

AVALIAÇÃO DE INCERTEZAS NA PREVISÃO DE VAZÕES UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Dante Gama Larentis¹, Olavo Pedrollo² & Fernando Dornelles³

RESUMO --- A simulação matemática hidrológica aplicada à previsão de vazão ou nível em eventos extremos tem grande emprego no planejamento e gerenciamento de recursos hídricos. Ao processo de previsão através de modelos hidrológicos, estão associadas incertezas que devem ser levadas em conta na tomada de decisão, conferindo mais credibilidade ao processo.

O artigo apresenta duas metodologias de avaliação de incertezas na previsão de vazões utilizando redes neurais artificiais - RNAs. São avaliadas as incertezas inerentes à etapa de treinamento da RNA, mais especificamente devido às condições iniciais, e as incertezas globais da previsão, relativas à natureza do processo simulado. A avaliação das metodologias foi efetuada comparando os resultados obtidos com as RNAs e os dados observados de vazão.

As metodologias foram aplicadas a um trecho do rio Uruguai, entre os postos fluviométricos de Garruchos e Uruguiana. Os resultados apresentam a magnitude dos erros que podem ocorrer ao se adotar um valor singular obtido na previsão de vazão.

ABSTRACT --- The hydrologic mathematical simulation applied to discharge or stage forecast in severe events has a large employ in water resources planning and management. The forecast process by hydrologic modeling has associated uncertainties which must be taken into account in decision making, conferring to the process more credibility.

This paper presents two methodologies of uncertainty analysis upon flow forecasting using artificial neural networks – ANNs. It is evaluated the uncertainties intrinsic to the stage of training the ANN, more specifically those due to initial conditions, and the global uncertainty in forecasting, related to the nature of the simulated process. The appraisal of both the methodologies was carried out by comparing the results from the ANN model and the measured flow data.

The methodologies were applied to a branch of Uruguai river, between the gauge stations of Garruchos and Uruguiana. The results show the error magnitude that can occur in adopting a singular value obtained from a flow forecasting model.

Palavras-chave: previsão de vazão, análise de incertezas, redes neurais artificiais

¹ Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Instituto de Pesquisas Hidráulicas. Av. Bento Gonçalves, 9500 - CEP 91501-970, Caixa Postal 15029 - Porto Alegre - RS – Brasil. Fone: (51) 33087511 E-mail: dantelarentis@yahoo.com.br Skype: dantelarentis

² Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Instituto de Pesquisas Hidráulicas : Av. Bento Gonçalves, 9500, prédio 44301. Bairro Agronomia. Porto Alegre – RS. CEP : 91501-970. Fone : 3316 7500; Fax : 3316 6565; e-mail : pedrollo@iph.ufrgs.br

³ Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Instituto de Pesquisas Hidráulicas. Av. Bento Gonçalves, 9500 - CEP 91501-970, Caixa Postal 15029 - Porto Alegre - RS – Brasil. Fone: (51) 33086621 E-mail: fds_eng@yahoo.com.br

1. INTRODUÇÃO

A simulação matemática hidrológica aplicada à previsão de vazão ou nível em eventos extremos tem grande aplicabilidade no planejamento e gerenciamento de recursos hídricos. Na previsão de eventos de cheia, a modelagem tem especial importância em um sistema de alerta e proteção contra cheias. Os modelos de previsão de vazão informam ao operador do sistema a evolução esperada do fluxo em determinada seção de um curso d'água para determinado horizonte de tempo no futuro. Os modelos recebem como entrada os valores de determinadas variáveis atuais ou passadas (condições iniciais) do estado do sistema. A escolha de quais variáveis o modelo utilizará se dá em função da relação causa e efeito no fenômeno da onda de cheia.

Ao processo de previsão através de modelos hidrológicos, estão associadas incertezas devidas, principalmente:

- ao processo de estimativa dos parâmetros do modelo;
- à incapacidade do modelo em representar o sistema;
- ao processo de obtenção dos valores das variáveis de estado do sistema (entradas e saídas);
- à variabilidade natural das variáveis de estado.

Quando as variáveis de entrada do modelo de previsão de vazão são variáveis meteorológicas, obtidas de modelos de previsão climática, as incertezas sobre os resultados são amplificadas. Em termos matemáticos, o termo da incerteza da previsão de precipitação equivale ao termo da incerteza do dado obtido, nos casos de precipitação observada.

A apresentação das incertezas no resultado do modelo é fundamental para embasar a tomada de decisão do operador de um sistema de proteção contra cheias. Os resultados de um modelo de previsão de vazão têm mais credibilidade se apresentados em conjunto com as incertezas relacionadas.

O presente artigo apresenta a avaliação das incertezas na previsão de vazão com base em posto fluviométrico a montante da seção de interesse. Este tipo de modelo, baseado unicamente na propagação da onda de cheia no canal, não permite uma grande antecedência na previsão. Entretanto, é a componente do modelo de previsão, considerando o acoplamento com um modelo tipo chuva-vazão, com chuva prevista ou observada, que apresenta menores incertezas associadas.

Foram utilizadas duas metodologias de avaliação de incertezas. A primeira com o objetivo de avaliar a porção das incertezas da modelagem referentes à estimativa dos valores dos parâmetros do modelo, avaliando-se a sensibilidade das respostas em função das condições iniciais dos parâmetros na etapa de ajuste. A segunda foi utilizada na avaliação global das incertezas no processo previsão de vazão por simulação matemática, envolvendo as quatro componentes anteriormente citadas.

O modelo de previsão aplicado é uma Rede Neural Artificial (RNA) que utiliza como entrada os valores de vazão da própria seção de previsão e de um posto a montante. Para a modelagem foi usada a *Toolbox* de RNA do MATLAB®.

O modelo foi aplicado ao trecho do rio Uruguai entre Garruchos e Uruguaiana, utilizando uma série de vazões médias diárias de 30 anos dos postos 75550000 (Garruchos) e 77150000 (Uruguaiana). A antecedência da previsão é de 1 dia, visto que o tempo de deslocamento da onda de cheia entre os postos fluviométricos é de 2 a 3 dias.

2. METODOLOGIA

2.1. Arquitetura e treinamento da RNA

Testes preliminares de ajuste da RNA aos hidrogramas do rio Uruguai apontaram para uma estrutura com 1 camada oculta com 2 neurônios e 1 neurônio na camada de saída. As funções de ativação utilizadas foram *tansig* e *purelin* (Demuth *et al.*, 2006), respectivamente, na camada intermediária e na saída. O algoritmo de treinamento utilizado foi o Levenberg-Marquardt (Demuth *et al.*, 2006), que é uma sofisticação do retro-propagativo, com otimização de pesos e *bias*. O número máximo de ciclos foi de 1500, com um objetivo de desempenho de 10^{-6} para o erro médio quadrático (EMQ). Observou-se no processo de treinamento que o objetivo não foi alcançado em nenhuma tentativa, obtendo-se um valor de aproximadamente 10^{-3} para o EMQ no final dos 1500 ciclos. Testes realizados com valores superiores aos 1500 ciclos demonstraram que acima deste valor não foi significativa a melhora do desempenho da RNA e a perda de generalização por superajustamento não foi verificada.

2.2. Análise de incertezas

A análise de incertezas foi realizada com a finalidade de investigar qual a confiança que se pode ter sobre o treinamento e a validação da RNA proposta, quando utilizada na previsão. Foram testadas duas metodologias de avaliação de incertezas na previsão.

Metodologia 1: consiste em treinar e validar a rede para um determinado número n de vezes para um evento de cheia, salvar os n conjuntos de parâmetros da rede e utilizá-los na previsão de um novo evento. O objetivo da metodologia é o de utilizar o processo aleatório de geração de pesos e *bias* do algoritmo de treinamento utilizado para a avaliação da incerteza de se realizar apenas um treinamento e adotá-lo como treinamento suficiente, ou ótimo.

Os passos seguidos foram os seguintes:

- escolha das amostras de treinamento e validação;
- realização do treinamento n vezes;

- realização da validação n vezes;
- avaliação das estatísticas (R^2 e erro médio na vazão) dos resultados das n validações realizadas;
- exclusão dos resultados de menor desempenho (*out-liers*);
- realização da previsão com a RNA, utilizando os conjuntos de parâmetros considerados satisfatórios (sem os *out-liers*).

O coeficiente de eficiência (CE) de Nash-Sutcliffe é calculado pela expressão

$$CE = 1 - \frac{\sum (Q_{o_i} - Q_{c_i})^2}{\sum (Q_{o_i} - \bar{Q})^2} \quad (1)$$

onde Q_{o_i} e Q_{c_i} são as vazões observada e calculada, respectivamente, e $\bar{Q}$ é a vazão média observada.

O erro médio relativo na previsão de vazão é obtido por

$$\sum [(Q_{obs} - Q_{calc})/N] \quad (2)$$

onde Q_{obs} é a vazão observada e Q_{calc} é a vazão calculada em um dado instante de tempo e N é o tamanho da amostra. Na equação 2 a diferença entre vazão observada e calculada em cada instante de tempo da amostra é adimensionalizada pelo tamanho da amostra e somada.

As estatísticas apresentadas nas equações 1 e 2 foram utilizadas na avaliação do desempenho do treinamento e da validação de cada uma das n execuções do modelo, possibilitando um ordenamento dos resultados em função da magnitude dos valores.

Os intervalos de confiança, neste caso, foram obtidos, admitindo uma distribuição de probabilidades Normal, através da equação

$$Q_{95\%} = Q_{esp} \pm 1,96 \cdot \sigma(Q(n)) \quad (3)$$

onde $Q_{95\%}$ é a vazão correspondente aos intervalos inferior e superior para 95% de confiança; Q_{esp} é a vazão esperada (média); σ é o desvio padrão das vazões Q calculadas n vezes a cada instante de tempo.

Metodologia 2: neste caso a RNA foi treinada e validada e, a partir dos resultados obtidos na validação, calculou-se o valor do erro na vazão (equação 4) com probabilidade de ser superado em

5% do tempo, utilizado na construção das bandas de confiança. O objetivo desta metodologia é informar ao usuário dos resultados da previsão as incertezas associadas aos erros absolutos entre as séries de vazão observada e calculada na etapa de validação.

Os passos seguidos foram os seguintes:

- escolha das amostras de treinamento e validação;
- realização do treinamento e da validação;
- avaliação do erro na vazão (Ev) a cada previsão, entre o evento observado e o calculado;
- cálculo do valor de erro na vazão, em que este não é superado em 95% das ocorrências ($Ev95\%$);
- cálculo das bandas de confiança empíricas com base no $Ev95\%$ (equação 5);
- realização da previsão com a RNA, utilizando as bandas de confiança obtidas no passo anterior.

O erro na vazão (Ev) é dado por

$$Ev = Q_{obs} - Q_{calc}. \quad (4)$$

Na etapa de cálculo do Ev , a análise deve ser realizada por faixas de magnitude de vazão, com o intuito de verificar a ocorrência de erros sistemáticos em determinadas faixas de vazão calculada no treinamento e na validação.

Os intervalos de confiança são obtidos de forma empírica a partir da seguinte equação

$$Q_{95\%} = Qi \pm Ev95\% \quad (5)$$

onde $Q_{95\%}$ é a vazão correspondente aos intervalos inferior e superior para 95% de confiança; Qi é a vazão obtida do treinamento da rede; e $Ev95\%$ é o erro na vazão que corresponde a um valor que não é superado em 95% das ocorrências.

O $Ev95\%$ é obtido a partir dos resultados da validação e pode ser calculado através de uma curva de permanência, ordenando-se o módulo dos erros de forma crescente. Portanto, diferente da banda de confiança da metodologia 1, a $Q_{95\%}$ calculada através da equação 5 é baseada na distribuição empírica de frequências ou probabilidades acumuladas.

3. APLICAÇÃO E RESULTADOS

A bacia hidrográfica do rio Uruguai tem uma área de drenagem de 276.000 km². O trecho de estudo do rio situa-se entre os postos fluviométricos de Garruchos e Uruguaiana e tem uma extensão de 314 km, com declividade média de 0,09m/Km, correspondente ao Médio Uruguai. Entre as seções de interesse, a bacia possui 115.700 km² de área. Neste trecho do rio Uruguai existe uma contribuição lateral importante, do Rio Ibicuí, que tem uma bacia com área aproximada de 45.000 km². No entanto, verificou-se que nos eventos de cheia a sua contribuição não foi significativa. Os dados utilizados foram apenas dos dois extremos do trecho em estudo.

A série de vazões médias diárias nos postos utilizados compreendeu os períodos de 1963 a 1975, 1985 a 1995 e 2000 a 2002, totalizando 27 anos de dados. As metodologias propostas foram aplicadas a dois eventos de cheia medidos no posto de Uruguaiana: (1) iniciando em setembro de 1990 e (2) iniciando em agosto de 2002.

Metodologia 1

A amostra de treinamento foi formada por 2 eventos de cheia, totalizando 242 valores. Foram testadas amostra de treinamento com até 600 valores, entretanto não foram verificadas alterações significativas no treinamento e na validação em relação a amostra utilizada.

A amostra de validação foi formada por 3 eventos, com um total de 192 valores. As amostras de treinamento e validação foram formadas por eventos com mesmas magnitudes de vazão, e com as maiores amplitudes verificadas nas séries disponíveis.

As figuras 01 e 02 apresentam os eventos de cheia utilizados no treinamento e validação da RNA, com suas respectivas datas de ocorrência.

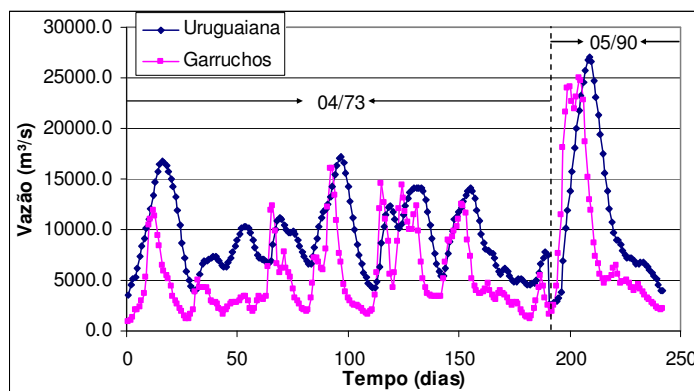


Figura 01. Hidrogramas de montante e jusante utilizados no treinamento.

O número n de repetições de treinamentos foi obtido por tentativa e erro, repetindo-se o processo descrito no item “Metodologia 1” para um n variando de 10 a 200, até a etapa de avaliação

das estatísticas (R^2 e erro relativo) dos resultados das n validações. Ao final do processo, o valor adotado para n foi 100.

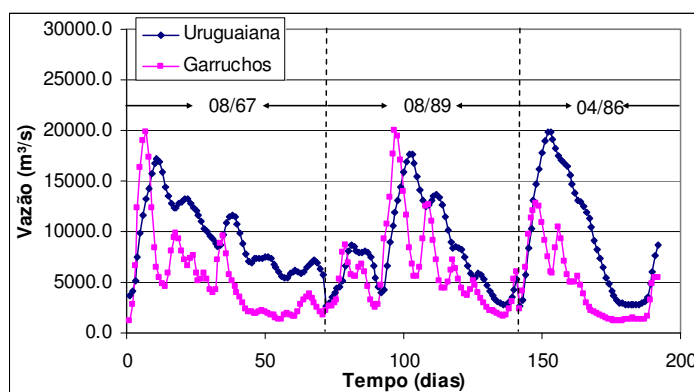


Figura 02. Hidrogramas de montante e jusante utilizados na validação.

O conjunto de parâmetros salvo a cada rodada é formado pelos pesos de transferência entre camadas (entrada para a oculta e desta para a saída) e os *bias* das camadas oculta e de saída.

A aleatoriedade na geração dos parâmetros iniciais resulta da inicialização da rede a cada uma das 100 iterações. A função de inicialização dos pesos e *bias*, utilizada no treinamento foi aleatória uniforme, gerando valores entre -1 e 1 (função ‘*rands*’ do MATLAB).

Os resultados do treinamento e da validação da rede segundo a metodologia estão apresentados nas figuras 03 e 04, respectivamente.

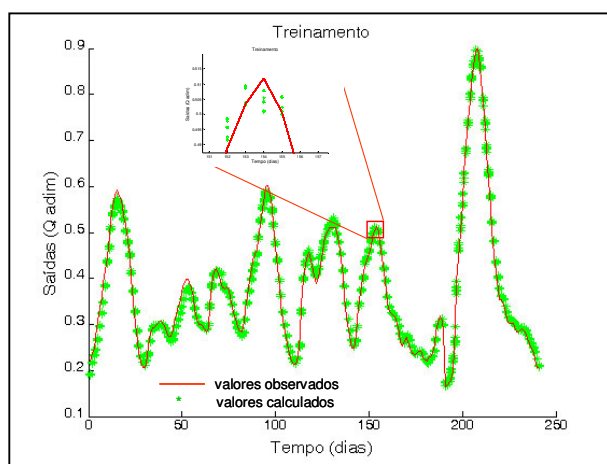


Figura 03. Resultado do treinamento da rede.

As redes, com seus respectivos 100 conjuntos de parâmetros, foram classificadas em ordem decrescente, de acordo com os valores das estatísticas avaliadas para a validação. Observou-se uma grande homogeneidade nos valores de CE e erro médio relativo. Pretendia-se inicialmente utilizar

apenas os conjuntos de parâmetros referentes aos melhores resultados da validação. Entretanto, devido a pouca variabilidade das estatísticas e dos valores absolutos dos resultados, optou-se por utilizar todos os 100 conjuntos na etapa de previsão.

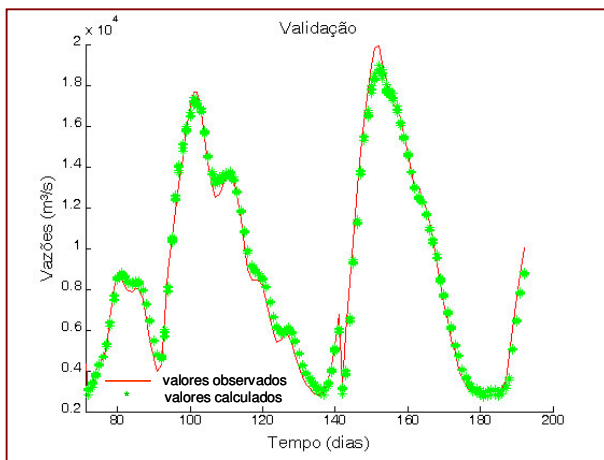


Figura 04. Resultado da validação da rede.

As figuras 05 e 06 apresentam os resultados da previsão utilizando a metodologia 1 em dois eventos distintos, em setembro de 1990 e agosto de 2002.

Observa-se no detalhe da figura 05 a dispersão dos 100 valores de vazão calculados a cada iteração nos intervalos de tempo. Também é possível visualizar como a curva de vazões observadas passa distante do intervalo de confiança para determinados valores. Como a variância dos valores calculados é pequena em relação à magnitude dos valores absolutos, a faixa de confiança é estreita, o que quer dizer que a metodologia explica apenas uma parte das incertezas envolvidas no processo de previsão. O valor de amplitude da banda de confiança superior e inferior equivale a, aproximadamente, 1% da vazão média dos eventos cheia.

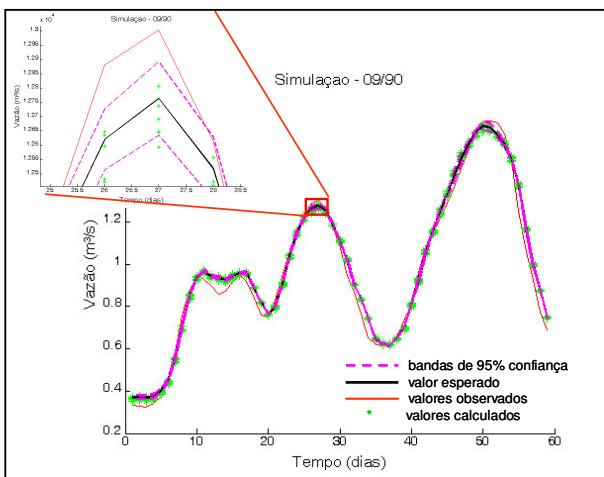


Figura 05. Previsão e bandas de 95% de confiança para o evento de setembro de 1990.

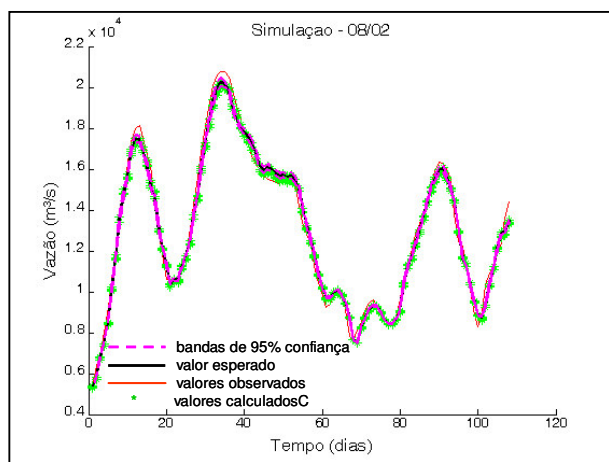


Figura 06. Previsão e bandas de 95% de confiança para o evento de agosto de 2002.

Metodologia 2

Nas etapas de escolha das amostras de treinamento e validação e realização do treinamento e da validação, os procedimentos adotados foram os mesmos já descritos para a metodologia 1. Assim, o valor de Q_i (equação 5) não é um valor singular de previsão, mas sim um valor obtido pela média dos valores calculados 100 vezes.

Procedeu-se à avaliação do erro na vazão a cada previsão, entre o evento observado e o calculado para cada magnitude de vazão prevista. Em primeira instância, procurou-se identificar a ocorrência de erros sistemáticos, associados às magnitudes das vazões.

Para esta análise foram ordenados os valores de vazão do treinamento e da validação e ambos foram traçados contra os respectivos valores observados, conforme apresenta a figura 07.

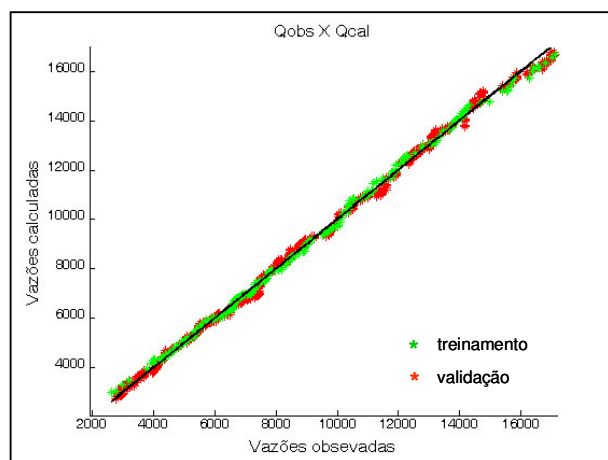


Figura 07. Relação entre vazões calculadas e observadas no treinamento e na validação.

Apesar do treinamento ter sido realizado em batelada, não foi verificada uma relação significativa entre os valores de erro obtidos no treinamento e na validação para cada faixa de magnitude de vazão. Assim, optou-se por utilizar um erro médio de volume (Ev95%) para todas as magnitudes de vazão.

O Ev95% foi calculado a partir da relação do número de ocorrências de erro no volume em cada faixa de ocorrência, conforme mostra a figura 08.

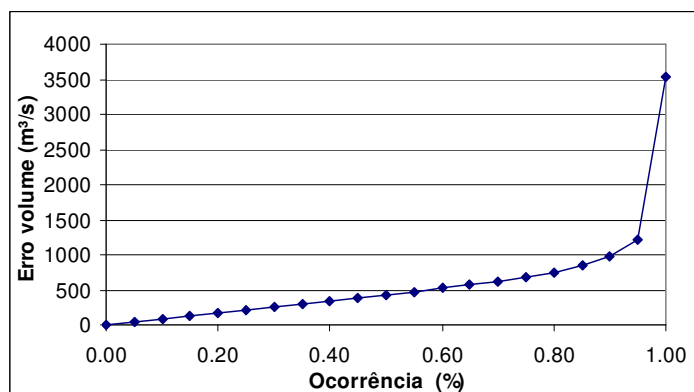


Figura 08. Ocorrência dos erros de vazão calculada na validação.

Foram então realizadas as previsões e calculadas as bandas de confiança de acordo com a equação 5. Os resultados estão apresentados nas figuras 09 e 10.

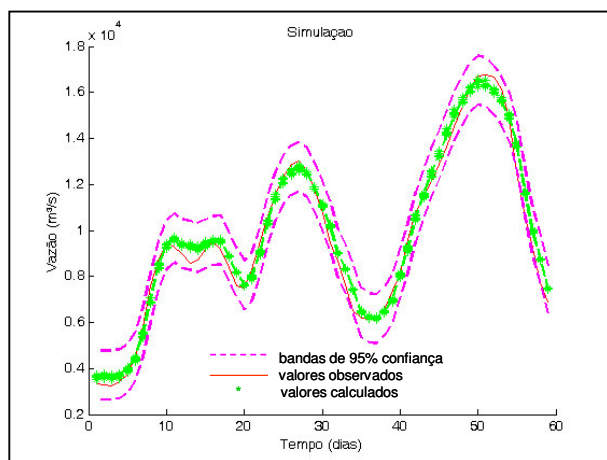


Figura 09. Vazões calculadas e banda de 95% de confiança do evento de setembro de 1990.

Em ambos os eventos, de 2002 e de 1990, todos os 167 valores previstos estiveram dentro da banda de 95% de confiança.

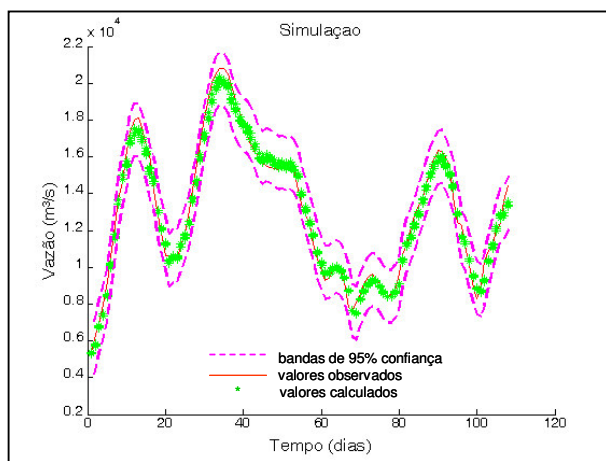


Figura 10. Vazões calculadas e banda de 95% de confiança do evento de agosto de 2002.

No caso de previsão de cheias, o intervalo de confiança superior é o principal interesse. A banda de incerteza superior (bem como a inferior) é, para os eventos das figuras 9 e 10, de $1437\text{m}^3/\text{s}$ e $1210\text{m}^3/\text{s}$, o que equivale a 11% e 13% da vazão média do evento de cheia, respectivamente. Dependendo da relação cota-vazão na seção de previsão, a incerteza sobre os níveis, considerando a metodologia apresentada, pode ser bastante significativa.

4. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

A metodologia 1 é uma forma de avaliação das incertezas nos resultados da simulação devido a inicialização da rede com geração aleatória de pesos e *bias*. A metodologia é focada na etapa de calibração, ou treinamento. A metodologia é aplicável não só ao treinamento de RNAs, mas a qualquer processo de otimização de parâmetros.

A metodologia 2 apresentou uma forma de estimativa das incertezas inerentes ao processo de previsão de vazão, com o foco na comparação entre os resultados obtidos e os dados observados.

Os resultados mostraram a magnitude dos erros que podem ocorrer ao basear a tomada de decisão em um valor singular de vazão prevista.

Para os eventos simulados neste estudo, 100% dos valores observados de vazão estiveram dentro da banda de confiança calculada para 95% de certeza. Entretanto, em outras aplicações da metodologia, erros superiores ao $\text{Ev}95\%$ podem ocorrer em 5% das previsões, em média.

Uma vez que se entende que a metodologia 2 representa as incertezas no processo de previsão de forma global, é possível avaliar que a porção referente às incertezas no processo de treinamento da RNA, obtidas com a metodologia 1 são pouco significativas no estudo de caso.

As diferenças no resultado final, devido às condições iniciais de treinamento, em sistemas simples (com comportamento quase linear), não costumam ser importantes, apresentando maior

relevância à medida que o modelo apresenta uma superfície de desempenho mais complexa, com muitos mínimos locais, os quais podem forçar estacionamentos prematuros do processo de busca iterativa.

Portanto, em um modelo de previsão hidrológica, tipicamente não-linear, pode ser importante a estimativa com base em diversos treinamentos, com uma banda de confiança associada.

Embora irrelevantes neste estudo de caso, no intuito de otimizar a análise de incertezas, podem ser aprimoradas as técnicas de definição de bandas de confiança em função da magnitude da vazão.

Ainda, como forma de aumentar a confiabilidade no resultado das previsões realizadas através da metodologia 2, podem ser investigadas formas de obtenção da vazão Q_i (equação 5). Em futuras aplicações com RNAs, pode ser testada a obtenção de Q_i através da média das melhores simulações, avaliada através de estatísticas, ao invés do valor médio de todas as simulações. Em uma simulação contínua, pode ser assumido como melhor modelo o de melhor estatísticas no intervalo de tempo atual e utilizar este modelo no cálculo de Q_i para a previsão no intervalo de tempo seguinte. De qualquer forma, a metodologia 2 de análise de incertezas na previsão pode ser utilizada em conjunto com qualquer outro modelo de previsão.

Estudos complementares devem apontar a importância da componente de incerteza calculada através da metodologia 1 e aquelas referentes à capacidade do modelo em representar o sistema sobre as incertezas globais, calculadas com a metodologia 2. As análises devem permitir o estabelecimento de um critério de definição da complexidade e da estrutura da rede em um estudo de caso de previsão de vazão utilizando RNAs.

BIBLIOGRAFIA

a) Guia de usuário do *software*

DEMUTH, H.; BEALE, M.; HAGAN, M. 2006. *Neural Network Toolbox 5 – User's Guide*. The MathWorks, Inc. EUA.