hydrological catchment model. **Physics and Chemistry of the Earth**, v.30, p. 575-587, 2005.

WONG, F. S. Time series forecasting using backpropagation neural networks. **Neurocomputing**, v. 2, p.147–159, 1991.

WU, C. L.; CHAU, K.W. Rainfall–runoff modeling using artificial neural network coupled with singular spectrum analysis. **Journal of Hydrology**, v. 399, p. 394-409, 2011.

YAMAZAKI, Y.; RAO, V.B. Tropical cloudiness over South Atlantic ocean. **Journal of the Meteorological Society of Japan**, v. 55, p. 205-207, 1977.

ZHANG, B.; GOVINDARAJU, R. S. Geomorphology-based artificial neural networks (GANNs) for estimation of direct runoff over watersheds. **Journal of Hydrology**, v. 273, p. 18-34, 2003.

# Apêndice A

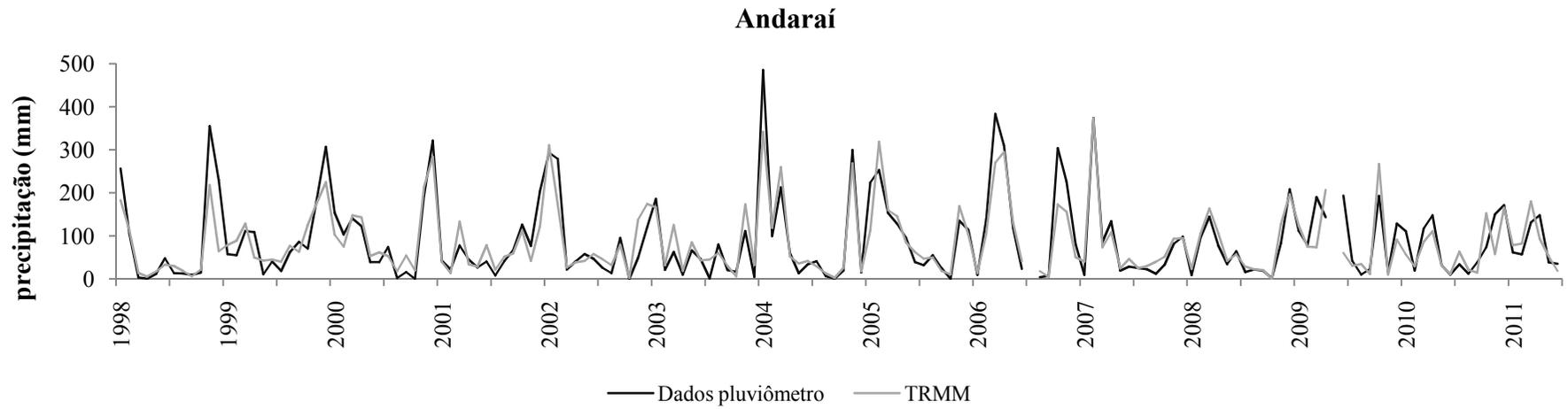
Tabela A - Relação das estações/postos pluviométricos utilizadas no estudo.

Ordem	Estações/Postos Pluviométricos	Código	Lat(°)	Long(°)	Alt(m)
1	Afrânio Peixoto	1241010	-12,28	-41,40	850
2	Alagadiço	1241009	-12,48	-41,90	1030
3	Andaraí	1241008	-12,80	-41,33	330
4	Argoim	1239007	-12,58	-39,53	265
5	Baixa Grande	1140018	-11,96	-40,18	369
6	Boa Vista do Tupim	1240004	-12,66	-40,61	300
7	Bonito (Ibiapora)	1141012	-11,97	-41,27	967
8	Brejo Novo	1240002	-12,83	-40,78	400
9	Cascavel	1341008	-13,28	-41,39	1130
10	Duas Barras do Morro	1140017	-11,97	-40,97	627
11	Estação Experimental	1241028	-12,02	-41,05	511
12	Fazenda Brasiléia	1340010	-13,22	-40,58	350
13	Fazenda Caldeirão	1239001	-12,40	-39,88	300
14	Fazenda Coqueiros	1241002	-12,47	-41,05	580
15	Fazenda Iguaçu	1241001	-12,93	-41,07	317
16	Fazenda Ribeiro	1241027	-12,06	-41,35	
17	Fazenda Santa Fé	1239020	-12,52	-39,87	179
18	Fazenda Santa Quitéria	1240018	-12,36	-40,04	180
19	Fazenda São João	1240008	-12,47	-40,18	250
20	Guine	1241032	-12,77	-41,54	
21	Iaçu	1240016	-12,76	-40,21	237
22	Ibiapora	1240005	-12,05	-40,80	685
23	Ibiquera	1240001	-12,65	-40,93	560
24	Indai	1240009	-12,00	-40,57	500
25	Ipirá	1239014	-12,16	-39,74	299
26	Iraquara (João Pessoa)	1241012	-12,25	-41,62	750
27	Itaberaba	1240013	-12,50	-40,28	270
28	Itaeté	1240012	-12,99	-40,96	299
29	Itatim	1239013	-12,72	-39,68	260
30	João Amaro	1240003	-12,78	-40,35	249
31	Lagoa do Lajedo	1240000	-12,92	-40,22	280
32	Lajedinho	1240022	-12,36	-40,91	480
33	Lajedo Alto	1239017	-12,72	-39,87	265
34	Lençóis	83242	-12,56	-41,38	438
35	Macajuba (Capivari)	1240020	-12,13	-40,35	449
36	Machado Portela (Juraci)	1340016	-13,13	-40,77	300
37	Mairi (Monte Alegre)	1140004	-11,71	-40,15	424
38	Marcionílio Souza (Tamburi)	1240019	-12,98	-40,53	289
39	Morro das flores	1240017	-12,42	-40,57	520
40	Mundo Novo	1140002	-11,85	-40,47	480
41	Novo Acre (VFFLB)	1341005	-13,43	-41,10	590
42	Palmeiras	1241025	-12,50	-41,57	
43	Pintadas	1139005	-11,80	-39,92	270
44	Porto	1241017	-12,50	-41,30	355
45	Ruy Barbosa	1240023	-12,28	-40,45	395
46	Santa Terezinha	1239019	-12,77	-39,53	198

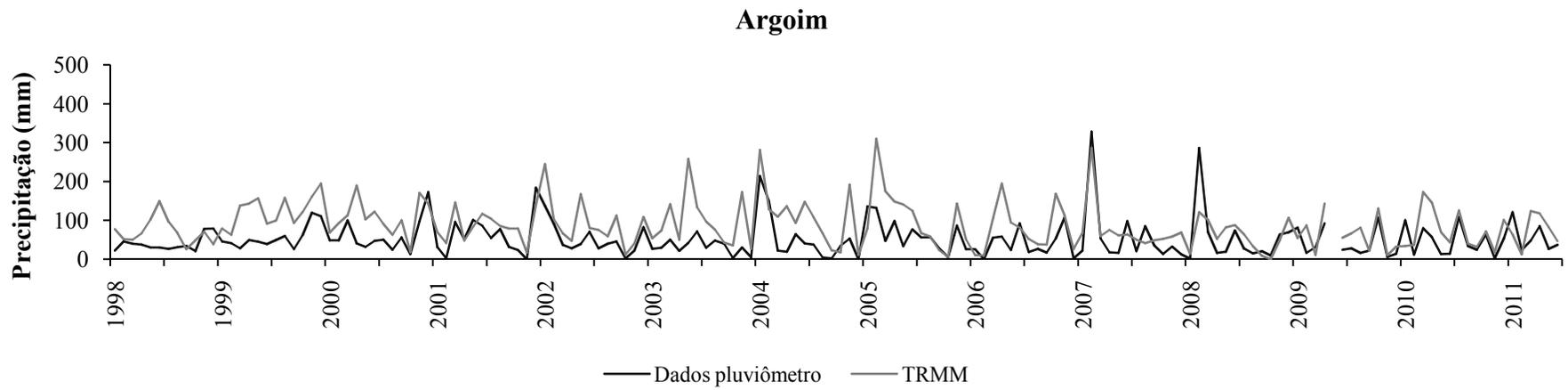
Tabela A - Relação das estações/postos pluviométricos utilizadas no estudo (continuação).

Ordem	Estações/Postos Pluviométricos	Código	Lat(°)	Long(°)	Alt(m)
47	Seabra	1241022	-12,42	-41,77	875
48	Usina Mucugê	1241033	-13,01	-41,37	870
49	Utinga	1241026	-12,50	-41,21	357
50	Várzea do Cerco	1241019	-12,05	-41,45	1000
51	Wagner (Itacira)	1241018	-12,29	-41,17	466

# Apêndice B

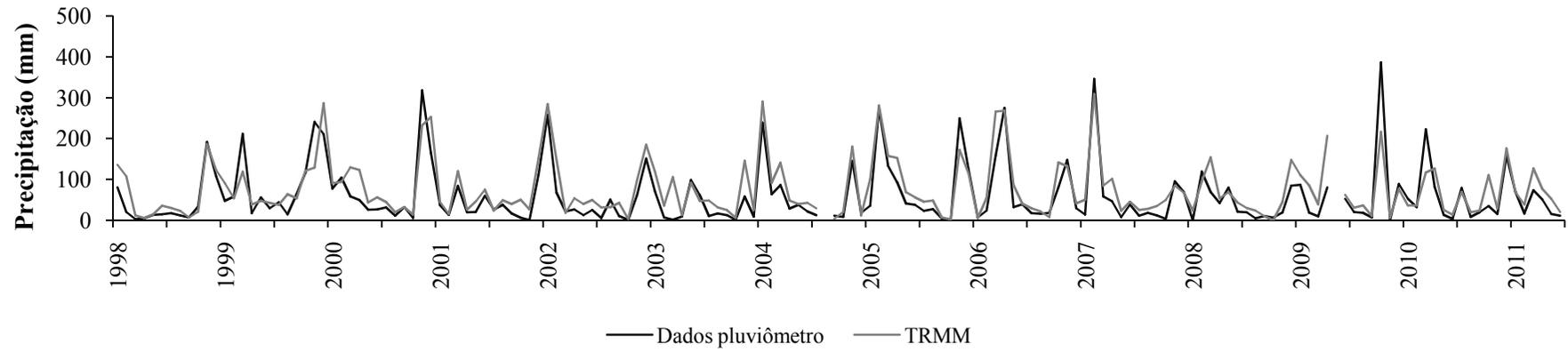


(B1)



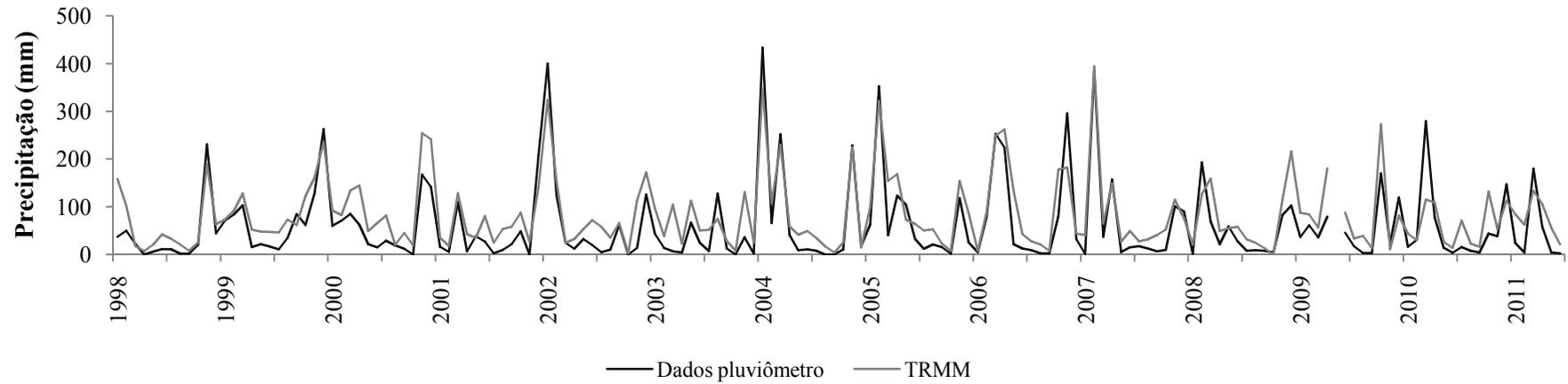
(B2)

### Estação experimental



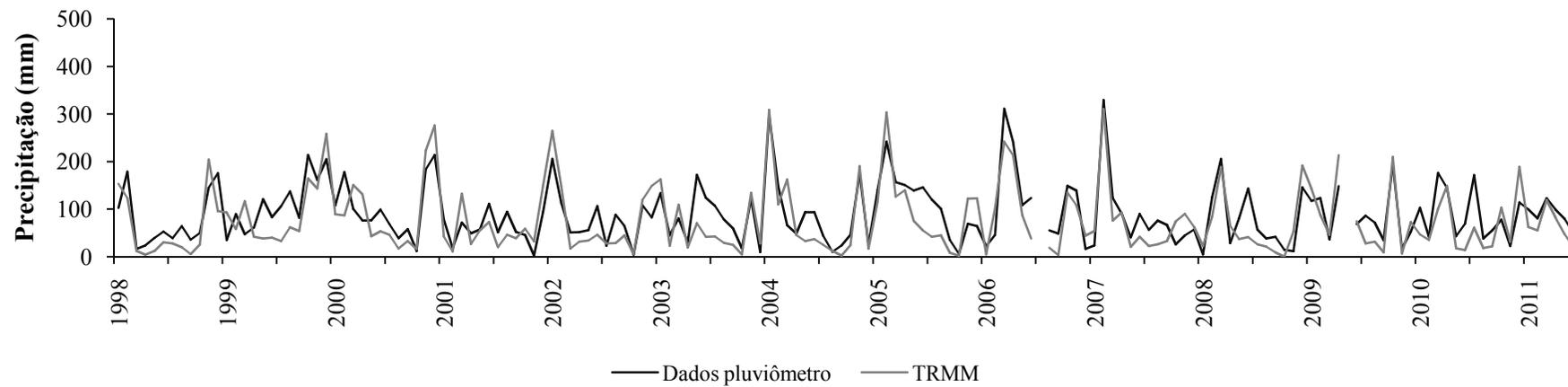
(B3)

### Fazenda Iguaçu



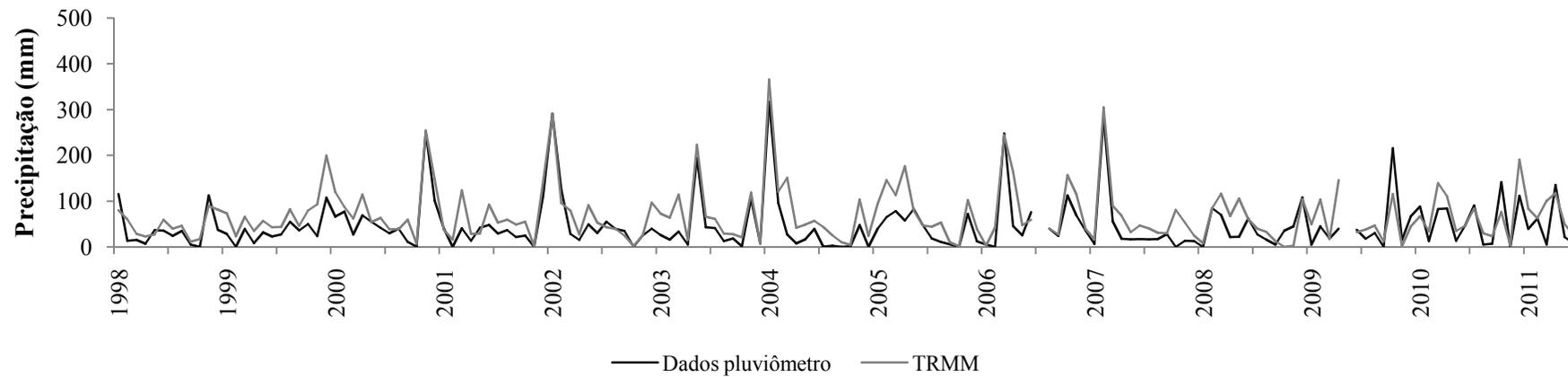
(B4)

### Fazenda Ribeiro



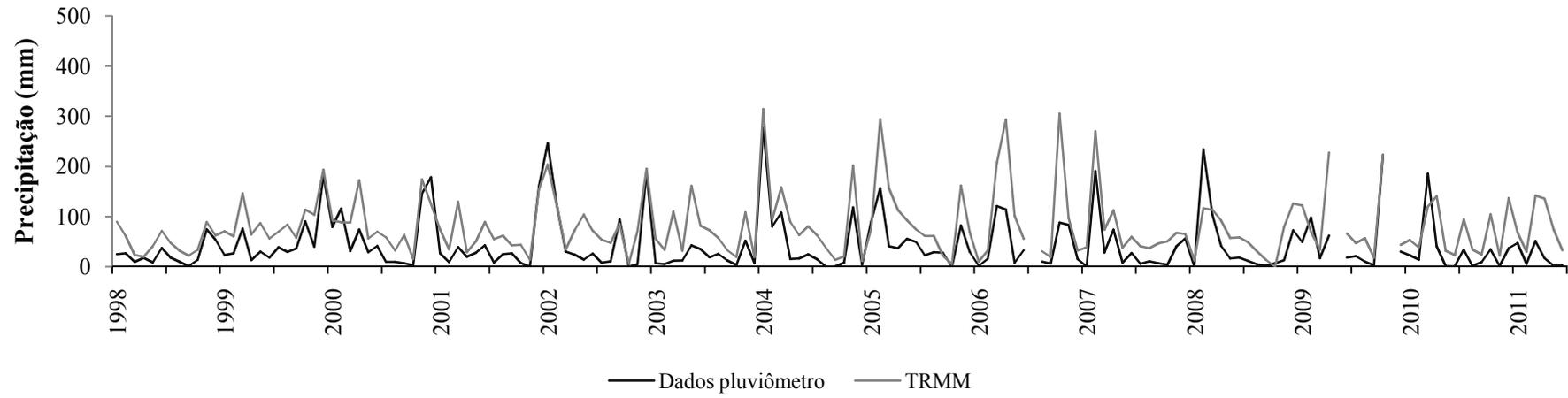
(B5)

### Gavião II



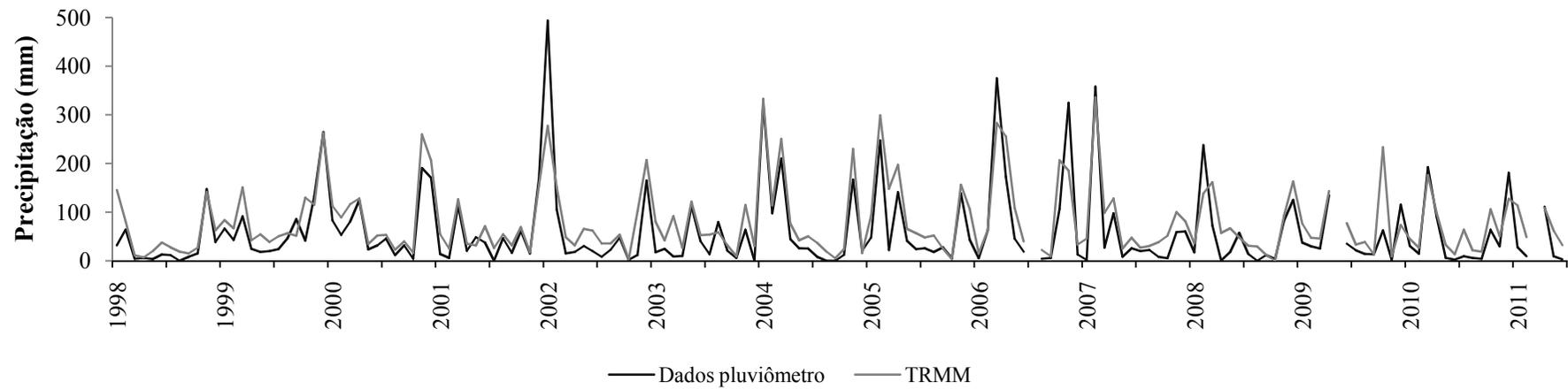
(B6)

### Iaçu

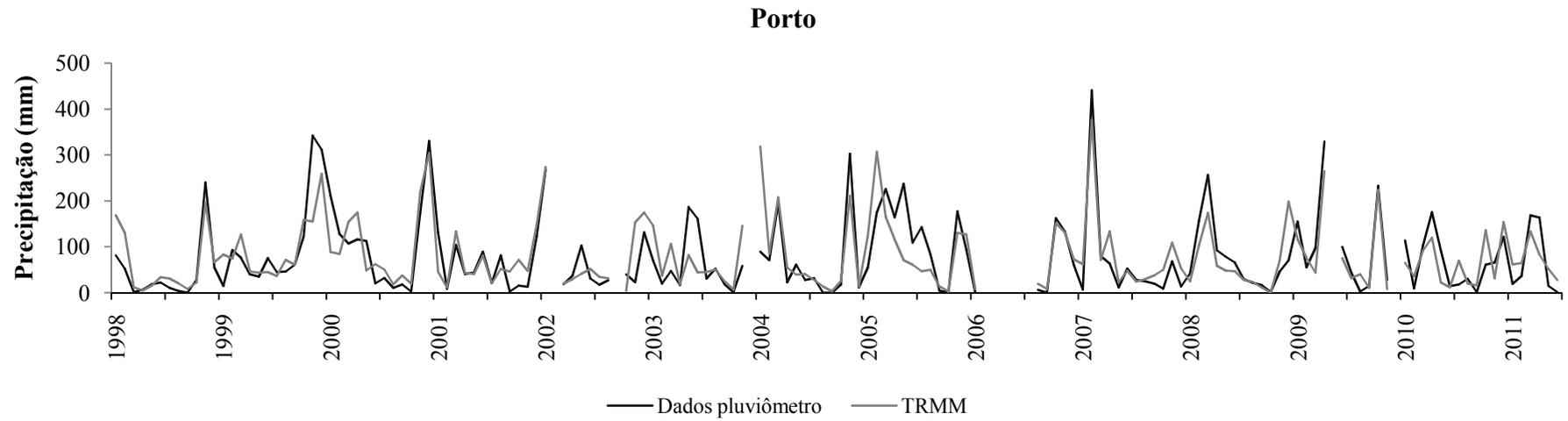


(B7)

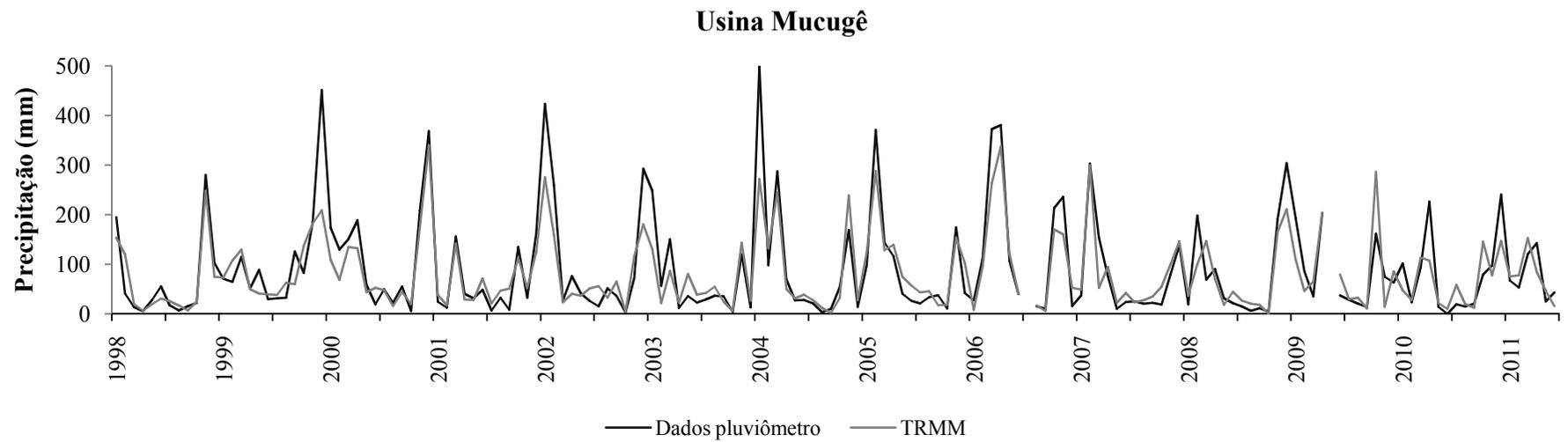
### Itaeté



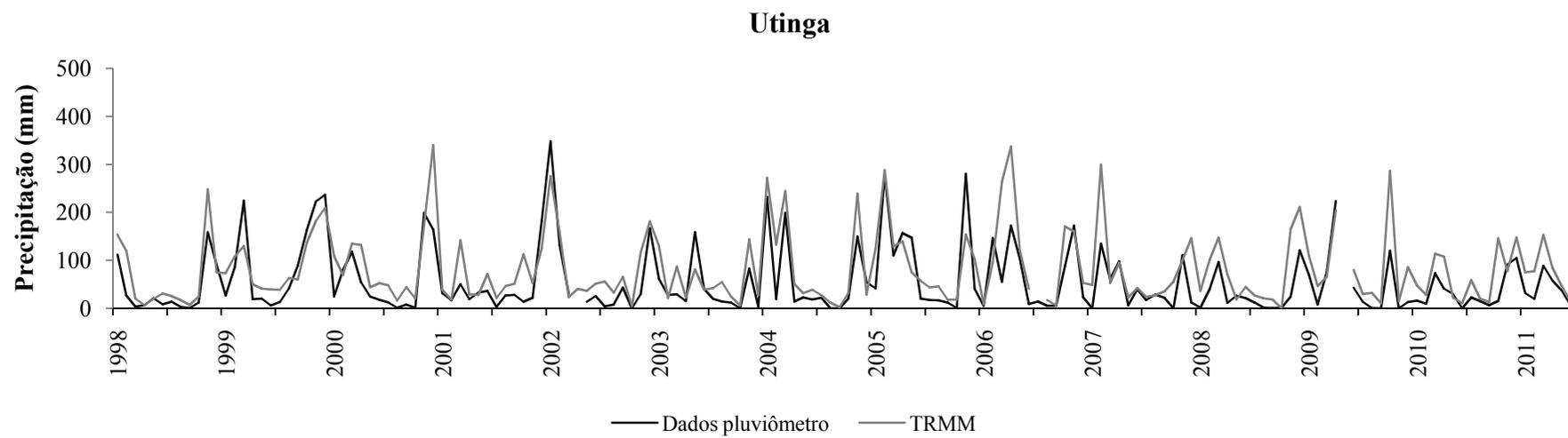
(B8)



(B9)



(B10)

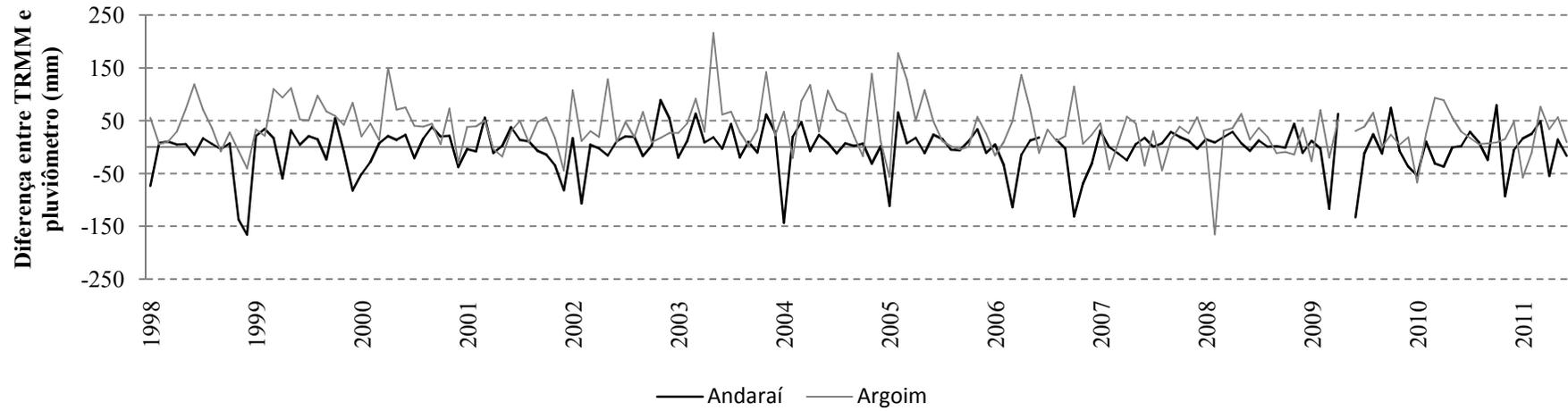


(B11)

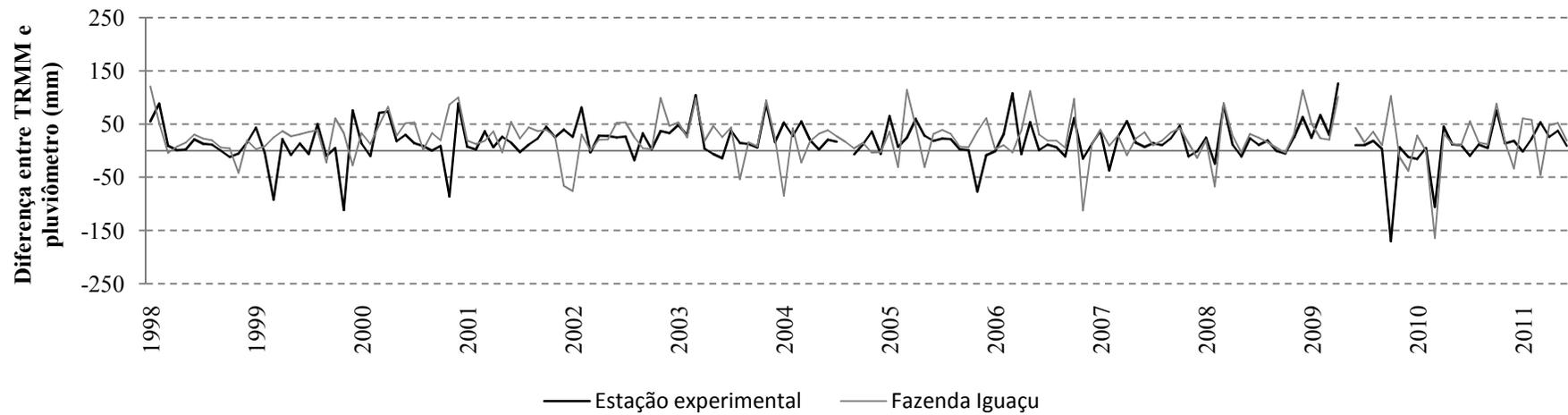
Figura B - Evolução temporal da pluviometria medida pelo satélite TRMM e pluviômetros das 11 estações utilizadas na validação do satélite.

# Apêndice C

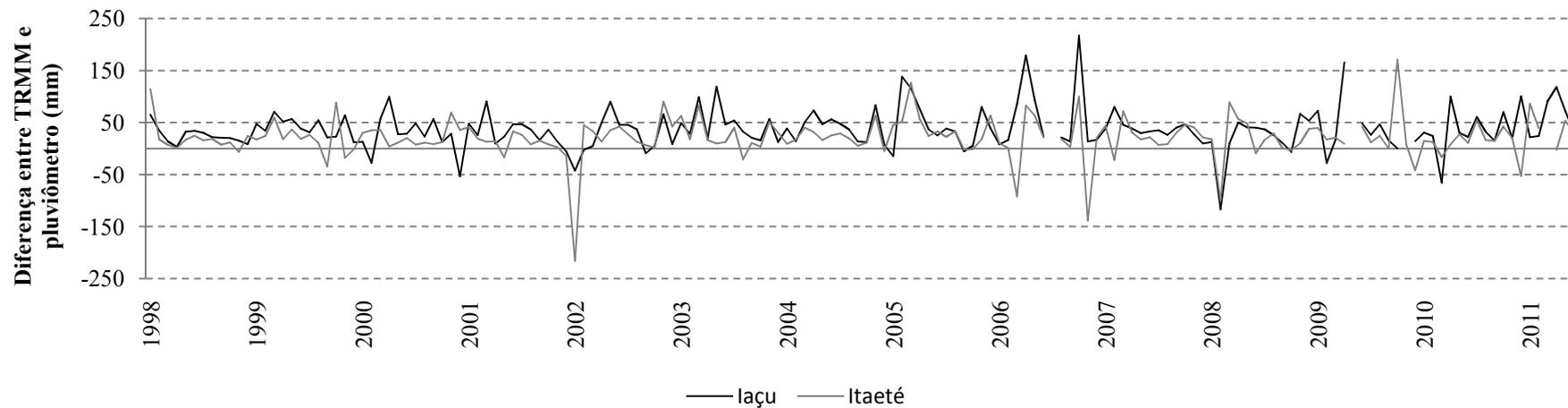
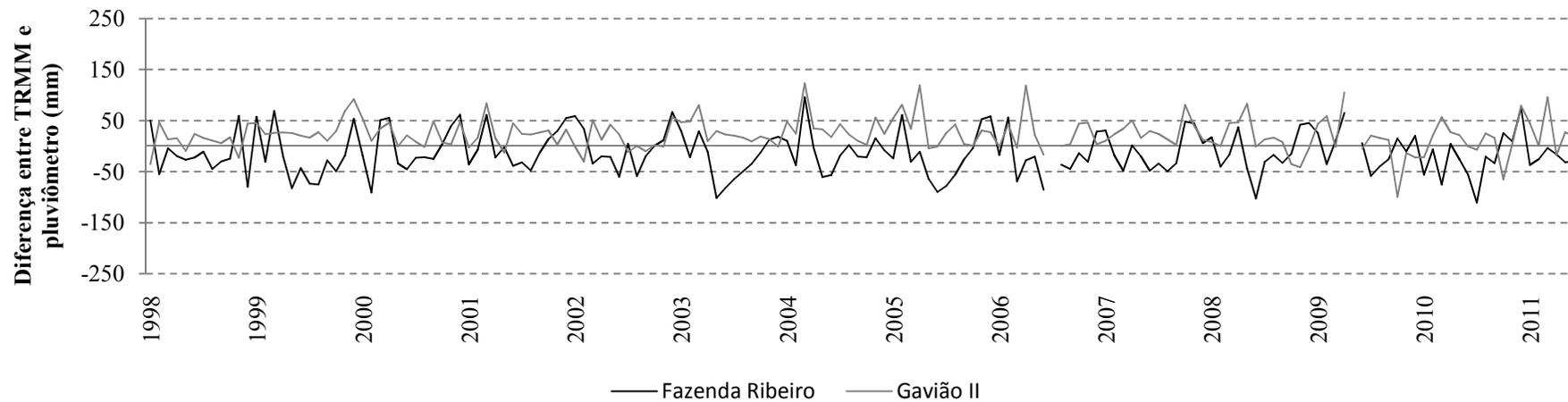
Apêndice C

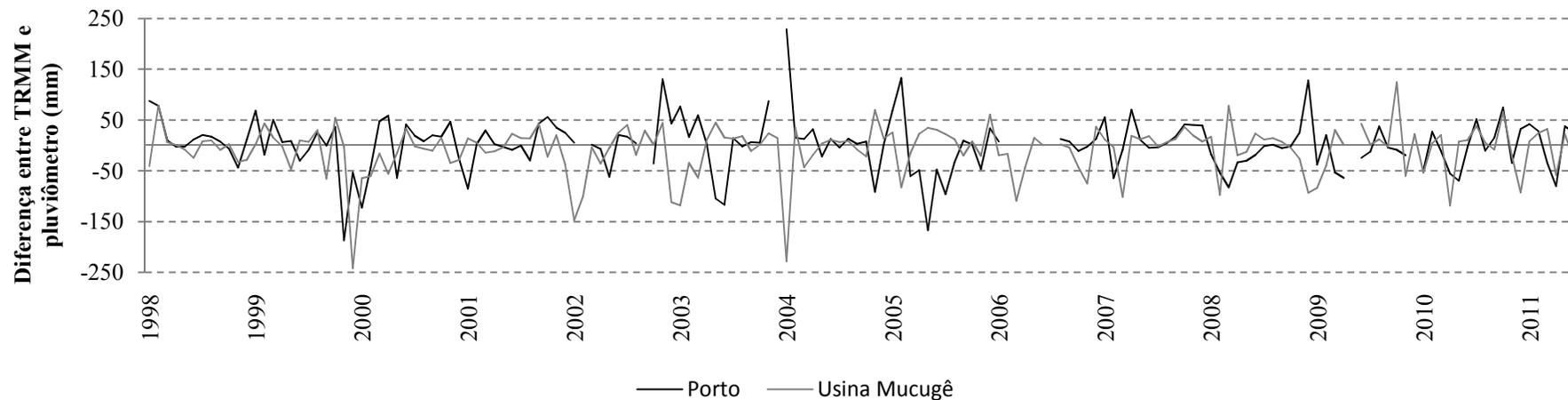


(C1)

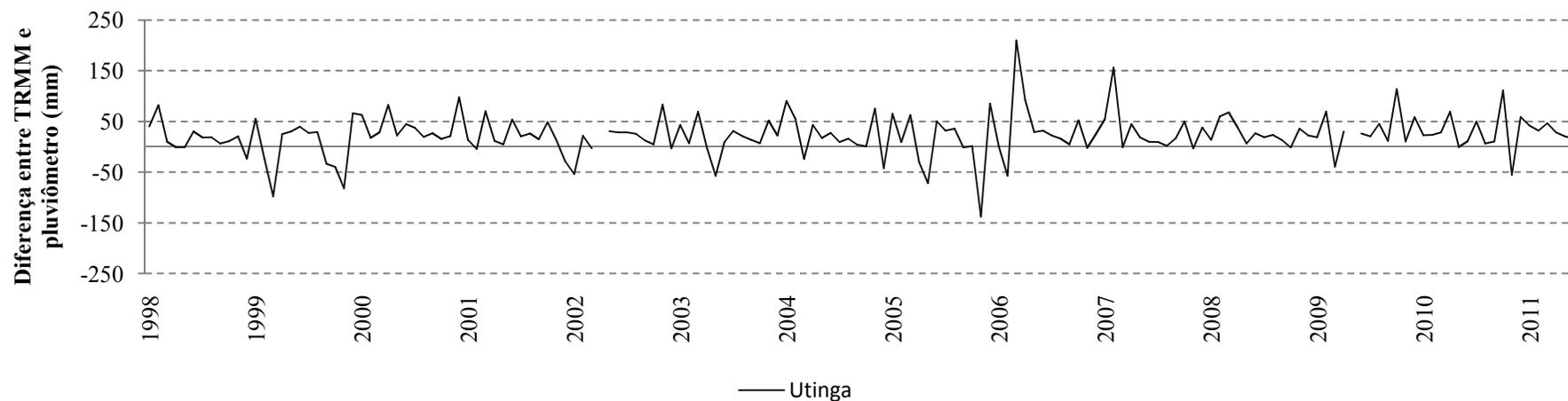


(C2)





(C5)



(C6)

Figura C – Evolução temporal das diferenças entre dados do TRMM e pluviômetro das 11 estações utilizadas na validação.

# Apêndice D

Tabela D – Teste com diferentes funções de transferência e neurônios, incluindo o coeficiente de regressão nas etapas de treinamento, validação e teste e performance do erro médio quadrático.

rede	funções de transferência intermediária/saída	neurônios	treinamento				performance	
			R trein	R val	R teste	R todos	mse	melhor validação
rede 1		51	0,96	0,94	0,96	0,95	0,13	0,13
rede 2		53	0,97	0,97	0,86	0,96	0,07	0,10
rede 3		55	0,96	0,91	0,86	0,93	0,46	0,41
rede 4		60	0,94	0,91	0,86	0,91	0,16	0,10
rede 5		61	0,98	0,96	0,86	0,97	0,07	0,08
rede 6		62	0,94	0,73	0,93	0,91	0,18	0,46
rede 7		65	0,95	0,90	0,79	0,91	0,19	0,35
rede 8		68	0,99	0,91	0,83	0,97	0,36	0,16
rede 9		69	0,98	0,86	0,72	0,91	0,36	0,61
rede 10	logsig/purelin	70	0,96	0,88	0,71	0,90	0,13	0,15
rede 11		77	0,99	0,98	0,90	0,96	0,42	0,13
rede 12		79	0,97	0,88	0,92	0,95	0,28	0,32
rede 13		80	0,97	0,91	0,75	0,92	0,31	0,40
rede 14		84	0,98	0,81	0,76	0,94	0,16	0,29
<b>rede 15</b>		<b>89</b>	<b>0,98</b>	<b>0,76</b>	<b>0,97</b>	<b>0,92</b>	<b>0,06</b>	<b>0,90</b>
rede 16		90	0,92	0,89	0,86	0,90	0,25	0,45
rede 17		91	0,99	0,90	0,86	0,94	0,10	0,45
rede 18		95	0,94	0,92	0,91	0,94	0,17	0,09
rede 19		103	0,97	0,90	0,98	0,97	0,07	0,13
rede 20		57	0,91	0,91	0,88	0,91	0,21	0,12
rede 21		60	0,97	0,97	0,90	0,97	0,10	0,05
rede 22		62	0,99	0,87	0,80	0,95	0,44	0,11
rede 23		63	0,94	0,75	0,94	0,93	0,17	0,33
rede 24		65	0,99	0,91	0,83	0,90	0,07	1,11
rede 25		72	0,98	0,75	0,92	0,94	0,12	0,43
rede 26		74	0,95	0,72	0,96	0,93	0,13	0,29
rede 27	tansig/purelin	75	0,94	0,80	0,92	0,92	0,18	0,35
rede 28		78	0,95	0,86	0,72	0,90	0,16	0,28
rede 29		79	0,98	0,89	0,74	0,95	0,07	0,26
rede 30		82	0,96	0,89	0,89	0,94	0,17	0,27
<b>rede 31</b>		<b>85</b>	<b>0,98</b>	<b>0,96</b>	<b>0,93</b>	<b>0,97</b>	<b>0,05</b>	<b>0,06</b>
rede 32		87	0,99	0,91	0,89	0,97	0,19	0,19
rede 33		99	0,96	0,95	0,94	0,96	0,19	0,11
rede 34		100	0,99	0,72	0,93	0,95	0,33	0,51
rede 35		53	0,94	0,78	0,91	0,92	0,14	0,21
rede 36	tansig/tansig	59	0,98	0,79	0,90	0,94	0,57	0,56
rede 37		60	0,97	0,88	0,94	0,95	0,10	0,14

Tabela D – Teste com diferentes funções de transferência e neurônios, incluindo o coeficiente de regressão nas etapas de treinamento, validação e teste e performance do erro médio quadrático (continuação).

rede	funções de transferência intermediária/saída	neurônios	treinamento				performance	
			R trein	R val	R teste	R todos	mse	melhor validação
rede 38	tansig/tansig	63	0,97	0,93	0,84	0,91	0,50	0,16
rede 39		65	0,91	0,77	0,81	0,90	0,31	0,16
rede 40		75	0,94	0,80	0,80	0,91	0,40	0,28
rede 41		83	0,95	0,93	0,79	0,94	0,15	0,08
rede 42		85	0,98	0,91	0,73	0,94	0,07	0,33
<b>rede 43</b>		<b>90</b>	<b>0,98</b>	<b>0,97</b>	<b>0,93</b>	<b>0,98</b>	<b>0,05</b>	<b>0,03</b>

trein- treinamento e val- validação