

REGRESSÃO LINEAR PARA PREVISÃO DE VAZÕES AFLUENTES DO RIO SÃO FRANCISCO

Manoel Henrique da Nóbrega Marinho¹; Ricardo Levi Piancó Cavalcante²

RESUMO – Desenvolveu-se modelos de regressão linear, em base mensal, para prever as vazões afluentes médias mensais um passo à frente no período de 79 anos (1931 a 2009), de 6 (seis) postos hidrológicos com aproveitamento hidrelétrico no rio São Francisco. Utilizou-se das principais curvas de tendência de regressão linear (9 tipos) para estabelecer qual a curva que melhor representa, mensalmente, cada posto hidrológico através do erro percentual médio. Fazendo uma análise geral das curvas de regressão, conclui-se que para as previsões de vazões afluentes dos 12 (doze) meses, a linha de tendência potencial foi melhor em 72% dos meses, e que o erro percentual médio mensal geral foi de aproximadamente 18%, resultado não tão distante dos modelos mais modernos de previsão de vazões. Notou-se que os melhores resultados de previsão de vazões mensais estão relacionados aos períodos de baixa estação chuvosa (abril a setembro), diferentemente do período de alta estação, em que ocorre a questão da sazonalidade, decorrente da heterocedasticidade das vazões. Comprovou-se que o Método de Regressão Linear apresentou resultados significativamente promissores para o planejamento da operação energética, em que as vazões naturais são acompanhadas pelas vazões previstas nos períodos de baixa e alta estação chuvosa.

ABSTRACT– Developed linear regression models to predict the average monthly inflow one step ahead of six hydrological stations with hydroelectric development located in the São Francisco, in the period of 79 years (1931-2009). We used the main trend curves of linear regression (9 types) to establish which is the curve that best represents each month, each hydrologic station through the average percentage error. Making a general analysis of the regression curves, it is concluded that for the projected inflows of 12 (twelve) months from the trend line potential was better in 72% of months, and that the average monthly percentage error rate was approximately 18 %, a result not so far removed from modern models of forecast streamflows. It was shown that the linear regression method showed promising results significantly to the planning of the hydropower operation, where the natural streamflow are accompanied by the streamflow provided for in periods of low and high rainy season.

Palavras-Chave – Regressão linear, Previsão de Vazões; Geração de Energia

INTRODUÇÃO

Dentre a grande variedade de razões que levam o ser humano a buscar a modelagem matemática do comportamento da natureza, e neste caso mais concretamente o comportamento das vazões nos rios, se encontra a de realizar previsões de vazões.

1) Professor Doutor Departamento de Ensino Básico. Universidade de Pernambuco-UPE, Rua Benfica, 455 - Madalena - Recife/PE CEP: 50720-001 - Fone: 81-3184-7500.E-mail: marinho75@poli.br

2) Estudante de Graduação. Departamento de Engenharia Civil. Universidade de Pernambuco-UPE, Rua Benfica, 455 - Madalena - Recife/PE CEP: 50720-001 - Fone: 81-3184-7500.E-mail: ricardo.levi@hotmail.com

A obtenção das mesmas faz com que os diferentes modelos de operação, otimização e simulação energética tenham a capacidade de avaliar as condições operacionais das usinas hidrelétricas futuramente, facilitando conseqüentemente a tomada de decisões no que diz respeito a melhor forma de gerir o Sistema Interligado Nacional. Explorando com isso a totalidade da sua complementaridade hidrológica e provocando ganhos sinérgicos.

A produção energética por uma hidrelétrica depende fundamentalmente das séries de vazões afluentes. Entretanto, a incerteza das vazões futuras e sua aleatoriedade são obstáculos que dificultam todo o planejamento da operação do sistema energético brasileiro. De acordo com Marinho (2005) para que o atendimento à demanda energética seja realizado da forma mais otimizada, ou seja, com a maior eficiência, uma condição de suma importância se faz necessária. Tal condição é justamente a disponibilidade de um sistema de previsão de vazões eficiente, isso pode ser afirmado, pois, a capacidade de geração futura do sistema é influenciada pelas futuras vazões afluentes cuja natureza é intrinsecamente estocástica, previsível.

Segundo Barbancho (1970), uma previsão é uma manifestação relativa a sucessos desconhecidos em um futuro determinado. A previsão não constitui um fim em si, mas um meio de fornecer informações e subsídios para uma conseqüente tomada de decisão, visando atingir determinados objetivos, Morettin (1981).

Com a previsão de vazões, as hidrelétricas podem planejar suas decisões com a possibilidade de se anteciparem sobre algumas desconformidades que poderão vir a acontecer, tornando-as mais competitivas e aproveitando de forma mais adequada os recursos hídricos disponíveis. Além disso, as previsões servem como subsídio a outros setores usuários da água, como a irrigação, a pesca, o turismo, o lazer e a navegação. Vale lembrar que o setor elétrico brasileiro detém a maior parte do controle da quantidade de água disponível nos grandes reservatórios, que até pouco tempo destinavam-se exclusivamente à geração de energia, hoje são alvos de interesses diversos e conflitantes dos demais setores que utilizam a água. Nesse contexto, cresce a importância na área de planejamento e controle de sistemas de recursos hídricos. Vale salientar que este processo de previsão pode ser considerado custoso, onde a aleatoriedade das vazões são limitações que dificultam o planejamento da operação do sistema energético brasileiro, Silva (2007).

Neste sentido, para se conhecer a disponibilidade energética é possível realizar um estudo sobre a quantidade de água disponível nos reservatórios das usinas, isto é, pode-se realizar a previsão de vazões deste reservatório. Uma das formas para se alcançar tal objetivo é utilizar alguma abordagem computacional para beneficiar este processo, assim é possível citar: Redes Neurais Artificiais (Haykin, 2007), Programação Genética (Koza, 1992), Modelos Autorregressivos (Box & Jenkins, 1976), Lógica Neuro-Fuzzy (Jang, 2003), entre outras, que são utilizadas com frequência na

construção de modelos para solucionar problemas relacionados à previsão de séries temporais em diferentes áreas.

Ballini *et al.* (2000) fez uma análise comparativa para avaliar o desempenho da rede neural nebulosa, rede multicamadas com algoritmo back-propagation e modelo autoregressivo periódico para previsão de vazões médias mensais de três usinas hidroelétricas brasileiras localizadas em diferentes regiões. Os resultados revelam que o modelo de rede neural nebulosa fornece melhores resultados para previsão 1 passo à frente quando comparados com as outras abordagens, obtendo para o posto hidrológico de Sobradinho erro relativo percentual médio na ordem de 17%.

A alternativa mais comum aos modelos determinísticos na previsão de vazões eram os modelos estocásticos para análise de séries temporais, baseadas principalmente nas metodologias de Box & Jenkins, Box *et al.* (1994). Estes modelos são empregados atualmente pelo setor elétrico brasileiro, no âmbito do Grupo Coordenador da Operação Interligada – GCOI, coordenado pela ELETROBRAS, GCOI (1983), CEPTEL (1983).

O planejamento da operação de sistemas de produção de energia elétrica visa determinar uma política de operação para usinas hidroelétricas e termoelétricas do sistema que atenda a demanda de energia elétrica de forma econômica e confiável. Em linhas gerais, o objetivo é utilizar da forma mais eficiente possível a geração de base hidráulica para substituir ao máximo a geração térmica cujo custo do combustível é elevado e crescente com a geração. As usinas hidroelétricas possuem características de produção não-linear e suas vazões afluentes são variáveis aleatórias, sendo assim um problema estocástico e não linear. Devido a complexidade do problema, é comum sua decomposição em uma cadeia de planejamento que inclui as etapas de longo, médio e curto prazos, Soares (1987).

Quando se adota os modelos estatísticos baseados na metodologia de Box & Jenkins para previsão de vazões é comum dois tipos de abordagens. Na primeira, a sazonalidade é assumida determinística e a série original é transformada em uma série padronizada removendo-se a média e o desvio-padrão sazonal; só, então, ajusta-se um modelo ARMA (p,q) à série padronizada. Na segunda, supõe-se que a sazonalidade é estocástica e um modelo do tipo SARIMA (p,q)(P,D,Q)_s é ajustado diretamente aos modelos originais. As séries de vazões mensais são séries sazonais com períodos de 12 meses (um ano) as quais, geralmente, apresentam correlações periódicas, Meeleod (1994); por isso, modelos de séries temporais que supõe estacionariedade podem não ser os mais adequados e, assim, modelos ARMA periódicos (PARMA) são propostos.

A metodologia de Box & Jenkins assume uma relação linear entre as variáveis encontrando problemas no tratamento de séries complexas não estacionárias.

Este será o nosso principal objetivo, criar uma relação linear entre as variáveis (vazões) através das curvas de tendência de regressão linear e estimar as futuras vazões afluentes um passo à frente dos postos hidrológicos do rio São Francisco, ou seja, realizar as previsões de vazões dos meses de janeiro utilizando as vazões dos meses de dezembro com 9 (nove) tipos de funções, compará-las e descobrir qual a curva que melhor representa, mensalmente, cada posto hidrológico.

METODOLOGIA

Um dos grandes objetivos do ajustamento de curvas é a predição de uma ou mais variáveis, variável ou variáveis dependente, através de outra variável, denominada de independente. A esse processo de “previsão” costuma-se dar o nome de regressão. A teoria da Regressão permite que se estabeleçam relações entre variáveis que se inter-relacionam cujas informações estão disponíveis (dados pré-coletados), relações às quais se associam os modelos de regressão. Dessa forma, os mais diversos profissionais procuram compreender a natureza e o seu funcionamento através do desenvolvimento de modelos matemáticos de previsão que são descritos por meio dessas variáveis. É através do desenvolvimento desses modelos de regressão que são fornecidas equações que descrevem o relacionamento, em termos matemáticos.

De um modo geral, pode-se ajustar mais de uma curva a determinado conjunto de dados. A fim de evitar critérios individuais na escolha de retas, parábolas, etc., se faz necessário chegar-se a um acordo quanto ao que se deve entender por “melhor reta”, “melhor parábola”, etc.

Com o objetivo de explicitar tal definição imaginemos uma determinada curva apresentada na Figura 1, onde os pontos $(X_1, Y_1), \dots, (X_N, Y_N)$. Para determinado valor de X , por exemplo, X_1 , existirá uma diferença entre o valor Y_1 e o valor “ajustado” encontrado, determinado na curva S . Essa diferença foi denominada de d_1 , e podemos chama-la de *desvio*, *erro* ou *resíduo*; esse valor pode ser positivo, negativo ou zero. Analogamente, para outros valores de x temos os seus respectivos desvios.

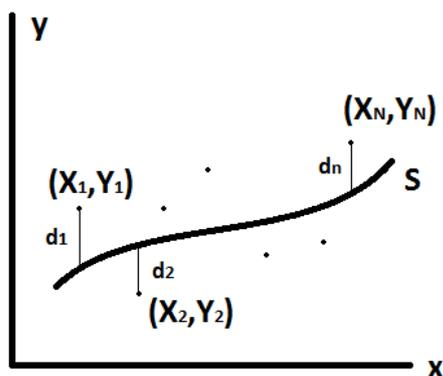


Figura 1.0 – Curva S mostrando a diferença de desvio d_1 .

Uma medida da “validade desse ajustamento”, da curva S aos dados do problema é dada pela quantidade $d_1^2 + d_2^2 + \dots + d_n^2$. Se essa quantidade é pequena, o ajuste é bom; se essa quantidade é grande, o ajustamento é mau. A partir de tais fatos pode-se chegar à definição anteriormente referida.

De todas as curvas que se aproximam de determinado conjunto de pontos aquela onde pode ser observada a seguinte propriedade $d_1^2 + d_2^2 + \dots + d_n^2 = \text{mínimo}$ é a melhor curva ajustadora. Uma curva com esta propriedade é chamada de curva de regressão de mínimos quadrados, ou simplesmente curva de mínimos quadrados, pois se ajusta aos dados no sentido dos mínimos quadrados. Logo, tem-se reta de mínimos quadrados, parábola de mínimos quadrados, etc.

É usual empregar a definição acima quando x é a variável independente e y é a variável dependente. Se x é a variável dependente, modifica-se a definição, considerando-se desvios horizontais ao invés de verticais, o que equivale a permutar os eixos x e y . Essas duas definições conduzem em geral a duas curvas de mínimos quadrados diferentes.

Neste trabalho, realizou-se previsões de vazões afluentes naturais médias mensais um passo à frente para os principais postos hidrológicos das usinas hidrelétricas do rio São Francisco, ou seja, foram utilizados dados de um determinado mês para poder realizar a previsão da vazão do mês seguinte. Para tal, foram desenvolvidos modelos de regressão linear com as principais curvas de tendência de regressão: linear, exponencial, logarítmica, potencial e polinomial (graus: 2, 3, 4, 5 e 6).

A seguir, apresenta-se o desenvolvimento das principais curvas de regressão linear.

Curva de Regressão Linear

Utilizando um modelo linear simples, obtém-se uma equação semelhante à equação (1) pelo método dos mínimos quadrados, e, através dessa equação se estima os valores de Y que não foram observados. Na equação (2), calculam-se os valores de “ b ” (coeficiente angular da reta) e na equação (3) os valores de “ a ” (intercepto) serão calculados com base nas observações de X e Y . Assim, tem-se que:

$$Y = a + b \cdot X \quad (1)$$

$$a = \frac{\sum X - b \cdot \sum Y}{n} \quad (2)$$

$$b = \frac{n \cdot \sum (X \cdot Y) - \sum X \cdot \sum Y}{n \cdot \sum X^2 - (\sum X)^2} \quad (3)$$

Curva de Regressão Exponencial

A *Regressão Exponencial* é calculada através de uma equação semelhante à equação (4) onde “e” é o número neperiano. O objetivo é transformar a equação de modo que fique parecida com o formato da equação obtida na *Regressão Linear*. Para isso, transforma-se na equação (5):

$$Y = a \cdot e^{b \cdot X} \quad (4)$$

$$\ln(Y) = \ln(a) + b \cdot X \quad (5)$$

A partir dela, pega-se os dados observados em Y, transforma-se em $\ln(Y)$, e se calcula os coeficientes “a” e “b” da mesma maneira como foi calculado na regressão linear. Lembrando-se que ao calcular “a”, estaremos achando o valor de “ $\ln(a)$ ”, conforme equação (6):

$$a = e^{\ln(a)} \quad (6)$$

Curva de Regressão Logarítmica

A equação (7) é a equação da *Regressão Logarítmica*. Como é perceptível, a mesma já tem um formato bem semelhante ao da *Regressão Linear*. A transformação que se faz nesse tipo de regressão é pegar os dados de X, e transformá-los em $\ln(X)$, e assim calcular os coeficientes normalmente.

$$Y = a + b \cdot \ln(X) \quad (7)$$

Curva de Regressão Potencial

Na *Regressão Potência*, trabalha-se no formato da equação (8). Para se chegar a um formato parecido com o da *Regressão Linear*, transforma-se na equação (9):

$$Y = a \cdot X^b \quad (8)$$

$$\ln(Y) = \ln(a) + b \cdot \ln(X) \quad (9)$$

Agora, deve-se pegar os valores de X e Y, transformá-los em $\ln(X)$ e $\ln(Y)$, respectivamente, e calcular normalmente os coeficientes “a” e “b”. Lembrando que, assim como na *Regressão Exponencial*, o valor de “a” será o mesmo da equação (6).

Curva de Regressão Polinomial

Na *Regressão Polinomial*, deve-se utilizar uma abordagem diferente. Consiste na equação (10), onde “n” é o grau desejado. Neste trabalho, estudou-se regressões polinomiais que vão do segundo até o sexto grau, a título de ilustração do modelo de *Regressão Polinomial* encontra-se abaixo um exemplo com uma regressão de grau 2, ou seja, com apenas 2 coeficientes, “ α ” e “ β ”.

Para se achar os valores dos coeficientes “ α ” e “ β ”, deve-se montar uma matriz utilizando também o método dos mínimos quadrados. Para os demais modelos de Regressão Polinomial, utiliza-se o mesmo processo com uma única diferença, como o número de coeficientes irá se modificar a matriz montada, logo também, será modificada.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \cdot X + \beta_2 \cdot X^2 + \dots + \beta_n \cdot X^n \quad (10)$$

A análise de regressão é uma das técnicas mais utilizadas para a análise de dados. Os modelos de regressão têm por finalidade explicar uma ou várias variáveis (respostas) de interesse, que estão em função de outras variáveis, chamadas covariáveis ou variáveis explicativas. Construído o modelo, o mesmo pode ser usado para realizar previsões, calcular probabilidades, tempo de sobrevivência, entre outras coisas. Os modelos de regressão, linear ou não-linear, são utilizados em todas as áreas do conhecimento. Na área de estatística, a maioria dos métodos de análise utiliza a teoria de regressão, Dobson (1990), Jorgensen (1993), Neter, *et al.*(1985).

ESTUDO DE CASO

A Região Hidrográfica do São Francisco é de fundamental importância para o país devido ao volume de água transportada numa região semi-árida, o que tem contribuído para o desenvolvimento econômico da região. Quase 13 milhões de pessoas, o equivalente a 8% da população do País habitam a região, sendo que as maiores concentrações estão situadas no Alto e no Médio São Francisco.

O rio São Francisco tem 2.700 km de extensão e nasce na Serra da Canastra, em Minas Gerais, escoando no sentido sul-norte pela Bahia e Pernambuco, quando altera seu curso para sudeste, chegando ao Oceano Atlântico entre Alagoas e Sergipe. Devido à sua extensão e aos diferentes ambientes percorridos, a região hidrográfica está dividida em 4 unidades hidrográficas: Alto São Francisco, das nascentes até Pirapora-MG; Médio São Francisco, entre Pirapora e Remanso – BA; Sub-médio São Francisco, de Remanso até a Cachoeira de Paulo Afonso, e, Baixo São Francisco, de Paulo Afonso até a foz no Oceano Atlântico.

O vale do São Francisco, além da solar, dispõe de 5 fontes de energia - hidráulica, lenha, cana-de-açúcar, petróleo e turfa. Ali se situam várias usinas hidrelétricas e algumas termelétricas, uma refinaria de petróleo, 14 usinas de álcool e numerosas carvoarias. Seu principal potencial energético é o hidráulico.

As barragens hidrelétricas e para irrigação transformaram o rio São Francisco em alguns de seus tributários. Atualmente, o rio São Francisco possui apenas dois trechos de águas correntes: 1.100 km entre as barragens de Três Marias e Sobradinho, com vários tributários de grande porte e inúmeras lagoas marginais; e 280 km da barragem de Sobradinho até a entrada do reservatório de Itaparica. Daí para baixo, transforma-se em uma cascata de reservatórios da Companhia Hidrelétrica do Rio São Francisco – CHESF, (Itaparica, Complexo Moxotó com Paulo Afonso I, II,III,IV e Xingó).

As hidrelétricas em operação na bacia do São Francisco são fundamentais para o atendimento do subsistema Nordeste do Sistema Interligado Nacional – SIN, representando a base de suprimento de energia da região, cujo potencial já está exaurido. Apesar da maioria desses aproveitamentos destinar-se ao suprimento de energia dos estados da região, algumas usinas são supridoras das regiões Sudeste/Centro-Oeste, sendo a principal usina, neste contexto, a de Três Marias.

O potencial hidrelétrico da bacia do rio São Francisco é de 25.795 MW, dos quais 10.395 MW estão distribuídos em usinas em operação na bacia: Três Marias, Queimado, Sobradinho, Itaparica, Complexo Paulo Afonso e Xingó. Os principais reservatórios situados no rio São Francisco, formados por estas usinas hidrelétricas, são mostrados de forma esquemática na Figura 2. Destes, Três Marias e Sobradinho têm papel fundamental na regularização das vazões do rio São Francisco.

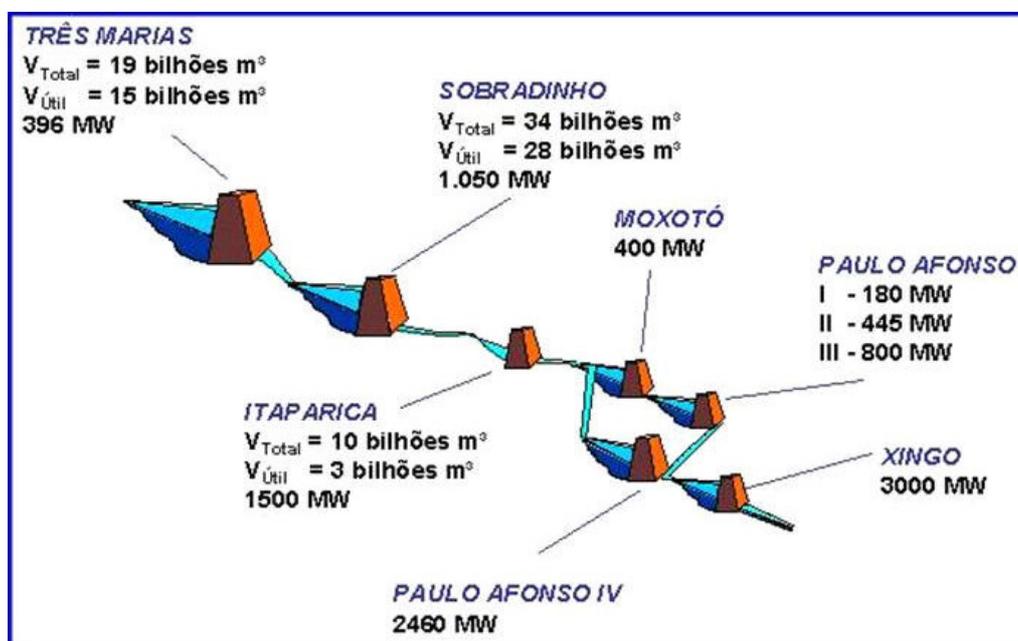


Figura 2. Principais reservatórios situados no rio São Francisco.

Utilizou-se para todas as abordagens uma série histórica de vazões afluentes médias mensais naturais de 74 anos (1931 a 2009) dos postos hidrológicos das usinas hidrelétricas do rio São Francisco que possui aproveitamento hidrelétrico. Os modelos foram ajustados para o período de

1931 a 2004, ou seja, para o ajuste dos parâmetros dos modelos de regressão linear se utilizou 74 anos. Para avaliar o desempenho dos modelos foi escolhido o período de janeiro de 2005 a dezembro de 2009, ou seja, foram considerados 60 meses (5 anos) para a fase de validação.

A previsão de vazões afluentes médias mensais foi realizada com horizonte de até 1 (um) passo à frente, realizando-se uma busca exaustiva dos menores erros percentuais médios, envolvendo 9 (nove) curvas de tendência de regressão linear simples para cada posto hidrológico, num total de 6 postos, ou seja implementou-se 648 modelos de regressão linear para os 6 (seis) postos hidrológicos (Três Marias, Sobradinho, Itaparica, Moxotó, Paulo Afonso e Xingó) se utilizando das 9 (nove) curvas de tendência.

O desempenho dos modelos será analisado segundo o critérios do erro relativo percentual médio (EPM) , definido a seguir:

$$EPM = \frac{100}{n} \sum_{j=1}^n \frac{|y_j - \hat{y}_j|}{y_j} \quad (11)$$

em que n é o número de padrões no conjunto de teste, y_j é o valor real e \hat{y}_j é o valor previsto em relação ao mês j .

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Observa-se na Tabela 1 para o posto hidrológico de Três Marias que o mês de julho obteve os menores erros de previsão, obtendo erro percentual médio (EPM) de 24,36 %. Esse resultado foi conseguido com a curva de regressão potencial, que obteve 66,67 % dos 12 meses previstos, demonstrados na Tabela 2. O fato de Três Marias ser um posto isolado (distância física) da cascata vem justificar estes erros elevados para o primeiro e último quadrimestre, pois não existe correlação das vazões afluentes entre os meses imediatamente anteriores devido a baixa interferência da infiltração no lençol freático, diferentemente dos demais postos da cascata que são postos relativamente próximos, obtendo interferência direta na previsão de vazões, melhorando os resultados, ver Figura 3. Justificativa comprovada com os resultados da Tabela 1, em que Três Marias tem os resultados mais elevados da cascata.

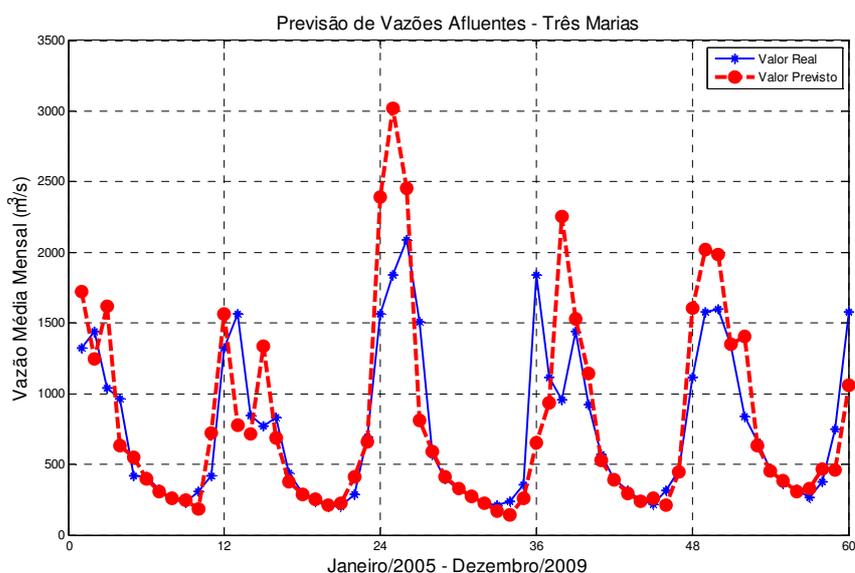


Figura 3. Comparação dos valores previstos com os valores reais do posto hidrológico de Três Marias.

Tabela 1 – Indicador do erro percentual médio (%) para os postos analisados

Mês/Posto	Três Marias	Sobradinho	Itaparica	Moxotó	Paulo Afonso	Xingó
jan	41,75	23,02	21,11	20,37	20,37	20,37
fev	39,54	31,72	31,54	31,42	31,42	31,42
mar	31,06	23,66	23,88	23,54	23,54	23,54
abr	26,05	27,25	26,32	25,90	25,90	25,90
mai	12,38	13,54	14,75	15,22	15,22	15,22
jun	8,97	7,59	8,52	8,76	8,76	8,76
jul	7,55	4,62	4,31	4,54	4,54	4,54
ago	9,30	4,44	4,59	4,83	4,83	4,83
set	16,58	7,05	7,13	7,08	7,08	7,08
out	30,66	14,90	13,62	13,03	13,03	13,03
nov	33,52	24,67	24,02	23,43	23,43	23,43
dez	34,96	23,08	24,83	25,06	25,06	25,06
Média	24,36	17,13	17,05	16,93	16,93	16,93

Tabela 2 – Indicador do tipo de curva de regressão para os postos analisados

Mês/Posto	Três Marias	Sobradinho	Itaparica	Moxotó	Paulo Afonso	Xingó
jan	Potencial	Poli(2)	Linear	Linear	Linear	Linear
fev	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial
mar	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial
abr	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial
mai	Poli(3)	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial
jun	Poli(4)	Poli(4)	Poli(3)	Potencial	Potencial	Potencial
jul	Potencial	Potencial	Poli(2)	Poli(2)	Poli(2)	Poli(2)
ago	Poli(3)	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial
set	Poli(3)	Poli(3)	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial
out	Potencial	Poli(3)	Potencial	Poli(3)	Poli(3)	Poli(3)
nov	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial
dez	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial	Potencial

Verificou-se para o posto hidrológico de Sobradinho que os valores de (EPM) foram maiores nos meses de outubro a março, sendo o maior EPM no mês de fevereiro, com 31,72%, e as melhores previsões de abril a setembro, sendo o mês de agosto a melhor previsão, com 4,44%. O EPM total foi de 17,12 %, um valor significativo quando se trata de modelos de previsão de vazões mensais. Para as previsões de vazões afluentes dos 12 (doze) meses a função potencial foi melhor em 66,67% dos meses, o ajuste polinomial (grau 2 e 4) por sua vez obtiveram 8,33% de acerto e por fim a curva de regressão polinomial de grau 3 teve 16,67% de acerto.

Em paralelo, estudou-se à questão do coeficiente de correlação linear, observou-se que o posto hidrológico de Sobradinho apresenta um grau alto de relacionamento com os demais postos, todos os valores acima de (0,80), sendo o melhor relacionamento com o posto de Itaparica (0,99), e o menor com Três Marias (0,81), medidas estas justificadas pela distância física entre as usinas hidrelétricas, ou seja, quanto mais próximas às usinas maiores os coeficientes e quanto mais distantes menores os coeficientes de correlação linear. Nota-se na Figura 4 que as vazões naturais são acompanhadas pelas vazões previstas nos períodos de baixa e alta estação chuvosa

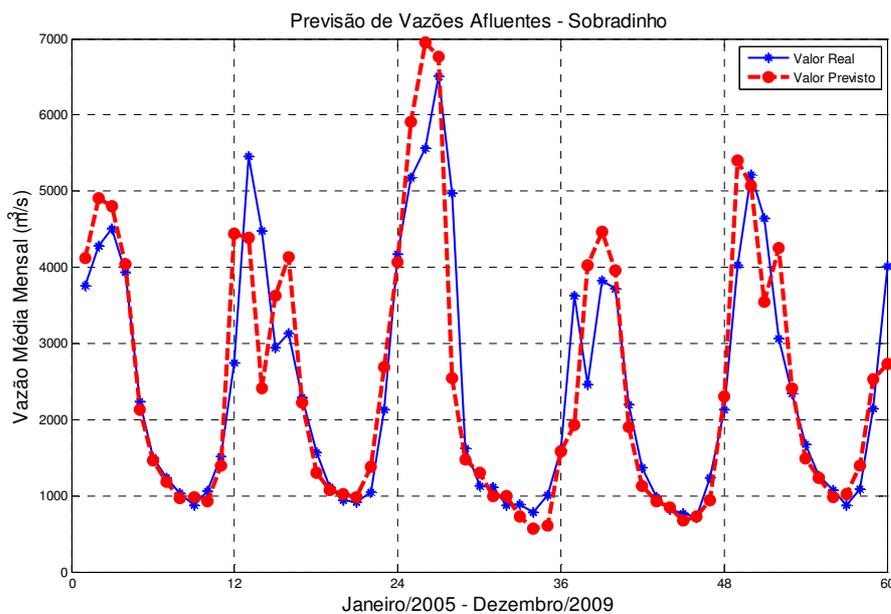


Figura 4. Comparação dos valores previstos com os valores reais do posto hidrológico de Sobradinho.

O posto hidrológico de Itaparica obteve os melhores valores de previsão nos meses que vão de maio a setembro tendo como melhor previsão desse período, e, por conseguinte, de toda a série histórica para Itaparica o mês de julho que detém um valor de apenas 4,31% utilizando a curva de regressão polinomial de grau 2 (dois). Observou-se que para as previsões de vazões afluentes dos 12 (doze) meses a função potencial foi melhor em 75,0 %, assim como se nota na Figura 5 que as vazões foram significativamente previstas nos períodos de cheia e seca.

Assim como no caso de Sobradinho, Itaparica tem em seus dados de vazões uma melhor correlação quando comparado aos dados dos dois postos anteriormente analisados, Três Marias e Sobradinho. Neste caso a distância física para a cascata reduz ainda mais, aproximadamente 280 km, e como a proximidade da cascata é um dos fatores que influem na melhor correlação dos dados o modelo elaborado será mais eficiente.

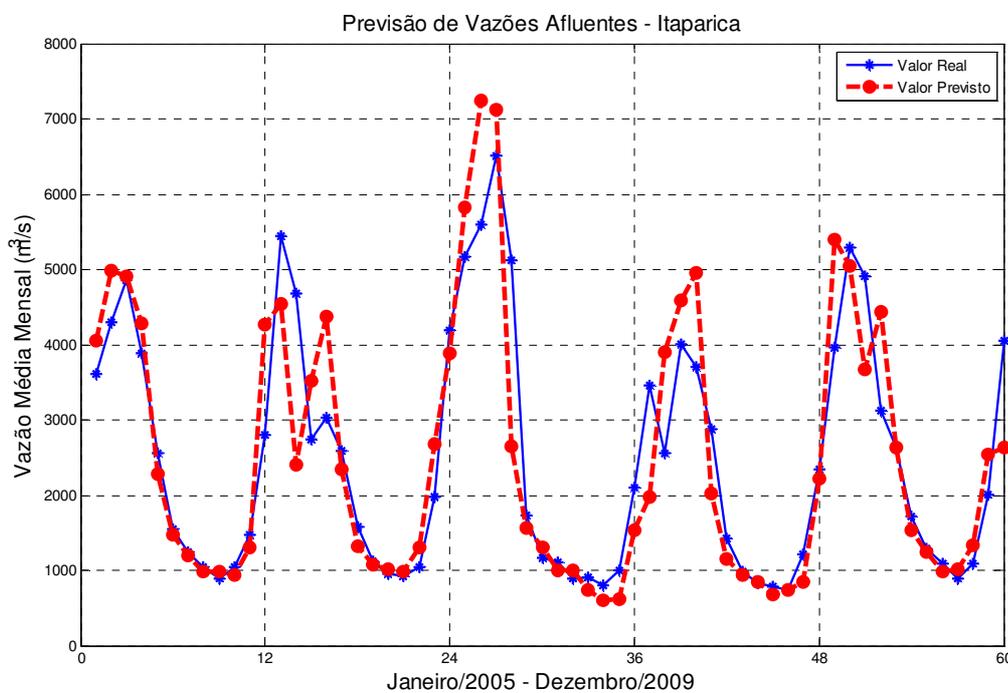


Figura 5. Comparação dos valores previstos com os valores reais do posto hidrológico de Itaparica.

Para os demais postos hidrológicos, no caso Moxotó, Paulo Afonso e Xingó, verifica-se que os melhores valores de previsão vão de junho a setembro, tendo como melhor previsão de toda a série histórica o mês de julho que detém um valor de apenas 4,54% através da curva de regressão polinomial de grau 2 (dois). Observou-se na Tabela 2 que para as previsões de vazões afluentes dos 12 (doze) meses a função potencial foi melhor em 75,0 %.

Moxotó, Paulo Afonso e Xingó possuem os mesmos valores de previsão devido ao fato de suas séries históricas serem exatamente iguais, tal questão tem origem no fato de que essas 3 (três) estações hidrológicas são do tipo fio d'água, ou seja, apresentam as mesmas vazões e a mesma geração de energia. Dotados de um EPM de 16,93% os postos de Moxotó, Paulo Afonso e Xingó apresentam esse índice de eficiência, devido seus dados de vazões apresentarem os melhores índices de correlação e de previsão, conforme se observa na Figura 6, em que os valores reais são seguidos dos valores previstos.

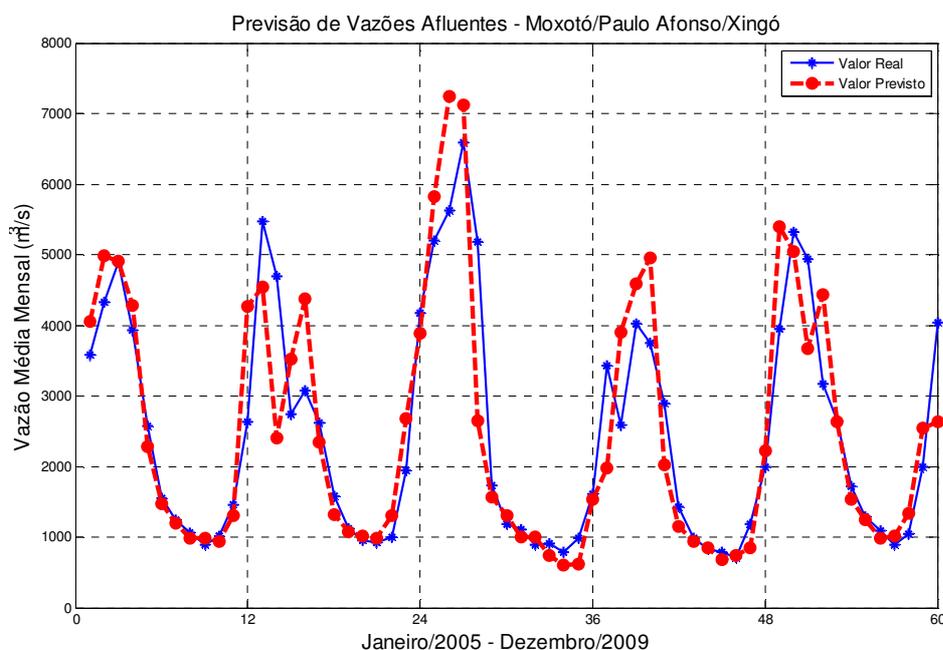


Figura 6. Comparação dos valores previstos com os valores reais dos postos de Moxotó/Paulo Afonso/Xingó.

As previsões de vazões afluentes médias mensais apresentaram resultados significativos para os postos hidrológicos das Usinas Hidrelétricas do rio São Francisco, e nota-se que os melhores resultados de previsão de vazões estão relacionados aos períodos de baixa estação chuvosa, ou seja, períodos de menores vazões. Os melhores resultados neste período estão relacionados à questão da sazonalidade, decorrente da pequena variação da variância dos dados nesta época do ano, geralmente dos meses de maio a outubro, em que os resultados correspondem praticamente a 70 % mais significativos que no período de alta estação chuvosa, que é de novembro a abril. Observou-se que a função potencial foi a mais significativa dentre as 9 (nove) analisadas, correspondendo aos melhores desempenhos de previsão em 52 dos 72 meses analisados, eficiência em 72%.

CONCLUSÃO

Esta pesquisa foi desenvolvida visando o aumento do conhecimento antecipado das vazões para a utilização no desenvolvimento e controle dos recursos hídricos e, em especial, para aproveitamentos hidrelétricos. Mesmo sabendo da natureza intrinsecamente estocástica de caráter randômico com flutuações marcadamente sazonais das vazões afluentes, a metodologia de regressão linear simples para previsão de vazões utilizando a busca exaustiva apresentou resultados significativamente promissores, em que as vazões naturais são acompanhadas pelas vazões previstas nos períodos de baixa e alta estação chuvosa. Podendo esses resultados avaliar o impacto do enchimento de novos reservatórios de hidrelétricas e subsidiar as tomadas de decisão relativas ao planejamento da operação para o horizonte anual, sinalizando o comportamento de armazenamento

dos reservatórios do Sistema Interligado Nacional - SIN, o risco de déficit de energia para cada subsistema e as perspectivas de entrar e sair de um racionamento de energia elétrica.

Conclui-se que para as previsões de vazões afluentes dos 12 (doze) meses, 6 (seis) postos e 9 (nove) curvas de regressão, a linha de tendência potencial foi melhor em 72% dos meses, e que o erro percentual médio mensal geral foi de aproximadamente 18%, resultado não tão distante dos modelos mais modernos de previsão de vazões. Notou-se que os melhores resultados de previsão de vazões mensais estão relacionados aos períodos de baixa estação chuvosa, do mês de abril ao mês de setembro, diferentemente do período de alta estação, em que ocorre à questão da sazonalidade, decorrente da heterocedasticidade das vazões.

Comprovou-se que o Método de Regressão Linear apresentou resultados significativamente promissores para o planejamento da operação energética, em que as vazões naturais são acompanhadas pelas vazões previstas nos períodos de baixa e alta estação chuvosa.

BIBLIOGRAFIA

BALLINI, R. (2000). *Análise e Previsão de Vazões Utilizando Modelos de Série Temporais, Redes Neurais e Redes Neurais Nebulosas*. FEEC-UNICAMP, Brasil: Tese de Doutorado, Campinas, 2000.

BARBANCHO, A. G. (1970). *Fundamentos e possibilidades da econometria*. Rio de Janeiro. Fórum Editora, p. 18 – 32.

BOX, G. E. P., JENKINS, G. M. e REINSEL, G. C. (1994). *Time Series Analysis, Forecasting and Control*, Prentice-Hall, Inc, 3^a ed.

BOX, G.E.P., JENKINS G.M. (1976). *Time Series Analysis, Forecasting and Control*, California, USA, San Francisco: Holden Day, 575 págs, Revised Edition.

CEPEL (1983). *Modelo de Previsão de Vazões Semanais Aplicado ao Sistema Hidroelétrico Brasileiro - PREVIVAZ*, Relatório 125/97, 1997.

GCOI (1983). *Grupo Coordenador da Operação Interligada, Manual do Sistema PREVAZ*, Eletrobrás.

HAYKIN, S. (2007). *Redes Neurais: Princípios e Práticas*. Editora Bookman, 2 ed.

JANG, J. S. R. (2003). *ANFIS: Adaptive Network Based Fuzzy Inference System*. IEEE Transaction System, Man and Cybernetics.

KOZA, J. R. (1992). *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*. MIT Press, Cambridge – MA, USA.

MARINHO, M. H. N. (2005). Previsão de Vazões Afluentes Vários Passos à Frente Via Agregação de Vazões para o Planejamento Energético da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Potência, Tese de Doutorado, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação - Unicamp, Campinas.

MECLEOD, A. I. (1994). Diagnostic Checking of Periodic Autoregression, *Journal of Time Series Analysis*, vol. 15, No. 2, pp. 221-223.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. (1981). Modelos para Previsão de Séries Temporais. In : 13º Colóquio Brasileiro de Matemática. Rio de Janeiro : [s.n.].

SILVA, L. N. C. (1998). Análise e Síntese de Estratégias de Aprendizado para Redes Neurais Artificiais. 1998. 225f. Tese de Mestrado – Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP), Campinas.

SOARES, S. (1987). Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos, Controle e Automação – *Revista Brasileira de Automática* 1(2): 122-123.

AGRADECIMENTO

Os autores agradecem o apoio da Universidade de Pernambuco, e ao CNPq pelo suporte financeiro como bolsista.