

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

ARILSON GALDINO DA SILVA

**MODELO DE PREVISÃO HIDROLÓGICA UTILIZANDO REDES NEURAIS
ARTIFICIAIS: UM ESTUDO DE CASO NA BACIA DO RIO XINGU- ALTAMIRA-PA**

DM: 33/2019

UFPA/ITEC/PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará-Brasil
2019

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

ARILSON GALDINO DA SILVA

**MODELO DE PREVISÃO HIDROLÓGICA UTILIZANDO REDES NEURAIS
ARTIFICIAIS: UM ESTUDO DE CASO NA BACIA DO RIO XINGU- ALTAMIRA-PA**

Dissertação submetida à Banca Examinadora do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da UFPA para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica na área de Computação Aplicada.

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Adriana Rosa Garcez Castro

UFPA/ITEC/PPGEE
Belém-PA
2019

Dados Internacionais de Catalogação de Publicação (CIP) Sistema de Bibliotecas da UFPA

S586m Silva, Arilson Galdino da, 1983-

Modelo de previsão hidrológica utilizando redes neurais artificiais: um Estudo de caso na Bacia do Rio Xingu – Altamira-PA / Arilson Galdino da Silva - 2019.

Orientadora: Adriana Rosa Garcez Castro

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Pará, Instituto de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Belém, 2019.

1. Redes Neurais (computação). 2. Modelagem Hidrológica. 3. Previsão de níveis Rio Xingu. I. Título.

CDD 23. ed. 006.32

Elaborada por Lucicléa S. de Oliveira – CRB -2/648

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

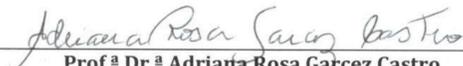
**“MODELO DE PREVISÃO HIDROLÓGICA UTILIZANDO REDES
NEURAS ARTIFICIAIS: UM ESTUDO DE CASO NA BACIA DO RIO
XINGU - ALTAMIRA-PA”**

AUTOR: ARILSON GALDINO DA SILVA

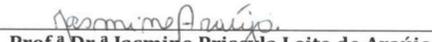
DISSERTAÇÃO DE MESTRADO SUBMETIDA À BANCA EXAMINADORA APROVADA PELO
COLEGIADO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, SENDO
JULGADA ADEQUADA PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA
ELÉTRICA NA ÁREA DE COMPUTAÇÃO APLICADA.

APROVADA EM: 10/10/2019

BANCA EXAMINADORA:



Prof.ª Dr.ª Adriana Rosa Garcez Castro
(Orientadora - PPGE/UFPA)



Prof.ª Dr.ª Jasmine Priscyla Leite de Araújo
(Avaliadora Interna - PPGE/UFPA)



Prof. Dr. Agostinho Luiz da Silva Castro
(Avaliador Externo ao Programa - FCT/UFPA)

VISTO:

Prof.ª Dr.ª Maria Emília de Lima Tostes
(Coordenadora do PPGE/ITEC/UFPA)

Dedico este trabalho

*A Deus e aos amigos do campo pessoal e profissional
A minha mãe Francisca e a minha vó Maria José (in memoriam)
Aos meus tios Manoel, José Ribamar, Benedito e Maria de Lourdes
A minha família, luz da minha vida: Malena, Mariane e Alison*

AGRADECIMENTOS

A minha amada esposa Malena Galdino e a minha filha Mariane Galdino por toda dedicação e paciência despendida durante as atividades desempenhadas neste trabalho.

A minha orientadora Prof.^a Dr.^a Adriana Rosa Garcez Castro por acreditar no desenvolvimento desta pesquisa e proporcionar uma mudança de vida profissional.

Aos colegas de trabalho do Centro Regional de Belém pelo incentivo, colaboração e aconselhamento, Alen Costa Vieira, Juliana Monteiro Costa, Anderson Barbosa de Moraes e Edson Marques da Silva, meu profundo agradecimento a todos vocês.

Em especial ao Alen Vieira, pelo incentivo e contribuições técnicas durante os experimentos desenvolvidos e ao Edson Silva por gerenciar a infraestrutura de redes e comunicação, do Censipam, durante minha ausência.

Aos demais professores da banca examinadora: Prof. Dr. Agostinho Luiz da Silva Castro e Prof.^a Dr.^a Jasmine Priscyla Leite de Araújo, pela ilustre presença e a propositura de observações valiosas.

Ao corpo docente da Universidade Federal do Pará, através do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do seu Instituto de Tecnologia, em especial à secretaria do PPGEE e sua Coordenação, por fomentar a pesquisa na Amazônia.

*“A ciência é a aproximação progressiva do
homem com o mundo real.”*

Max Planck.

RESUMO

O conhecimento acerca da amplitude do transbordamento dos leitos fluviais é extremamente necessário para determinação das áreas de risco. A cidade de Altamira-PA, localizada às margens do rio Xingu, vem sofrendo com casos extremos de cheias que tendem a provocar inundações, resultando em severos prejuízos para a sua população. Considerando o problema, este trabalho apresenta a proposta de um sistema de previsão de nível mensal do Rio Xingu baseado em Redes Neurais Artificiais Perceptron de Múltiplas Camadas. Para o desenvolvimento do sistema foram utilizados dados de precipitação na bacia e sub-bacias do Rio Xingu, e informações de Temperatura da Superfície do Mar (TSM) do período de 1979 a 2016. Os resultados satisfatórios obtidos demonstram a grande aplicabilidade das Redes Neurais Artificiais para o problema de previsão de cheias, visto que comparada a outras metodologias possuem maior precisão na busca de soluções para problemas não lineares. Para o tratamento e seleção das variáveis de entrada foi utilizada a abordagem de correlação, com o objetivo de melhorar a acurácia dos resultados, selecionando, assim, as melhores informações com suas respectivas defasagens, na qual são inseridas em três cenários de predição: modelo com dados de precipitação, modelo com informações de temperatura da superfície do mar e aplicação utilizando a junção de TSM com precipitação. Para mensurar a capacidade de predição dos métodos propostos, foram obtidos os valores *Mean Square Error* (MSE) e coeficiente de determinação (R^2), para a melhor estratégia, empregando somente variáveis oceânicas, TSM, sendo respectivamente os valores $2,99 \times 10^{-4}$ e 0,9991 considerando, principalmente, o tratamento dos valores de entrada da Rede Neural.

Palavras-chave: Redes Neurais Artificiais. Bacia Xingu. Séries Temporais. Modelo previsão computacional.

ABSTRACT

Knowledge about the extent of riverbed overflow is extremely necessary for the determination of areas at risk. The City of Altamira-PA, located on the banks of the Xingu River, historically suffers from extreme events of floods that provoke floods, causing great damages to the population. Considering the problem, this paper presents a monthly level prediction system of the Xingu River based on neural networks perceptron of multiple layers. For the development of the system, rainfall data were used in the basin and sub-basins of the Xingu River, and SST information (Sea Surface Temperature) from 1979 to 2016. The Satisfactory results demonstrate the great applicability of Artificial Neural Networks to the flood prediction problem, as compared to other methodologies have greater precision in finding solutions for nonlinear problems. For the treatment and selection of the input variables, the correlation approach was used, with the objective of improving the accuracy of the results, thus selecting the best information with their respective lags, in which they are inserted in three prediction scenarios: model with rainfall data, model with sea surface temperature information and application using the SST junction with rainfall. To measure the prediction capacity of the proposed methods, the Mean Squared Error (MSE) and coefficient of determination (R^2) values were obtained for the best strategy, using only oceanic variables, SST, being the values $2,99 \times 10^{-4}$ and 0,9991 considering, mainly, the treatment of input values of the Neural Network.

Keywords: artificial neural networks. Xingu basin. Time series. Computational forecast model.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Representação da bacia hidrográfica dividida em sub-bacias.....	25
Figura 2.2– Bacia amazônica do Xingu	25
Figura 2.3– Famílias desabrigadas em Altamira	28
Figura 2.4– Esquema conceitual de inundação, enchente e alagamento	29
Figura 2.5– Componentes básicos para um sistema de alerta de inundações.	32
Figura 2.6– Esquema da célula de Walker em condições de El-niño	36
Figura 2.7– Interação da ZCIT com a TSM nas estações seca e chuvosa	37
Figura 2.8– Área de atuação ZCAS.....	38
Figura 2.9– Estrutura de um neurônio artificial	41
Figura 2.10– Funções de ativações utilizadas por um neurônio artificial.....	42
Figura 2.11– Rede neural perceptron multicamadas.....	44
Figura 2.12– Regra de parada antecipada baseada na validação cruzada.....	46
Figura 3.1– Localização da área de estudo destacando a sub-bacia do Xingu	49
Figura 3.2– Variações de níveis na bacia do Xingu.....	51
Figura 3.3– Mapa com áreas das 18 variáveis de interesse.....	53
Figura 3.4– Correlação precipitação e TSM	56
Figura 3.5– Previsão de nível mensal para o ano de 2016.....	60

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Quadro comparativo treinamentos MLP - TSM	58
Tabela 3.2 –Quadro comparativo treinamentos MLP – Precipitação	59
Tabela 3.3 –Quadro comparativo treinamentos MLP – TSM + Precipitação.....	59
Tabela 3.4 –Comparativo entre metodologias.....	59

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
MCTI	Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação
CENSIPAM	Centro Gestor e Operacional do Sistema de Proteção da Amazônia
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
ELETRORBRAS	Centrais Elétricas Brasileiras S.A
AHE	Aproveitamento Elétrico
RNA	Rede Neural Artificial
TSM	Temperatura da Superfície do Mar
ANA	Agência Nacional de Águas
SIPAMHIDRO	Sistema Integrado de Monitoramento e Alerta Hidrometeorológico
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
ZCIT	Zona de Convergência Intertropical
ZCAS	Zona de Convergência do Atlântico Sul
ENOS	El-niño Oscilação Sul
MLP	Perceptron Multicamadas
CPRM	Companhia de Pesquisa de Recursos Naturais
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
SUDAM	Superintendência de Desenvolvimento da Amazônia

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	21
1.1 Considerações iniciais	21
1.2 Objetivos	22
1.3 Objetivos específicos	23
1.4 Organização do Trabalho	23
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	24
2.1 Modelagem hidrológica	24
2.2 Enchente e vulnerabilidade social na região amazônica	27
2.3 Sistema de previsão de níveis	30
2.3.1 Influência de dados atmosféricos e oceânicos no nível dos rios	34
2.3.2 Previsão de níveis dos rios amazônicos	39
2.4 Redes Neurais Artificiais	41
2.4.1 Redes perceptron de múltiplas camadas	43
2.4.2 Aprendizagem das MLPs	44
2.4.3 Métricas para o desempenho da rede	47
3. SISTEMA DE PREVISÃO DE NÍVEIS DO RIO XINGU BASEADO EM RNA ..	48
3.1 Introdução	48
3.2 Caracterização da área de estudo	49
3.3 Base de Dados	52
3.4 Resultados	57
4. Conclusão	61
REFERÊNCIAS	63

1. INTRODUÇÃO

1.1 Considerações Iniciais

Durante o período chuvoso são frequentes as notícias, tanto em âmbito regional como internacional, sobre eventos de enchentes. Estes eventos podem ocasionar grandes prejuízos econômicos e sociais tais como: interrupção da atividade econômica nas áreas inundadas; perdas materiais e humanas; contaminação por doenças de veiculação hídrica e inúmeras pessoas desabrigadas.

Os modelos hidrológicos são importantes ferramentas para representação do comportamento das bacias hidrográficas, podendo auxiliar no processo de previsão de condições futuras, simulação de situações de cheias, ou auxiliar na análise sobre outras determinadas variáveis, interpostas no contexto de estudo, com o objetivo de avaliar futuro impacto e anomalias.

Na bacia Amazônica a variabilidade fluviométrica vem sendo diretamente influenciada pela distribuição espacial da precipitação, seja na subida (cheia) ou descida (vazante) dos rios Amazônicos (SANTOS, 2008). Com os eventos de enchentes, é importante conhecer as características de variabilidade da precipitação regional para que se possa então se ter uma melhor compreensão da variabilidade hidrológica (QUINTAIROS, 2012).

Segundo (Carvalho et al. 2004) uma variável importante neste contexto é a Temperatura da Superfície do Mar (TSM), disponibilizada nos oceanos Pacífico e Atlântico e sendo considerada a principal variável física, capaz de influenciar de forma significativa, as condições climáticas em diversos pontos do globo. No Pacífico Tropical, a presença de eventos quentes (frios) denominados de El Niño (La Niña), apresentando anomalias positivas (negativas) de TSM, vêm acarretando inúmeros fenômenos climáticos distintos em várias partes do globo.

A alternância entre os períodos de cheias e secas, promovida pela sazonalidade dos rios, propicia tipicidades distintas no cenário Amazônico. A sazonalidade prejudica direta e indiretamente a circulação de pessoas e bens e, as pessoas que habitam nas proximidades, que buscam alternativas de adaptação a estas mudanças para a execução de suas atividades diárias (Sampaio et al., 2012).

Diante destes fenômenos, existe a necessidade de realização de estudos sobre a bacia hidrográfica, tomando a determinação das áreas de risco, uma necessidade

para o conhecimento acerca da amplitude do transbordamento dos leitos (SANDER, 2012). Em (MARINHO et al., 2012) se constata que os modelos hidrológicos podem ser utilizados como ferramenta na elaboração de projetos hidrometeorológicos, bem como para simulação e previsão de cenários hipotéticos na avaliação de diversos impactos.

Considerando a bacia Amazônica, o rio Xingu é uma sub-bacia da margem direita do rio Amazonas. Este rio percorre os estados do Pará e Mato Grosso e possui um alto volume de água e relevo acidentado, características estas que propiciam alto potencial hidrelétrico, condições determinantes para geração de energia e, por isso, o rio Xingu encontra-se no centro da tomada de decisões de grandes projetos (Hidrelétrica de Belo Monte) devido à amplitude e à natureza dos seus impactos na região Norte (FEARNSIDE, 2006).

A sub-bacia hidrográfica do rio Xingu abrange aproximadamente 509 km² e em conjunto com as bacias dos rios Tapajós e Tocantins, no estado do Pará, constitui o conjunto de bacias federais, pertencente a mais de um estado, que drenam mais de 50% do território paraense. O município de Altamira tem destaque nesta sub-bacia, sendo o maior município, com área de 161.445,93 km² e com população de 111.435 habitantes. Historicamente a cidade de Altamira sofre com eventos extremos de cheias que provocam grandes inundações, que ocasionam grandes prejuízos à população, desabrigando famílias e levando a inúmeras perdas humanas e materiais (FRANCO, 2014; MIRANDA NETO, 2014; SILVA et al., 2014).

1.2 Objetivo

Considerando a importância do desenvolvimento de sistemas de previsão de cheias para a sub-bacia hidrográfica do Rio Xingu, mais especificamente, para a região onde está localizada a cidade de Altamira-PA, este trabalho tem por objetivo, apresentar uma proposta de um sistema de previsão de cotas baseada em Redes Neurais Artificiais Perceptron de Múltiplas Camadas, com uso de informações das médias mensais das cotas do rio, séries históricas de precipitação (da bacia e sub-bacias do Rio Xingu) e dados de temperatura da superfície do mar (TSM).

1.3 Objetivos específicos

Como objetivos específicos, têm-se:

- A análise e fundamentação do modelo computacional baseado em rede neural artificial na tarefa de previsão de níveis do Rio Xingu.
- Análise da influência nos níveis do Rio Xingu das variáveis de séries históricas de precipitação (da bacia e sub-bacias do Rio Xingu) e variáveis de temperatura da superfície do mar (TSM)

1.3 Organização do Trabalho

Este trabalho está organizado em 4 capítulos:

O capítulo 1 apresenta uma introdução e considerações iniciais ao problema investigado, bem como o objetivo deste trabalho.

No capítulo 2 são expostos a fundamentação teórica, que trata da previsão de níveis, a caracterização e influência de dados atmosféricos, os sistemas de alertas e sua metodologia de previsão nos mais diversos setores da sociedade. É também apresentada a descrição das Redes Neurais Artificiais com um breve estado da arte de aplicação ao problema de previsão de níveis fluviais.

O capítulo 3 apresenta a caracterização da área de estudo analisada, a base de dados utilizada durante a investigação. É apresentada a metodologia proposta no contexto da análise de previsão hidrológica, descrevendo as características de utilização das informações. O capítulo termina com os resultados obtidos diante das Redes Neurais configuradas, correlacionando sua capacidade de predição com outros modelos da literatura científica.

O capítulo 4 apresenta a conclusão desta pesquisa, as contribuições deste trabalho, considerações finais do autor e a proposição de possíveis trabalhos futuros.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Modelagem Hidrológica

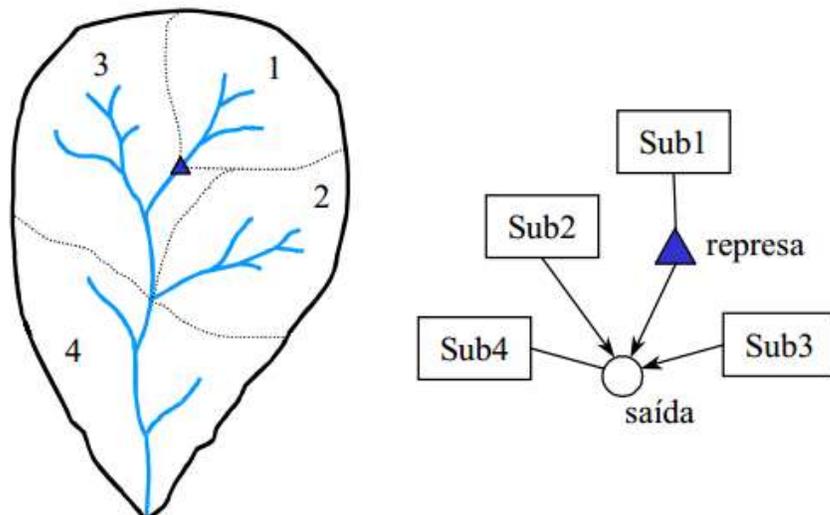
Os modelos hidrológicos buscam representar a parte terrestre do ciclo hidrológico, transformando a precipitação que cai sobre a bacia em vazão, numa determinada seção de um rio em análise. De maneira geral, a água que escoar nos lagos e rios está diretamente ligada aos processos que ocorrem nas regiões das bacias. A compreensão destes processos é fundamental para que a modelagem hidrológica possa fundamentar, de modo eficaz, as diversas áreas que fazem uso da água ou que necessitam de informações referentes ao seu ciclo hidrológico (TUCCI, 2010).

O objeto de estudo dos modelos hidrológicos, em sua maioria, é a bacia hidrográfica, reunindo as superfícies que absorvem e dispersam água sobre um ou mais canais de escoamento que deságuam numa única saída.

Diversos modelos hidrológicos podem ser encontrados na literatura, sendo que estes modelos procuram descrever a distribuição espacial da precipitação, as perdas por interceptação, evaporação, o movimento da água no solo causado pela infiltração, percolação, entrada e saída de água subterrânea, e o escoamento superficial e sub-superficial nos canais de escoamento. Os modelos hidrológicos buscam reproduzir o percurso da água desde a precipitação até a saída da água do sistema analisado, seja pelo deflúxo para fora da bacia hidrográfica seja por evapotranspiração.

A forma mais acessível de discretização espacial de uma bacia hidrográfica é segmentá-la em sub-bacias, em que cada uma constitui um sistema agregado, conectadas por ligações que descrevem o fluxo da água (MAIDMENT, 1993), sendo esta representação caracterizada como precipitação/vazão. Uma representação esquemática pode ser observada na Fig. 2.1.

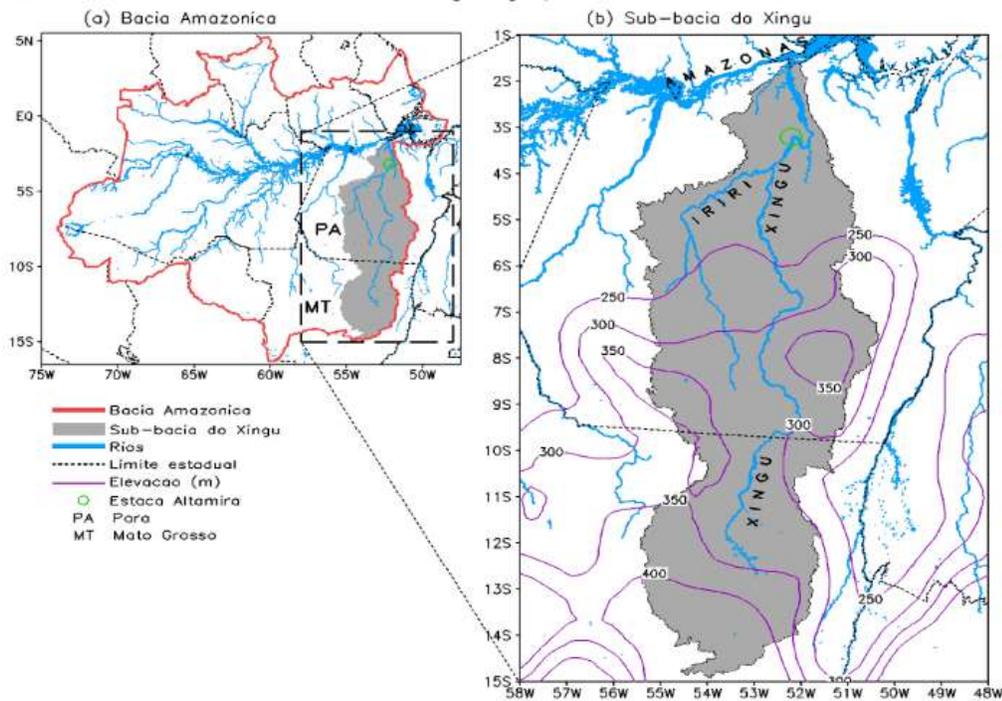
Figura 2.1 – Representação de bacia hidrográfica dividida em sub-bacias e diagrama esquemático demonstrando o percurso da água até a saída da bacia.



Fonte: Maidment (1993).

A Figura 2.2 apresenta a Bacia Amazônica e sua sub-bacia do Xingu.

Figura 2.2 – (a) Bacia amazônica brasileira (b) sub-bacia do Xingu - porção oriental



Fonte: Franco (2014).

A modelagem hidrológica é utilizada como ferramenta para a consecução de um conhecimento mais aprofundado e refinado a respeito dos fenômenos físicos incluídos e na previsão de cenários (MORAES, 2003). O modelo hidrológico envolve, entre outros aspectos, um conjunto de equações e processo que são utilizados de forma intensa em estudos ambientais, com o objetivo de compreender o impacto das alterações no uso da terra e, adicionalmente, prever mudanças nos ecossistemas (SILVA, 2007).

Segundo (MOREIRA, 2005) os modelos podem ser classificados como:

- **Estocásticos ou Determinísticos:** Estocásticos quando as elaborações utilizadas na definição do modelo possuem variáveis aleatórias, possuindo assim distribuição de probabilidade. Determinísticos são modelos que produzem respostas similares para o mesmo conjunto de entradas, mesmo quando uma variável de entrada apresentar caráter aleatório.
- **Concentrados ou Distribuídos:** Nos modelos concentrados, a área da bacia é representada de forma única, ou seja, homogênea, não sendo possível a distribuição das características físicas relacionadas ao solo, à vegetação e à chuva. Dessa forma, não é considerado a variedade espacial da bacia em análise. Por outro lado, o modelo distribuído permite que toda área seja dividida em unidades irregulares ou regulares, consideradas como homogêneas, reconhecendo deste modo a distribuição espacial das variáveis e dos parâmetros envolvidos.
- **Conceitual ou Empírico:** O modelo conceitual é caracterizado pela definição de equações que descrevem o meio físico, isto é, leva em consideração os processos físicos relacionados aos métodos hidrológicos. De outro modo, são ditos empíricos quando sua formulação não define nenhuma representação evidente dos processos físicos da bacia hidrográfica em análise.

Atualmente, diversos modelos hidrológicos estão sendo utilizados em análises ambientais, com padrões distribuídos ou concentrados, conceituais ou empíricos, discretos ou contínuos. O objeto de estudo da grande maioria desses modelos é a

bacia hidrográfica, devido a simplicidade que oferece na aplicação do movimento hídrico.

Conforme analisado por vários autores (LIMA e FERREIRA FILHO, 2003), a modelagem matemática dos processos hidrológicos é bastante complexa. A mutabilidade espaço-temporal da precipitação, evaporação, infiltração, da defluência superficial, entre outras variáveis, assim como os métodos físicos envolvidos, prejudicam o estudo desses processos hidrológicos, até mesmo de forma qualitativa.

Diante deste cenário, mediante a ocorrência de chuva, o volume de água que realmente alcança os rios depende das particularidades da bacia (topografia, cobertura vegetal, uso do solo, tipo e ocupação do solo, entre outras) e da distribuição temporal e espacial da precipitação.

De modo geral, a modelagem hidrológica é um recurso essencial para o suporte na tomada de decisões e na previsibilidade de variáveis que envolvam recursos hídricos, proporcionando a aceitação de técnicas mais concisas durante a análise de determinado ambiente.

Dessa forma, os modelos apresentam a característica específica de proporcionar uma ferramenta científica, desenvolvida com o objetivo de interpretar e reproduzir o funcionamento de determinada bacia hidrográfica e replicar diferentes ambientes.

Segundo (FAYAL, 2008), nas últimas décadas, de forma geral, os modelos hidrológicos evoluíram em dois aspectos: modelos para pequenas bacias, que visam quantificar com maior precisão, e de forma distribuída, os processos hidrológicos; e modelos para grandes bacias, que abordam de forma empírica a distribuição dos parâmetros. Assim sendo, constituem-se como metodologias fundamentais para o preenchimento de várias ausências de informações necessárias na gestão dos recursos hídricos.

2.2. Enchente e vulnerabilidade social na região amazônica

Durante os meses de março e julho são observados incidentes de cheias na região amazônica, coordenados pelo regime do rio Amazonas. Considerando os dados climáticos, nestes períodos, em diversas localidades paraenses, são decretadas situação de calamidade, devido ao elevado índice de precipitação que leva a enchentes e ao aumento dos níveis dos rios (QUINTAIROS, 2012).

Nas regiões segregadas ou periféricas a parcela da população menos favorecida, geralmente, são as mais afetadas com os desastres naturais, visto que estes não possuem recursos financeiros e infraestrutura necessária para residir em um local seguro e, como consequência, instalam-se em determinados ambientes com alto grau de fragilidade social, como em áreas como planícies propensas à inundação, locais contendo depressões e ambientes que apresentam declives em sua composição. Além disto, não possuem dados técnicos, informações ou recursos que possibilitem modificar o meio em que vivem para evitar ou até mesmo suavizar o evento de incidentes e desastres (RECKZIEGEL et al., 2005).

Figura 2.3 – Famílias desabrigadas em Altamira



Fonte: Amazônia.org (2018).

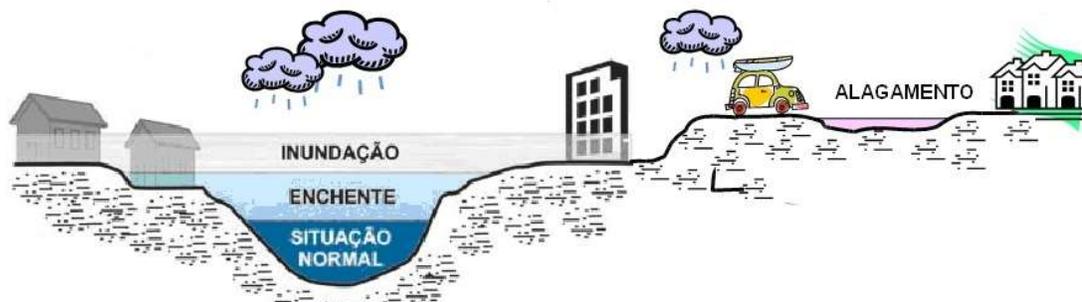
Enchentes e inundações são problemas cada vez mais frequentes na maioria das cidades brasileiras, configurando-se muitas vezes como situações de desastres. Nos últimos anos, as inundações cresceram em intensidade e frequência, seja em função das circunstâncias naturais ou degradação do solo, atividades humanas pelo desmatamento, urbanização desordenada ou drenagem ineficiente (GOERL, 2005).

Demais fatores merecem destaque para o impacto desses eventos, como a falta de preparo e as particularidades desta parcela de indivíduos atingidos por estes eventos, que, na maior parte, se encontra segregada (ALVES, 2007).

Geralmente, as áreas mais vulneráveis e passíveis de eventos hidroclimáticos mais negativos são as de menor valor imobiliário, negociadas por um valor abaixo de mercado ou ocupadas por moradores que, frequentemente, não possuem alternativas para uma moradia mais segura. No momento em que estes impactos danosos desses incidentes atingem indivíduos ou agrupamentos mais frágeis, a tragédia acarreta problemas de proporções cumulativas, como por exemplo: falta de atendimento emergencial, falta de disponibilidade de alojamento, falta de recursos financeiros, falta de atendimento hospitalar e, conforme verificado nesses eventos, a falta de capacidade estrutural, tanto do governo local como da própria população.

De acordo com a Defesa Civil, existe diferença entre as terminologias inundação, enchente e alagamento. Na figura 2.4 são mostrados esses conceitos.

Figura 2.4 – Esquema conceitual de inundação, enchente e alagamento.



Fonte: Defesa Civil (2018).

O **alagamento** compreende-se como um acúmulo de água em determinada área, geralmente devido a falhas na drenagem urbana. A **enchente** é consequência de um acúmulo maior ainda de água, também no canal de drenagem, porém, mesmo com alta capacidade e intensidade de transporte, esta não transborda o nível máximo do canal. Por outro lado, a **inundação** é caracterizada pelo transbordamento das águas de um determinado canal de drenagem, atingindo principalmente áreas marginais.

Os desastres são resultados de eventos adversos naturais ou motivado pela ação humana, sobre um ecossistema vulnerável, provocando danos materiais, humanos e ambientais e consequentes prejuízos sociais e econômicos (KOUADIO, 2012). Entre os incidentes destacam-se as inundações, constituindo a principal causa de óbitos por desastres naturais que foram responsáveis por 6,8 milhões de mortes no século XX.

2.3 Sistema de Previsão de Níveis

Para o atendimento às emergências causadas pelos incidentes de inundações, as previsões, bem como as tomadas de decisões, são ferramentas essenciais no campo de sistemas de alertas. Estes acontecimentos ocorrem distribuídos no tempo de forma suscintamente aleatória, o que pode, de certa maneira, exigir grande complexidade destes sistemas, devido à manipulação das incertezas.

Um descritivo de sistemas de alerta de previsão em tempo real, formalizado sob o aspecto hidrológico e funcional, é caracterizado por TUCCI (2003), e consiste nos seguintes delimitadores:

- Sistema de coleta e transmissão de informações;
- Sistema de processamento de informações;
- Modelo de previsão de níveis;
- Procedimentos para acompanhamento e transferência de informação para as entidades de Defesa Civil e Sociedade;
- Planejamento das situações de emergência por parte do órgão de Defesa Civil;

O aperfeiçoamento e utilização de sistemas de alerta de cheias, como medida estrutural, envolve a alocação de recursos relativamente reduzidos, e os resultados, de redução e controle de impactos das inundações, são obtidos em curto prazo.

Para as ações da Defesa Civil é essencial possuir uma ferramenta confiável e eficiente, sendo que estes sistemas devem possuir a capacidade de prever o evento com antecedência suficiente para que medidas cabíveis sejam efetuadas, tais como a transferência da população atingida, remoção de animais e de bens materiais.

Diante deste cenário, diversos sistemas de alerta de inundação têm sido desenvolvidos em todo o mundo (CARSELL, PINGEL e FORD, 2004; THIELEN et al., 2009; PEDROLLO et al., 2011), sendo a contribuição destes trabalhos, respectivamente, a mitigação de tempo na coleta de dados e redução dos eventos de inundação, desenvolvimento de um protótipo de alertas de enchentes para a região da norte da Europa e o estudo das variáveis que possam influenciar durante o processo de inundação. Neste sentido, tais sistemas têm como objetivo monitorar as condições hidrológicas e meteorológicas a fim de detectar possíveis ocorrências de emergência, para divulgar alertas com período de antecedência capaz produzir um maior alcance, para que a população e entidades governamentais competentes

possam viabilizar providências com o propósito de obstar e/ou suavizar os iminentes danos provenientes destes eventos.

Existem diversas modalidades de serviços de alerta de inundações, os quais se diferenciam de país para país, sendo capaz, ainda, de conter mais de um serviço de alerta no mesmo local. Embora seja evidente a diferença de recursos disponíveis, está se tornando comum, tanto nos países desenvolvidos quanto em países em desenvolvimento, a configuração de web sites acessíveis ao público em geral onde são disponibilizadas informações referentes às inundações, através de gráficos, mapas ou até mesmo boletim de notificação.

A emissão de alertas de inundações pode ser realizada apenas com dados de monitoramento (observações) das condições meteorológicas, das condições dos rios e, se for o caso, das condições costeiras (SENE, 2008). Entretanto, na maioria das situações, a previsibilidade de níveis dos rios pode proporcionar tempo precioso de antecedência, além de fornecer estimativa importante sob o aspecto da dimensão da inundação no cenário analisado. Entretanto, a previsão de eventos de inundação só pode, sistematicamente, ser antecipada para um curto espaço de tempo, de acordo com os recursos existentes. Neste sentido, é necessário apoio e razoável investimento em pesquisa com o objetivo de aumentar o tempo de antecedência dos alertas, assim como a precisão destas previsões.

A utilização de sistemas de alerta de cheias, como metodologia não estrutural, envolve de certa maneira investimentos reduzidos, e os resultados, de monitoramento, controle e redução de impactos das inundações são obtidos em curto prazo.

Existe uma ampla variedade de propostas de metodologias para sistemas de alerta de inundações, porém mesmo com esta diversidade de escopo, um sistema dito ideal, na situação de envolver um sistema de previsão, deve conter basicamente os seguintes passos, os quais estão representados na Figura 2.5 (PARKER e FORDHAM, 1996; HAGGETT, 1998; WERNER et al., 2005; SENE, 2008; MELLER, 2012):

- **DETECÇÃO:** são analisadas, nesta etapa, em tempo real as características e particularidades meteorológicas e fluviais por meio de sistemas de telemetria, estações climatológicas, radares meteorológicos e informações de satélites, com o objetivo de verificar a possibilidade de eventos meteorológicos extremos.

- **PREVISÃO DE INUNDAÇÕES:** verificada a possibilidade da ocorrência de um incidente de inundação importante, são realizadas previsões hidrológicas para determinar eventuais superações de vazões ou níveis de alerta em pontos singulares na bacia, para um determinado raio de alcance. A metodologia utilizada para a averiguação das previsões pode variar em complexidade técnica, desde modelos de regressão até modernos modelos baseados, inclusive, em previsão de chuva.
- **DISSEMINAÇÃO:** a partir dos dados obtidos nas etapas de detecção e previsão de inundações são realizados procedimentos e técnicas para a emissão de alerta, particularmente, ao público em geral, a entidades governamentais locais, e aos serviços de emergência.
- **RESPOSTA:** esta etapa compreende as providências adotadas rapidamente pelas autoridades competentes no processo de alerta de inundações, particularmente como evacuação da população, atividades de emergência, resgate e implantação de contingências temporárias.
- **REVISÃO:** é realizada uma mensuração periódica do desempenho de todos os componentes do sistema, com a finalidade de aferir prováveis melhorias a fim de ratificar o aperfeiçoamento contínuo e a eficiência de todas as operações do sistema.

Figura 2.5 – Componentes básicos para um sistema de alerta de inundações.



Uma fase posterior pode ainda ser adicionada ao modelo de sistema de alerta que compreende a geração de mapas de inundação. Estes mapas possibilitam determinar a porção de área que possivelmente será afetada, para uma dada cota do rio e o padrão de ocupação do solo, viabilizando constituir um plano de desocupação eficaz e anteceder a ação da Defesa Civil na remoção e realocação da população atingida (ECKHARDT, 2008).

Na SUDAM, Superintendência de Desenvolvimento da Amazônia, é disponibilizado uma plataforma web, com monitoramento das principais bacias e sub-bacias hidrográficas da Amazônia, destacando-se o sistema 3GSx, que possibilita o alerta de emergência, através do processamento do conjunto de informações, fazendo uso de notificações aos dispositivos, geralmente celulares, dos envolvidos no processo de prevenção e de proteção da sociedade nos locais de alto riscobb.

As particularidades naturais de ocupação do solo na região amazônica evidenciam este território aos efeitos de diversos riscos associados, principalmente, a incidentes hidrometeorológicos extremos, tais como secas, inundações, erosão do solo e margens dos rios, desmoronamento de margens fluviais, tempestades com raios e ventos fortes. Diante de inúmeras complicações climáticas que ocorrem na região, faz-se necessário a organização e estruturação das informações hidrometeorológicas da Amazônia, para aprimorar a confiabilidade dos dados, facilitar o seu uso, propiciar a disponibilidade e o acesso em tempo real dos dados fluviométricos e meteorológicos para viabilizar a aplicação de sistemas de monitoramento hidrometeorológicos por parte dos órgãos gestores. Estas operações, além de indicar áreas de risco nos municípios da Amazônia Legal, por meio do mapeamento das regiões vulneráveis, com a determinação topográfica e ambiental, também facilitam, através do uso de inteligência computacional, analisar e aferir as áreas sujeitas à ocorrência de desastres naturais.

O SipamHidro é composto por um conjunto de tecnologias, banco de dados, procedimentos, metodologias e especialistas voltados para gerar informação e conhecimento. O sistema foi desenvolvido a partir de nove subsistemas operacionais de previsão e monitoramento: níveis dos rios, níveis dos reservatórios, chuva em grande bacia, enchente e inundação, radar meteorológico, chuva em bacia urbana, alagamento e inundação, descarga atmosférica e boletim de previsão hidrológica (CENSIPAM, 2019).

Todo o processo de desenvolvimento de produtos, elaborados para o SipamHidro, ocorre a partir da integração geográfica de um conjunto de informações coletadas em diversas instituições, tais como, das estações fluviométricas disponibilizadas pela Agência Nacional de Águas (ANA) e Eletrobrás; dos reservatórios das usinas hidrelétricas recebidos do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), de tempestades severas processados pelos radares meteorológicos do CENSIPAM, das plataformas de coleta de dados meteorológicos do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), bem como, dos dados de precipitação disponibilizada pela National Centers for Environmental Prediction (NCEP) e da National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA).

A partir da base de dados estruturada e integrada para o SipamHidro, foram desenvolvidas aplicações, com foco no processamento e geração de informações sobre alertas de curto prazo, definindo regiões que tenham alto índice de alagamento e inundação em determinada bacia urbana, assim como, previsões de curto e longo prazo de cheias e vazantes para os principais rios da Amazônia Legal, as quais, são sistematicamente analisadas por especialistas e posteriormente disponibilizadas para uso de entidades parceiras.

O grande diferencial dos produtos gerados no escopo do sistema SipamHidro, está no fato do sistema ser capaz de identificar e dimensionar, através da captação de diversos sensores, a amplitude do impacto dos incidentes sobre as áreas urbanas influenciadas pelos eventos de alagamentos e inundações, seja ele provocado por tempestade severa ou pela cheia dos grandes rios.

2.3.1 Influência de dados atmosféricos e oceânicos no nível dos rios

A Temperatura da Superfície do Mar (TSM), segundo (SERVAIN, 1991; CARTON et al, 1994), nos Oceanos tropicais, é considerada uma das principais variáveis físicas que, em sua maioria, influenciam nas condições climáticas em várias áreas do globo. Em conjunto com o aumento da TSM global tem-se a dissolução das geleiras, a fusão das calotas glaciais, simultâneo com a expansão térmica do oceano.

A variabilidade com período de decenal é referenciado na literatura como Dipolo do Atlântico ou gradiente meridional inter-hemisférico de TSM do Atlântico. O Dipolo do Atlântico é um fenômeno atmosférico/oceânico descrito com mudanças atípicas na TSM, apresentando ventos em baixos níveis e pressão ao nível do mar no Oceano

Atlântico (HASTENRATH; HELLER, 1997), e seu estudo é realizado com frequência em virtude de suas influências sobre o norte do Brasil.

Este comportamento ocorre quando as águas do Atlântico Norte estão mais quentes e as águas do Atlântico Sul apresentam-se mais frias, o que possibilita movimentos descendentes, transportando ar frio e seco dos altos níveis da atmosfera sobre a região setentrional, inibindo a convecção e diminuindo a precipitação (Fase Positiva do Dipolo), sendo capaz de causar secas. De outro modo, quando as águas do Atlântico Norte estão mais frias e as águas do Atlântico Sul estão mais quentes, ocorrem movimentos ascendentes sobre esta região, impulsionando o desenvolvimento de nuvens e ampliando os totais pluviométricos, definido como a Fase Negativa do Dipolo (ARAGÃO, 1998).

Particularmente sobre a região Norte, este modelo está relacionado a mudanças nos valores de precipitação sobre esta região, uma vez que o dipolo de Temperatura da Superfície do Mar do Atlântico apresenta correlações fortemente negativas com as precipitações neste cenário. Segundo SERVAIN et al., (1998), o dipolo de TSM do Atlântico representa um bom parâmetro da qualidade da estação chuvosa, principalmente em anos de condições neutras sobre o Pacífico.

Quando se funde uma calota, em uma distância de cerca de 2000 km o volume de água diminui e, conseqüentemente, ocorre um aumento progressivo nas áreas mais afastadas. Em um relatório do IPCC (Painel Intergovernamental para Mudanças Climáticas), apontou que o nível do mar poderia ficar entre 0.19 m e 0.59 m até 2100.

A Amazônia, por apresentar considerável dimensão de floresta tropical, exerce importante função na circulação atmosférica global, apresentando enorme disponibilidade de energia solar e hídrica. Nessa região, a precipitação é apresentada como um dos principais elementos climáticos, visto que além de influenciar no comportamento de determinados elementos como a umidade relativa do ar, temperatura do ar e direção e velocidade do vento, é considerada uma das principais atuantes na variabilidade do clima na região amazônica (FISCH; MARENGO; NOBRE et al., 1998).

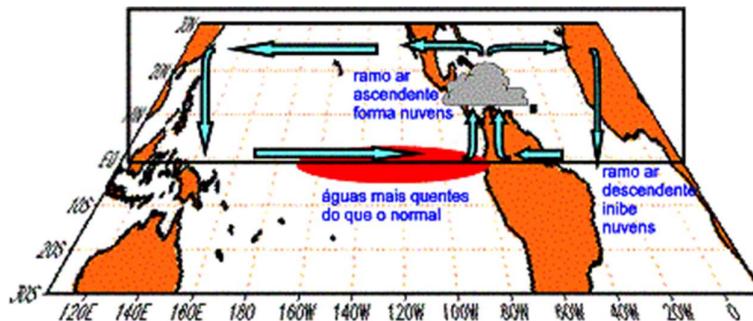
Na região amazônica, a precipitação é definida como uma componente que apresenta elevada variação no tempo e no espaço, relacionada à interferência de diferentes sistemas (ROCHA, 2001). De acordo com SOUZA et al (2010), a variedade pluviométrica sazonal da Amazônia evidencia dois períodos diferenciados, conhecidos como período chuvoso e o seco, sendo influenciados pelo fenômeno

acoplado oceano-atmosfera sobre o Pacífico Tropical, o ENOS – El Niño-Oscilação Sul, que exerce função importante na variabilidade climática da Amazônica (KOUSKY et al, 1984; MARENGO 1992; LIEBMANN e MARENGO, 2001), por vezes aumentando os meios de ocorrência de precipitação, de outro modo impossibilitando o desenvolvimento da convecção profunda e, desta forma, diminuindo a intensidade da precipitação (FISCH et al, 1998).

O El Niño/La Niña são as fases positiva/negativa do fenômeno ENOS e caracterizam o aquecimento/resfriamento anormal da Temperatura da Superfície do Mar (TSM) na região do Pacífico Tropical (SOUZA et al, 2010).

A circunstância conveniente ou desfavorável associa-se com a influência da circulação atmosférica ascendente (descendente) nas regiões da célula de Walker, que acentuam (inibem) a convecção tropical da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) e da Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS), ocasionando um padrão de precipitação consideravelmente excessivo (deficitário) na região amazônica. Na Figura 2.6 é observado a inibição de formação de nuvens convectivas na América do Sul, em sua maioria, provocadas pela célula de Walker em conjunto às condições de El Niño.

Figura 2.6 – Esquema da célula de Walker em condições de El-Niño



Fonte: Efeito El Niño (1998).

Os Oceanos Pacífico e Atlântico, contíguos à Amazônia, exercem um papel fundamental na variabilidade climática interanual desta localidade. As particularidades atmosféricas e oceânicas fundamentais relacionadas com eventos de El Niño são: ventos mais fracos que o normal, águas superficiais mais quentes que o normal em relação ao centro e leste do Pacífico tropical e a pressão ao nível do mar menor que

o normal no leste do Pacífico e maior do que o normal, no oeste do Pacífico (SOUZA et al., 2010).

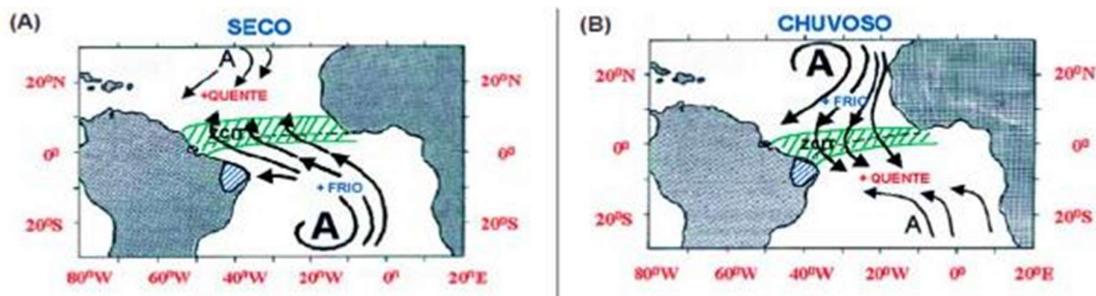
O ciclo quente do ENOS (El Niño) está correlacionado ao déficit, e a fria (La Niña) a excesso de precipitação na região. Particularmente para a Amazônia, ARAÚJO et al. (2013) durante a análise sobre os efeitos na precipitação a partir de ocorrências no Oceano Pacífico, associados ao ENOS, indicam que o padrão de precipitação na região norte é impulsionado por intermédio da disposição do gradiente inter-bacias no decorrer da fase inicial de ENOS, e para as ocorrências ENOS em que o gradiente se configura em sua fase de decaimento, sendo mais considerável a influência da precipitação na região norte e centro-oeste da bacia.

Segundo (CAVALCANTI e KOUSKY, 2009) ocorrem influências dos oceanos Atlântico e Pacífico nas precipitações da região amazônica e, durante os eventos La Niña e fase positiva do dipolo/ El niño e fase negativa do dipolo, ficavam acima/abaixo do normal no verão e outono austral. FU et al. (2001) verificou, também, que a mutabilidade das precipitações na Amazônia Oriental é suficientemente influenciada pelos eventos de TSM do Pacífico no período do verão e outono e menos no período de inverno e primavera.

TASCHETTO et al. (2016) e JIA et al. (2016) demonstram que o aquecimento do Atlântico Norte, provocado por eventos de El Niño, podem ser parcialmente explicitados por intermédio de procedimentos toposféricos que afetam a temperatura e que utilizam as teleconexões como ponto atmosférica (ALEXANDER et al., 2002).

Nos trópicos a ZCIT é considerada um importante sistema meteorológico, devido a sua estrutura física, que tem se mostrado atuante na determinação das diferentes condições de tempo e de clima nas inúmeras áreas da região tropical (Ásia, África e América do Sul). Essa porção de nebulosidade, na América do Sul, quando migra para sul, atua diretamente na pluviometria amazônica (Figura 2.7). Diversas pesquisas demonstram sua relevância na climatologia da região, tendo como exemplo, (SOUZA, 2004; MUZA; CARVALHO, 2009) que durante suas análises sobre a Amazônia oriental e centro sul, evidenciaram que a atividade do fenômeno, no ambiente referenciado, apresenta um máximo durante o outono austral.

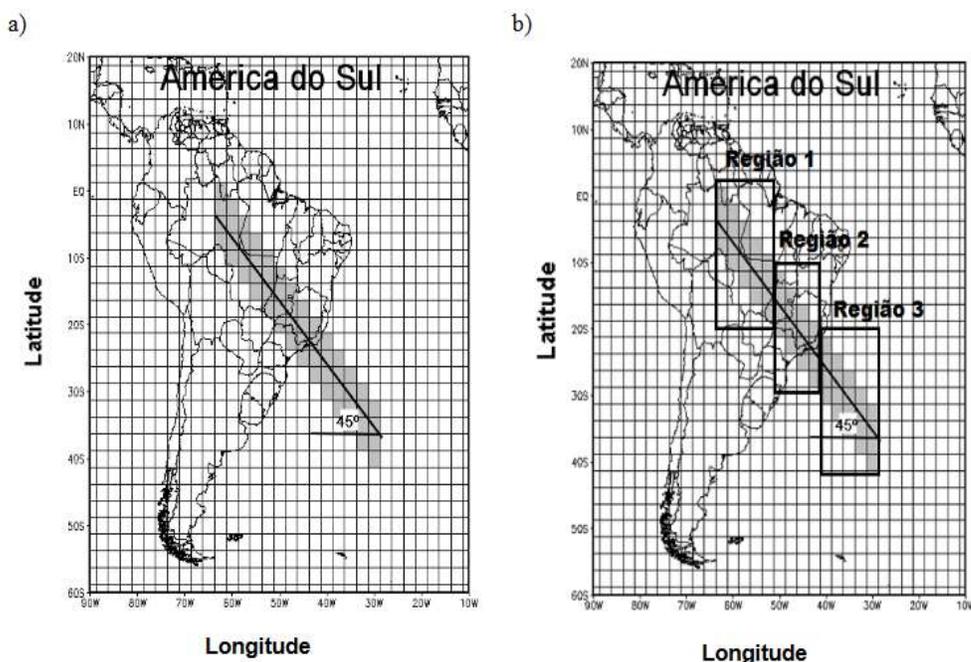
Figura 2.7 – Interação da ZCIT com a TSM nas estações seca e chuvosa da Amazônia



Fonte: NOBRE e MOLION (1988).

Outro relevante mecanismo que atua sobre a precipitação amazônica é a ZCAS (Zona de Convergência do Atlântico Sul), sendo determinada com uma região de elevada variabilidade convectiva estabelecida a leste da Cordilheira dos Andes com orientação noroeste-sudeste, desenvolvida desde o sul e leste da Amazônia até o Atlântico Sul (CARVALHO; JONES; LIEBMANN, 2004), conforme demonstrado na Figura 2.8. A ZCAS exerce forte influência sobre a América do Sul (MARENGO et al., 2013) e sua variação espacial e temporal detêm papel relevante para a distribuição dos extremos de precipitação sobre essas regiões.

Figura 2.8 – (a) Área de atuação da ZCAS; (b) Área de atuação da ZCAS dividida em três regiões.



Fonte: MENDONÇA e BONATTI (2008)

Independentemente dos motivos responsáveis pela atividade da ZCAS, o fato é que o seu constante monitoramento, tem auxiliado significativamente para validar a influência deste fenômeno no território brasileiro, determinado por eventos de estiagem prolongada ou por inundações expressivas.

Muito se discute sobre a localização e caracterização da ZCAS, contudo, por meio de modelos climáticos e estudos numéricos é possível mensurar e compreender o evento climático. Um fator que merece atenção e estudo é a variação temporal da ZCAS, pois a forte atividade convectiva, no oeste e sudoeste da Amazônia, provoca o surgimento e acumulação de frentes frias sobre o sul do Brasil, o que reflete a capacidade e amplitude do fenômeno ZCAS e sua influência no escopo continental (CAVALCANTI et al., 2009). A análise do evento de ZCAS é de grande importância para a região amazônica, visto que sua passagem pode ocasionar intensa destruição relacionada à precipitação extrema.

2.3.2 Previsão de níveis dos rios amazônicos

A região Amazônica possui um amplo e concentrado conjunto de rios e cursos de água de menor extensão e volume, e neste aspecto, contempla uma grande rede natural capaz de oferecer um excelente transporte fluvial, que se estende por toda a região hidrográfica com mais de 50 mil km de zonas navegáveis (MMA, 2006). O transporte fluvial nesta região é imprescindível não somente para o traslado de pessoas, como também para a realização de abastecimento do comércio de toda região e indústrias nos grandes centros urbanos, posto que há poucas estradas interligando a Amazônia com outras localidades.

Os rios da região amazônica refletem a variabilidade do regime pluviométrico das cabeceiras. Devido apresentar enorme extensão a bacia hidrográfica compreende fenômenos hidrometeorológicos que são representados nas variações de níveis de água (FISCH et al., 1998). A mutabilidade de descarga dos rios é fundamentalmente determinada pela variabilidade de precipitação (MOLINIER et al., 1996).

As chuvas que acontecem no setor montante da bacia são responsáveis pela elevação da cota dos rios locais e, assim sendo, acarretando o deslocamento da onda no segmento central e vazante da bacia (MERTES et al., 1995). As TSMs induzem o regime de precipitação e conseqüentemente na subida (cheias) e descida (secas) dos

rios da região amazônica, entretanto devido apresentar uma grande extensão as associações do regime hidrológico com TSMs alteram a dinâmica de cheias na bacia (RONCHAIL et al., 2005).

O ciclo sazonal dos rios amazônicos influencia regularmente as atividades de agricultura, pesca, extração de madeira, a vida dos ribeirinhos e de pessoas que habitam nos limites dos rios de várzeas. Dessa maneira, a intensidade da chuva altera a regularidade das atividades não somente da agricultura, extrativismo e pesca de subsistência, que fica em sua maioria comprometida, mas também a lida com os animais.

Observa-se, atualmente, na bacia amazônica um crescimento na magnitude das cheias e secas em boa parte de seus tributários, devido a ocorrência de eventos críticos de inundação (CHEN et al., 2010). Estas cheias e secas causam diversos impactos negativos sobre a população desta região, que depende de forma expressiva dos recursos hídricos para a produção de alimentos, transporte doméstico e comercial e produção de energia elétrica (MARENGO et al., 2008). Além disso, a maior parte da população situada ao longo dos rios amazônicos fica vulnerável aos eventos de cheias e secas. Assim, o conhecimento qualitativo dos processos hidrológicos é capaz de subsidiar e prover suporte à previsão e, principalmente, prevenção dos efeitos desses eventos extremos.

Complementando-se a estas características, diversos fatores hidrológicos peculiares encontrados na Amazônia motivam o estudo deste sistema. Esta localidade apresenta intensas precipitações e, adicionalmente, alta variabilidade espacial, além disto possui regime hidroclimático constante em diversas áreas e rios bastante caudalosos.

Os modelos hidrológicos de base física, neste sentido, são uma das principais técnicas para auxiliar no entendimento dos processos hidrológicos e sua relação com demais processo geofísicos, e oferecer suporte para Sistemas de previsão hidrológica, objetivando a atenuação da fragilidade da população local frente aos eventos extremos.

Um tema de estudo em contínuo desenvolvimento é a modelagem hidrológica na bacia amazônica. Os modelos de simulação hidrológica refletem processos variáveis no espaço e tempo como movimentação e infiltração de água no solo, balanço de energia e irradiação e evapotranspiração de ondas de cheia em planícies e rios que sofreram inundação. Para tal, uma grande variedade de modelos é analisada neste

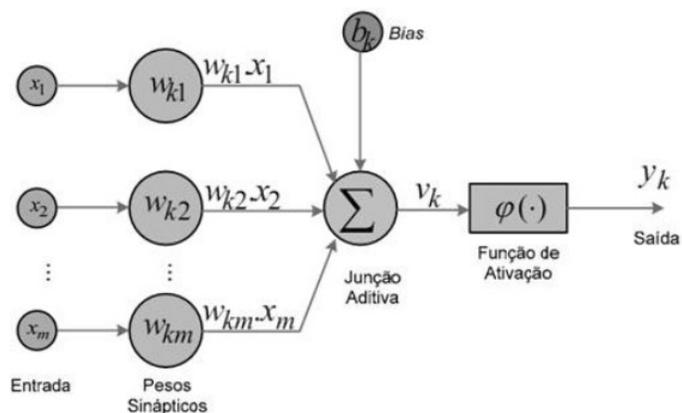
sentido, alguns destacando a simulação de processos e interface atmosfera-solo-planta (PITMAN, 2003) e outros mais concentrados na simulação de vazões em rios, espalhamento de ondas de estiagem e cheia. (COLLISCHONN, 2007).

As restrições de diferentes abordagens de simulações relacionam-se não apenas nas simplificações e interpretações de processo físicos, mas também na limitação dos dados de entrada desses modelos. Dessa forma, o aprimoramento e desenvolvimento de novas metodologias de simulação com a validação de diferentes funções dos processos hidrológicos, além da verificação das principais ocorrências de erros, neste cenário, ainda é um estudo em aberto na modelagem hidrológica de bacias de grandes proporções como a bacia amazônica.

2.4 Redes Neurais Artificiais

As redes neurais artificiais são modelos computacionais distribuídos inspirados nas funções cerebrais biológicas, formados de unidades de processamento simples, denominados neurônios artificiais, que computam funções matemáticas, interconectadas e disponibilizadas em uma ou mais camadas. Um neurônio artificial (Fig. 2.9) é composto funcionalmente por três elementos (HAYKIN, 2009): um conjunto de sinapses ou links de comunicação, cada uma dessas apresentando um determinado peso; um somador para realizar o somatório dos sinais de entrada, ponderado pelas sinapses (pesos sinápticos) do neurônio e uma função de ativação, para filtrar a dimensão da saída do neurônio.

Figura 2.9 – Estrutura de um neurônio artificial



Fonte: HAYKIN (2009).

A interligação entre os sinais de entrada e o neurônio é realizada por intermédio dos pesos sinápticos, que possuem a função de simplificar ou atenuar, através de um fator w_{ij} , o sinal de entrada x_i oriundo do ambiente ou de outros neurônios.

A função somatória ou aditiva realiza a junção ponderada das entradas de acordo com:

$$v_k = \sum_{i=1}^m w_{ki} x_i + b_k \quad (1)$$

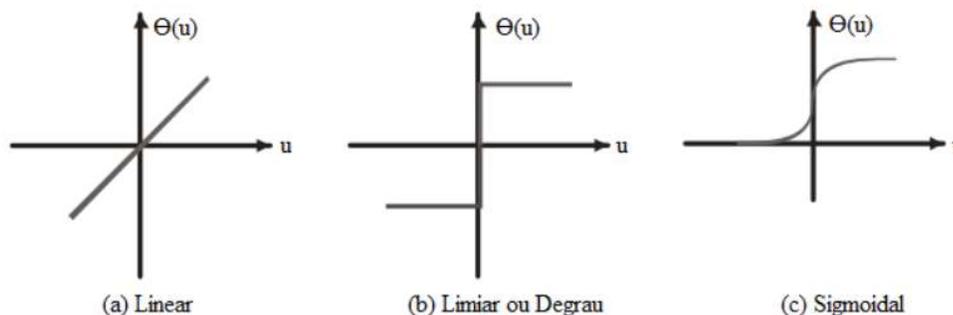
Onde b_k é o bias aplicado externamente, que possui o efeito de acrescentar ou reduzir o sinal da junção somatória.

Constituído pela função de ativação $\varphi(\cdot)$, o ativador, recebe o sinal de v_k e realiza o cálculo de nível de estímulo interno do neurônio. De acordo com este nível, a saída poderá ser ativada ou não. Na saída do neurônio a função de ativação realiza a normalização da amplitude no intervalo de [0 1], também podendo ser mensurada no intervalo [-1 1]. Dessa maneira, a saída do neurônio é calculada por:

$$y_k = \varphi(v_k) \quad (2)$$

Basicamente, na literatura, destacam-se 3 tipos de funções de ativação: linear, limiar ou degrau e sigmoidal. Na função linear (Figura 2.10a) a saída disponibiliza o valor de u . Na função limiar (Figura 2.10b) é determinado o resultado da função como sendo 1 ou 0, de maneira alternada, -1 também pode ser utilizado. A função sigmoidal (Figura 2.10c) possui como característica a representação contínua, aproximada e diferenciável da função limiar.

Figura 2.10 – Funções de ativação regularmente utilizadas por um neurônio artificial



Fonte: Adaptado de Haykin (2009).

As redes neurais apresentam a capacidade de aprender através de exemplos em um processo denominado de aprendizado da rede neural. O processo de aprendizado é uma metodologia pelo qual os parâmetros variáveis da rede (pesos sinápticos) são ajustados, com o objetivo de minimizar uma função baseada no erro entre a saída da rede e a saída desejada. O tipo de aprendizagem é definido pela maneira pela qual as alterações dos parâmetros ocorrem (HAYKIN, 2009). O aprendizado, computacionalmente, é desenvolvido na forma de um algoritmo de treinamento, que são baseadas em técnicas de otimização.

Os métodos de aprendizado podem ser do tipo supervisionado e não-supervisionado. No aprendizado supervisionado os valores de entrada e saída são fornecidos por um supervisor, que tem a função de observar as respostas da rede neural artificial para cada informação de entrada da rede. O objetivo principal é, em síntese, adaptar os parâmetros de tal maneira que se possa encontrar uma correlação entre os pares de entrada e saída do ambiente analisado. No aprendizado não-supervisionado não existe um supervisor assinalando a resposta almejada, de forma que a rede deve aprender a partir de padrões, empregando regras de aprendizado.

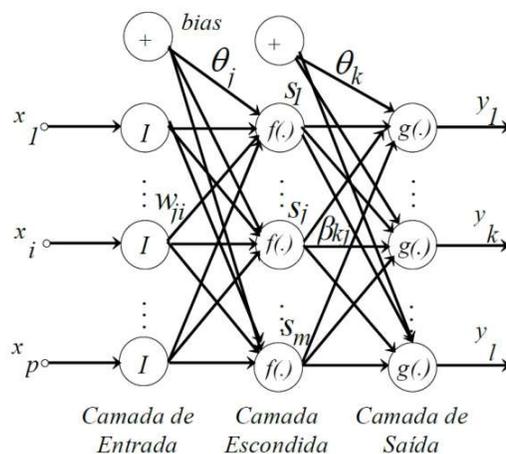
2.4.1 Redes Perceptron de Múltiplas Camadas

Uma rede Perceptron de múltiplas camadas (MLPs) possui, além das camadas de entrada e saída, a disponibilização de neurônios organizados em uma ou mais camadas ocultas, denominadas camadas intermediárias (HAYKIN, 2009). Cada camada intermediária possui um número finito de neurônios. Cada neurônio de uma

camada está conectado a todos os neurônios da camada seguinte através de pesos sinápticos (Figura 2.11).

O sinal de entrada é recebido pela camada de entrada, sendo enviado posteriormente para a camada seguinte. Um neurônio de uma determinada camada, possui a função de combinar as tarefas realizadas pelos neurônios a ele ligados da camada anterior e, contribuir no processamento, auxiliando no armazenamento das informações. Após processamento do sinal nas camadas intermediárias, um determinado sinal é então fornecido para a camada de saída sendo então gerada a saída de rede neural ou as saídas, dependendo do número de neurônios nesta camada.

Figura 2.11 – Rede Neural Perceptron Multicamadas



Fonte: HAYKIN (2009).

As redes MLPs vêm sendo largamente utilizadas para problemas de previsão de séries temporais, com muitos trabalhos desenvolvidos para área de previsão de cheias, como apresentado em (FERREIRA e LIMA, 2003), (DORNELLES, 2013), (LI *et al*, 1998), (GOPAKUMAR e TAKARA, 2009), (ADNAN *et al*, 2012), (CHAOWANAWATEE e HEEDNACRAM, 2012), (SHAMSUDDIN *et al*, 2016) e (COUTOUIS, JOHANNET, AYRAL e CADILHAC, 2016). Em relação a sistemas propostos para previsão de cheias em regiões no Brasil, citam-se os trabalhos de (FILIPPO, 2003; DAWSON e WILBY, 2001; SANTOS, 2008; SOUZA *et al.*; 2005).

2.4.2 Aprendizagem das MLPs

As MLPs possuem a capacidade de aprender a partir de exemplos, sendo o aprendizado, do tipo supervisionado, realizado através de um processo iterativo de ajustes aplicados aos pesos sinápticos. Para que se possa realizar o processo de aprendizagem, é preciso primeiramente se ter um modelo do ambiente no qual a MLP será inserida. O principal objetivo do aprendizado nas MLPs é a obtenção de modelos com boa capacidade de generalização. A generalização é a capacidade da rede responder adequadamente para situações que não foram apresentadas à mesma durante a etapa de aprendizado (CASTRO, A. R. G., MIRANDA, V., & LIMA 2011).

Na literatura um algoritmo supervisionado muito relatado para ajustes dos pesos é o algoritmo *Backpropagation* que faz uso de amostras rotuladas (entrada e saída desejada), com a finalidade de ajustar os pesos dos neurônios, por meio de um mecanismo de correção de erro (BRAGA, CARVALHO e LUDEMIR, 2007).

O treinamento é realizado em duas etapas: computação pra frente ou simplesmente chamada de *forward*, tendo como objetivo definir a saída da rede utilizando os valores de entrada, processando estes dados, percorrendo as informações pelas camadas intermediárias até chegar à camada de saída. No segundo momento, chamada de computação para trás ou simplesmente *backward*, é empregado o valor do erro, sendo este a diferença entre a saída desejada e o resultado obtido pela saída da rede, para a correção dos pesos sinápticos desde a primeira camada intermediária até a saída (FACELI; LORENA, 2011; HAYKIN et al., 2009).

Considerando a Rede Neural da figura 2.11, o sinal de erro do neurônio de saída k na iteração n é calculado por:

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (3)$$

Para todos os neurônios de saída incluídos no conjunto C da RNA, a soma instantânea dos erros quadrados da rede é dada por:

$$E(n) = \sum_{k \in C} e_k^2(n) \quad (4)$$

e para todos os N padrões apresentados à RNA, o erro médio quadrado é definido por:

$$E_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n) \quad (5)$$

O erro médio quadrado E_{av} é uma função de todos os parâmetros livres da rede neural (pesos e bias) e ele representa a função custo que deve ser minimizada durante o processo de aprendizagem.

O ajuste das conexões sinápticas durante a fase de aprendizado pode ser realizado *off-line* ou *on-line*.

Segundo (HORNIK, 1989), uma MLP possui a capacidade de ser uma aproximadora universal. A capacidade de aproximação depende, exclusivamente, da topologia da rede e da quantidade de neurônios que cada camada foi definida. Na literatura não temos uma conclusão a respeito do número necessário de neurônios ocultos para alcançar a ótima solução do aproximador universal

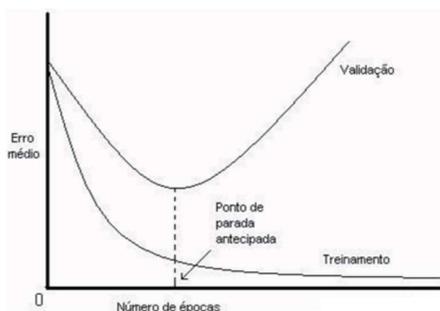
Uma inconsistência que deve ser evitada e pode ocorrer no processo de aprendizado é o de super-especialização, também conhecido como *overfitting*, tornando a rede especialista em um conjunto de dados de treinamento e perdendo, dessa forma, o poder de generalização, gerando resultados desfavoráveis para novos conjuntos de informações. Dessa forma, uma técnica para impedir o *overfitting* é aplicar a metodologia de validação cruzada, também conhecida como *crossvalidation*, em que a amostra do conjunto de dados é dividida em 3 subconjuntos mutuamente exclusivos: treino, validação e teste

Neste sentido um dos contratempos observados no uso de RNAs consiste em identificar o melhor ponto de parada de treinamento, pois ao iniciar o treinamento o valor do erro é alto, decrescendo rapidamente, e diminui lentamente, tendendo a atingir um mínimo local na superfície do erro (HAYKIN, 2009).

Dessa maneira, para indicar um ponto de parada no processo de aprendizagem, objetivando a melhor generalização da rede, uma possibilidade é utilizar o procedimento da regra de parada, antecipadamente, com base na validação cruzada. Esta abordagem baseia-se em uma técnica estatística, para validar o modelo obtido durante o treinamento da rede neural, empregando um conjunto de informações diferentes dos usados, para prever os parâmetros durante o treinamento (HAYKIN, 2009). A técnica consiste em observar a evolução do aprendizado nas curvas equivalentes aos subconjuntos de dados de treinamento e validação (Figura 2.12).

Assim, ocorre a interrupção do treinamento, quando a curva de validação diminui a um erro mínimo, e antes do início do crescimento, conforme o treinamento, continua.

Figura 2.12 – Regra de parada antecipada baseada na validação cruzada



Fonte: HAYKIN (2009).

2.4.3 Métricas para o desempenho da rede

A quantificação da acurácia da rede neural pode ser observada através de métricas de desempenho, valores estes analisados durante a fase de treinamento e testes. Abaixo seguem as métricas mais utilizadas:

- *MSE – Erro Quadrático Médio*

Corresponde a média do quadrado do desvio entre o valor previsto e o valor desejado, ou seja, define a média dos erros ao quadrado, sendo o melhor modelo aquele que apresentar o menor valor de *MSE*:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (6)$$

- *MAE – Erro Médio Absoluto*

Atribui um peso a todas as diferenças lineares, customizando o valor absoluto dos erros:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (7)$$

- *MAPE – Erro Percentual Absoluto Médio*

Para validação das redes neurais, no que diz respeito ao desempenho, pode-se comparar os diagramas de dispersão, raiz do erro médio quadrático ou comparação gráfica. O resultado de MAPE com menor valor, esta será a melhor topologia encontrado para o modelo. Este erro calcula a média percentual do desvio absoluto entre os objetivos desejados e o valor obtido.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (8)$$

- *R² – Coeficiente de determinação*

Especifica a qualidade do modelo em relação à capacidade de prever, de forma correta, valores das variáveis de resposta. Realiza o ajustamento do modelo, medindo descritivamente a performance dos resultados.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n w_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n w_i (y_i - \bar{y})^2} \text{ com } \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i y_i \quad (9)$$

3. SISTEMA DE PREVISÃO DE NÍVEIS DO RIO XINGU BASEADO EM RNA

3.1 Introdução

As espacialidades distintas no cenário amazônico, produzidas pela sazonalidade dos rios, alternam-se entre os períodos de cheias e secas. Diante destes fenômenos, existe a necessidade de realização de estudos sobre a bacia hidrográfica, tornando a

determinação das áreas de risco uma utilidade para o conhecimento acerca da amplitude do transbordamento dos leitos (SANDER et al, 2012).

Neste capítulo será apresentado o sistema de previsão do nível do Rio Xingu (na cidade de Altamira-Pará) baseado em redes neurais Perceptron de múltiplas camadas. O sistema previsor tem como variáveis de entrada os dados de níveis médios mensais do rio Xingu na estação de Altamira, os dados de médias mensais de temperatura e pressão dos oceanos Atlântico e Pacífico, e os dados de estimativas de precipitação nas sub-bacias do rio Xingu para o período de 1979 até 2016.

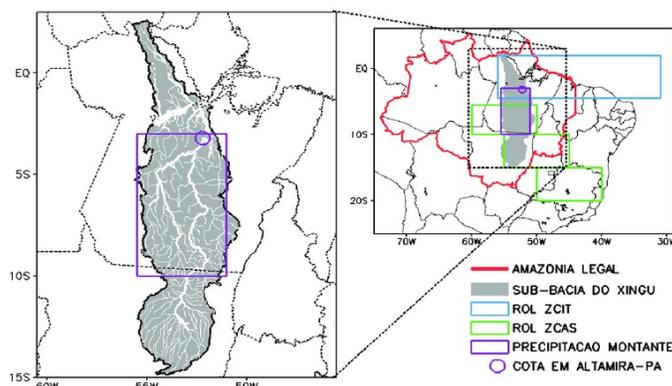
A escolha pelo uso de variáveis de TSM deve-se aos estudos realizados em FRANCO (2014) onde se verificou que o regime hidrológico na bacia do Xingu recebe influências oceânicas do Pacífico e Atlântico, alterando o regime de precipitação nas sub-bacias, afetando o ciclo hidrológico em Altamira, aumentando (ou diminuindo) o nível do rio.

As Redes Neurais Perceptron de múltiplas camadas vêm sendo largamente utilizadas na literatura para a solução de uma grande variedade de problemas. Com o avanço de métodos de aprendizagem e das arquiteturas, estas redes têm se mostrado ferramentas bastante promissoras, em particular, para o problema de previsão de inundações baseadas em séries temporais. Entre os trabalhos desenvolvidos na área de previsão com redes, citam-se os trabalhos apresentados em (ADNAN et al., 2012), (XIE et al. 2010), (LI et al. 1998). Em relação aos sistemas apresentados para previsão de cheias em regiões do Brasil, citam-se os trabalhos de (FILIPPO, 2003), (DAWSON e WILBY, 2001), (SANTOS, 2008) e (DE SOUZA et al. 2005).

3.2 Caracterização da área de estudo

O rio Xingu cobre cerca de 50 municípios, sendo 35 do Estado do Mato Grosso e 15 do Estado do Pará, ocupando uma área de 314.427,790 km² que corresponde a 25% do Estado. Dentre os municípios que o rio cobre destaca-se o município de Altamira, sendo o maior município, com uma extensão de 161.445 km² e uma população de 109.938 pessoas (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, 2016). A Figura 3.1 apresenta a localização da sub bacia do rio Xingu, dentro da bacia Amazônica.

Figura 3.1 – Localização da área de estudo destacando a sub-bacia do rio Xingu.



Fonte: VALENÇA (2012)

Os rios Culuene e Sete de Setembro formam as nascentes do rio Xingu, sendo estes situados em altitudes da grandeza de 500 m, na ligação da Serra do Roncador com a Serra Formosa, no Estado do Mato Grosso.

O rio Xingu apresenta intensa deflexão, nas adjacências da cidade de Altamira, estabelecendo a chamada Volta Grande, de grandes corredeiras, com uma depressão de 85m em 160 km. Na localidade de Belo Monte, no fim desse trecho, o rio se expande notadamente, exibindo um certo declínio até o prolongamento de sua foz e mantendo, até mesmo, resultados da declividade das seções transversais provocados pelo rio Amazonas (BRASIL, 2003).

Apresentando uma topografia mais acentuada, na altura da cidade de São Félix do Xingu, perfazendo pequenas corredeiras, seguindo seu curso, são formadas ilhas e vários braços e, entre as épocas de cheia e estiagem, destaca-se sua variação de volume.

No médio curso de São Félix do Xingu no Pará, o período de chuva compreende os meses de outubro a maio, e o período de seca corresponde aos meses de junho a setembro. O período chuvoso, na região de Altamira, ocorre entre dezembro e maio, e o período de seca ocorre de julho a novembro. Na região de Porto de Moz, no baixo curso, o período de chuva está compreendido entre os meses de janeiro a julho, e o período seco entre agosto a dezembro (ELETROBRÁS, 2009).

A característica de grande volume de água e apresentação de relevo acidentado, proporciona a esta região um alto potencial hidrelétrico, denotando estruturas ideais para geração de energia. Diante deste potencial, depois de anos de estudos e

debates, está sendo instalado o aproveitamento Hidrelétrico, chamado AHE (Aproveitamento Hidrelétrico) Belo Monte com potência instalada de 233,1 MW, composta de nove turbinas, do modelo bulbo, com potência unitária de 25,9 MW, estabelecida a 40 km rio abaixo, após a cidade de Altamira. O projeto define o desvio de grande parte do curso de água do rio Xingu, em um trecho de mais ou menos 100 quilômetros, que é denominada como Volta Grande do rio Xingu. Sendo que esta sofrerá uma rigorosa redução dos níveis de água no trecho amputado do rio (BERMAN, 2012).

A vazão, variável em destaque no estudo hidrológico desta região, apresenta sazonalidade anual relacionada ao regime de chuvas da região. A média da vazão, verificada desde o ano de 1976, para a estação fluviométrica em Altamira é de 8.000 m³/s. Para o mês de março, quando a vazão apresenta o seu mais alto pico, a média é de 19.289 m³/s. Em setembro, quando a vazão é disponibilizada em seu mínimo, atinge 1.174 m³/s. A razão entre essas medições extremas é de 16,4, valor este bastante elevado em comparação a outros tributários da margem direita do rio Amazonas, tais como Tapajós, apresentando a relação de 4,7, Purus com 6,0 e Juruá com valor de 7,6 (MONLINIER et al., 1995). Dessa forma, pode-se inferir que a vazão é bastante influenciada pela caracterização da morfologia dos canais, visto que os rios Tapajós e Xingu percorrem em paralelo no sentido sul-norte e, diante deste contexto, compartilham o mesmo ambiente geológico e climático. Em consulta a determinadas imagens de satélite, é possível diferenciar áreas de planícies que denotem maiores índices de inundação e canais mais sinuosos (RODRIGUEZ, 1993).

A dinâmica dos níveis do rio Xingu pode ser observada na Figura 3.2, onde a relação com a vazão, oriundas de precipitação acarretam o aumento ou diminuição desta bacia.

Figura 3.2 – Variações de níveis na bacia do Xingu.



Fonte: Elaborada pelo autor (2019)

Eventos climáticos regionais e globais, como o ENOS e variações de ZCIT, influenciam no regime da precipitação desta região (BOOKHAGEN & STRECKER, 2010; MARENGO, 2005; VONHOF & KAANDORP, 2010). Entretanto, o arranjo e intensidade das chuvas são complexas e diferenciadas em regiões distintas (VONHOF & KAANDORP, 2010).

3.3 Base de dados

No desenvolvimento do sistema de previsão de cotas proposto, foram utilizados dados de níveis médios mensais do rio Xingu na estação de Altamira, os dados de médias mensais de temperatura e pressão dos oceanos Atlântico e Pacífico, e os dados de estimativas de precipitação nas sub-bacias do rio Xingu para o período de 1979 até 2016.

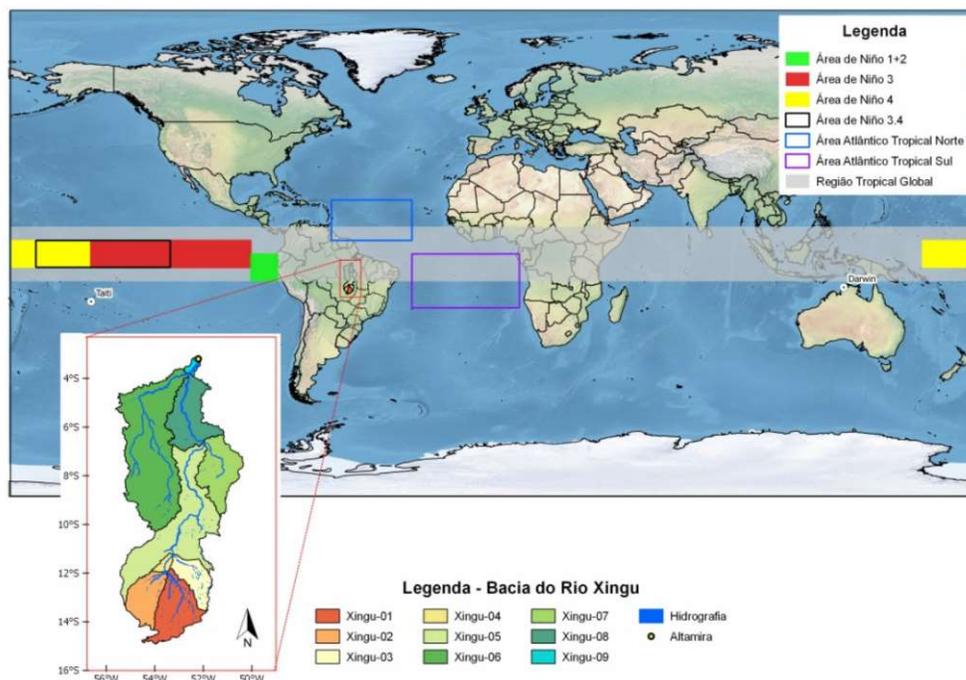
Os dados de níveis mensais do rio Xingu foram obtidos do Banco de Dados Hidrometeorológico da Agência Nacional de Águas (ANA), sendo a rede

hidrometeorológica observacional operada na Amazônia através da Companhia de Pesquisa em Recursos Minerais (CPRM). Estas informações integram os registros de cota média mensal extraída da estação fluviométrica convencional do município de Altamira (ANA, 2013).

Os dados de precipitação são oriundos de observações de satélites e interpolados com dados de estações pela National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA). Em SILVA et al. (2007) encontra-se maiores informações sobre métodos, gestão de qualidade e técnicas metodológicas dos dados do NOAA. Para a investigação e análise do comportamento da precipitação e, desse modo, sua influência e atuação sobre os níveis, foram utilizados dados no período de 1979 a 2016.

Os dados de Temperatura da superfície do mar (TSM) utilizados são médias mensais observadas e ajustadas pela interpolação com informações de estação pela NOAA. Neste trabalho foi considerada apenas a TSM sobre os oceanos Atlântico e Pacífico, com destaque para as faixas sul e tropical deste oceano. Adicionalmente, durante este estudo foi adicionado informações de pressão ao nível do mar, coletadas da plataforma NOAA.

Figura 3.3 – Mapa com áreas das 18 variáveis de interesse – Detalhamento nas sub-bacias e informações de TSM.



Fonte: Sistema de Proteção da Amazônia (2018).

Para o cenário de previsão, conforme Fig. 3.3 foram utilizadas informações de precipitação e variáveis oceânicas e detalhamento das sub-bacias do rio Xingu. As séries temporais para a identificação de níveis mensais do rio Xingu em Altamira são:

- Índices de niño (niño1+2, niño3, niño4 e niño3+4);
- Dados de pressão Taiti e Darwin;
- Informações de precipitação das 9 sub-bacias do Xingu;

Assim foram totalizadas 9 variáveis oceânicas (TSM) e 9 variáveis de precipitação.

Para calcular a janela de tempo que uma variável leva para afetar o nível do rio Xingu, na cidade de Altamira-PA, utilizou-se o método de correlação linear simples.

A correlação, segundo (SANTOS, 2009), é a medida padronizada da relação entre duas variáveis aleatórias, em análise, indicando a força e o direcionamento linear entre elas.

Dentre as características mais importantes, podemos citar:

- Movimentam-se em direções opostas dois conjuntos que estejam integralmente correlacionados de forma negativa;
- A correlação obtida não possuirá valor maior que 1 ou grandeza menor do que -1 , em seus resultados;
- Movimentam-se, especificamente, na mesma direção, duas variáveis que estejam correlacionadas positivamente, ou seja, quando temos o valor da correlação $r=1$;
- Quanto mais o resultado aproxima-se de 1, melhor e mais forte a correlação é identificada. Assim, as duas variáveis movem-se juntas, apresentando uma relação positiva entre elas;
- A relação entre as variáveis analisadas torna-se mais forte no momento em que a correlação se aproxima de -1 ou $+1$;
- Uma correlação nunca poderá ter valores maiores que 1 ou menor do que menos 1;
- Duas variáveis não estão relacionadas quando temos valor da correlação próxima de zero;

Correlação e regressão são técnicas de estudo do inter-relacionamento entre duas ou mais variáveis. A metodologia é dita de regressão simples, quando temos o estudo envolvendo apenas duas variáveis, caso tenhamos, durante a análise mais do que duas variáveis, tem-se a correlação e regressão múltiplas. As tratativas de relacionamento linear entre duas ou mais variáveis são características da regressão e correlação. Durante a análise de regressão temos o comportamento de uma determinada variável em função do comportamento de outra variável. Já na fase de análise de correlação temos um valor que define o grau de relacionamento linear entre as variáveis envolvidas (VIALI, 2015).

O coeficiente de correlação exprime à intensidade e o sentido do relacionamento linear, existente entre duas ou mais variáveis, conforme definido em (FAISCA et al. 2010). A correlação positiva indica que, aumentando o valor de uma variável ocorre o incremento da outra variável. Já a correlação negativa é definida em aumentando-se o valor de uma variável, ocorre a diminuição da outra variável em questão.

O coeficiente de correlação de Pearson, ou somente definido como coeficiente de correlação, é a medida do grau de ligação entre duas variáveis aleatórias. Este parâmetro é definido da seguinte forma:

$$r = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{(\sum (x_i - \bar{x})^2)(\sum (y_i - \bar{y})^2)}} \quad (10)$$

Para (DANCEY; REIDY, 2005) os valores obtidos podem ser interpretados da seguinte forma:

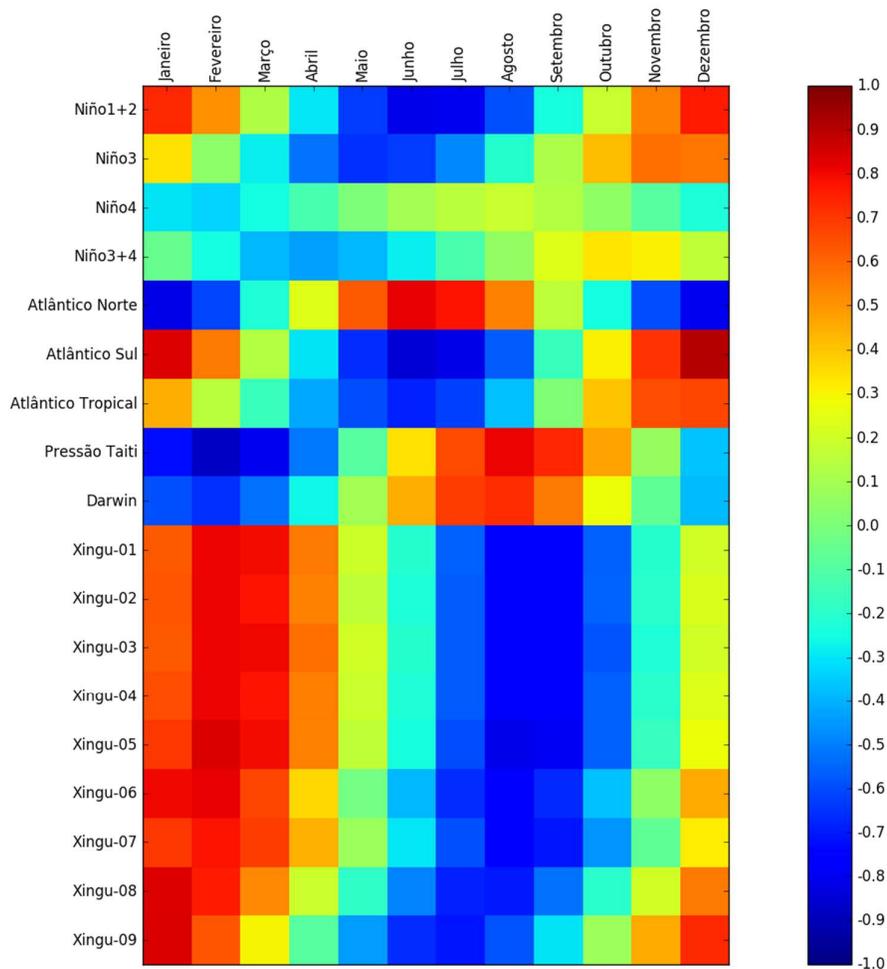
- Se $0,1 < r < 0,3$ - a correlação é dita fraca;
- Se $0,4 < r < 0,6$ - a correlação é dita moderada;
- Se $0,7 < r < 1$ - a correlação é dita forte.

No processo de análise de correlação, para o cenário proposto, foram selecionados valores acima de 0,7 por serem considerados resultados que influenciarão de forma positiva o aumento da cota observada.

Durante os experimentos foram analisadas informações, tanto de precipitação quanto de TSM. Na Fig. 3.4 é observado quais variáveis apresentam maior influência

diante do cenário proposto, dessa forma, deve-se selecionar as variáveis que apresentam maior influência no dinamismo do preenchimento da cota analisada.

Figura 3.4 – Correlação precipitação e TSM



Fonte: Elaborada pelo autor (2019)

Após a análise as variáveis selecionadas com correlação acima de 0,7 foram:

- Variável niño1+2 com defasagens de 1,6,7 e 12 meses;
- Variável Atlântico Norte com defasagens 1,6,7 e 12 meses;
- Variável Atlântico Sul com defasagens 1,6,7,11 e 12 meses;
- Variável Pressão Darwin com defasagens de 1,2,3,8 e 9 meses;
- Variável Pressão Taiti com defasagem de 8 meses;

Foram realizados estudos da correlação com as variáveis de precipitação das sub-bacias do rio Xingu (e suas defasagens) e a cota (nível) de Altamira sendo que as variáveis selecionadas com correlação acima de 0,7 foram:

- Variável sub-bacia Xingu-01 com defasagens de 2,3,8 e 9 meses;
- Variável sub-bacia Xingu-02 com defasagens de 2,3,8 e 9 meses;
- Variável sub-bacia Xingu-03 com defasagens de 2,3,8 e 9 meses;
- Variável sub-bacia Xingu-04 com defasagens de 2,3,8 e 9 meses;
- Variável sub-bacia Xingu-05 com defasagens de 2,3,8 e 9 meses;
- Variável sub-bacia Xingu-06 com defasagens de 1,2 e 8 meses;
- Variável sub-bacia Xingu-07 com defasagens de 2,8 e 9 meses;
- Variável sub-bacia Xingu-08 com defasagens de 1 e 2 meses;
- Variável sub-bacia Xingu-01 com defasagens de 1,7 e 12 meses;

3.4 Resultados

Para o desenvolvimento do sistema de previsão de cotas proposto, utilizou-se uma rede neural MLP. Para treinamento da rede foram utilizadas informações do período de 1979 a 2016, separados em 70% dos dados para treinamento da rede, 15% para validação e 15% para testes.

A avaliação de desempenho de cada topologia treinada foi realizada utilizando o *coeficiente de determinação* (R^2) e o *erro médio quadrático* (MSE).

O coeficiente de determinação permite medir a qualidade do sistema de previsão em relação à sua capacidade de prever corretamente os valores da resposta, sendo medido através de:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n w_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n w_i (y_i - \bar{y})^2} \text{ com } \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i y_i \quad (11)$$

onde y_i é o valor observado, \bar{y}_i são as médias das observações, \hat{y}_i é o valor estimado (previsão) e W o peso usado para estimar os coeficientes da regressão. A análise deste parâmetro é interpretada como a proporção da mutabilidade da variável dependente do modelo.

Desta forma, quanto mais próximo de 1 estiver R^2 , melhor será o desempenho do modelo.

Foram examinados 3 cenários para o modelo de previsão de cotas do rio Xingu, com as seguintes variáveis para o sistema (previsão da cota para o mês seguinte):

- **Cenário 1:** Dados de entrada da MLP, com informações apenas de TSM (Temperatura da superfície do mar), sendo utilizadas as 19 entradas selecionadas após a análise de correlação;
- **Cenário 2:** Dados de entrada da MLP, com informações apenas de Precipitação, sendo utilizadas as 31 entradas selecionadas após a análise de correlação;
- **Cenário 3:** Dados de entrada da MLP, com informações de Precipitação e conjunto com dados de TSM, sendo utilizadas as 50 entradas após a análise de correlação.

Para os cenários 1, 2 e 3, diversos treinamentos da MLP foram realizados variando-se o número de neurônios na camada escondida e realizando diversas inicializações de peso para cada topologia. Para a camada escondida utilizou-se a função tangente hiperbólica como função de ativação e para camada de saída, a função linear. O treinamento foi realizado usando o algoritmo de Levenberg-Marquart (LUO, et al., 2007), considerado muito eficiente e rápido ao treinar redes com grande quantidade de pesos. Para o treinamento das redes MLP foi utilizado o Toolbox de rede neurais do Matlab.

As Tabelas 3.1, 3.2 e 3.3 apresentam alguns dos melhores resultados obtidos para os 3 cenários.

Tabela 3.1 - Quadro comparativo treinamentos MLP – Cenário 1 - TSM

Número de neurônios na camada escondida	MSE Treino	MSE Validação	MSE Teste	R ²
10	0,00158	0,00103	0,00233	0,9923
20	$9,33 \times 10^{-4}$	$9,21 \times 10^{-4}$	$4,83 \times 10^{-4}$	0,9957
25	$2,31 \times 10^{-4}$	$1,78 \times 10^{-4}$	$3,93 \times 10^{-4}$	0,9990
30	$2,33 \times 10^{-4}$	$1,72 \times 10^{-4}$	$3,08 \times 10^{-4}$	0,9989
35	$5,49 \times 10^{-4}$	$7,67 \times 10^{-4}$	$9,51 \times 10^{-4}$	0,9958
40	$2,04 \times 10^{-4}$	$1,55 \times 10^{-4}$	$2,99 \times 10^{-4}$	0,9991

Tabela 3.2 - Quadro comparativo treinamentos MLP - Precipitação

Número de neurônios na camada escondida	MSE Treino	MSE Validação	MSE Teste	R ²
10	0,05083	0,06415	0,07326	0,6059
20	0,06101	0,11137	0,11563	0,4359
25	0,03684	0,07755	0,08510	0,6703
30	0,03324	0,05804	0,08855	0,6552
40	0,00569	0,11444	0,11190	0,7521
50	$3,94 \times 10^{-4}$	0,14655	0,09318	0,7536

Tabela 3.3 - Quadro comparativo - Treinamentos MLP –TSM + Precipitação

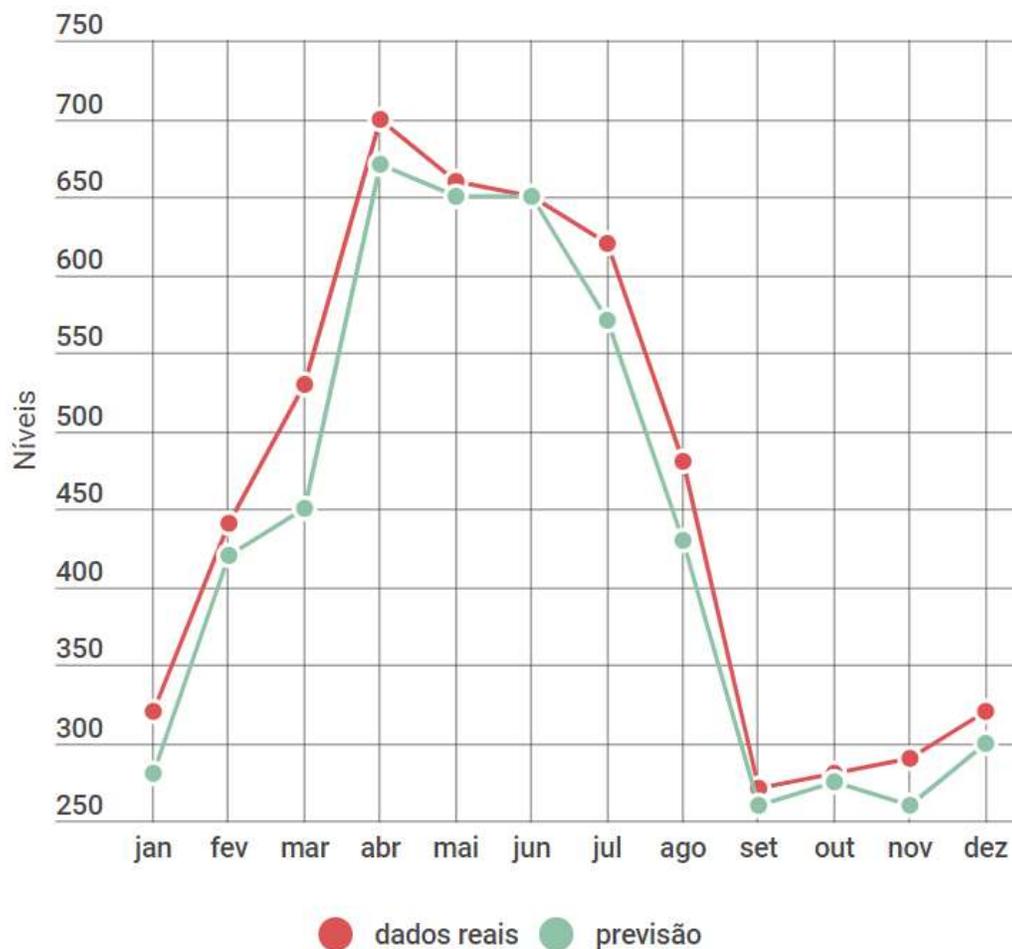
Número de neurônios na camada escondida	MSE Treino	MSE Validação	MSE Teste	R ²
10	$4,92 \times 10^{-4}$	0,00775	0,01196	0,9711
15	$7,35 \times 10^{-4}$	0,00617	0,01033	0,9733
20	0,00467	0,00762	0,02264	0,9474
25	0,00133	0,00817	0,01219	0,9644
30	$1,26 \times 10^{-4}$	0,00631	0,01105	0,9781
35	$9,78 \times 10^{-4}$	0,00731	0,02210	0,9661

Conforme resultados obtidos, para o cenário 1, a topologia que apresentou melhor resultado foi a topologia com 40 neurônios na camada intermediária. Para o cenário 2, o melhor resultado foi obtido com a topologia contendo 50 neurônios na camada

escondida. Para o cenário 3, a topologia com 30 neurônios na camada escondida apresentou melhor desempenho.

O melhor resultado, dentre todas as topologias testadas, foi obtido quando se utilizou somente informações de TSM (Temperatura da superfície do mar), como dado de entrada para a rede MLP, obtendo valor de $R^2 = 0,9991$. A Fig. 3.5 apresenta os resultados de previsão para o ano de 2016 para esta melhor topologia.

Figura 3.5 –Previsão de nível mensal para ano de 2016



Fonte: Elaborada pelo autor (2018).

Em (FRANCO, 2014; MIRANDA NETO, 2014; SILVA et. al., 2014), para dados de mesma origem usados neste trabalho, foram obtidos valores de $R^2 = 0,89$ com a

utilização do método de regressão linear e regressão múltipla. A tabela 4.4 apresenta um comparativo entre o sistema proposto e o sistema apresentado em (FRANCO, 2014; MIRANDA NETO, 2014; SILVA et. al., 2014). Os resultados obtidos podem ser considerados adequados, neste cenário, quando comparados com determinações de sistemas de previsão de cheias, já disponibilizados na literatura, motivados pela multiplicidade do sistema proposto, que foi elaborado para o prognóstico de cotas, considerando a metodologia de análise apresentada.

Tabela 3.4 – Comparativo entre metodologias

Referências	Período	MSE	R²
RNA - TSM	1979 - 2016	$2,99 \times 10^{-4}$	0,9991
RNA - PRP	1979 - 2016	0,09318	0,7536
RNA - TSM +PRP	1979 - 2016	0,01105	0,9781
(Franco, 2014)	1979 - 2012	1363,84	0,72
(Franco, 2014)	1989 - 1998	856,66	0,89

4. CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou uma proposta de sistema de previsão de cotas do rio Xingu, na cidade de Altamira-PA baseado em redes Perceptron de múltiplas camadas. A previsão de eventos hidrológicos extremos, principalmente na região Amazônica, pode auxiliar na resolução de problemas de cheias, evitando perdas humanas e materiais em detrimento de uma antecipação de informação.

A sistematização para previsão de cheias evoluíram bastante nos últimos anos, porém, conforme observado, a utilização de técnicas tradicionais, operada pelas entidades ou sistemas de apoio, geralmente são adequadas para aplicação em condições normais, entretanto podem não prever um resultado, de forma satisfatória, em situações onde ocorram mudanças inesperadas nas variáveis do ambiente. Complexos relacionamentos extremos entre as variáveis podem levar a execuções matemáticas obscuras, no momento da previsão, tornando um fator negativo durante a análise.

Modelos de previsão baseados em técnicas de Inteligência Computacional, apresentam-se como formas de desenvolvimento otimizados, no complemento de

lacunas diante das desvantagens de metodologias de predição tradicionais. Assim, as Redes Neurais estão sendo bastante empregadas neste contexto, sobretudo em virtude de sua alta capacidade para modelagem de problemas não lineares.

Para o desenvolvimento do sistema foram realizados estudos da correlação, entre possíveis variáveis de entrada para o sistema proposto. Os experimentos desta pesquisa evidenciam que as redes neurais possuem a capacidade de prever o nível de cotas, em cenários diferentes, sendo importante destacar o uso de informações de temperatura da superfície do mar, que propiciou modelos de previsão mais eficazes, mostrando desta forma o quanto estas informações podem influenciar diretamente no nível do rio Xingu. A metodologia apresentada neste estudo se distingue de outras pesquisas correspondentes, visto que em sua maioria retratam apenas o uso de redes neurais, não representando etapas de tratamento das informações de entrada da rede ou selecionando variáveis, com suas respectivas defasagens para uma melhor acurácia do modelo.

Como trabalhos futuros propõe-se a utilização da técnica com RNA para previsão em conjunto com PSO, otimização por enxame de partículas, Algoritmo genético ou Máquinas de Vetores de Suporte. Adicionalmente, realizar um comparativo com uso das Redes Neurais RBF (*Radial Basis Function Neural Network*) e, além disso, integrar neste modelo a aplicação de correlação, porém, neste cenário, utilizando inferência Bayesiana. Dessa forma, com uso de um modelo híbrido, seria possível otimizar e, de acordo com testes, obter melhores resultados para o sistema de previsão.

Artigo em congresso e revista:

“Modelo de Previsão Hidrológica Utilizando Redes Neurais Artificiais: Um Estudo de Caso na Bacia do Rio Xingu – Altamira-PA” foi publicado nos anais do IX Workshop de Computação Aplicada a Gestão do Meio Ambiente e Recursos Naturais (WCAMA) do XXXVIII Congresso da Sociedade Brasileira de Computação e pode ser localizado em <http://portaldeconteudo.sbc.org.br/index.php/wcama/article/view/2928/2890> ou ainda em: <http://portaldeconteudo.sbc.org.br/index.php/wcama/article/view/2928>. Adicionalmente, o referido trabalho, foi escolhido como um dos 3 melhores artigos completos, full papers, do evento supramencionado, tendo sido convidado para publicação na Revista Brasileira de Computação Aplicada e pode ser encontrado em: <http://www.upf.br/seer/index.php/rbca/index>.

REFERÊNCIAS

- ADNAN, R., RUSLAN, F. A., SAMAD, A. M., ZAIN, Z. M. **Artificial Neural Networks Modeling and Flood Water Level Prediction Using Extended Kalman Filter**. In: International Conference on Control System, Computer and Engineering, Penang, Malasya. IEEE2012.
- ALEKSANDER, L.; MORTON, H. **An Introduction to Neural Computing. Londonstema de Informações Hidrológicas**. London: Chapman and Hall, 1990.
- ALEXANDER, M. et al. **The Atmospheric bridge: The influence of ENSO teleconnections on air-sea interaction over the global oceans**. Journal of Climate, v. 15, n. 16, p.2205-2231, 2002.
- ALVES, L. M. **Início da Estação chuvosa na região Sudeste do Brasil**. Parte 1 – Estudos Observacionais. In: Ver. Brasileira de Meteorologia – RBMet, v. 20, n.3, p. 385-394, 2007.
- ANA, Agência Nacional de Águas. Hidro Web. **Sistema de Informações Hidrológicas**. Disponível em: <<http://www.ana.gov.br>>. Acesso em: 20 jun 2017.
- ARAGÃO, J. O. **O Impacto do ENSO e do dipolo do Atlântico no Nordeste do Brasil**. Bulletin de l'Institut Français d'Études Andines, v.27, n.3, 1998.
- BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. C. P. L. F.; LUDEMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais: teoria e aplicações**. Rio de Janeiro, LTC, 2007.
- BRASIL, Ministério do Meio Ambiente. **Estudos Preliminares e Formulação de uma Proposta Técnica para Implantação de um Mosaico de Unidades de Conservação no Médio Xingu**. Brasília: MMA – ISA, 2003.
- BERMAN, C. O projeto da Usina Hidrelétrica Belo Monte: a autocracia energética como paradigma. **Novos Cadernos NAEA**. Belém, v.15, n.1, p.5-23, jun. 2012.
- BOOKHAGEN, B., and STRECKER, M. R. **Modern Andean rainfall variation during ENSO cycles and its impact on the Amazon drainage basin**, in Amazonia: Landscape and Species Evolution: A Look into the Past, edited by C. Hoorn and F. P. Wesselingh, pp. 223-241, Blackwell, Oxford, U.K. 2010.
- CARSELL, K. M.; PINGEL, N. D.; FORD, D. T. **Quantifying the benefit of a flood warning system**. Natural Hazards Review, v.5, n. 3, pp. 131-140, 2004.
- CARVALHO, L. M. V.; JONES, C.; LIEBMANN, B. **The South Atlantic Convergence Zone: intensity, form, persistence, and relationships with intraseasonal to interannual activity and extreme rainfall**. Journal of Climate, v. 17, p. 88-108, 2004.
- CAVALCANTI, I. F. A.; KOUSKY, V. E. **Frentes Frias sbre o Brasil**. In: Iracema, Tempo e Clima, 2009.

CASTRO, A. R. G., MIRANDA, V., & LIMA S. (2011). **Transformer Fault Diagnosis Based on Autoassociative Neural Networks**. Intelligent System Application to Power System (ISAP), 2011 16 th International Conference on, IEEE, p. 1-5.

CHEN, L. et al. **Activity Recognition in Pervasive Intelligent Environments**. [s.l: s.n.], 2010.

CHAOWANAWATEE, K and HEEDNACRAM, A (2012). **Implementation of Cuckoo Search in RBF Neural Network for Flood Forecasting, in 2012**. Fourth International Conference on Computational Intelligence, Communication Systems and Networks (CICSyN), IEEE, pp.22-26.

COLLISCHON, W. **The MGB-IPH model for large-scale rainfall-runoff modeling**. Hydrological Sciences Journal. V.52, n.5, p.878-895, 2007.

COUTOIS, A; JOHANNET, A; AYRAL, A; CADILHAC, L. **Towards a Neural Networks-Based Prediction Tool Devoted to Low Water-Levels Forecasting: Relevant Architecture Selection Based on Main Physical Processes**. International Congress on Environmental Modelling and Software, 2016.

CUTTER, S. L. **Vulnerability to Environmental Hazards**. Progress in Human Geography, v.20, n.4, p. 529-39. 1996.

DANCEY, C. P.; REIDY, J. **Análise de correlação: o r de Pearson**. Estatística sem matemática para psicologia. Porto Alegre: Artemed; 2006. Cap. 5, p. 178-216.

DAWSON, C. W.; WILBY, R. L., **Hidrological Modelling Using Artificial Neural Networks**. Progress in Physical Geography, 2001, v. 25, n.1, p. 80-108.

DE SOUZA, E. B.; KAYANO, M. T.; AMBRIZZI, T. **Interseasonal and Submonthly Variability over the Eastern Amazon and Northeast Brazil during the autumn rainy season**. Theoretical and Applied Climatology, v. 81, p.177-191,2005.

DORNELLES, F., GOLDENFUM, J. A., AND PEDROLLO, O. C. (2013). **Artificial Neural network methods applied to forecasting river levels**. Revista Brasileira de Recursos Hídricos.

ECKHARDT, R. R. **Geração de modelo cartográfico aplicado ao mapeamento das áreas sujeitas às inundações urbanas na cidade de Lajeado/RS**. Dissertação de (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2008.

ELETROBRÁS. **AAI - Avaliação Ambiental Integrada Aproveitamentos Hidrelétricos da Bacia Hidrográfica do Rio Xingu**. São Paulo, 2009. V.1.

ELETROBRÁS/ELETRONORTE. **Estudos de Viabilidade Técnica e Econômica CHE Belo Monte**. versão Eletronorte, 2001.

FACELI, K.; LORENA, G. J. DE C. A. C. P. L. F. **Inteligência Artificial: Uma abordagem de Aprendizagem de Máquina**. [s.l.] Rio de Janeiro, LTC., 2011.

FAÍSCA, L. **Modelar relações entre variáveis quantitativas: seminários de métodos e análise de dados**. Doutorado em psicologia, 2010.

FEARNSIDE, P. M. **Dams in the Amazon: Belo Monte and Brazil's hydroelectric Development of the Xingu River Basin**. *Environmental Management*, v 38, n 1, p 16-27, 2006.

FEARNSIDE, P. M. **As Hidrelétricas de Belo Monte e Altamira (Babaquara) como fontes de gases de efeito estufa**. *Novos Cadernos NAEA* v. 12, n. 2, p. 5-56, 2009.

FISCH, G.; NOBRE, C. A. **Simulações Climáticas do Efeito do Desmatamento na região Amazônica: um estudo de caso em Rondônia**. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 12: 33-48.

FILHO, M.; **Disponível em: <<http://mariofilho.com/as-metricas-mais-populares-para-avaliar-modelos-de-machine-learning/>>**. Acesso em: 13 de dez. 2017.

FILIPPO, A. M.; **Variabilidade do nível do mar em função de eventos meteorológicos e baixa frequência**. Tese de Doutorado. Universidade Federal Fluminense. Niterói, Rio de Janeiro, 2003.

FILIZOLA, N.; SILVA, AGENOR V.; SANTOS, ANA MARIA C. OLIVEIRA M.; A. **Cheias e Secas na Amazônia: breve abordagem de um contraste na maior Bacia Hidrográfica do Globo**. *T&C Amazônia*, v. 4, n.9, ago. 2006.

FAYAL, M. A. de A. **Previsão de vazão por redes neurais artificiais e transformada**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica), Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 158p, 2008

FRANCO, V. S. **Previsão Hidrológica de Cheia Sazonal ansub-bacia do Rio Xingu e análise de vulnerabilidades social em Altamira-PA, 2014**. Universidade Federal do Pará.

GOERL, R. F.; KOBAYAMA, M. **Considerações sobre as inundações no Brasil**. In: XVI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, João Pessoa, 2005.

GOPAKUMAR, R.; TAKARA, K. **Water Level Forecasting in the Vembanad Water System Using Artificial Neural Networks**. In: International Conference on Advances in Recent Technologies in Communication and Computing, Washington, DC, USA. Proceedings. IEEE, 2009.

HAYKIN, S. S., HAYKIN, S. S., & HAYKIN, S. S. (2009). **Neural networks and learning machines (Vol. 3)**. UpperSaddle River, NJ, USA::Pearson.

HAGGETT, C. **An integrated approach to flood forecast and warning in England and Wales**. *Water and Environment Journal*, v. 12, n. 6, p. 425-432, 1998.

HASTENRATH, S.; HELLER, L. **Dynamics of Climatic Hazards in Northeast Brazil**. Quarterly Journal of the Royal Meteorology Society, v.103, n.435, p.77-92, 1997.

HORNIK, K. **Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximator**. Neural Networks, Vol. 2, pp. 359-366, 1989.

JIA, Fan et al. **Global Warming Attenuates the Tropical Atlantic-Pacific Teleconnection**. Scientific reports, v. 6, 2016.

KAZTMAN, R. **Seducidos y abandonados: el aislamiento social de los pobres urbanos**. Revista de la CEPAL, Santiago do Chile, n.75, p.171-189. 2001.

KAZTMAN, R. e FILGUEIRA, F. **As normas como bem público e privado: reflexões nas fronteiras de enfoque 'ativos, vulnerabilidade e estrutura de oportunidades' (Aveo)**. Novas Métopoles Paulistas: população, vulnerabilidade e segregação. Campinas: Nepo/Unicamp, p 67-94. 2006.

KOUADIO, Y. K; SERVAIN, J., MACHADO, L. A. T. and LENTINI, C. A. D. **Heavy Rainfall Episodes in the Eastern North-East Brazil Linked to Large-Scale Ocean-Atmosphere Conditions in the Tropical Atlantic**. Advances in Meteorology, v. 2012, Article ID 369567, 16 p., 2012.

KOUSKY, V. E; I. F. A. CAVALCANTI. **Eventos Oscilação Sul/El Niño. Características, evolução e anomalias de precipitação**. Ciência e Cultura, Vol. 36(11):1888-1899, 1984.

LI, W.; SÁ, L. A.; GALVÃO, G. P.; BEVILAQUA, R. M. **Prediction of the level os Paraguay river using Neural Networks**. Pesquisa Agropecuária Brasileira, v. 33, n. Especial, 1791-1797p., 1998.

LUO, L., E. F. WOOD, and M. PAN. **Bayesian merging of multiple climate model forecasts for seasonal hydrological predictions**. J. Geophys. Res., 112, 2007.

LIEBMAN, B.; MARENGO, J. **Interannual Variability of the Rainy Season and Rainfall in the Brazilian Amazon Basin**. Journal of Climate, 14, 4308-4318, 2001.

MAIDMENT, D. R. **Gis and Hydrologic modeling**. In: Goodchild, M. F.; Parks, B. O.; Steyaert, L. T.; ed. Environmental modeling with GIS. New York, Oxford University Press, Cap. 14, p. 147-167, 1993.

MARENGO, J. A. **THE DROUGHT OF 2005 IN THE CONTEXT OF HISTORICAL DROUGHTS IN THE AMAZON REGION**. Geophysical Research Letters, v. 38, n. 12, 2011.

MARENGO, J. A. **TWO CONTRASTING SEVERE SEASONAL EXTREMES IN TROPICAL SOUTH AMERICA IN 2012: FLOOD IN AMAZONIA AND DROUGHT IN NORTHEAST BRAZIL**. Journal of Climate, v. 26, n. 22, p. 9137-9154, 2013.

MENDONÇA, R. W. B.; BONATTI, J. P. **Estudo da energética modal para episódios de ZCAS. Parte I análise observacional**. Revista Brasileira de Meteorologia, 2008.

MELLER, A. **Previsão de Cheias por conjunto em curto prazo**. 204 p. Tese (Doutorado em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental) – Instituto de Pesquisas Hidráulicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2012.

MERTES, L. A. K., DANIEL, D. L., MELACK, J. M., NELSON, B., MARTINELLI, L. A., and FORSBERG, B. R. **Spatial Patterns of hidrology, geomorphology, and vegetation on the floodplain of the Amazon River in Brazil form a remote sensing perspective: Geomorphology**. V.13, p215-232, 1995.

MOLINIER, M.; GUYOT, J. L. L.; DE OLIVEIRA, E.; GUIMARÃES, V. **Les regimes hydrologiques de l'Amazone et de ses affluents**. In: CHEVALIER, P.; POUYAUD, B. (Eds.). *L'hydrologie tropicale: géoscience et outil pour Le développement*, Paris, Mai 1995. Wallingford: IAHS, 1996 (IAHS Publications, 238).

MORETTIN, P.; TOLOI, C. **Análise de séries temporais**. 2. ed. São Paulo: E. Blucher, 2006. 564p.

MOSER, C. O. N. **The asset vulnerability framework: reassessing urban poverty reduction on strategies**. *World Development*. GreatBritain, v. 26, n. 1, p. 1-19. 1998.

MUZA, M. N., CARVALHO, L. M. V. **Intraseasonal and Interannual Variability of Extreme Dry and Wet Events over Southeastern South America and Subtropical Atlantic during Austral Summer**. *Journal of Climate*, 22, 1682-1699, 2009.

NOBRE, C. A; MOLION, L. C. B. **The Climatology of drought prediction**. Kluwer Academic Publishers. *The impact of variation on agriculture*, v. 2, 1988.

PARKER, D.; FORDHAM, M. **An evaluation of flood forecasting, warning and response systems in the European Union**. *Water Resources Management*, v. 10, n. 4, p. 279-302, 1996.

PEDROLLO, M.; GERMANO, A.; SOTÉRIO, P.; RODRIGUES, E.; MANDUELL, J. C. **Alerta hidrológico da Bacia do Rio Cai: concepção e implantação do sistema**. In: *Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos*, Maceió, Brasil. 2011.

MIRANDA NETO, J. Q. **Reassentamento da população urbana diretamente afetada pelo empreendimento hidrelétrico de Belo Monte em Altamira-PA**. *Revista Nacional de Gerenciamento de Cidades*, v.2, n. 13, p. 43-57, 2014.

QUINTAIROS, M.; V.; R. **Proposta Metodológica de Inclusão da Gestão de Riscos Naturais no Zoneamento Ecológico e Econômico**. 146f. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal do Pará. Belém - Pará, 2012.

RECKZIEGE, B.; W.; ROBAINA, L. E. DE S.; OLIVEIRA, E. L. de A. **Mapeamento de áreas de risco geomorfológico nas bacias hidrográficas dos Arroios cancela e sanga do hospital, Santa Maria-RS**. *Geografia Revista do Departamento de Geociências*. V. 14, n.1, 2005.

RONCHAIL, J. et al. **Discharge Variability in within the Amazon Basin**. In: Franks, S. et al. (ed) *Regional Hydrological Impacts of Climate Change – Hydroclimatic variability*. Oxfordshire: IAHS, p. 21-29, 2005.

SANDER, C.; EVANGELISTA, R. A. O.; WANKLER, F. L.; MORAGA, C. E. M. **Cheias do Rio Branco e Eventos de Inundação na Cidade de Boa Vista, Roraima**. *Acta Geográfica*, v. 6, n. 12, p. 41-57, 2012.

SAMPAIO, F. P. R.; AGUIAR, D. G.; FILIZOLA JUNIOR, N. P.; SCHOR, T. **Níveis fluviométricos e o custo de vida em cidades ribeirinhas da Amazônia: o caso de Manacapuru e Óbidos**. In: *Symposium Selper 2012 Earth Observation for a Green Co-Developed World*, 15., Caiena. Anais. Caiena: SELPER, 2012. P. 1-9.

SANTOS, D. M. **Análise e Modelagem Hidrometeorológica na Bacia do Tocantins em Marabá-PA**. 118f. Dissertação Mestrado. Univesidade Federal do Pará, 2008.

SENE, K. **Flood Warning, Forecasting and Emergency Response**. Springer Science. London, U.K. 303 p, 2008.

SERVAIN, J. **Simple Climatic Indices for the Tropical Atlantic Ocean and some applications**. *Journal of Geophysical Research: Oceans*. V. 96, n. C8, p. 15137-15146, 1991.

SANTOS, A. S.; SANTOS, E. S. **Correlação e Regressão Estatística**. Universidade Federal da Bahia, 2009.

SHAMSUDDIN, N., KHAIRUL, M., KUSIN, M. **Forecasting of Groundwater Level Using Artificial Neural Network by Incorporating River Recharge and River Bank Infiltration**. *Matec Web Conf*, 2016.

SOUZA, J. C. R., ALMEIDA, R. A. **Vazante e enchente na Amazônia Brasileira: impactos ambientais, sociais e econômicos**. In: SEMINÁRIO LATINO-AMERICANO DE GEOGRAFIA FÍSICA, 6.; SEMINÁRIO ÍBERO-AMERICANO DE GEOGRAFIA FÍSICA, 2., 2010, Coimbra. Coimbra: Universidade de Coimbra, 2010.

TASCETTO, A. S. **HOW SENSITIVE ARE THE PACIFIC-TROPICAL NORTH ATLANTIC TELECONNECTIONS TO THE POSITION AND INTENSITY OF EL NIÑO-RELATED WARMING**. *Climate Dynamics*, v. 46, n. 5-6, p. 1841-1860, 2016.

THIELEN, J.; BARTHOLMES, J.; RAMOS, M. H.; DE ROO, A. **The European flood alert system – Part1: concept and development**. *Hydrology and Earth System Sciences*, v.13, n. 2, pp. 125-140, 2009.

TUCCI, C. E. M. **MODELOS HIDROLÓGICOS**. Departamento de Estatística, Instituto de Matemática da UFRGS. Porto Alegre: ABRH/UFRGS, 2003. 669p.

VIALI, L. (Org). Página acadêmica. **Departamento de Estatística, Instituto de Matemática da UFRGS**. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 2015. Disponível em <http://www.mat.ufrgs.br/~viali/>, acesso em 15 Mai 2018.

VILLAS-BÔAS, A. (Org). **De olho na bacia do Xingu**. São Paulo. Instituto Socioambiental. 2012. 61p.

VONHOF H . B. KAANDORP R. J. G. **Climate Variation in Amazonia During the Neogene and the Quaternary**. In: Hoorn C and Wesselingh F (Ed.). Amazonia Landscape and Species Evolution: a look into the past. Blackwell Publishing. p. 201-210.

XIE, J., WANG, T., ZHANG, J. AND SHEN, Y. **A Method of Flood Forecasting Chaotic Radial Basis Function Neural Network**. 2nd International Workshop on Intelligent Systems and Applications, pp. 1-5, 2010.

WERNER, M.; REGGIANI, P.; DE ROO, A.; BATES, P.; SPROKKEREEF, E. **Flood Forecasting and Warning at the River Basin and at the European Scale**. Natural Hazards, v.36, p.25-42, 2005.

WHEELWRIGHT, S.; MAKRIDAKIS, S. **Forecasting Methods for Management**. 1.ed. John Wileyand Sons LTDA, 1989.