



7, 8 e 9  
Março 2018  
ÉVORA  
Évora Hotel

GESTÃO DOS  
RECURSOS HÍDRICOS:  
**NOVOS  
DESAFIOS**

## INSERÇÃO DE VARIÁVEIS CLIMÁTICAS PARA PREVISÃO DE VAZÕES UTILIZANDO MODELO ESTATÍSTICO NO RIO SÃO FRANCISCO

Daniel, CAMPOS <sup>1</sup>; Manoel, MARINHO <sup>2</sup>;

<sup>1</sup> Bacharel em Engenharia Civil, Universidade de Pernambuco (UPE-POLI), danielsilvacampos@hotmail.com

<sup>2</sup> Professor de Engenharia, Universidade de Pernambuco (UPE-POLI), marinho75@poli.br

### Resumo

A geração de energia elétrica no Brasil depende basicamente das vazões que naturalmente transitam nos sistemas de canais fluviais das bacias onde se encontram instalados aproveitamentos quase que exclusivamente hidrelétricos. Eventos recentes, como o período de estiagem anterior à crise de energia em 2001, mostraram a necessidade de se buscarem novas metodologias de previsão destas vazões, tendo como requisito principal a capacidade de incorporar a crescente variabilidade climática do globo. O objetivo desse estudo é a aplicação de modelos estatísticos de regressão linear múltipla para realizar as previsões de vazões afluentes médias diárias do posto hidrológico da usina hidrelétrica de Sobradinho, que está localizada no rio São Francisco, nordeste brasileiro. Desenvolveram-se duas abordagens para realização das previsões de vazões usando informações até 3 dias atrás: a primeira utilizando como entrada nos modelos apenas dados de vazões imediatamente anteriores, a segunda utilizando como entrada as variáveis básicas da meteorologia (temperatura do ar, temperatura de orvalho, umidade relativa do ar, pressão atmosférica, precipitação, radiação solar e velocidade dos ventos), além da própria vazão afluente imediatamente anterior. Ambas realizam busca exaustiva dos menores erros para a combinação das variáveis independentes preestabelecidas. O desempenho dos modelos de previsão foi avaliado segundo as métricas: erro quadrático médio (MSE), erro relativo percentual médio (MAPE) e índice de concordância (IC). A primeira abordagem obteve MAPE de 2,15%, MSE igual a 1697,82 m<sup>3</sup>/s e IC de 0,9992. A segunda utilizou um total de vinte e quatro variáveis independentes tendo-se obtido um MAPE igual a 1,90%, MSE igual a 1690,30 m<sup>3</sup>/s e IC de 0,9994. Observa-se através da comparação entre as duas abordagens, que a inserção de variáveis meteorológicas para previsão de vazões permite uma melhora significativa nos resultados.

**Palavras-chave:** Previsão de Vazões, Regressão Linear Múltipla, Geração de Energia.

**Tema:** Água e energia



7, 8 e 9  
Março 2018  
ÉVORA  
Évora Hotel

GESTÃO DOS  
RECURSOS HÍDRICOS:  
**NOVOS  
DESAFIOS**

## 1. INTRODUÇÃO

A geração de energia elétrica no Brasil depende basicamente das vazões que naturalmente transitam nos sistemas de canais fluviais das bacias onde se encontram instalados aproveitamentos quase que exclusivamente hidrelétricos. O processo natural de vazões fluviais tem como característica principal a sua inconstância, dependente da ocorrência de precipitações, fenômeno sabidamente intermitente e de comportamento sazonal ditado pelo clima e de irregularidade dos totais precipitados através dos anos, podendo ocorrer desvios significativos dos totais anuais precipitados normais, configurando-se períodos “secos” ou “úmidos”.

Estudos que avaliam os benefícios da previsão da vazão afluente na operação de reservatórios já foi realizado, Juan (2006) executou simulação de operação de reservatório tomando como base para as suas análises dados relativos ao reservatório de Três Marias, no Rio São Francisco, seus resultados mostram que pode haver um incremento de até 8% na geração de energia se forem utilizadas previsões de vazões no planejamento da operação do reservatório. No Brasil uma cadeia de modelos empíricos do tipo estocásticos é usada principalmente pelo setor elétrico, com diferentes antecedências, para previsão de vazões afluentes aos reservatórios do Sistema Interligado Nacional (SIN).

Modelos de inteligência computacional (IA) também tem sido frequentemente abordados para fins de previsão de vazões. O desempenho de rede neural artificial (RNA) que utiliza técnica de aprendizagem profunda do tipo Extreme Learning Machine (ELM) foi avaliado por A. B. Dariane et al.(2017) para previsão de vazões, tomando como base dados hidrológicos da Bacia Hidrográfica do Rio Alichai no Irã. Zaher et al. (2017) propõe uma nova abordagem que se utiliza da combinação entre o modelo de rede neural artificial do tipo ANFIS (adaptive network-based fuzzy inference system) e um algoritmo de otimização (fireflies algorithm) com o objetivo de realizar previzões para as vazão do Rio Pahang, o maior sistema fluvial da Malásia caracterizado por padrões hidrológicos altamente estocásticos.

A previsão numérica é valiosa para fins de gerenciamento de riscos na geração de energia elétrica, produção de água potável e preparação para as secas (Wilhite et al., 2000). Eventos recentes, como o período de estiagem anterior à crise de energia em 2001, mostraram a necessidade de se buscarem novas metodologias de previsão, tendo como requisito principal a capacidade de incorporar a crescente variabilidade climática do globo.

A simples inclusão das informações climatológicas pode melhorar as previsões de modelos estatísticos, como mostram os resultados de Guilhon (2002) na bacia do rio Iguaçu. Harm-Jan et al. (2017) desenvolveu um sistema de previsão conjunto para o rio Biala Tarnowska, no sul da Polônia, e apresenta uma metodologia que fornece informações com



7, 8 e 9  
Março 2018  
ÉVORA  
Évora Hotel

GESTÃO DOS  
RECURSOS HÍDRICOS:  
**NOVOS  
DESAFIOS**

relação ao desempenho do mesmo, seus resultados também comprovam a importância de se considerar as condições meteorológicas para fins de melhoria no desempenho de um sistema de previsão de vazões.

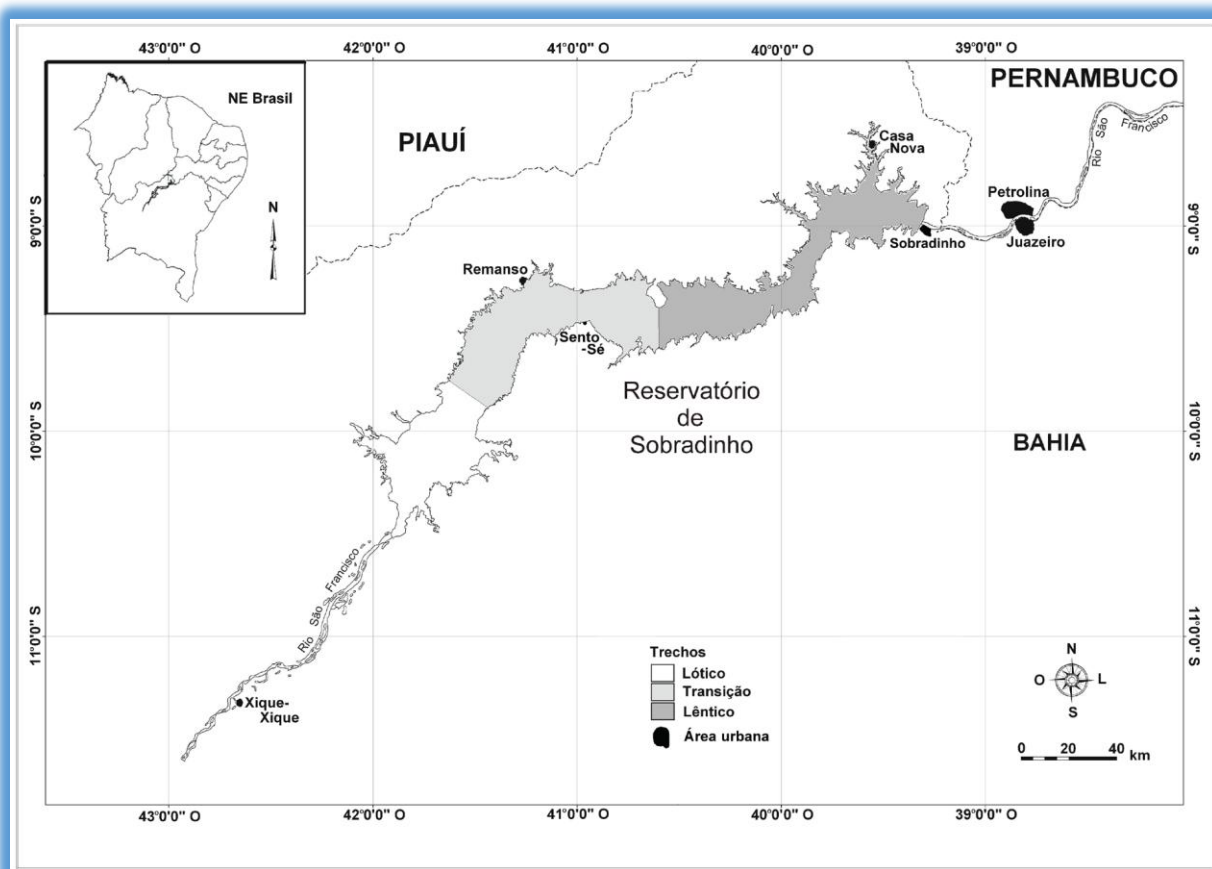
A incorporação meteorológica na metodologia de previsão de vazão pode trazer benefícios econômicos através da diminuição de vertimentos desnecessários, da redução do risco de inundações e de uma melhor operação do sistema. Alguns estudos mostram que a previsão de vazão em curto prazo pode melhorar quando se consideram informações meteorológicas como entrada dos modelos hidrológicos, (Damrath et al., 2000; Ibbitt et al., 2000; Andreolli, 2003; Collischonn et al., 2005; Tucci et al., 2003).

Em função destes avanços já existem casos em que as previsões quantitativas de precipitação de modelos meteorológicos são utilizadas operacionalmente para previsões de vazão em tempo real, destacando-se o aprimoramento da integração entre os modelos atmosféricos e hidrológicos determinísticos em grandes bacias hidrográficas, como em (Collischonn et al., 2007), destacado nos trabalhos de Anderson et al. (2002) na bacia do rio Calavera (Califórnia, EUA), Koussis et al. (2003) para a bacia do rio Kifissos em Atenas, Collischonn et al. (2005) para o rio Uruguai, Silva et al. (2005, 2006) para o rio São Francisco, assim como em (Bremicker et al., 2004; Gobena, et al., 2010; Yossef et al., 2013; Šípek et al., 2015; Najafi et al., 2016; Benninga et al., 2017; Crochemore et al., 2017).

O objetivo desse estudo é a aplicação de modelos estatísticos de regressão linear múltipla para realizar as previsões de vazões afluentes médias diárias do posto hidrológico da usina hidrelétrica de Sobradinho, que está localizada no rio São Francisco, nordeste brasileiro. O rio São Francisco é um dos mais importantes cursos de água do Brasil, percorrendo 3.200 km no território brasileiro desde sua nascente na Serra da Canastra em Minas Gerais, até sua foz em Piaçabucu/AL e Brejo Grande/SE., Passa por cinco estados e centenas de municípios, sendo popularmente chamado de Velho Chico. O rio, em seu percurso, corta áreas influenciadas por diferentes climas, vegetações e relevos, sendo utilizado com fonte hídrica para a geração de energia em cinco usinas hidrelétricas, sendo uma delas a de Sobradinho.

O aproveitamento hidrelétrico de Sobradinho em particular, dista cerca de 40 km a montante das cidades de Juazeiro/BA e Petrolina/PE, possuindo, além da função de gerar energia elétrica, a de principal fonte de regularização dos recursos hídricos da região. Tem cerca de 320 km de extensão, com uma superfície de espelho d'água de 4.214 km<sup>2</sup> e uma capacidade de armazenamento de 34,1 bilhões de metros cúbicos em sua cota nominal de 392,50 m.

Na Figura 1, encontra-se a localização espacial da estação meteorológica Remanso, da Usina Hidrelétrica de Sobradinho, das cidades de Petrolina e Juazeiro, além da indicação dos diferentes trechos do reservatório de Sobradinho.



**FIGURA 1** Mapa do reservatório de Sobradinho, com indicação de seus diferentes trechos e localização na região Nordeste. Modificado de Pinto et al.(2011). (Tatiane et al., 2015)

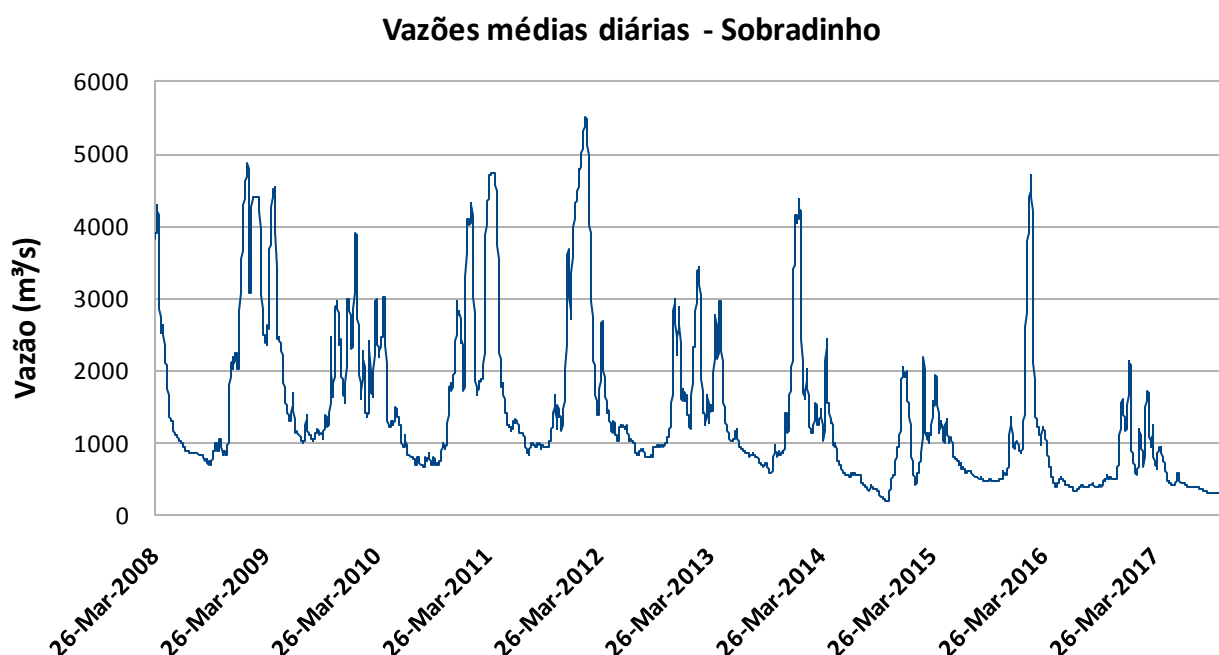
## 2. METODOLOGIA

Foram desenvolvidas duas abordagens para realização das previsões de vazões usando informações de 3 dias atrás: a primeira utilizando como entrada nos modelos apenas dados de vazões imediatamente anteriores, a segunda utilizando como entrada as variáveis básicas da meteorologia, a temperatura do ar (AT, °C), temperatura de orvalho (DT, °C), umidade relativa do ar (RH, %), pressão atmosférica (PRESS, hPa), precipitação (PREC, mm), radiação solar (RAD, KJ/m<sup>2</sup>) e velocidade dos ventos (WS, m/s), além da própria vazão afluente (VAZ, m<sup>3</sup>/s) imediatamente anterior. As duas abordagens realizam busca exaustiva dos menores erros para a combinação das variáveis independentes preestabelecidas.

Utilizou-se para todas as abordagens uma série histórica de 3528 dias (26/03/2008 a 21/11/2017), e os modelos foram ajustados para o período de 26/03/2008 a 22/12/2015, ou seja, para o ajuste dos parâmetros das equações se utilizou 2828 dias, correspondente a 80% da série histórica. Para avaliar o desempenho dos modelos foi escolhido o período de 22/12/2015 a 21/11/2017, ou seja, foram considerados 700 dias para a fase de validação dos modelos, correspondente a 20% da série histórica. As vazões afluentes diárias foram coletadas do banco de dados do ONS (Operador do Sistema Elétrico Brasileiro) do posto hidrológico de Sobradinho, e os dados meteorológicos foram extraídos da estação meteorológica automática de Remanso, pertencente ao INMET (Instituto Nacional de Meteorologia do Brasil), com latitude de  $-9,62^{\circ}$ , longitude de  $-42,07^{\circ}$  e altitude de 397 metros.

O gráfico 1 apresenta o comportamento da série histórica de vazões médias diárias de Sobradinho podendo observar a sazonalidade em períodos de cheias e secas.

**Gráfico 1.** Série histórica de vazões da usina hidrelétrica de Sobradinho correspondentes ao período de 26/03/2008 a 21/11/2017



A Tabela 1 apresenta a estatística descritiva para as séries históricas de dados atmosféricos da estação Remanso e de vazões do posto hidrológico da usina hidrelétrica de Sobradinho usadas neste estudo.

**Tabela 1.** Média, desvio padrão e coeficiente de variação das séries de dados meteorológicos e de vazões

Parâmetro	Média	Desvio Padrão	Coeficiente de variação (%)
AT (°C)	27,16	1,65	6,08
DT (°C)	16,49	2,72	16,51
RH (%)	54,76	11,06	20,19
PRESS (hPa)	967,15	2,30	0,24
RAD (KJ/m²)	2039,75	392,85	19,26
PREC (mm)	1,39	6,74	483,99
WS (m/s)	3,27	1,11	34,03
VAZ (m³/s)	1421,57	1086,08	76,40

A estação de Remanso foi escolhida intencionalmente por se localizar às margens do Lago de Sobradinho, o maior lago artificial do mundo em espelho d'água, onde está a Usina Hidrelétrica de Sobradinho, no rio São Francisco, portanto possui as principais características climatológicas do lago.

## 2.1 MODELO DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA

A análise de regressão é uma técnica estatística para modelar e investigar a relação entre duas ou mais variáveis, muitos problemas em engenharia e ciências envolvem explorar essa relação (Montgomery et al., 2003). Esse tipo de relacionamento é representado por um modelo matemático, que, na verdade, se trata de uma equação que associa a variável dependente (que se deseja prever) às variáveis independentes (preditoras). Sendo assim, a análise de regressão tem por objetivo desvendar o comportamento entre uma variável dependente e as consideradas independentes.

Aplicações mais interessantes da análise de regressão geralmente exigem o uso de mais de uma variável regressora pois, na maior parte das situações, uma única variável não



7, 8 e 9  
Março 2018  
ÉVORA  
Évora Hotel

GESTÃO DOS  
RECURSOS HÍDRICOS:  
**NOVOS  
DESAFIOS**

é capaz de explicar suficientemente bem o comportamento da variável resposta. Para tanto, o modelo também analisa a relação entre 2 (duas) ou mais variáveis. Nesta abordagem, a variável resposta  $Y$  pode estar relacionada com duas ou mais variáveis independentes, sendo sua formulação descrita a seguir:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (1)$$

em que,  $\beta_0$  representa a interseção do plano, todos os parâmetros  $\beta_j$ ,  $j = 1, 2, 3, \dots, k$ , são chamados de coeficientes de regressão e a estimativa destes parâmetros pode ser feita através do método dos mínimos quadrados. As observações da série são descritas da seguinte forma,  $n$  representando o número de observações e suponha que  $n > k$ , seja  $x_{ij}$  a  $i$ -ésima observação, logo as observações são:

$$(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{ik}, y_i); i = 1, 2, 3, \dots, n; n > k$$

em que, cada uma das observações satisfaz a equação (1). (Montgomery et al., 2003)

O modelo realiza a estimativa dos coeficientes de regressão através da resolução do sistema de equações normais de mínimos quadrados (2).

A resolução do sistema é efetuada utilizando-se o algoritmo de eliminação gaussiana (ou método de escalonamento), que simplifica um sistema de várias incógnitas e o resolve automaticamente, fornecendo ao usuário os  $k$  coeficientes de regressão de cada equação, para cada combinação de variáveis.

No desenvolvimento dos modelos de regressão foi levado em consideração uma defasagem de até 3 dias para as variáveis independentes.



$$\left\{ \begin{array}{l} n\beta_0 + \beta_1 \sum_{i=1}^n x_{i1} + \beta_2 \sum_{i=1}^n x_{i2} + \dots + \beta_k \sum_{i=1}^n x_{ik} = \sum_{i=1}^n y_i \\ \beta_0 \sum_{i=1}^n x_{i1} + \beta_1 \sum_{i=1}^n x_{i1}^2 + \beta_2 \sum_{i=1}^n x_{i1}x_{i2} + \dots + \beta_k \sum_{i=1}^n x_{i1}x_{ik} = \sum_{i=1}^n x_{i1}y_i \\ \vdots \\ \beta_0 \sum_{i=1}^n x_{ik} + \beta_1 \sum_{i=1}^n x_{ik}x_{i1} + \beta_2 \sum_{i=1}^n x_{ik}x_{i2} + \dots + \beta_k \sum_{i=1}^n x_{ik}^2 = \sum_{i=1}^n x_{ik}y_i \end{array} \right. \quad (2)$$

Para fins de aplicação dos modelos de regressão linear, foi desenvolvido, em linguagem C, modelo matemático de regressão linear múltipla. Este, ao receber as series de dados apropriadas, se encarrega de efetuar as operações de regressão. Foi utilizado o ambiente de desenvolvimento integrado (IDE) de código aberto Code::Blocks ([www.codeblocks.org/](http://www.codeblocks.org/)) versão 16.01, para codificar, compilar e executar o programa. O mesmo foi implementado contendo um algoritmo de busca exaustiva em sua estrutura com a finalidade de gerar todas as possíveis combinações de variáveis independentes e verificar com qual delas obtêm-se as melhores previsões de vazão. A variável dependente é representada por VAZ (vazão, m<sup>3</sup>/s), enquanto que as variáveis independentes são: AT-i (temperatura do ar, °C), DT-i (temperatura de orvalho, °C), RH-i (umidade relativa do ar, %), PRESS-i (pressão atmosférica, hPa), PREC-i (precipitação, mm), RAD-i (radiação solar, kJ/m<sup>2</sup>), WS-i (velocidade dos ventos, m/s) e VAZ-i (em que “-i” representa a série de dados defasada em i dia(s)).

## 2.2 Métricas de desempenho

O desempenho dos modelos de previsão foi avaliado segundo as métricas: erro quadrático médio (MSE), erro relativo percentual médio (MAPE) e índice de concordância (IC).

O MSE é frequentemente utilizado na previsão de séries temporais, sua principal função é indicar se a previsão feita pelo modelo está superestimada ou subestimada, no entanto, não se pode tomar conclusões apenas com base no MSE (De Mattos Neto et al. 2010; S. I. V. Souza 2007). Quanto mais próximo de zero, melhor os resultados de previsão fornecidos pelo modelo testado.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y - y_i)^2 \quad (3)$$



em que,  $\hat{Y}$  representa o valor previsto pelo modelo e  $y_i$  o valor observado (real) na série da variável resposta.

O MAPE mede a acurácia com que uma previsão é feita por um método de previsão de séries temporais, sendo calculado Pela Expressão (3) abaixo.

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{Y}}{y_i} \right| \quad (4)$$

O índice de concordância é utilizado para indicar o nível de concordância entre o modelo de previsão e a variável prevista e foi desenvolvido como uma medida padronizada do grau de erro de previsão do modelo variando entre 0 e 1. Um valor de 1 para o IA indica uma correspondência (concordância) perfeita entre o modelo e a variável prevista, e 0 evidencia nenhum tipo de concordância entre eles (C. J. Willmott, 1981).

$$IA = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |Y - y_i|^2}{\sum_{i=1}^n (|Y - \bar{y}| + |y_i - \bar{y}|)^2} \quad (5)$$

Em que  $\bar{y}$  representa a média de todas as observações da variável de saída.

### 3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

A Tabela 2 expõe os resultados alcançados pelas duas abordagens, destacando as combinações de variáveis com as quais obteve-se as equações que conseguiram prever com maior acurácia.

**Tabela 2.** Melhores equações

Abordagem	Equações	MSE (m³/s)	MAPE (%)	IA
1	VAZ. = 7,761593 + (-0,855224)*(VAZ.-2) + (1,850209)*(VAZ.-1)	1697,82	2,15	0,9992
2	VAZ. = -18,532213 + (0,114938)*(TEMP.-3) + (1,079653)*(DT.-1) + (0,003521)*(RAD.-3) + (-0,855247)*(VAZ.-2) + (1,848772)*(VAZ.-1)	1690,30	1,92	0,9994



7, 8 e 9  
Março 2018  
ÉVORA  
Évora Hotel

GESTÃO DOS  
RECURSOS HÍDRICOS:  
**NOVOS  
DESAFIOS**

A primeira abordagem resultou em sete equações para previsão de vazões, sendo que, os melhores resultados são provenientes da combinação linear das variáveis (VAZ.-1) e (VAZ.-2), ou seja, para um e dois dias de defasagem da série histórica de vazões, respectivamente, obtendo-se como resultado: MAPE de 2,15 %, MSE de 1697,82 m<sup>3</sup>/s e IC de 0,9992.

A segunda abordagem utilizou um total de vinte e quatro variáveis independentes cujas combinações permitiram gerar 15.600.437 equações para previsão de vazões, com o suporte da IDE CodeBlocks fez-se uma busca exaustiva com todas as equações, selecionando aquela que obteve o melhor desempenho na previsão de vazões. Os melhores resultados foram obtidos pela combinação linear das variáveis (TEMP-3), (DT-1), (RAD.-3), (VAZ.-2) e (VAZ.-1), referentes as variáveis temperatura do ar defasada em 3 dias, ponto de orvalho defasada em 1 dia, radiação solar defasada em 3 dias, e dois dias de defasagem da série histórica de vazões, respectivamente. Para esta abordagem obteve-se MAPE igual a 1,90%, MSE igual a 1690,30 m<sup>3</sup>/s e IC de 0,9994.

Observa-se que os resultados da segunda abordagem demonstram o melhor desempenho alcançado pela mesma, ficando evidente, por meio da comparação das três métricas que, considerar as condições climáticas da região em estudo contribui positivamente no trabalho de previsão da vazão afluente.

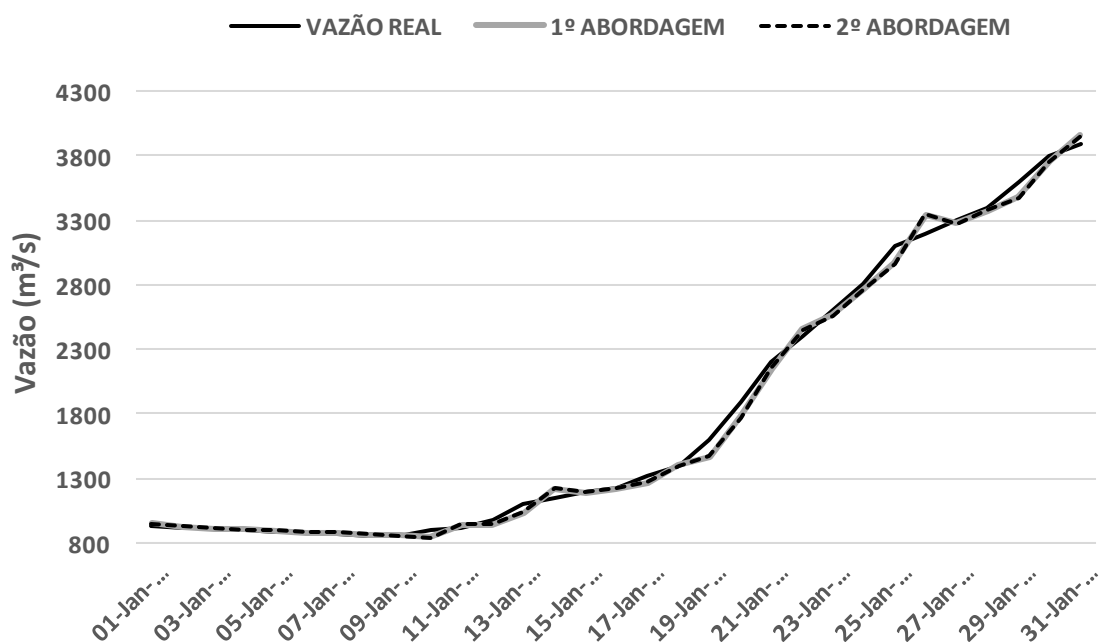
O MSE menor indica que a combinação de variáveis climáticas às de vazão permite que o modelo de regressão se ajuste melhor a realidade, comprovando que a tendência (diferença entre o valor estimado e o valor real) da equação fornecida pela segunda abordagem é menor. Aqui, é importante salientar que, apesar do MSE ser considerado uma boa métrica de precisão, ele coloca mais pesos em grandes erros do que em pequenos (resultado de cada quadratura), ou seja, é uma medida que enfatiza as discrepâncias entre os dados reais e estimados.

Ao comparar os MAPE's, conclui-se que o tamanho médio do erro (expresso em percentagem) do modelo 2 é menor que no modelo 1. Ou seja, a média de todos os erros absolutos do modelo 2 indica que sua previsão é mais precisa que o modelo 1.

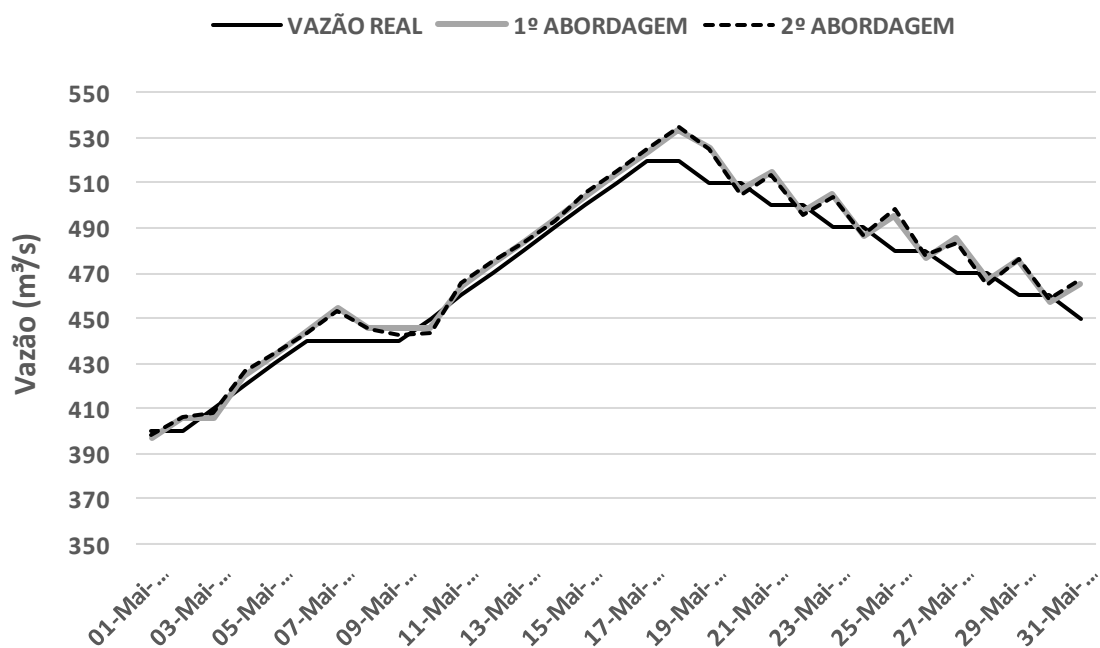
Por fim, a medida padronizada IA também indica uma maior concordância entre a variável que se deseja prever (VAZ) e o modelo de previsão 2. Os resultados alcançados comprovam a existência de uma interação física entre as condições climáticas da região em estudo e a vazão de Sobradinho. Levando-se a conclusão sugestiva de que a inclusão das variáveis (TEMP), (DT) e (RAD) como entradas nos modelos permitem uma melhor representação das previsões da vazão afluente, podendo trazer benefícios.

O gráfico 2 apresenta uma comparação visual entre os dados reais de vazão e as estimativas feita pelas duas abordagens para os meses de janeiro, maio e outubro de 2016 respectivamente.

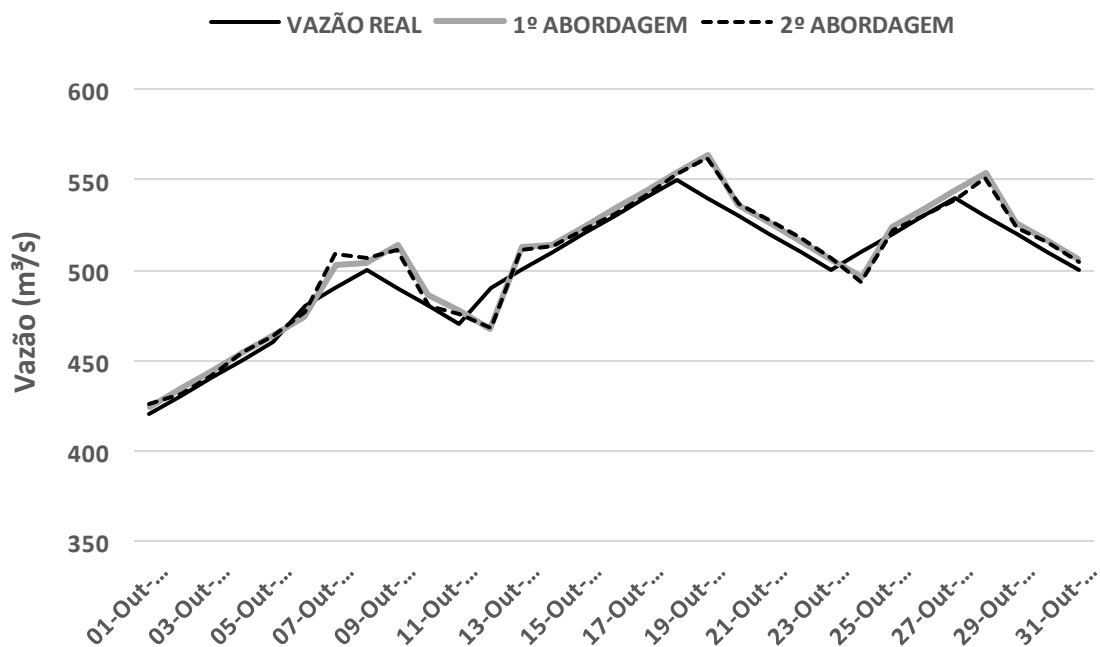
**Gráfico 2. Vazão real x Vazões previstas**



**Gráfico 2 (a) – Previsões para o mês de janeiro de 2016**



**Gráfico 2 (b) – Previsões para o mês de maio de 2016**



**Gráfico 2 (c) – Previsões para o mês de outubro de 2016**



7, 8 e 9  
Março 2018  
ÉVORA  
Évora Hotel

GESTÃO DOS  
RECURSOS HÍDRICOS:  
**NOVOS  
DESAFIOS**

#### **4. CONCLUSÕES**

Observa-se através da comparação entre as duas abordagens, que a inserção de variáveis meteorológicas para previsão de vazões permite uma melhora significativa nos resultados. A obtenção destes resultados se tornou possível com a utilização do Modelo de Regressão Múltipla desenvolvido em Linguagem C, que em sua estrutura foi inserido um algoritmo de busca exaustiva que realiza todas as combinações lineares possíveis de variáveis (meteorológicas e vazão afluente) e apresentou como resultado final a equação com a qual foi possível obter os resultados que mais condizem com a realidade de vazões afluentes da região. Tornando possível, então, o atendimento aos requisitos de fornecimento de energia elétrica através da utilização adequada dos recursos energéticos, assim como no monitoramento de eventos extremos que possam causar desastres, reduzindo então os riscos sociais e econômicos além de influenciar em várias ações de curto prazo da política estadual de recursos hídricos, como decretação de situação de emergência, racionamento d'água, construção de poços, distribuição de carros pipas, projetos de infraestrutura hídrica e sobretudo a operação de reservatórios sujeito a geração de energia elétrica.

#### **5. AGRADECIMENTOS**

Ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), pelo fornecimento dos dados necessários. Ao Departamento de Pós-graduação em Engenharia de Sistemas (PPGES) da Escola Politécnica da Universidade de Pernambuco (POLI-UPE), que permitiu as simulações matemáticas em seu laboratório.

#### **REFERÊNCIAS**

ANDREOLLI, I., 2003. Previsão de vazão em tempo real no rio Uruguai com base na previsão meteorológica. Dissertação de mestrado. IPH UFRGS. Porto Alegre.

ANDERSON, M.L.; CHEN, Z.-Q.; KAVVAS, M.L.; FELDMAN, A. Coupling HECHMS with Atmospheric Models for Prediction of Watershed Runoff. *Journal of Hydrologic Engineering*. V.7, n.4, jul, p.312-318. 2002.

A. B. Dariane, Sh. Azimi. Streamflow forecasting by combining neural networks and fuzzy models using advanced methods of input variable selection, *Journal of Hydroinformatics*, 2017. doi: 10.2166/hydro.2017.076.

BREMICKER, M.; HOMAGK, P.; LUDWIG, K. (2004). "Operational low-flow-forecast for the Neckar river basin". *Wasserwirtschaft* 7-8, p. 40-46.



7, 8 e 9  
Março 2018  
ÉVORA  
Évora Hotel

GESTÃO DOS  
RECURSOS HÍDRICOS:  
NOVOS  
DESAFIOS

BENNINGA, H.-J. F., BOOIJ, M. J., ROMANOWICZ, R. J., and RIENTJES, T.H. M.: Performance of ensemble streamflow forecasts under varied hydrometeorological conditions, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 21, 5273-5291, <https://doi.org/10.5194/hess-21-5273-2017>, 2017.

COLLISCHONN, W.; HAAS, R.; ANDREOLLI, I.; TUCCI, C.E.M. 2005. Forecasting River Uruguay flow using rainfall forecasts from a regional weather-prediction model, *Journal of Hydrology*, Vol. 305, 87 – 98, Elsevier.

COLLISCHONN, W.; TUCCI, C.E.M.; ALLASIA, D.; PAZ, A.R. 2007a. Coupling meteorological and hydrological models for medium-range streamflow forecasts in the Parana basin. In: *Quantification and Reduction of Predictive Uncertainty for Sustainable Water Resources Management*, IAHS Publ. 313. IAHS Press, Wallingford, UK.

COLLISCHONN, W.; ALLASIA, D.; SILVA, B.C.; TUCCI, C.E.M. 2007b. The MGB-IPH model for large scale rainfall runoff modeling. *Hydrological Sciences Journal*, 52(5), 878-895, doi:10.1623/hysj.52.5.878.

CROCHEMORE, L.; RAMOS, M-H; PAPPENBERGER, F; PERRIN, C: Seasonal streamflow forecasting by conditioning climatology with precipitation indices, *Hydrology and Earth System Sciences*, Volume 21, Issue 3, 2017, pp.1573-1591. doi:10.5194/hess-21-1573-2017.

C. J. Willmott. On the validation of models. *Physical Geography*, vol. 2, p 184-194, 1981.

DAMRATH, U.; DOMS, G.; FRÜHWALD, D.; HEISE, E.; RICHTER, B.; STEPPELER, J., 2000. Operational quantitative precipitation forecasting at the German Weather Service. *J. of Hydrol.*, v. 239, p. 260-285.

De Mattos Neto, P.S.G.; Rodrigues, A.L.J.; Ferreira, T.A.E.; Cavalcanti, G.D. An intelligent perturbative approach for the time series forecasting problem. *IEEE World Congress on Computational Intelligence*, p. 1–8, 2010.

GUILHON, L.G.F., 2002. Modelo heurístico de previsão de vazões naturais médias semanais aplicado à usina de Foz do Areia. *Dissertação de Mestrado. COPPE UFRJ*, 88p.

GOBENA, A. K. and GAN, T. Y. Incorporation of seasonal climate forecasts in the ensemble streamflow prediction system, *J. Hydrol.*, 385, 336–352, doi:10.1016/j.jhydrol.2010.03.002, 2010.

HARM-JAN F. B., MARTIJN J. B., RENATA J. R., TOM H. M. R. Performance of ensemble streamflow forecasts under varied hydrometeorological conditions, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 21, 5273–5291, 2017. doi.org/10.5194/hess-21-5273-2017.

IBBITT, R.P.; HENDERSON, R.D.; COPELAND, J.; WRATT, D.S., 2000. Simulating mountain runoff with mesoscale weather model rainfall estimates: a New Zealand experience. *J. of Hydrol.*, v. 239, p. 19-32.

JUAN M. B. (2006). OTIMIZAÇÃO DA OPERAÇÃO DE UM RESERVATÓRIO PARA CONTROLE DE CHEIAS COM BASE NA PREVISÃO DE VAZÃO. *Dissertação de Mestrado em Engenharia. Universidade Federal do Rio*



7, 8 e 9  
Março 2018  
ÉVORA  
Évora Hotel

GESTÃO DOS  
RECURSOS HÍDRICOS:  
NOVOS  
DESAFIOS

Grande do Sul. Porto Alegre, 136p.

KOUSSIS, A.D.; LAGOUVARDOS, K.; MAZI, K.; KOTRONI, V.; SITZMANN, D.; LANG, J.; ZAISS, H.; BUZZI, A.; MALGUZZI, P. Flood Forecasts for Urban Basin with Integrated Hydro-Meteorological Model. *Journal of Hydrologic Engineering*. V.8, n.1, jan/fev, p.1-11. 2003.

MONTGOMERY, D; RUNGER, G. *Applied statistics and probability for engineers*. Arizona State University: Wiley, 3rd ed., 2003.

NAJAFI, M. R. and MORADKHANI, H.: Ensemble Combination of Seasonal Streamflow Forecasts, *J. Hydrol. Eng.*, 21, 04015043, doi:10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001250, 2016.

SILVA, B.C.; TUCCI, C.E.M.; COLLISCHONN, W. *Previsão Hidroclimática de Vazão para a Bacia do Rio São Francisco*. Porto Alegre: UFRGS. Tese, Instituto de Pesquisas Hidráulicas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 228p. 2005.

SILVA, B.C.; COLLISCHONN, W.; TUCCI, C. E. M. *Previsão de Vazão com Modelos Hidroclimáticos*. Revista Brasileira de Recursos Hídricos. 2006.

ŠÍPEK, V. and DANHELKA, J. Modification of input datasets for the Ensemble Streamflow Prediction based on large-scale climatic indices and weather generator, *J. Hydrol.*, 528, 720–733, doi:10.1016/j.jhydrol.2015.07.008, 2015.

S. I. V. Souza, F. G. Martins, M. C. M. Alvim Ferraz, M. C. Pereira. Multiple linear regression and artificial neural networks based on principal components to predict ozone concentrations. *Environmental Modelling & Software*, vol. 22, p. 97 – 103, 2007.

TATIANE N. MEDEIROS, ALINE A. F. ROCHA, NATÁLIA C. L. SANTOS, WILLIAM SEVERI. Influência do nível hidrológico sobre a dieta de *Leporinus reinhardtii* (Characiformes, Anostomidae) em um reservatório do semiárido brasileiro. *Iheringia, Série Zoologia*, Porto Alegre, 104(3):290-298. DOI: 10.1590/1678-476620141043290298

TUCCI, C.E.M.; CLARKE, R.T.; COLLISCHONN W.; DIAS, P.L.S.; SAMPAIO, G.O. Long term flow forecast based on climate and hydrological modeling: Uruguay river basin. *Water Resources Research*. V.39, n.7, p.3(1-11). 2003.

WILHITE, D. A., HAYES, M. J., KNUTSON, C., and SMITH, K. H.: Planning for drought: Moving from crisis to risk management, *J. Am. Water Resour. As.*, 36, 697–710, doi:10.1111/j.1752- 1688.2000.tb04299.x, 2000.

YOSSEF, N. C., WINSEMIUS, H., WEERTS, A., VAN BEEK, R. and BIERKENS, M. F. P. Skill of a global seasonal streamflow forecasting system, relative roles of initial conditions and meteorological forcing, *Water Resources Research*, Volume 49, Issue 8, Pages 4687–4699 August 2013. DOI: 10.1002/wrcr.20350.