

## UTILIZAÇÃO DOS PERCEPTRONS MULTICAMADAS PARA PREVISÃO DE VAZÕES A PARTIR DE ANOMALIAS DE TEMPERATURAS DA SUPERFÍCIE DO MAR PARA O AÇUDE ORÓS/CE

*Carla Beatriz Costa de Araújo*<sup>1\*</sup>; *Silvrano Adonias Dantas Neto*<sup>2</sup>; *Francisco de Assis Souza Filho*<sup>3</sup>

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 e foram realizados o treinamento e a validação de diferentes modelos. 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. A modelagem apresentada utilizou como entrada a média das anomalias de temperaturas de todos os meses do ano anterior ao da previsão, foi obtido um coeficiente de determinação de 0,98 na etapa de treinamento, indicando a potencialidade das RNA na modelagem de previsão de vazões para a região.

**Palavras-Chave** – redes neurais artificiais, previsão de vazões, açude Orós.

## UTILIZATION OF MULTILAYER PERCEPTRONS TO PREVIEW STREAMFLOW FROM ANOMALIES OF SEA'S SURFACE TEMPERATURE FOR RESERVOIR OROS/CE

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 develop this work, the program QNET 2000 was used to simulate the artificial neural networks while several training and validation of different models were made. According to studies of Souza Filho and Lall (2003), the temperatures of the Atlantic North Equatorial Pacific and South Atlantic can be used as predictors for the Northeast climate satisfactorily, and is therefore used in this study as input variables for the prediction model of the streamflow of reservoir Orós. The modeling presented used as input the average temperature anomalies for all months of the year prior to the forecast, obtaining a coefficient of determination of 0.98 in the training stage, indicating the potential of RNA in modeling streamflow forecasting for the region.

**Keywords** – artificial neural networks, forecasting streamflow, Orós.

<sup>1</sup> 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, carlabeatriz7@gmail.com.

<sup>2</sup> Professor Adjunto, Universidade Federal do Ceará, Departamento de Engenharia Hidráulica e Ambiental, silvrano@ufc.br

<sup>3</sup> Professor Adjunto, Universidade Federal do Ceará, Departamento de Engenharia Hidráulica e Ambiental, assis@ufc.br

## 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 Kóvacs (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.

## 2. REDES NEURAS 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: 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.

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 limiars 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:

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

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  $n$ ;

$\eta$  = 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;

$\alpha$  = 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>. 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 (m³/s)
<b>Máximo</b>	3,527	219,716
<b>Mínimo</b>	-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:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

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

Na modelagem apresentada 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. A camada de entrada foi composta por 12 (doze) nós, conforme apresentado na Tabela 2. A camada de saída do modelo é composta apenas por um único neurônio, definida como: vazão do ano seguinte (Q).

Tabela 2 – Camada de entrada do modelo

Nó 1	Nó 2	Nó 3	Nó 4	Nó 5	Nó 6	Nó 7	Nó 8	Nó 9	Nó 10	Nó 11	Nó 12
SATL	NATL	NINO 3	SATL	NATL	NINO 3	SATL	NATL	NINO 3	SATL	NATL	NINO 3
DJFM			AMJ			JAS			OND		

Onde:

SATL = média da anomalia de temperatura da superfície do mar na região do Atlântico Sul definida entre 0 grau e 20 graus S, 30 graus W e 10 graus E;

NATL = média da anomalia de temperatura da superfície do mar na região do Atlântico Norte definida entre 5 graus N e 20 graus N, 60 graus W e 30 graus W;

NINO3 = média da anomalia de temperatura da superfície do mar na região do Pacífico Equatorial definida entre 150 graus W e 90 graus W, 5 graus S e 5 graus N;

DJFM = agrupamento dos meses dezembro do ano anterior, janeiro, fevereiro e março;

AMJ = agrupamento dos meses abril, maio e junho;

JAS = agrupamento dos meses julho, agosto e setembro;

#### 5. RESULTADOS

O modelo elaborado neste trabalho tem por objetivo fazer a previsão de vazões no açude Orós utilizando as anomalias de temperatura das superfícies do Oceano Atlântico Sul, Oceano Atlântico Norte e Oceano Pacífico do ano anterior ao da previsão, podendo ser de forma simplificada, representado como:

$$Q = f(SATL, NATL, NINO3) \quad (3)$$

A modelagem apresentada utilizou como dados de entrada a média das anomalias de temperaturas de todos os meses do ano anterior ao da previsão com uma arquitetura com 12 nós de entrada, 7 neurônios na camada intermediária e 1 neurônio na camada de saída (A:12-7-1) (Figura 1).

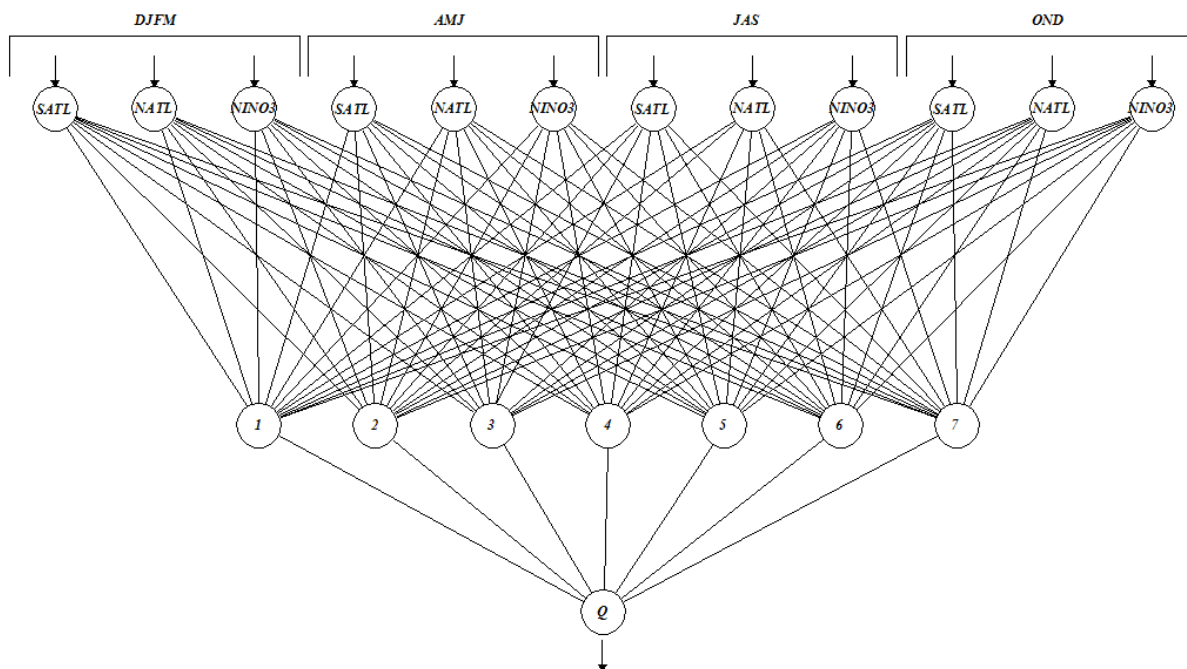


Figura 1 - Arquitetura do modelo de previsão de vazão para o açude Orós

Os resultados da Figura 2 mostram a evolução do coeficiente de determinação calculado entre os valores fornecidos pela rede e os valores reais da vazão para o açude Orós durante a fase de treinamento do modelo.

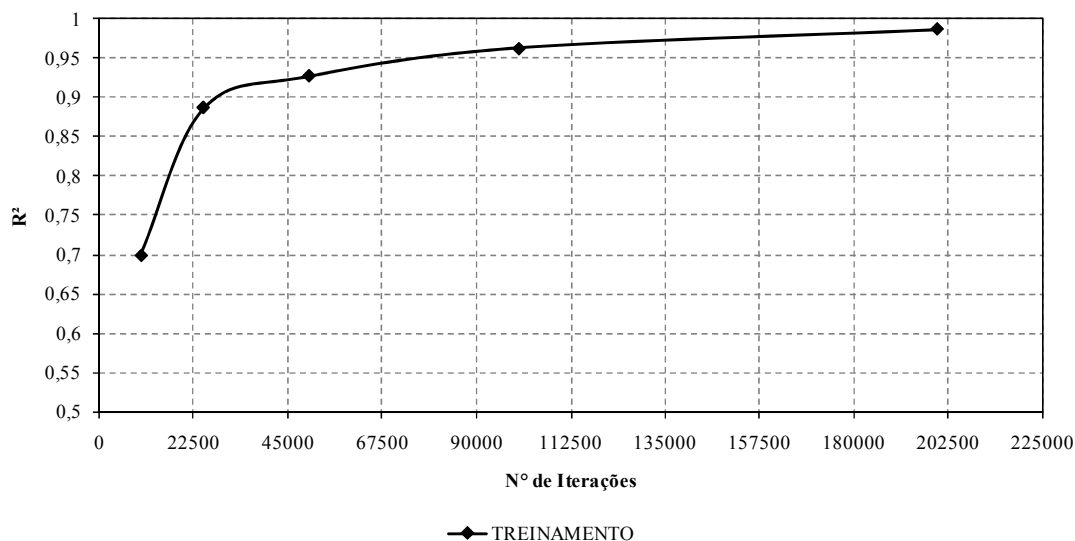


Figura 2 - Evolução do coeficiente de determinação ( $R^2$ ) com o número de iterações do modelo de previsão da vazão na fase de treinamento

Para o modelo apresentado, conjunto de anomalias de temperatura de todos os meses do ano e arquitetura A:12-7-1, o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) calculado na fase de treinamento, após 200.000 iterações foi de 0,98. A Figura 3 mostra a correlação e a Figura 4 comparação entre os valores das vazões calculados pela rede, na fase de treinamento, e os valores reais.

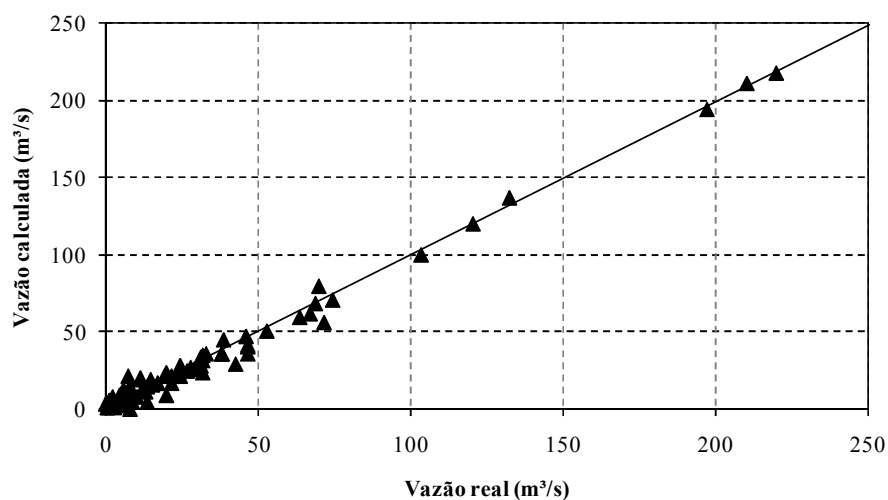


Figura 3 - Correlação entre os valores calculados pela rede e os valores reais da vazão para o açude Orós na fase de treinamento

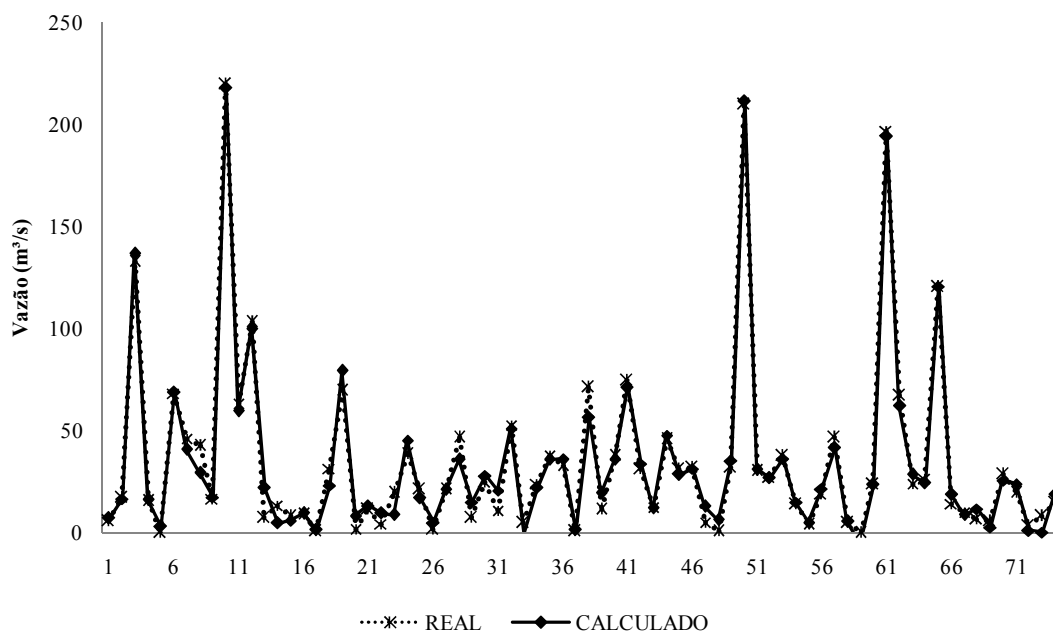


Figura 4 - Comparação entre os valores calculados pela rede e os valores reais da vazão para o açude Orós na fase de treinamento

## 6. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou uma modelagem para previsão de vazões na bacia hidrográfica do açude Orós no Estado do Ceará utilizando redes neurais artificiais a partir de uma série histórica de 88 anos de dados hidrometeorológicos (temperaturas da superfície do mar e vazões).

A modelagem apresentada utiliza como variáveis de entrada a média das anomalias de temperaturas de todos os meses do ano; tem como função de ativação a função sigmóide; e uma arquitetura com doze nós na camada de entrada, sete neurônios na camada oculta e um neurônio na camada de saída (A:12-7-1), apresentando coeficiente de determinação ( $R^2=0,98$ ) na etapa de treinamento.

Apesar de o modelo apresentar um alto valor de coeficiente de determinação na etapa de treinamento é necessária ainda a validação do modelo, porém este alto valor de  $R^2$  indica a potencialidade das RNA na modelagem de previsão de vazões para a região, indica também que as temperaturas dos oceanos Atlântico Norte, Atlântico Sul e Pacífico Equatorial podem realmente ser utilizados como preditores climáticos para a região Nordeste de forma satisfatória.

## REFERÊNCIAS

- 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.