



XII SIMPÓSIO DE RECURSOS HÍDRICOS DO NORDESTE

CONTRIBUIÇÃO DAS ANOMALIAS DE TEMPERATURAS DOS OCEANOS ATLÂNTICO E PACÍFICO NA PREVISÃO DE VAZÕES DO AÇUDE ORÓS PARA MODELOS UTILIZANDO REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

Carla Beatriz Costa de Araújo¹; Silvrano Adonias Dantas Neto² & Francisco de Assis Souza Filho³

RESUMO – A modelagem da previsão de vazões, no Estado do Ceará, apresenta-se como um problema de difícil resolução dada à variabilidade sazonal e interanual do clima semi-árido. Neste trabalho é apresentada uma forma alternativa para modelagem do fenômeno, as redes neurais artificiais (RNA). Para o desenvolvimento do trabalho foi escolhida a bacia hidrográfica do açude Orós devido a sua importância para o cenário dos recursos hídricos no Estado do Ceará. Para desenvolvimento do modelo através das RNA foi utilizado o programa QNET 2000. Segundo os estudos de Souza Filho e Lall (2003), as temperaturas dos oceanos Atlântico Norte, Atlântico Sul e Pacífico Equatorial podem ser utilizados como preditores climáticos para a região Nordeste de forma satisfatória, sendo, portanto, utilizadas no presente estudo como variáveis de entrada para o modelo de previsão das vazões afluentes ao açude Orós e verificada qual a contribuição de cada uma destas temperaturas para a previsão. As modelagens apresentadas utilizaram como entrada a média das anomalias de temperaturas dos meses de abril, maio e junho do ano anterior ao da previsão, obtendo-se que o oceano Atlântico é que apresenta a maior influência nas respostas dos três modelos apresentados, porém o oceano Pacífico exerce grande contribuição.

ABSTRACT–The modeling of streamflow forecasting in the state of Ceará, presents itself as a difficult problem to resolve given the seasonal and interannual variability of the semi-arid climate. This work presents an alternative way for modeling this phenomenon using artificial neural networks (ANN). For the development of this work, the hydrographic basin of reservoir Orós was chosen due to its importance for the scenario of water resources in the state of Ceará. In order to

1) Engenheira Civil, mestranda em Geotecnia, Universidade Federal do Ceará, Campus do Pici, Departamento de Engenharia Hidráulica e Ambiental, Bloco 713, CEP 60.471-970. Fortaleza/CE, (085) 87096188, carlabeatriz7@gmail.com.

2) Professor Adjunto, Universidade Federal do Ceará, Departamento de Engenharia Hidráulica e Ambiental, (085) 30669494, silvrano@ufc.br.

3) Professor Adjunto, Universidade Federal do Ceará, Departamento de Engenharia Hidráulica e Ambiental, assis@ufc.br.

develop this work, the program QNET 2000. According to the studies de Souza Filho and Lall (2003), the temperatures of the oceans North Atlantic, South Atlantic and equatorial Pacific can be used as climatic predictors for the Northeast region satisfactorily, and is therefore used in this study as input variables for the prediction model of the dam tributaries Orós and verified that the contribution of each of these temperatures for predicting flows. The modeling presented used as input the average temperature anomalies for the months of April, May and June of the year preceding the forecast, obtaining the Atlantic Ocean is presenting the greatest influence on the responses of the three models presented, but the ocean Pacific exerts great contribution.

Palavras-Chave – previsão de vazões, Açude Orós, redes neurais artificiais

1. INTRODUÇÃO

O nordeste brasileiro encontra-se em uma região de clima semiárido, caracterizada principalmente por apresentar índices pluviométricos baixos, irregulares e mal distribuídos ao longo do ano, e ainda altas taxas de evaporação. Neste contexto insere-se o Estado do Ceará, onde a previsão dos fenômenos hidrometeorológicos torna-se altamente complexa, dada a alta variabilidade sazonal e interanual do clima semiárido.

De acordo com Souza Filho e Lall (2003), as regiões semiáridas são vulneráveis a flutuações climáticas e sofrem impacto nas reservas de água. Modelos de previsão de vazões em rios para perspectiva de alguns meses, ou até um ano, são muito importantes para a operação mais eficaz e eficiente dos recursos hídricos e o processo de alocação da água entre usos que são conflitantes. Desta forma, a previsão de vazões e a sua confiabilidade está relacionada ao eficiente gerenciamento dos recursos hídricos, que por sua vez, afeta diretamente o desenvolvimento econômico da região.

A previsão de vazões é um problema multivariado e de grande complexidade, existindo vários métodos para resolver este problema. As abordagens para previsão de vazões são divididas predominantemente em duas categorias: métodos estatísticos (baseiam-se em registros históricos de observação) e métodos dinâmicos (integração dos modelos climático e hidrológico) (Souza Filho e Lall, 2003).

Considerando a importância e a dificuldade de estimação das vazões afluentes nos reservatórios na Região Nordeste do Brasil pelos métodos descritos anteriormente, as redes neurais artificiais (RNA) surgem como uma alternativa para o desenvolvimento de modelos que possam prever com grau de precisão adequado as vazões a partir do conhecimento das informações hidrometeorológicas que influenciam o processo de geração de vazões.

As RNA são reconhecidamente ferramentas poderosas e eficientes utilizadas na modelagem de fenômenos complexos, multivariados e não-lineares, uma vez que, baseadas nos princípios de

funcionamento do cérebro humano, têm grande capacidade de aprender quando sujeitas aos estímulos e respostas existentes em um determinado ambiente. Segundo Kóvac (2002) as redes neurais artificiais constituem genuinamente uma teoria para estudo de fenômenos complexos, justificando o uso destas para previsão de vazões no estado do Ceará, dada a complexidade do fenômeno e a necessidade de maior confiabilidade dos resultados.

Segundo os estudos de Souza Filho e Lall (2003) as temperaturas dos oceanos Atlântico Norte, Atlântico Sul e Pacífico Equatorial podem ser utilizados como preditores climáticos para a região Nordeste de forma satisfatória. Neste trabalho foram escolhidos os modelos que apresentaram os melhores resultados na modelagem através das redes neurais artificiais, sendo possível determinar o percentual de contribuição de cada uma das temperaturas na resposta do modelo e desta forma, verificar a influência de cada um dos oceanos na previsão de vazões para o açude Orós.

2. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

As redes neurais artificiais, segundo Haykin (2001), são processadores maciçamente paralelos distribuídos e constituídos de unidades de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para o uso. No ponto de vista matemático uma rede neural artificial pode ser entendida como um conjunto de nós, ou neurônios, organizados em camadas sucessivas, de forma análoga à rede neural mais poderosa conhecida, o cérebro humano.

O perceptron multicamadas é uma rede neural multicamadas alimentada adiante, constituído por três camadas (Figura 1): a camada de entrada, cuja função é a de receber as informações externas; uma ou mais camadas intermediárias, também denominadas ocultas, responsáveis pelo aumento da capacidade da rede neural artificial em extrair o comportamento mais complexo a partir dos dados disponíveis utilizados no processo de treinamento; e a camada de saída, cuja função é a de dar as respostas para os estímulos do modelo.

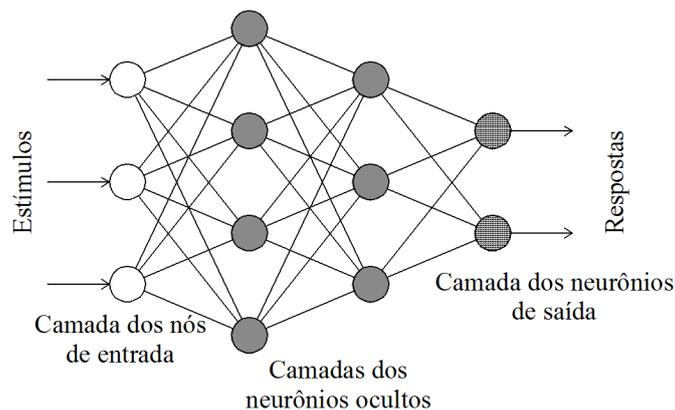


Figura 1 – Perceptron Multicamdas

A propriedade primordial de uma rede neural é a sua habilidade de aprender a partir do ambiente e melhorar seu desempenho através da aprendizagem. A aprendizagem da rede neural artificial consiste na alteração de todos os pesos sinápticos (w_{kj}) e limiares existentes (b_k), a partir da experiência conhecida sobre o fenômeno estudado. Esta experiência é representada por um conjunto de dados contendo as entradas e saídas conhecidas para o problema a ser modelado, chamado de conjunto de treinamento. O objetivo do processo de treinamento de uma rede neural é alterar o vetor de pesos sinápticos de forma que o erro seja mínimo. Desta forma o ajuste no vetor de pesos sinápticos é dado por:

$$\{w_{kj}(n+1)\} = \{w_{kj}(n)\} + \frac{\eta}{L} \sum_{i=1}^L \delta_j(i) \{y_j(i)\} + \alpha \{\Delta w_{kj}(n-1)\} \quad (1)$$

Onde:

$\{w_{kj}(n+1)\}$ = vetor de pesos sinápticos entre os nós k (saída) e j (entrada) na iteração $n + 1$;

$\{w_{kj}(n)\}$ = vetor de pesos sinápticos entre os nós k (saída) e j (entrada) na iteração n ;

η = taxa de aprendizagem;

L = número de entradas e saídas conhecidas no conjunto de dados de treinamento;

$\delta_j(i)$ = gradiente local do neurônio $y_k(i)$ no i -ésimo exemplo do conjunto de treinamento;

$\{y_j(i)\}$ = vetor de entrada do neurônio $y_k(n)$ no i -ésimo exemplo do conjunto de treinamento;

α = constante momento.

3. PREVISÃO DE VAZÕES

A previsão de vazões, no Estado do Ceará, é um problema complexo e multivariado. Sua resolução está ligada principalmente ao conhecimento das variáveis climáticas que modelam o problema e de que forma estas se comportam, sendo necessário compreender o clima da região e os principais fatores que o influenciam.

A sazonalidade das chuvas na porção norte da região Nordeste e, portanto, a vazão é regida em grande parte pela migração norte/sul da zona de convergência intertropical (ZCIT) (Uvo et al., 1998). As precipitações nos meses de Janeiro e Fevereiro são afetadas por frentes frias ou seus remanescentes (Kousky, 1979 apud Souza Filho e Lall, 2003). Porém a estação chuvosa principal é iniciada entre os meses de Fevereiro e Março, quando a ZCIT sobre o Oceano Atlântico Tropical alcança sua posição mais ao sul (Hastenrath e Lamb, 1977 apud Uvo et al., 1998). O que determina o fim do período chuvoso é o retorno da ZCIT para o norte (Souza Filho e Lall, 2003). Em um ano chuvoso, a ZCIT permanece muitas vezes a sul do Equador até o início de Maio, porém em anos

secos, a ZCIT pode ou não chegar a posições ao sul do Equador ou retornar ao norte mais cedo, muitas vezes durante Março (Uvo et al., 1998).

As variações interanuais das precipitações na porção norte da região Nordeste, que ocasionam extremos climáticos caracterizando anos de secas gravíssimas ou enchentes, estão relacionadas com as variações de temperatura da superfície do mar (TSM) (Nobre, 2012). Uvo et al. (1998) desenvolveram um trabalho de análise da precipitação no Nordeste e sua relação com a TSM. Os resultados indicam que anomalias quentes de TSM no Atlântico Sul Equatorial associam-se a uma migração mais cedo para o sul, que provocam chuvas abundantes em partes do Nordeste, incluindo o Ceará. De acordo com estudos anteriores eles encontram que a posição da ZCIT em abril e maio e, portanto, o fim da estação chuvosa do Nordeste é determinada, em grande parte por um gradiente norte-sul no Oceano Atlântico Tropical (Souza Filho e Lall, 2003).

Outro aspecto importante na circulação geral da atmosfera global que também está associado com a variabilidade interanual das precipitações no Nordeste é a ocorrência do fenômeno El Niño-Oscilação Sul (ENOS) sobre o Pacífico Equatorial. Quando ocorre a fase quente do ENOS, ou seja, o aquecimento das TSM no Pacífico Equatorial Leste, há inibição do processo de formação de nebulosidade local, a ZCIT desloca-se para o norte e ocasionando seca na região Nordeste e leste da região da Amazônia. Já na ocorrência da fase fria do ENOS, também denominada La Niña, ou seja, o resfriamento das TSM no Pacífico Equatorial Leste, provoca efeito contrário ao El Niño favorecendo o aumento da precipitação na região Nordeste e leste da região da Amazônia (Nobre, 2012).

Rajagopalan et al.(2002) identificaram o Nordeste brasileiro como uma das poucas regiões do mundo onde há maior habilidade de previsão consistente e estatisticamente significativa durante a estação chuvosa primária (Janeiro-Maio). Esta previsibilidade sazonal das precipitações no Nordeste é resultado das condições oceânicas globais (Nobre, 2012). Porém a sua variabilidade interanual, mesmo comprovadamente também ligada às condições oceânicas globais, é um problema complexo de previsão.

4. METODOLOGIA

4.1. Obtenção e Tratamento dos Dados

Os dados de anomalias de temperaturas nas superfícies do mar dos oceanos Atlântico Norte, Atlântico Sul e Pacífico foram derivados da malha de dados de TSM desenvolvidos por Kaplan et al. (1998) e encontram-se disponíveis em: <http://iridl.ldeo.columbia.edu/SOURCES/.KAPLAN/.EXTENDED>. As anomalias de temperatura são dadas por:

$$T_{anomalia} = T - T_{média} \quad (2)$$

Onde:

$T_{anomalia}$ = valor da anomalia de temperatura;

T = temperatura em um dado período do ano;

$T_{média}$ = temperatura média para a série histórica.

Os dados de vazões anuais medidas foram obtidos nos postos fluviométricos da região do Orós, disponível em: <http://hidroweb.ana.gov.br/>, e através da modelagem chuva-vazão. A série histórica utilizada possui 88 anos, dados estes colhidos entre os anos de 1913 e 2000.

Para fazer uso dos dados obtidos, foi necessária a preparação destes para a utilização no treinamento e validação. Foram separados aleatoriamente 85% dos dados para fase de treinamento e apenas 15% para a fase de validação devido a pequena quantidade dados, o ideal seria uma quantidade maior de dados para elaboração do modelo.

Para o desenvolvimento dos modelos com as RNA foi necessária a normalização dos dados utilizados. Esta normalização é necessária uma vez que as diferentes funções de ativação que calculam os neurônios fornecem valores dentro do intervalo [0, 1]. Os valores dos dados de entrada e saída foram normalizados entre 0,15 e 0,85, considerando-se uma relação linear entre os valores de máximos e mínimos de cada uma das variáveis envolvidas (anomalias de temperaturas e vazões), conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1 – Valores máximos e mínimos das variáveis envolvidas na modelagem da previsão de vazões com utilização das redes neurais artificiais

	Variável de entrada	Variável de saída
	Anomalia de temperatura (°C)	Vazão (m ³ /s)
Máximo	3,527	219,716
Mínimo	-1,6134	0

4.2. Modelagem com as RNA

Para a modelagem com as RNA é necessária a escolha da função de ativação dos neurônios. As funções de ativação de uma forma geral podem ser quaisquer funções matemáticas, frequentemente são utilizadas uma das seguintes funções: limiar, linear por partes, sigmóide e tangente hiperbólica. Uma das funções de ativação mais comuns é a função sigmóide, sendo adotada para desenvolver o modelo de previsão deste trabalho, definida como:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

Para a fase de treinamento é necessária a escolha de dois parâmetros: η (taxa de aprendizagem) e o fator α (“momentum”). Neste trabalho foram adotados os valores de 0,8 para o fator α e taxa de aprendizagem η variando entre 0,01 e 0,15.

Nas modelagens apresentadas as anomalias de temperatura da superfície do mar (Oceano Atlântico Sul, Oceano Atlântico Norte e Oceano Pacífico) de um dado ano são utilizadas para fazer a previsão da vazão afluente no Açude Orós pra um ano subsequente. Foram determinadas quais seriam as camadas de entrada e saída das diferentes arquiteturas de rede testadas. A camada de entrada foi composta por 3 (três) nós, definidos como:

- Nó 1 (SATL): média da anomalia de temperatura da superfície do mar na região do Atlântico Sul (0 grau e 20 graus S, 30 graus W e 10 graus E);
- Nó 2 (NATL): média da anomalia de temperatura da superfície do mar na região do Atlântico Norte (5 graus N e 20 graus N, 60 graus W e 30 graus W);
- Nó 3 (NINO3): média da anomalia de temperatura da superfície do mar na região do Pacífico Equatorial (150 graus W e 90 graus W e 5 graus S e 5 graus N).

As anomalias de temperaturas foram agrupadas em 4 (quatro) grupos de acordo com os meses do ano. Depois de feito o agrupamento, foi estudado qual dos quatros forneceria o melhor resultado. Os grupos foram definidos como:

- DJFM: dezembro anterior, janeiro, fevereiro e março do ano anterior ao da previsão;
- AMJ: abril, maio e junho do ano anterior ao da previsão;
- JAS: julho, agosto e setembro do ano anterior ao da previsão;
- OND: outubro, novembro e dezembro do ano anterior ao da previsão.

A camada de saída do modelo é composta apenas por um único neurônio, definida como vazão do ano seguinte (Q).

5. RESULTADOS

A modelagem com redes neurais artificiais permite determinar qual o percentual de contribuição de cada um dos parâmetros de entrada do modelo. No presente trabalho estes percentuais foram determinados através do programa QNET, para os três melhores modelos obtidos. A avaliação dos resultados foi feita em função do coeficiente de correlação (R) obtido durante as fases de treinamento e de validação.

Foram estudadas inúmeras configurações para as arquiteturas das redes considerando os dados disponíveis de anomalias de temperatura da superfície do mar e vazões para os trimestres descritos anteriormente. Inicialmente foram elaborados modelos que utilizavam como sinais de entrada as

anomalias de temperaturas dos quatro grupos de meses do ano (DJFM, AMJ, JAS, OND), porém não obtiveram-se resultados satisfatórios. Partiu-se então para a elaboração de modelos com cada um dos grupos de meses.

As modelagens com os grupos de meses DJFM, JAS e OND não apresentaram resultados satisfatórios. Os melhores modelos foram os que utilizaram como dados de entrada a média das anomalias de temperatura do grupo AMJ. As arquiteturas escolhidas foram:

- A:3-5-4-1: arquitetura com 3 nós de entrada, 5 neurônios na primeira camada oculta, 4 neurônios na segunda camada oculta e 1 neurônio na camada de saída (Figura 2);

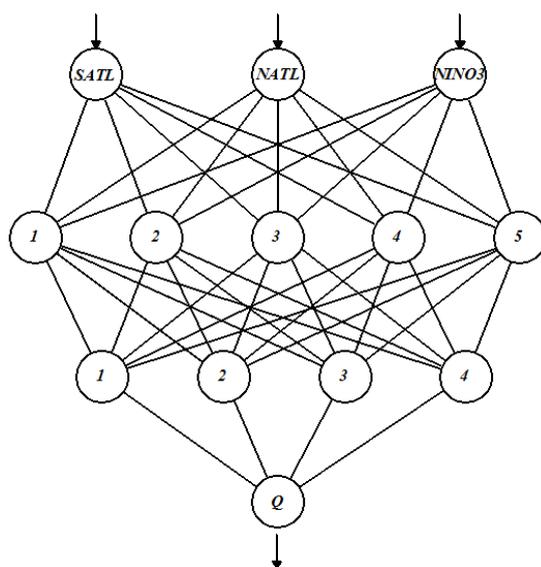


Figura 2 – Arquitetura A:3-5-4-1

- A:3-7-8-1: arquitetura com 3 nós de entrada, 7 neurônios na primeira camada oculta, 8 neurônios na segunda camada oculta e 1 neurônio na camada de saída (Figura 3);

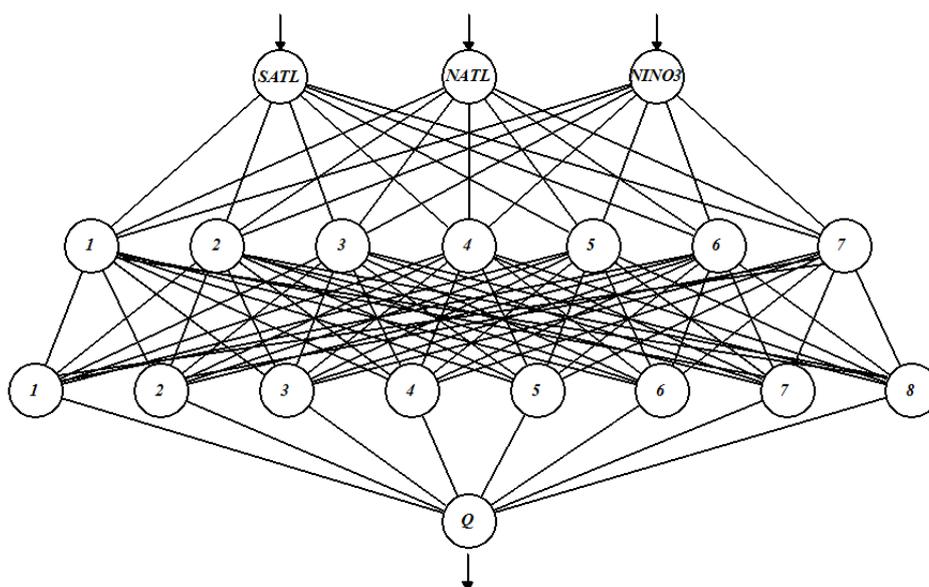


Figura 3 – Arquitetura A:3-7-8-1

- A:3-11-1: arquitetura com 3 nós de entrada, 11 neurônios camada oculta, e 1 neurônio na camada de saída (Figura 4);

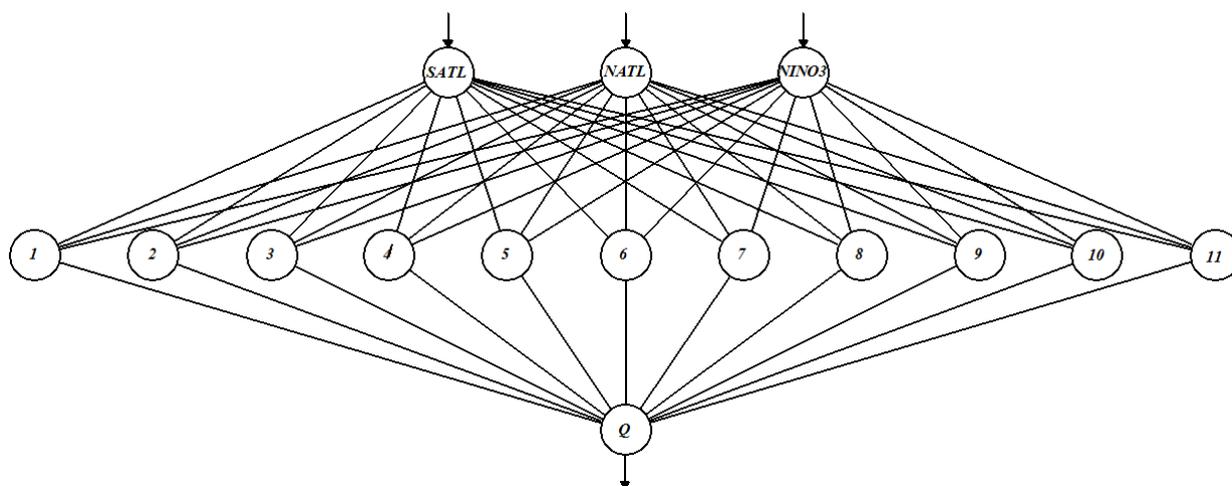


Figura 4 – Arquitetura A:3-11-1

A Tabela 2 apresenta os valores percentuais da contribuição de cada uma das variáveis de entrada na resposta da rede para cada um dos modelos estudados, são apresentados também os coeficientes de correlação para as etapas de treinamento e validação. Estes resultados mostram que a temperatura do Oceano Atlântico Sul é a que tem maior influência nas vazões para o açude Orós. Ao somarem-se as contribuições percentuais dos Oceanos Atlântico Norte e Atlântico Sul, este oceano apresenta grande influência no resultado final, sendo o que mais afeta o fenômeno estudado, variando entre 62,9% e 68,7%, porém a contribuição da temperatura do Oceano Pacífico também exerce grande influência na previsão das vazões.

Tabela 2 – Percentuais de contribuição das entradas do modelo

Arquitetura	Número de iterações	R Treinamento	R Validação	Percentual de Contribuição		
				SATL	NATL	NINO3
A:3-5-4-1	50.000	0,92	0,87	38,29	30,36	31,35
A:3-7-8-1	100.000	0,95	0,68	34,86	32,62	32,52
A:3-11-1	100.000	0,79	0,67	39,11	23,79	37,09

6. CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou resultados para três modelos diferentes utilizando redes neurais artificiais, modelado com base em uma série histórica de 88 anos de dados hidrometeorológicos (temperaturas da superfície do mar e vazões) para o açude Orós no estado do Ceará.

Nas modelagens apresentadas são utilizadas como variáveis de entrada a média das anomalias de temperaturas de dos meses de abril, maio e junho do ano anterior ao da previsão; tem como função de ativação a função sigmóide; arquiteturas do tipo A:3-5-4-1, A:3-7-8-1 e A:3-11-1.

Através destes modelos foi possível determinar a contribuição das anomalias de temperaturas dos Oceanos Atlântico e Pacífico na previsão de vazões do açude Orós para os modelos utilizando redes neurais artificiais.

De acordo com os resultados obtidos pelas redes neurais escolhidas a partir da modelagem no programa QNET 2000, a contribuição da temperatura do Oceano Atlântico Sul é a que apresenta maior percentual de contribuição, variando entre 34,86% e 39,11%, desta forma é a que exerce maior influência na resposta produzida pelos modelos. Ao somarem-se as contribuições percentuais dos Oceanos Atlântico Norte e Atlântico Sul, este oceano apresenta grande influência no resultado final, variando entre 62,9% e 68,7%, porém a contribuição percentual da anomalia de temperatura do Oceano Pacífico também exerce alta influência, chegando em um dos modelos a representar 37% da resposta. Verifica-se que não houve grandes diferenças entre os percentuais de contribuição dos diferentes modelos.

Os estudos também mostraram que a arquitetura A:3-5-4-1 apresenta um grande potencial de aplicação do modelo, pois apresentaram resultados satisfatórios do coeficiente de determinação nas fases de treinamento ($R=0,92$) e na fase de validação ($R=0,87$), indicando a potencialidade das redes neurais artificiais na modelagem de fenômenos complexos.

BIBLIOGRAFIA

- HAYKIN, S. (2001). *Redes Neurais Artificiais: Princípios e Práticas*. 2ª edição, Editora Bookman, Porto Alegre, 900p.
- KAPLAN, A.; CANE, M.; KUSHNIR, Y.; CLEMENT, A.; BLUMENTHAL, M.; RAJAGOPALAN, B. (1998). Analyses of global sea surface temperature 1856 – 1991, *Journal of Geophys Research*, v. 103, n. C9, pp. 18,567 – 18,589.
- KOVÁCS, Z. L. (2002). *Redes Neurais Artificiais – Fundamentos e Aplicações*. 3ª edição, Livraria da Física Editora, São Paulo, 174p.
- NOBRE, P. (2012). As origens das águas no Nordeste. In *A questão da água no nordeste*. Centro de Gestão e Estudos Estratégicos, Agência Nacional de Águas. – Brasília, DF: CGEE. ISBN 978-85-60755-45-5, pp. 31-43.
- RAJAGOPALAN, B.; LALL U.; ZEBIAK S. E. (2002). Categorical climate forecasts through regularization and optimal combination of multiple GCM ensembles. *Mon. Weather Rev.*, 130(7), pp 1792 - 1811.
- SOUZA FILHO, F. A.; LALL, U. (2003). Seasonal to interannual ensemble streamflow forecasts for Ceara, Brazil: Application of multivariate, semiparametric algorithm. *Water Resources Research*, v. 39, n. 11, pp. SWC1-SWC13.
- UVO, C. B.; REPELLI, C. A.; ZEBIAK, S. E.; KUSHNIR, Y. (1998); The relationship between tropical Pacific and Atlantic SST and northeast Brazil monthly precipitation, *J. Climate*, 11(4), pp. 551– 562, 1998.