

Modelo de Previsão de Vazões Sazonais e Interanuais

Francisco de Assis de Souza Filho

Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos - assisfilho@secrel.com.br

Upmanu Lall

Columbia University – International Research Institute for Climate Prediction

Recebido: 03/04/03 - revisado: 30/07/03 - aceito: 20/05/04

RESUMO

O artigo apresenta os resultados de um modelo de previsão de vazões sazonais e interanuais para um sistema de reservatórios no Estado do Ceará. As previsões terão um horizonte de até 18 meses. Sendo a previsão de vazões de 18 meses realizada em julho. O modelo é semiparamétrico. A metodologia apresentada utiliza a Análise dos Componentes Principais das vazões do sistema de reservatórios. Sob os componentes principais é realizada uma regressão linear sobre os índices climáticos. Com os parâmetros desta regressão aplica-se a metodologia dos k vizinhos mais próximos para o cálculo da distribuição de probabilidade das vazões afluentes. Esta metodologia é comparada com a apresentada por Souza Filho e Lall (2003). Os resultados obtidos foram satisfatórios, tendo a correlação da mediana dos valores reamostrados e das observações o valor de 0,93 para o período de validação do modelo. Pretende-se futuramente a partir da previsão realizada por esta metodologia operar um sistema de reservatórios com vistas ao suporte à decisão do processo de alocação de água.

Palavras-chave: Modelo de previsão; vazões sazonais; reservatórios.

INTRODUÇÃO

Regiões semi-áridas, como o Nordeste do Brasil, são particularmente vulneráveis a flutuações do clima e seus impactos nos suprimentos de água. Modelos de previsão de vazões em rios para horizonte de alguns meses ou ano tornam-se muito interessantes com vistas a operação mais eficiente dos suprimentos de água e o processo de alocação de água entre usos e usuários conflitantes.

A previsão de vazão pode ser realizada utilizando-se modelagem climática dinâmica ou estatística. Um procedimento para a realização de tais previsões é o uso de Modelos de Circulação Gerais (GCMs) do oceano e a atmosfera, seguindo-se por "downscaling" que usa Modelos regionais de previsão de clima ou aproximações estatísticas, seguido por modelos chuva-deflúvio concentrados ou distribuídos. Esta é uma direção de pesquisa válida. Neste momento, ainda estão sendo avaliados assuntos relacionados a propagação de incerteza ao longo da metodologia, processos estão sendo parametrizados e capacidade de previsão final esta sendo avaliada.

Uma alternativa a esta metodologia é o desenvolvimento direto de previsões estatísticas para os aportes de água e as demandas a partir de uma adequada seleção de preditores de clima. Um novo método de previsão estatística de escoamento em rios é apresentado neste texto.

Souza Filho e Lall (2003) apresentaram metodologia para a previsão de vazões sazonais e interanuais utilizando regressão agrupada na obtenção de regressão linear. No presente artigo será apresentada uma regressão após Análise dos Componentes Principais e avalia-se os ganhos com relação à metodologia utilizada naquele trabalho. Objetivando um entendimento da abordagem realizada reproduziremos de forma atualizada a descrição dos estudos anteriores e da análise e diagnóstico descritos no referido trabalho.

O objetivo deste trabalho é desenvolver uma metodologia que fosse compatível com as necessidades de informação e métodos de análise de uma agência de água responsável para operar um sistema de reservatórios em um rio. Isto é, o método pretende prever vazões mensais mantendo a estrutura espacial e temporal da série de vazões históricas e em um período de operação de três (3) meses a 18 meses. Muitos operadores de hidrossistemas tomam decisões simulando-o a partir de reamostragem de uma série de registros de vazões históricas e demandas projetadas. Desenvolveu-se neste trabalho um método de reamostragem de vazões condicionada ao estado climático. Utilizaram-se técnicas de regressão multivariada para explorar a relação entre vazões anuais (ou sazonais) e um conjunto de potenciais preditores climáticos. Ponto chave nesta previsão é a potencial relação não linear e os resíduos desta regressão não apresentarem uma distribuição normal. A regressão linear é utilizada aqui para transformar o espa-

ço das variáveis predictoras. Emprega-se, no espaço transformado das variáveis predictoras, uma aproximação não paramétrica para a densidade de probabilidade condicional da matriz de vazões mensais. Em todos os locais, para o horizonte de interesse, é realizada simulações de Monte Carlos para as vazões futuras geradas pelo método não paramétrico k-Nearest Neighbor (Lall e Sharma, 1996). Desagregação diária pode ser realizada utilizando os métodos apresentados em Kumar et al (2000).

Em uma análise de capacidade de previsão dos principais modelos de Circulação Geral oceano-atmosfera para precipitação sazonal, Rajagopalan et al (2002), concluiu que o Nordeste do Brasil é uma das regiões do mundo onde se apresenta de forma consistente e estatisticamente significativa durante a estação chuvosa primária (março-maio) melhor capacidade de previsão. Seca é uma preocupação permanente no estado de Ceará. E o sistema de reservatórios freqüentemente é levado a seus níveis mínimos mesmo sendo projetados para regularização plurianual com volumes aproximadamente duas vezes a vazão média afluente. Dado o potencial para previsões de horizonte de longa duração, e a alta utilidade de tal informação, o Ceará provê um estudo de caso importante para os métodos desenvolvidos aqui. A metodologia de previsão desenvolvida é aplicada para o sistema de 6 reservatórios nas Bacias do Jaguaribe e Metropolitanas no Ceará.

Prende-se incorporar esta metodologia aos sistemas de operação de reservatórios já desenvolvidos para a operação tática e estratégica do hidrossistema Jaguaribe Metropolitano utilizando programação dinâmica apresentado em Souza Filho et al(1997) e programação linear com algoritmo de rede de fluxo apresentado em Souza Filho(1999).

Em próximos trabalhos mostrar-se-á como a previsão deverá ser utilizada para a construção de curvas guia e operação "ótima" de hidrossistemas.

CONTEXTO E ESTUDOS ANTERIORES

Inicialmente será analisada a informação sobre as características do hidrossistema Jaguaribe-Metropolitano no Ceará. Em seguida os esforços anteriores de previsões estatísticas de vazões ou precipitação na região serão analisados objetivando a identificação de um conjunto satisfatório de preditores climático para as vazões no Ceará.

Sistema Jaguaribe Metropolitano

O sistema de água de estudado é o Hidrossistema Jaguaribe-Metropolitano (JMh) no Ceará. Este é o sistema de água mais importante no Estado. Seis reservatórios principais (veja Tabela 1 - os primeiros três estão na Bacia de Jaguaribe e o restante na Bacia Metropolitana) provêm as áreas irrigadas do Jaguaribe e a Região Metropolitana de

Fortaleza (RMF), conforme mostrado na Figura 1. Os primeiros quatro reservatórios estão na região semi-árida do estado. As precipitação nas bacias dos rios Pacoti-Riachão e Cocó são influenciadas por chuvas orográficas da serra de Baturité. Os registros de Chuva nas bacias estão disponíveis desde aproximadamente 1911. O registro de vazão nos locais têm diferentes datas de início variando de 1912 a 1970. Por conseguinte, calibrou-se um modelo chuva- deflúvio para reconstruir a vazão em cada um dos reservatórios. Espera-se que a qualidade dos dados de vazão seja melhor para o reservatório de Orós, e pior para o Pacoti-Riachão. Observa-se certa quantidade de anos com vazão anual zero.

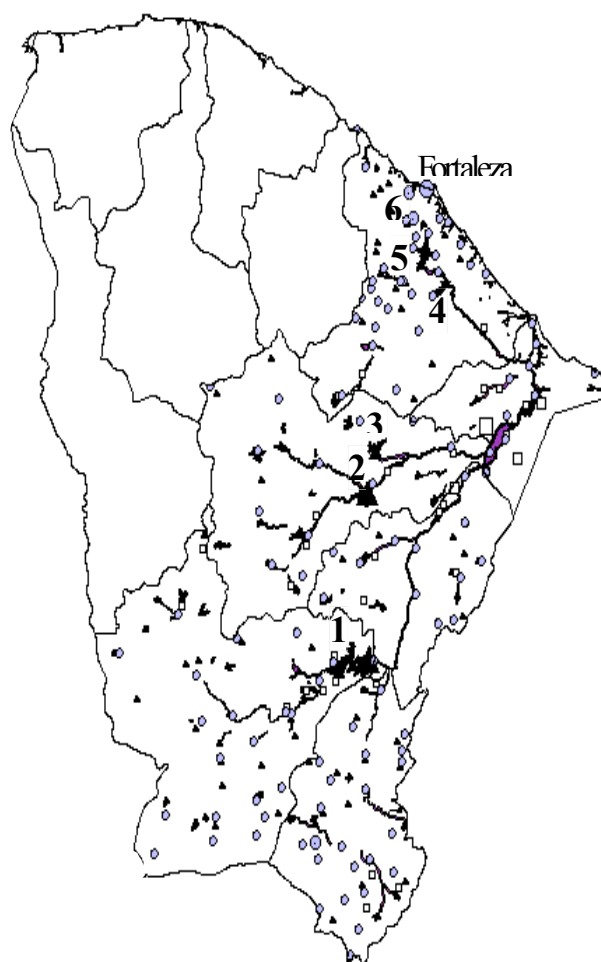


Figura 1 - Localização dos reservatórios com vazão afluente calculadas no Estado do Ceará. 1=Orós, 2=Banabuiú, 3=Pedras Branca, 4=Pacajus, 5=Pacoti Riachão, 6=Gavião. As maiores demandas de irrigação estão indicadas como quadrado, e a demanda industrial e municipal como círculos.

Tabela 1 - Dados Básicos e Estatísticos da afluência anual aos reservatórios (m³/s) baseados nos dados de 1913-1990

RESERVATÓRIO	Orós	Banabuiú	Pedras Branca	Pacajus	Pacoti Riachão	Gavião
Rio	Jaguaribe	Banabuiú	Sitiá	Choró	Pacoti-Riachão	Cocó
Área da Bacia(km ²)	24563	14931	1787	4060	1108	95
Armazenamento (hm ³)	1956	1800	434	148	420	54
1º Quantil	6.9	4.5	0.7	2.9	2.8	0.4
Mediana	18.5	15.1	2.1	17.3	7.1	0.8
3º Quantil	37.2	34.3	5.9	32.7	12.0	1.5
MÉDIA	30.0	26.6	5.2	24.6	8.5	1.2
Desvio Padrão	37.8	31.8	8.0	29.5	7.8	1.1
CV	1.3	1.2	1.5	1.2	0.9	0.9

A vazão anual em todos os locais é altamente variável e assimétrica (Tabela 1). Noventa por cento das vazões têm sua ocorrência nos meses de janeiro a junho. O Plano Estadual de Recursos Hídricos (SRH, 1991) e Plano de Bacia de Hidrográficas (COGERH, 1999_a; COGERH, 1999_b) apresentam as projeções de demanda para o sistema Jaguaribe-Metropolitano (JMH). Na Bacia do Jaguaribe a demanda de água é 80% Irrigação e 20% urbano. A demanda de água das Bacias Metropolitanas é predominantemente para uso Urbano e Industrial. Por conseguinte, as demandas nas Bacias Metropolitanas são distribuídas uniformemente durante o ano, enquanto essas na bacia do Jaguaribe se concentram na estação de irrigação (agosto a novembro).

Preditores climáticos

Alguns esforços recentes de identificação dos mecanismos e causas climáticas do regime de chuva e vazão no Nordeste do Brasil são discutidos em Uvo et al (2000), Uvo e Graham (1998), Uvo et al (1998), Marengo et al (1998), e Xavier (2001). A chuva na região é altamente variável no espaço, dentro da estação chuvosa e entre anos (Kousky, 1979). A sazonalidade da chuva regional, e conseqüentemente das vazões, é governada em grande parte pela migração norte/sul da zona de convergência Intertropical (ZCIT). Uvo et al (1998) apresentam uma descrição da conexão entre chuva e o ZCIT baseado em pesquisas passadas. Eles indicam que a principal estação chuvosa é iniciada entre fevereiro e março, quando a ZCIT sobre o Oceano Atlântico tropical alcança sua posição mais ao sul. A migração da ZCIT para o norte sinaliza o fim da estação chuvosa. O início e o fim deste processo tem datas com alta variabilidade, e este fato afeta significativamente o total de chuva sazonal. A chuva de janeiro-fevereiro é afetada por frentes frias ou por mecanismos a elas associados (Kousky, 1979). Conexões entre o Pacífico Oriental e o comportamento de ZCIT no Atlântico Tropical foram estudadas por Nobre e Shukla (1996), Saravanan e Chang

(2000), e Chiang et al (2000) com duas hipóteses contrastantes. Nobre e Shukla explicam a conexão entre um ENSO maduro no inverno boreal e a parte do norte do TSM Atlântico tropical no inverno e a primavera seguinte em termos de uma "ponte atmosférica". A Circulação de Walker tem papel decisivo nesta conexão. Chiang et al (2000) oferecem apoio observacional para este mecanismo e analisam suas variações interdecadais (estes relacionam diretamente à frequência variável de El Niño e La Niña com eventos de 21 anos em janelas móveis).

A variabilidade de chuva foi relacionada a variações em Temperaturas de Superfície de Mar (Markham e McLain (1977), Moura e Shukla (1981), Hastenrath(1984), Hastenrath(1990), Ward et al (1991), Ward et al (1988)). O trabalho de Uvo et al (1998) considerando uma modelagem multivariada mais detalhada espacialmente (105 estações) e tempo (mensal e sazonal) analisa a precipitação no Nordeste e sua relação com as TSMs. Os resultados indicam que as anomalias de TSM no Atlântico equatorial Meridional são associadas com uma migração mais cedo do ZCIT e conduz a aumento de chuva em partes do Nordeste inclusive no Ceará. De acordo com estudos prévios identificam que a ZCIT em abril e maio e conseqüentemente o fim da estação chuvosa no norte do Nordeste é em grande parte determinada por um gradiente de Norte-Sul na TSM do Atlântico equatorial. A correlação com um índice de ENSO-Pacífico durante este período também é significativa. Baseado nos resultados da análise de multivariada, Uvo et al (1998) constróem índices de TSM para o Pacífico Central, o Atlântico Equatorial Norte e Sul, e a diferença entre o atlântico Norte e Sul. Observaram que o índice do "dipolo do Atlântico" equatorial é um preditor das precipitações do Nordeste com 1 a 3 meses de antecedência e confirma trabalho anterior que reconhece a utilidade de tal índice. Avaliaram que os meses de abril e maio eram os mais importantes nas variações de interanuais das precipitação de Nordeste, e que o índice de dipolo Atlântico é altamente correlacionado com estas flutuações. O ENSO tem importância menor, mas estatisticamente signifi-

ficativo, e é associado com precipitação em Janeiro e Fevereiro, e de abril-maio. Um contexto para estas observações é provido pela análise de Chiang et al (2000) que também enfocou a dependência das chuvas no Ceará com os índice ENSO e o gradiente de TSM entre o atlântico equatorial Norte e sul. Observa-se ainda que com aumentos no NINO3 a amplitude e média das chuvas no Ceará tendem a decrescer. A interpretação sugerida por aqueles autores é que quando há pequena convecção no Oceano Pacífico equatorial leste (La Nina), a ZCIT do Atlântico Tropical é influenciada por outros fatores, principalmente o gradiente de TSM entre o Atlântico tropical norte e sul. Como aumentos da convecção sobre o Pacífico equatorial oriental, subsidência anômala sobre o Atlântico tropical reduz a chuva no nordeste do Brasil e sua variação. A relação não linear entre a TSMs do Pacífico e a convecção e sua influência na TSM do Atlântico Tropical e a chuva no Ceará é identificada como um fator nas aparentes mudanças nas correlações entre NINO3 e suas teleconexões sobre o Atlântico.

Previsão de vazões

A previsão de vazões com uma ou duas estações de antecedência para a região Amazônica foi realizada por Uvo et al (2000) utilizando regressão através de redes Neurais utilizando a TSMs so Pacífico equatorial e do Atlântico Tropical para o período de 1946-1992. Obteve-se correlações entre observado e previsto das vazões no rio em 9 localidades que variam de 0,35 a 0,76. Estes resultados foram melhorados com a utilização de um modelo de regressão linear canônico implantado por Uvo e Graham(1998). A região Amazônica tem clima bastante diferente da região Nordeste, e conseqüentemente não está claro se tal resultado pode ser extrapolado para o Ceará. Não é claro porem a possibilidade do método de redes neurais ser eficaz na geração de cenários probabilísticos para diversos locais ao mesmo tempo mantendo a mesma estrutura nos diversos locais e sendo de fácil comunicação para o operador de reservatórios.

No contexto das previsões de vazões, as conexões do ENSO no início da estação chuvosa pode ser importante para prescrever a umidade do solo inicial e conseqüentemente potencial de deflúvio. Considerando que se deseja realizar previsões de vazões no meio do ano anterior ao que se pretende prever, está-se interessado na previsibilidade potencial dos índices do Atlântico ou do pacífico para os meses que antecedem a estação chuvosa. Realizou-se uma investigação da dependência da vazão com relação a TSM com diferentes defasagens em toda a região de interesse. Esta análise não será utilizada neste momento, utilizar-se-á os preditores identificados por outros pesquisadores. Este trabalho procura solucionar assuntos relacionados à não linearidade e não normalidade

das relações estatísticas, e a modificação necessária nos métodos clássicos de análise linear e multivariada. As duas séries temporais selecionadas como preditores são o NINO3 (definida como a anomalia de temperatura da superfície do mar na região do Pacífico equatorial entre 150 graus W e 90 graus W e 5 graus S e 5 graus N) e um Gradiente de TSM do Atlântico (EAD) série definida como a diferença na média mensal da anomalia de TSM na região do Atlântico Norte(5-20N, 60-30W) e a média mensal da região do Atlântico Sul (0-20S, 30W-10E). A série de tempo mensal para estes índices foi derivada da malha de dados de TSM desenvolvidos por Kaplan et al (1998) e disponível em [http://ingrid.ldeo.columbia.edu/SOURCES/KAPLAN/EXTENDED /](http://ingrid.ldeo.columbia.edu/SOURCES/KAPLAN/EXTENDED/).

ANÁLISES DIAGNÓSTICO

Nesta Seção serão apresentadas análises estatísticas básicas das variações temporais e a inter-relação das vazões nas estações selecionadas e as séries dos índices climáticos. Os índices climáticos foram calculados por estação e a vazão teve calculada a sua média anual. Esta abordagem foi adotada como forma de avaliar a possibilidade de construção de um sistema de previsão que usasse os índices de abril-maio-junho (AMJ), julho-agosto-setembro (JAS) e outubro-novembro-dezembro (OND) para prever as vazões no período janeiro-dezembro (ANN) do próximo ano; sendo que esta previsão seria realizada no início de julho, outubro e janeiro respectivamente. No período de julho-dezembro a vazão nos rios é próxima a zero. Esta previsão possibilita um planejamento de ações operacionais com um horizonte de até 18 meses (As vazões ANN teriam sua previsão em julho do ano anterior).

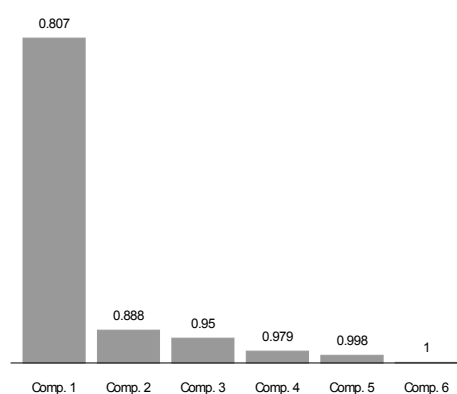


Figura 2 - Percentual da Variância explicada por cada um dos componentes principais

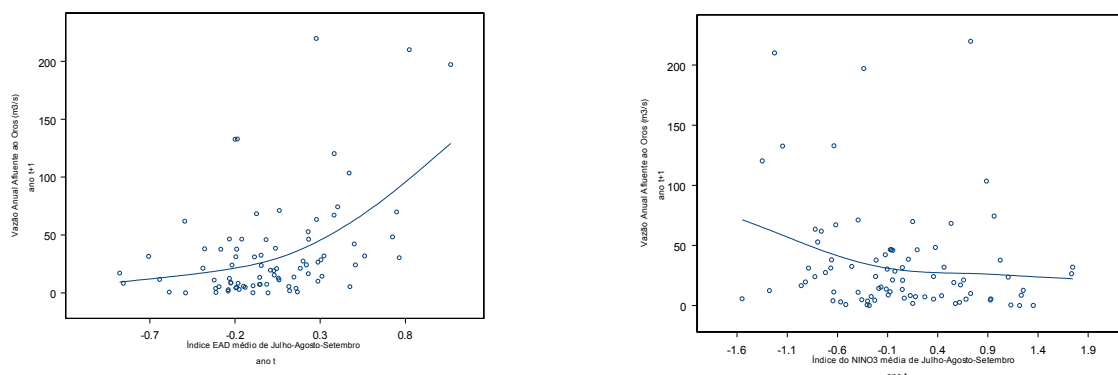


Figura 3 - Correlação não linear entre as vazões anuais afluentes ao Orós e os Índices de Temperatura da Superfície do Mar(TSM). Relações similares são encontradas em outras estações. A curva é um spline suavizado ajustado aos dados.

Tabela 2 - Correlação anual das vazões nos locais

	Orós	Banabuiu	Pedras Branca	Pacajus	Pacoti Riachão	Gavião
Orós	1.00	0.76	0.78	0.78	0.65	0.64
Banabuiu	0.76	1.00	0.83	0.73	0.63	0.56
Pedras Branca	0.78	0.83	1.00	0.83	0.73	0.67
Pacajus	0.78	0.73	0.83	1.00	0.84	0.82
Pacoti Riachão	0.65	0.63	0.73	0.84	1.00	0.94
Gavião	0.64	0.56	0.67	0.82	0.94	1.00

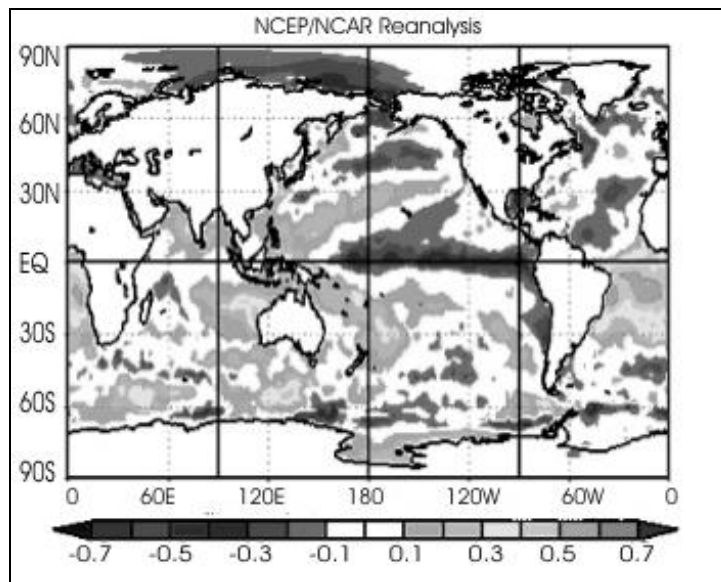
A vazão anual nos seis locais (já mostrados na Tabela 1) apresentou distribuições de probabilidade semelhantes. Uma Análise de Componentes Principais dos dados de vazões anuais revela que o primeiro Componente Principal (que representa uma média dos pesos das vazões nos diferentes locais) explica 80% da variância entre os locais, como mostra a Figura 2. O autovalor associado tem pesos quase iguais e positivos para todos os locais e reflete a correlação entre estes locais (Tabela 2). Assim, o modo dominante de evolução inter-anual do estado de clima é semelhantemente em todos os locais. A qualidade dos dados da série de vazões utilizadas varia entre os diferentes locais. Por conseguinte, ao se executar as análises e diagnósticos subsequentes utiliza-se os dados mais fidedignos (Orós) ou a série para o Componente Principal.

A Figura 3 mostra a plotagem de um gráfico de dispersão suavizada das vazões do Orós contra duas séries de predictores. A linha em cada figura representa "spline" suavizador (ref Wahba, 1990). As relações parecem ser não lineares. Aumentos de EAD para valores positivos, as vazões no Orós respondem com acréscimos positivos. Para valores baixos a negativos de EAD, a vazão no Orós é baixa e a taxa de variação da vazão com EAD é pequena.

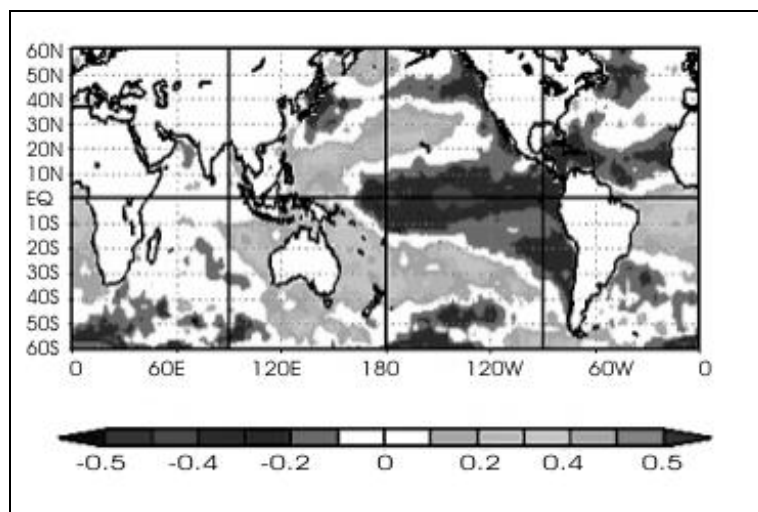
Semelhantemente, valores positivos e altos de NINO3 predizem baixa vazão do Orós na estação úmida subsequente, enquanto valores negativos predizem vazões mais altas. A Tabela 3 apresenta as correlações entre as vazões de Orós e o índices a diferentes lags. As correlações do Orós são estatisticamente significativas a um nível de 5%, e decaem lentamente com aumento do tempo da previsão. A correlação consecutiva de vazões do Orós com a vazão do ano anterior não é significativa. Essencialmente, as vazões estão respondendo à persistência dos eventos de El Niño/La Nina fortes, a TSMs do Atlântico equatorial da primavera do ano subsequente. Os índices EAD e o NINO3 índice não parecem ser correlacionados.

A Figura 4 apresenta a correlação das vazões afluentes ao reservatório Orós, em um dado ano, com a temperatura da superfície do mar média, de abril a junho do ano anterior (9 meses de lag) e de outubro a dezembro do ano anterior (3 meses de lag). Observe que nas duas regressões há uma forte correlação negativa com as vazões na região do Nino3 e com o Atlântico Norte tropical e correlação positiva com o Atlântico Sul tropical.

Uma análise espectral das vazões do Orós mostra eventos de ocorrência interanual (3-6 anos) e interdecadal



(A) correlação da Temperatura da Superfície do Mar (TSM) média de abril a junho e vazões do ano seguinte



(B) correlação Temperatura da Superfície do Mar (TSM) media de outubro a dezembro e vazões do ano seguinte

Figura 4 - Correlações da Temperatura da Superfície do Mar (TSM) com as vazões do Orós. Vazões do Orós no período de Janeiro a Junho e TSM com 9 e 3 meses de antecedência. Foram utilizados dados de reanálise do NCEP/NCAR no período de 1948 a 1995

(12 anos). A análise espectral do NINO3 mostra estrutura interanual similar a do Orós enquanto a do EAD corresponde ao modo de interdecadal do espectro do Orós. Considerando os fatos já mencionados anteriormente (a) os dois índices não são correlacionados, e (b) os efeitos deles na vazão do Orós são não lineares com sinais opostos, avalia-se que um modelo apropriado para a previsão de vazões no Orós deva considerar o regime de variação dos dois índices. Assim, um regime no qual o EAD persiste de ano a ano em um modo fortemente positivo pode mitigar o impacto de um evento de El-Nino (que se forte normalmente conduz a seca). Reciprocamente, um regime de EAD negativo associado com um evento de evento de El Nino pode ser a causa de uma seca no próximo período.

DESENVOLVIMENTO DO MODELO DE PREVISÃO

O procedimento utilizado para desenvolver as previsões para os seis locais no Ceará utilizando a série de EAD e NINO3 é descrito a seguir. A descrição geral do algoritmo utilizado tem como idéias principais:

- i) As vazões nos seis locais do Ceará têm alta correlação espacial e são aparentemente influenciadas pelo clima de uma maneira semelhante. Este fato sugere a possibilidade da utilização de um mesmo modelo para todas as localidades.
- ii) enquanto os índices de clima são autocorrelacionados, e tendo distribuição aproximadamente normal, as vazões anuais não parecem ser correlacionadas (pelo menos na análise autoregressiva habitual), sugerindo que um procedimento de previsão apropriado pode ser obtido pela regressão das vazões anuais/mensais e uma seqüência de valores de índices climáticos;
- iii) o uso de métodos estatísticos tradicionais, métodos paramétricos para construir um modelo comum de regressão linear para construir um modelo de previsão na escala anual e posterior desagregação mensal pode ser de difícil elaboração devido à grande assimetria das distribuições anuais e mensais, ao grande número de vazões zero, e à relação não linear entre vazão e os índices do clima, e entre vazões mensais e anuais;
- iv) os métodos não paramétricos para a regressão e estimativa da densidade de probabilidade podem também ter um sucesso limitado em uma aplicação direta, devido a grande amplitude dos dados de vazão, as dimensões

- v) do problema multivariado no espaço, e a quantidade de dados disponível; por conseguinte, desenvolveu-se uma aproximação semi-paramétrica decompondo o problema de estimação em três partes: (1) a transformação das vazões anuais em cada local, com vistas a garantir na regressão destas vazões com os índices um resíduo normal e com variância aproximadamente constante; (2) um modelo de regressão de vetor (por exemplo, regressão agrupada, regressão de componente principal, ou regressão canônica) com redução de dimensão com vistas a desenvolver um modelo comum de previsão das vazões anuais utilizando como preditores um conjunto de índices climáticos com certa antecedência; e (3) utilizar este modelo de previsão para a reamostragem não paramétrica do conjunto de dados anuais da série histórica (e conseqüentemente um conjunto de vazões mensais/anuais em todos os locais), reamostragem esta construída a partir de valores atuais dos índices climáticos.

A previsão por reamostragem semi-paramétrica utilizará uma série histórica de dados de 1914-2000 para as vazões e para os índices climáticos. Reservou-se um bloco contínuo de 5 a 10 anos para a validação e verificação do ajuste do modelo.

O preditores considerados para a previsão de julho das vazões anuais (Jan-Dec) para o ano seguinte são os valores dos índices do NINO3 e EAD de abril-maio-junho (AMJ). A Tabela 3, mostrada anteriormente, indica que estes índices não são correlacionados. Utilizou-se uma transformação de potência nas vazões anuais (janeiro a dezembro) para cada um dos seis locais de interesse. A transformação raiz cúbica proporcionou uma distribuição de probabilidade aproximadamente simétrica para as vazões anuais em cada local, e os resíduos das regressão nos dois índices tiveram variância aproximadamente constante, mas estas distribuições tiveram caudas mais grossas que as da distribuição Normal.

Avaliaram-se duas metodologias alternativas para a regressão. A primeira a proposta por Souza Filho e Lall(2003), que consiste em uma regressão agrupada. A segunda realiza a regressão da primeira componente principal com os índices climáticos.

A primeira metodologia. Os coeficientes lineares para os índices foram obtidos por um procedimento de regressão *stepwise* em todos os locais. Em seguida, calculou-se uma regressão agrupada (Dillon et al, 1984) da transformação das vazões anuais $\mathbf{q}_s = (\mathbf{a}_s^{1/3} - \text{média}(\mathbf{a}_s^{1/3})) / \text{stdev}(\mathbf{a}_s^{1/3})$, na série de AMJ de EAD e NINO3. Aqui, \mathbf{a}_s é o vetor que contém a série temporal de vazões anuais no

local s . A regressão agrupada ($q=X\beta+\epsilon$) não foi diferente das seis regressões (veja Tabela 4) para cada local com um nível de significância de 95%.

Como uma alternativa para a regressão agrupada, foram consideradas também regressões dos componentes principais. Obtiveram-se os componentes principais das variáveis q_s . Sob o primeiro componente principal realizou-se a regressão dos índices climáticos.

Considerando que interessa-se em gerar uma previsão de vazões anuais e mensais, o modelo de regressão não foi usado de forma direta na previsão. Para gerar uma previsão de vazões anuais, precisa-se de estimativas da distribuições de probabilidade condicional $f(a_{t+f_s} | x_t)$ do vetor de vazões anuais do local s , a_{t+f_s} . Assume-se um modelo para a distribuição de probabilidade dos resíduos da regressão, e realiza-se a transformação da variável retornando ao espaço inicial das vazões. Este procedimento gera vazões negativas, caso seja imposto para estas vazões negativas serem iguais a zero as funções densidade de probabilidade não se parecerão com a função densidade de probabilidade dos dados originais. Outra dificuldade neste processo de geração é a preservação da estrutura de correlação espacial entre os locais após a transformação inversa. Para os valores de vazões mensais em cada local, seria necessário calcular as distribuições de probabilidade condicional $f(m_{t+f} | a_{t+f_s}, x_t)$, $f(m_{t+f} | a_{t+f_s})$ ou $f(m_{t+f} | x_t)$, como apropriado para os dados. A desagregação de vazões anuais para a estimativa das vazões mensais (por exemplo, Bras e Rodriguez-Iturbe, 1984, seção 3.5) com vistas a preservar a consistência espacial e temporal pode ser considerada. Objetivando a geração de previsão realizada por um conjunto de valores obtida de uma reamostragem dos dados da série histórica apresentar conveniência prática. Utiliza-se uma metodologia não paramétrica neste ponto. O procedimento *k-nearest neighbor* (método dos k vizinhos) de estimativa da função de densidade descritos em Lall e Sharma (1996) e Karlsson e Yakowitz (1987) é adaptado ao problema atual.

Dado um vetor com dados atuais $1 \times p$ de preditores x^* , realiza-se uma reamostragem das vazões anuais a_{t+f} e o vetor correspondente m_{t+f} das vazões mensais que implicitamente reflete a distribuição de probabilidade condicional $f(M|x)$. A estratégia básica é selecionar os k vizinhos mais próximos de x^* no conjunto de dados histórico X , estima-se os pesos apropriados ou probabilidades para nomear a cada um destes vizinhos, e então reamostra-se o vetor das vazões (no local s correspondente) M , estimando as probabilidade para cada um dos valores reamostrados. Por exemplo, suponha que o único preditor era o NINO3, desejamos emitir uma previsão para o próximo ano em janeiro que usa os dados para NINO3 os valores de OND. Digamos que o mais recente OND estimam o NINO3 em 2,5. Então localizaria na série histórica k (por exemplo, 30) dos valores mais próximos deste valor do

NINO3. A probabilidade de cada um destes k anos selecionados será proporcional ao quão próximo o valor do NINO3 estará do valor 2,5. *Estes anos selecionados serão utilizados para a operação do sistema de reservatórios, ao invés de uma série sorteada ao acaso.* Os parâmetros chaves do algoritmo são o número de vizinhos, k , usar, a seleção da métrica para definir a "proximidade" nos espaço dos preditores, particularmente no contexto de análise multivariada, e os pesos da probabilidade. No contexto deste trabalho o procedimento utilizado é o descrito a seguir:

1. Cálculo da distância d_i entre o valor do vetor de preditores atual x^* e o valor dos preditores em sua série histórica, x_i , na forma:

$$d_i^2 = \sum_{j=1}^p \left\{ (x_j^* - x_{i,j}) \gamma_j \right\}^2 \quad (1)$$

onde x^* é um vetor $1 \times p$, x_i é um vetor $1 \times p$ de preditores durante o ano de i th usado no modelo ajustando, e γ é um vetor $p \times 1$. Para a regressão com dois preditores, $\gamma = [\beta_1 \ \beta_2]^T$, onde β_i é o i^o coeficiente da regressão da variável das vazões q padronizada e transformada e os índices climáticos EAD e NINO3, respectivamente, no caso da regressão agrupada ou da regressão do primeiro componente principal com os índices climáticos.

As distâncias registram a semelhança da condição de preditor atual com cada uma das condições passadas. A seleção das variáveis paramétricas, transformação e procedimento de regressão usados no passo preliminar são usados aqui para desenvolver "pesos" para cada componente da matriz dos preditores. Por conseguinte, a distância Euclidiana é usada para definir semelhança dos k -vizinhos mais próximos, e "transfere" o conhecimento da regressão paramétrica multivariada das vazões anuais.

2. Usando o vetor de distância d calculado no passo anterior, identifica-se o conjunto de valores mais próximos identificando a posição em um ordenamento realizado a partir do índice J dos vizinhos mais próximos. O elemento de j -ésimo deste conjunto registra o ano t associou a j -ésimo com x_i mais próximo de x^* . O núcleo da reamostragem é definido no passo 3 baseado na ordem de elementos em J . Onde várias observações tem a mesma distância, o ordenamento original dos dados podem influenciar o ordenando em J . Para evitar tais problemas, nós copiamos o índices do vetor tempo t em um vetor temporário e proporcionamos uma perturbação randômica no ordenamento deste vetor antes de realizar o ordenamento do vetor pelas distâncias.

3. Seleciona-se o número de vizinhos a serem utilizados (k) e o núcleo da reamostragem ou função de peso $K(j)$. A escolha núcleo da reamostragem segundo

Lall e Sharma (1996):

$$K(j) = \frac{1/j}{\sum_{i=1}^k 1/i} \quad (9)$$

ou Uniforme: $K(j)=1/k$

4. A matriz de previsão de vazões é então reamostrada utilizando o núcleo $K(j)$. Se o elemento de j th é tirado do núcleo, o ano correspondente é identificado de J , e a previsão é o conjunto de vazões ocorridas naquele ano e nos meses deste ano em todas as localidades. Este processo é repetido para gerar o número desejado de previsões de conjunto de a_{t+f} e m_{t+f} .

RESULTADOS COM O CÁLCULO DOS COEFICIENTES UTILIZANDO A REGRESSÃO AGRUPADA

A metodologia utilizada para o cálculo dos coeficientes utilizando Regressão Agrupada foi desenvolvida e apresentada em Souza Filho e Lall (2002). Os principais resultados obtidos neste trabalho são apresentados a seguir e na Figura 5.

Testou-se aquele trabalho valores de k que variam de 10 a 30, e os primeiros dois núcleos indicados anteriormente. As diferenças por tipo de núcleo utilizada são secundárias, e a previsão mediana é bem parecida com 10 ou 30 vizinhos. Observou-se que a mediana da previsão é sempre mais próxima dos valores observados que a mediana climatológica, e que a variação nos quantis da previsão são menores que os da climatologia. A correlação da previsão mediana com as observações é 0,91 durante os 8 anos de validação do modelo 1993-2000.

Os anos secos de 1993 e 1998 tiveram uma boa sinalização pelo modelo, enquanto a previsão durante os anos 1994 e 2000 foi mais difusa. resultados com o cálculo dos coeficientes utilizando análise dos Componentes principais

A Análise dos Componentes Principais (ACP) foi realizada para as vazões afluentes aos rios dos seis reservatórios de interesse. A Figura 2 apresentou o percentual de explicação da variância de cada um das componentes principais. Observa-se que a primeira e a segunda componente principal explicam, respectivamente, 80% e 9% da variância das vazões nos seis locais de interesse. A primeira componente principal é a aproximadamente a média dos valores das vazões padronizadas nos diferentes locais como mostra a Tabela 5.

A regressão linear realizada na primeira e segunda componente para os meses de AMJ são mostradas nas Tabelas 6. Observa-se que, os valores dos coeficientes da regressão realizada no Primeiro Componente Principal (PCP) são estatisticamente significativos e apresentam

comportamento consistente com a física do processo; crescimento do El Niño indicando a redução na quantidade de chuva e aumento do gradiente de temperatura no atlântico tropical associado ao aumento de chuvas. O segundo componente principal não apresentou coeficientes com baixa significância estatística, não devendo, pois, ser considerado no processo de análise.

Os coeficientes para as diversas datas de previsão, obtidos a partir do PCP, são apresentadas na Tabela 7. Observa-se nesta tabela que a significância dos coeficientes aumenta com a redução do horizonte saindo de uma significância de 94% para o coeficiente associado ao El Niño na previsão em Julho para uma significância maior que 99% para os coeficientes na previsão de Dezembro. A importância relativa do El Niño com relação ao gradiente de temperatura do Atlântico reduz-se com a redução do horizonte de previsão. A inércia do pacífico é maior que a inércia do atlântico.

Os resultados obtidos com a metodologia dos componentes principais são similares aos obtidos pelo método da regressão agrupada.

A Figura 6 apresenta o resultado das previsões para o período de 1993-2000. O coeficiente de determinação (R^2) da mediana da previsão com as observações é 0,93 durante estes 8 anos de validação. A razão do *pseudo-verossimilhança* para a amostra mensal da previsão e do clima no período de 1993 a 2000 foi de 1,13 inferior ao obtido pela regressão agrupada que foi de 1,20.

Os anos secos de 1993 e 1998 tiveram uma boa sinalização pelo modelo, enquanto a previsão durante os anos 1994 e 2000 foi mais difusa.

As previsões do Orós em 1993 estão mais secas que a climatologia para todos os locais, e as observações estão constantemente secas do outro lado de locais e percorrem de debaixo dos 25% a 50% da previsão, e debaixo dos 25% de climatologia. O intervalo quantílico (75%-25%) da previsão é menor que o da climatologia para a previsão de 1993. Assim, uma decisão para operar como se em uma seca pela região seria indicado pela previsão e seria confirmado então pela experiência subsequente. O mesmo ocorre com o ano de 1998.

A situação em 1994 é diferente. Como observado anteriormente, Orós foi mais seco que normal, mas com uma amplitude de possibilidades de ocorrências maior que em 1993. Os cenários de previsão sugerem que a previsão pode não ser muito diferente de uma previsão da climatologia, com talvez uma chance de ser mais úmido no norte e mais seco no sul.

A Figura 7 mostra a previsão de vazões para o reservatório Orós no ano de 1993. No ano de 1993, as vazões do Orós não foram zero apenas no período de março a maio. A vazão média é mais alta durante os meses de março, abril e maio. No ano 1993 o pico de vazão da hidrógrafa anual é maio, fato anômalo indicando a ausência

Tabela 3 - Correlação entre a vazão anual do reservatório e os índices sazonais do clima. Encontra-se em negrito as correlações com nível de significância superior a 95%.

	<i>EAD OND</i>	<i>Nino3 OND</i>	<i>EAD JAS</i>	<i>Nino3 JAS</i>	<i>EAD AMJ</i>	<i>Nino3 AMJ</i>
<i>EAD OND</i>	1					
<i>Nino3 OND</i>	0.08	1				
<i>EAD JAS</i>	0.76	0	1			
<i>Nino3 JAS</i>	0.05	0.90	-0.02	1		
<i>EAD AMJ</i>	0.54	0.01	0.83	0.02	1	
<i>Nino3 AMJ</i>	-0.10	0.64	-0.19	0.74	-0.20	1
ORÓS	0.51	-0.21	0.47	-0.20	0.33	-0.23

Tabela 4 - Coeficientes da Regressão linear das variáveis transformadas e padronizadas com relação ao índice sazonal NINO3 e EAD.

Data da Previsão →	Janeiro		Outubro		Julho	
Reservatório	Coef. EAD	Coef. Nino3	Coef. EAD	Coef. Nino3	Coef. EAD	Coef. Nino3
Pacajus	1.14	-0.43	0.76	-0.33	0.39	-0.35
Pacoti-Riachão	1.28	-0.38	0.82	-0.26	0.48	-0.25
Gavião	1.46	-0.39	0.98	-0.30	0.59	-0.31
Pedras Branca	1.18	-0.32	0.87	-0.21	0.45	-0.23
Banabuiu	1.03	-0.19	0.92	-0.13	0.61	-0.16
Orós	1.32	-0.37	1.22	-0.37	0.62	-0.40
<i>Regressão Agrupada</i>	1.23	-0.35	0.93	-0.27	0.52	-0.28

Tabela 5 - Pesos na Análise dos componentes principais das afluições aos reservatórios padronizadas

	Comp. 1	Comp. 2	Comp. 3	Comp. 4	Comp. 5	Comp. 6
Orós	0.399	0.242	-0.797	0.261	0.254	0.123
Banabuiu	0.387	0.533		-0.736	-0.128	
Pedras Branca	0.405	0.317	0.585	0.413	0.472	
Pacajus	0.435			0.385	-0.805	
Pocoti Riachão	0.412	-0.518	0.105	-0.207		0.711
Gavião	0.409	-0.536		-0.167	0.217	-0.684

Tabela 6 - Coeficientes da Regressão Linear para a previsão em outubro

	<i>Segundo Componente Principal</i>				<i>Primeiro Componente Principal</i>			
	Valor	Erro Padrão	t valor	Pr(> t)	Valor	Erro Padrão	t valor	Pr(> t)
(Intercepto)	0,00	0,09	-0,03	0,97	-0,02	0,21	-0,07	0,94
EAD	0,11	0,25	0,46	0,65	2,27	0,59	3,85	0,00
NINO3	0,07	0,12	0,59	0,56	-0,66	0,30	-2,22	0,03

Tabela 7 - Coeficientes da Regressão Linear no Primeiro Componente Principal (PCP)

	OND-PCP				AMJ-PCP			
	Valor	Erro padrão	t valor	Pr(> t)	Valor	Erro padrão	t valor	Pr(> t)
(Intercepto)	-0,03	0,20	-0,16	0,88	0,08	0,24	0,32	0,75
EAD	3,02	0,63	4,77	0,00	1,20	0,49	2,43	0,02
NINO3	-0,86	0,22	-3,90	0,00	-0,72	0,37	-1,94	0,06

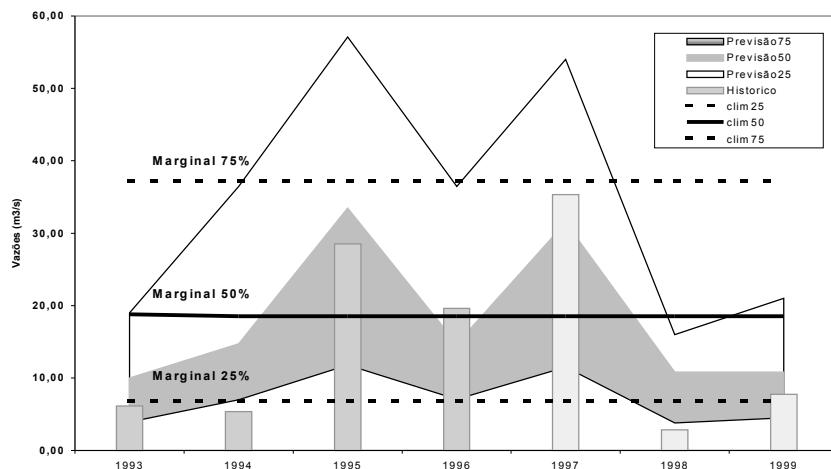


Figura 5 - Previsão de vazões médias anuais no Reservatório Orós utilizando regressão Agrupada

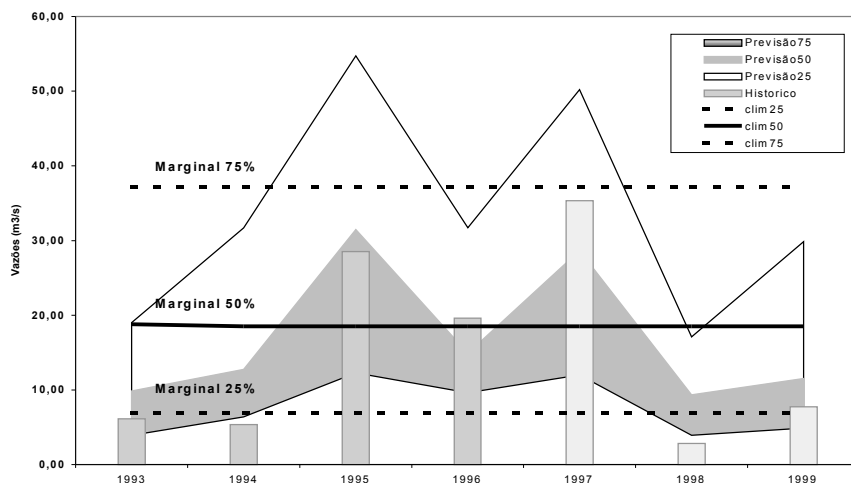


Figura 6 - Previsão de vazões médias anuais no Reservatório Orós utilizando ACP

de chuvas no início da estação chuvosa. Para cada um dos meses calculou-se a probabilidade empírica em que as vazões seriam menores ou iguais à observada nos dados históricos.

Comparação dos dois métodos: regressão agrupada e componentes principais

A reamostragem utilizando os coeficientes obtidos pela regressão sobre o primeiro componente principal apresentou uma correlação de sua mediana igual a 0,93 superior a correlação da média obtida pelo método que calculou os coeficientes pelo método Regressão Agrupada, correlação de 0,91. Os dois modelos apresentaram uma

boa avaliação de valor esperado, se utilizada a mediana para este fim.

As distribuições de probabilidade da previsão obtidas pelas duas abordagens apresentaram a mesma estrutura. Pequena dispersão dos valores em anos secos e dispersão da ordem de grandeza do clima em anos não secos.

Os dois modelos apresentaram coeficientes com valores bastante diferentes e com resultados finais similares. Analisemos este fato:

Estes coeficientes têm como objetivo transformar o espaço das variáveis preditoras, que tem um comportamento anisotrópico com relação às vazões dos reservató-

rios, em isotrópico. Para este fim utiliza-se dos coeficientes da regressão $\gamma = [\beta_1 \ \beta_2]^T$.

Observa-se que este vetor pode ser reescrito como $\gamma = \beta_1 [1 \ \beta_2 / \beta_1]^T$; definindo: $\mu = \beta_2 / \beta_1$ pode-se escrever $\gamma = \beta_1 [1 \ \mu]^T$ nesta forma podemos associar a β_1 a idéia de expansão e a μ a idéia de isotropia. Observe $\mu = 1$ temos o espaço dos índices isotrópico. Para valores de $\mu > 1$ a influência da variação de uma unidade no índice climático 2 impacta mais fortemente as vazões que a variação de uma unidade no índice climático 1.

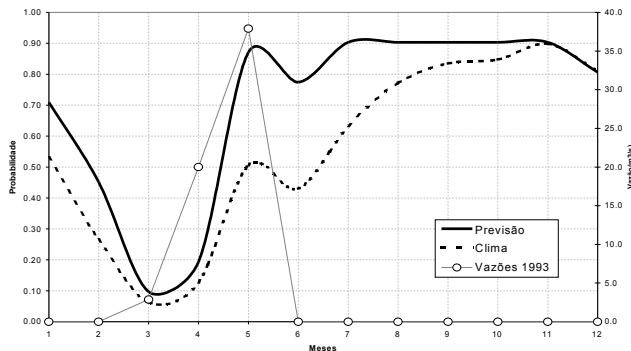


Figura 7 - Previsão de vazões médias mensais utilizando Análise dos Componentes Principais reservatório Orós. Função Densidade de Probabilidade (FDP) para a amostra da previsão de 1993 realizada em Julho de 1992. A FDP para o clima tem a linha tracejada e do da previsão é a linha cheia. As vazões de 1993 encontra-se definida pela linha com bola. A razão do pseudo-verosimilhança para a amostra mensal da previsão e do clima no período de 1993 a 2000 foi de 1,13 inferior ao obtido pela Regressão Agrupada que foi de 1,20

Se os valores de μ para duas regressões k e l são iguais pode-se dizer que a razão das distâncias calculadas pela Equação 1 para as duas regressões é dada pela expressão:

$$d_{i,k} / d_{i,l} = \beta_{1,k} / \beta_{1,l}$$

Neste caso as relações de vizinhança não se alteram. Nem mesmo o valor de $K(j)$ no núcleo uniforme.

Os coeficientes para a previsão de julho na Análise dos Componentes Principais apresentaram o valor de μ_{ACP} igual a $-0,60$; o valor de μ_{PR} para a Regressão Agrupada foi de $-0,58$. Assim a proximidade numérica dos μ introduziu uma seleção de valores próximos semelhantes para as duas metodologias. Não obstante a regressão obtida do Primeiro componente principal ter apresentado valor de correlação ligeiramente superior, indicando uma certa sensibilidade do modelo ao parâmetro μ .

As duas formulações analisadas apresentaram o ano de 1994 com previsão de vazões maiores que a observada para o Orós. Isto se deve ao fato de que em Julho de 1993, os valores de EAD e NINO3 eram respectivamente 0,31 e 1,13 e indicam que condições de El Nino moderados persistiram durante o ano, mas o EAD mudou seu sinal. Da equação de regressão dos dois modelos, pode-se observar que um EAD positivo para uma dada condição de NINO3 fixa indica maior umidade. A mudança na estrutura dos vizinhos mais próximos introduziu modificações nas possibilidades para 1994. Por exemplo, 1924 foi um ano muito úmido e é um vizinho selecionado na reamostragem. Assim, enquanto 1994 foi um ano quase tão seco no Orós como 1993, a previsão reflete a possibilidade que pudesse ter estado muito mais úmido. Realmente, 1994 foi um ano anômalo. Enquanto Orós teve vazões muito baixas para os outros reservatórios os valores eram próximos ou superiores a mediana.

CONCLUSÕES

Aplicou-se um método semiparamétrico para a previsão das vazões. Este método é realizado em dois estágios: i) cálculo dos coeficientes de uma regressão linear de uma variável de interesse com relação aos índices climáticos EAD e NINO3; ii) seleção dos k vizinhos utilizando a métrica da distância Euclidiana sobre o espaço dos índices transformado pelos coeficientes.

Testaram-se duas metodologias de obtenção dos coeficientes. A primeira a Regressão Agrupada como apresentada em Souza Filho e Lall(2002) e a segunda realizando a regressão linear sobre o Primeiro Componente Principal, obtido das vazões em seis locais de interesse no Estado do Ceará. Os dois métodos apresentaram bons resultados para uma previsão de horizonte de 18 meses a partir de julho de um dado ano. O primeiro método levou a uma correlação da mediana com valores observado de coeficiente de determinação (R^2) 0,91 e o segundo método de 0,93. Os resultados do modelo de previsão climática regional (RSM) rodados a partir de um modelo de Circulação Geral Atmosférico apresentaram valores da correlação linear para a previsão de chuva variando entre 0,5 e 0,8.

A re-amostra realizada com k -vizinhos mais próximo na série anual define uma amostra de vazões mensais associadas aos anos selecionados. O operador de reservatório usaria cada um destes anos para construir o seu cenário de disponibilidade. Mudanças potenciais na sazonalidade das vazões e na estrutura espacial das mesmas é obtida diretamente dos anos selecionados.

Experimentos com modelos lineares generalizados e modelos Bayesianos hierárquicos com vistas à incorporação da incerteza dos parâmetros estão sendo desenvolvidos. Melhorias do modelo esta sendo tentadas com a utilização de técnicas que conjuguem a modelagem de

diferentes modelos de previsão, tais como, os apresentados neste trabalho e os oriundos do acoplamento de modelos hidrológicos e os modelos de previsão climática regional. agradecimentos

Ao Conselho Nacional de Pesquisa (CNPq) pelo financiamento aos estudos que deram origem a este trabalho.

REFERÊNCIAS

- BRAS, R.L, RODRIGUEZ-ITURBE, I. “*Random Function And Hydrology*”. DOVER PUBLICATIONS. 1984
- CHIANG J. C. H., Y. KUSHNIR E E. ZEBIAK, *Interdecadal Changes In Eastern Pacific Zeit Variability And Its Influence On The Atlantic Zeit*, GEOPHYSICAL RESEARCH LETTERS, 27 (22): 3687-3690 NOV 15 2000.
- COGERH, *Plano De Gerenciamento Da Bacia Do Jaguaribe*, COMPANHIA DE GESTÃO DOS RECURSOS HÍDRICOS, FORTALEZA. CEARÁ. 1999A.
- COGERH, *Plano De Gerenciamento Das Bacias Metropolitanas, Companhia De Gestão Dos Recursos Hídricos*, FORTALEZA. CEARÁ. 1999B.
- DILON, W.R E GOLDSTEIN, M. *Multivariate Analyses*. PAG 246-248. JOHN WILEY & SONS. 1984.
- HASTENRATH, S., *Predictability Of Northeast Brazil Droughts*, NATURE, 307 (5951): 531-533, 1984.
- HASTENRATH, S., *Prediction Of Northeast Rainfall Anomalies*, J. ATMOS. SCI., 35, 2222-2231, 1990.
- KAPLAN, A., M. CANE, Y. KUSHNIR, A. CLEMENT, M. BLUMENTHAL, AND B. RAJAGOPALAN, *Analyses Of Global Sea Surface Temperature 1856-1991*, JOURNAL OF GEOPHYSICAL RESEARCH, 103, 18,567-18,589, 1998
- KARLSSON, M., YAKOWITZ, S., *Nearest-Neighbor Methods For Nonparametric Regression: Local Adaptative Smoothing And Confidence Bands*, J. AM. STATISTIC ASSOC, 23, 1300-1308, 1987.
- KOUSKY, V.E., *Frontal Influences On Northeast Brazil*, MON. WEATHER REV., 107, 1140-1153, 1979
- KUMAR, D.N., U. LALL, AND M. PETERSON, *Multi-Site Disaggregation Of Monthly To Daily Streamflow*, WATER RESOURCES RESEARCH, 36(7), 1823-1834, 2000.
- LALL, U. E A. SHARMA, *A Nearest Neighbor Bootstrap For Resampling Hydrologic Time Series*, WATER RESOURCES RESEARCH, 32(3), 679-693, 1996.
- MARENGO, J. A., J. TOMASELLA, E C. R. UVO, *Trends In Streamflow And Rainfall In Tropical South America: Amazonia, Eastern Brazil, And Northwestern Peru*, J. OF GEOPHYSICAL RES., 103(D2), 1775-1783, 1998.
- MARKHAM, C. G., E D. R. MCLAIN, *Sea Surface Temperatures Related To Rain In Ceara, Northeast Brazil*, NATURE, 265, 320-323, 1977.
- MOURA, A. D., E J. SHUKLA, *On The Dynamics Of Droughts In Northeast Brazil: Observation, Theory And Numerical Experiments With A General Circulation Model*, J. ATMOS. SCI., 38, 2653-2675, 1981.
- NOBRE P. E J. SHUKLA, *Variations Of Sea Surface Temperature, Wind Stress, And Rainfall Over The Tropical Atlantic And South America*, J. CLIMATE, 9 (10), 2464-2479, 1996
- RAJAGOPALAN, B., U. LALL, AND S. E. ZEBIAK, *Categorical Climate Forecasts Through Regularization And Optimal Combination Of Multiple Gcm Ensembles*. MON. WEATHER REV., 130 (7), 1792-1811, 2002
- SARAVANAN R. E P. CHANG, *Interaction Between Tropical Atlantic Variability And El Nino-Southern Oscillation*, J. CLIMATE, 13 (13), 2177-2194, 2000.
- SOUZA FILHO, FRANCISCO DE ASSIS “*Apliação De Um Sistema De Suporte À Decisão À Alocação De Água: O SSD da COGERH-CE*” XIII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS. ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE RECURSOS HÍDRICOS. 1999
- SOUZA FILHO, F. A. AND LALL, U. 2003, *Multi-Scale, Multi-Site, Seasonal To Interannual Probabilistic Ensemble Streamflow Forecasts For Ceara, Brazil: Applications Of A Multivariate, Semi-Parametric Algorithm*, WATER RESOURCES RESEARCH, IN PRESS.
- SOUZA FILHO, FRANCISCO DE ASSIS; PORTO, RUBEM LA LAINA. “*Modelo De Otimização Da Alocação Intra-Anual de Estoques de Água*”. XII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS. ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE RECURSOS HÍDRICOS. 1997
- SRH, *Plano Estadual de Recursos Hídricos*, SECRETARIA DE RECURSOS HÍDRICOS DO ESTADO DO CEARÁ, FORTALEZA, CEARÁ. 1991.
- UVO, C. B. E N. E. GRAHAM, *Seasonal Runoff Forecast For Northern Aouth America: A Statistical Model*, WATER RESOURCES RESEARCH, 34(12), 3515-3524, 1998.
- UVO. C. B. , C. A. REPELLI, S. E. ZEBIAK, E Y. KUSHNIR, *The Relationship Between Tropical Pacific And Atlantic Tsm And Northeast Brazil Monthly Precipitation*, J. OF CLIMATE, 11(4), 551-562, 1998.
- UVO C. B., U. TOLLE, E R. BERNDTSSON, *Forecasting Discharge In Amazonia Using Artificial Neural Networks*, INT. J. CLIMATOLOGY, 20 (12), 1495-1507, 2000.
- WAHBA, G., *Spline Methods For Observational Data*, 169 PP., SIAM, PHILADELPHIA, 1990.
- WARD, M. N., S. BROOKS, C. K. FOLLAND, *Predictability Of The Seasonal Rainfall In The Northern Nordeste Region Of Brazil*, In *Recent Climate Change*, ED., S. GREGORY, BELHAVEN, LONDON, UK, 237PP., 1988.
- WARD, M. N., E C. K. FOLLAND, *Prediction Of Seasonal Rainfall In The North Nordeste Of Brazil Using Eigenvectors Of Sea-Surface Temperatures*, INT. J. OF CLIMATOLOGY, 11, 711-743, 1991.
- XAVIER, T.M.B, *Tempo de Chuva*. EDITORA ABC, 2001.

Forecast Model for Seasonal and Interannual Flows

ABSTRACT

This paper presents the results of a semi-parametric approach for forecasting seasonal to interannual streamflow for a reservoir system in Ceara State. The forecasts have a 18 months horizon, and is issued in July.

The methodology employs the Principal Components Analysis for the streamflows of the reservoir system. Principal Components Regression is performed using climate indexes as explanatory variables. The strategy considers statistical forecasts of annual or seasonal streamflow totals at each of the sites, and their disaggregation to monthly or higher resolution flows using a k -nearest neighbor resampling approach in order to compute the probability of the inflows.

The results were considered satisfactory with a correlation between the median of the identified distribution and the observations of 0,93. The intention is use the performed forecasts to operates a reservoir system, giving support to the water allocation process.

Key Works: Forecast model; seasonal flows; reservoirs.