

EFEITO TELESCÓPICO EM SEQÜÊNCIAS DE AFLUÊNCIAS

Jerson Kelman

Coordenação dos Programas de Pós-Graduação em Engenharia - COPPE/UFRJ, Caixa Postal 68.540
21945-970 Rio de Janeiro, RJ, E-mail: kelman@hidro.ufrj.br

Ailton de Mesquita Vieira

Engenheiro da ELETROBRÁS cedido ao Projeto Paraíba do Sul/PQA (SERLA/SEMA-BIRD-SEPURB/MPO-ABC-PNUD)
Caixa Postal 68.540, CEP 21945-970 Rio de Janeiro, RJ, E-mail: ailton@hidro.ufrj.br

Jorge Eduardo Rodriguez Amaya

Interconexión Eléctrica S.A. - ISA, Calle 12 Sur, nº 18-168, Medellín, Colombia
jerodriguez@isa.com.co

RESUMO

Propõe-se uma metodologia para utilizar a informação hidrológica parcial disponível de vazões diárias para atualização de cenários futuros de vazões mensais. Define-se o efeito telescópico como a capacidade do modelo estocástico de vazões em produzir cenários hidrológicos consistentes para diferentes discretizações de tempo (dia, semana, mês e ano). Desenvolve-se a metodologia e apresenta-se resultados obtidos para as vazões afluentes ao reservatório de Parai-buna, situado na bacia do rio Paraíba do Sul, região Sudeste do Brasil.

INTRODUÇÃO

Um operador de reservatório com estoque baixo de água tem o seguinte dilema para resolver:

Decisão 1: utiliza a água em estoque para atender a totalidade da demanda;

Decisão 2: utiliza a água em estoque para atender apenas parte da demanda.

Se optar pela decisão 1 e no futuro afluir muita água ao reservatório, terá tomado a decisão certa. Se afluir pouca água, terá tomado a decisão errada, já que o inevitável racionamento futuro poderia ter sido menos "profundo", caso tivesse tomado a decisão 2.

Se tomar a decisão 2 e no futuro afluir muita água ao reservatório, terá tomado a decisão errada, já que os usuários sofrerão um racionamento preventivo que poderia ter sido evitado. Se afluir pouca água, terá tomado a decisão certa, já que ao impor um moderado racionamento preventivo, que causa danos relativamente moderados, estará evitando que ocorra um racionamento "pro-

fundo" no futuro, com danos bem mais significativos.

Este tipo de dilema é frequentemente resolvido com auxílio de simulações feitas com base em cenários sintéticos de afluições futuras, produzidos por algum modelo estocástico. O mais comum é que estes modelos sejam de discretização mensal. O horizonte de simulação depende das características de regularização do sistema hídrico sob consideração. Por exemplo, para o sistema hidrelétrico brasileiro utiliza-se tipicamente o horizonte de 60 meses. O número de cenários de afluições futuras depende das peculiaridades estatísticas do processo decisório que se adote. Tipicamente, adota-se 1000 cenários sintéticos.

Em sistemas hídricos sofisticados, por exemplo composto por um conjunto de usinas hidrelétricas, as informações sobre as afluições aos diversos reservatórios são por vezes disponíveis a nível diário. Entretanto, como o modelo estocástico é discretizado a nível mensal, estas informações diárias em geral não são utilizadas, dentro do mês, para atualizar os cenários de afluições futuras. Isto é, os cenários futuros persistem sendo aqueles que foram gerados com a informação disponível ao final do mês m , mesmo quando já se passaram d dias do mês $m+1$ (em curso).

Este artigo propõe uma metodologia para resolver este problema, isto é, para que em qualquer dia d do mês m seja possível utilizar os dados observados de vazões diárias, do dia 1 ao dia d , de forma a obter um conjunto atualizado de cenários futuros de afluições.

Adicionalmente, apresenta-se uma metodologia, chamada de "efeito telescópico", para produzir cenários futuros de afluições com diferentes discretizações de tempo ao longo do horizonte de planejamento, empregando uma resolução mais fina no futuro imediato. Por exemplo, assumindo um horizonte de planejamento de

3 anos, o intervalo de tempo Δt pode ser o *dia* na primeira semana, a *semana* nas próximas 3 semanas, e o *mês* nos próximos 35 meses.

Apresenta-se inicialmente a metodologia para atualizar os cenários de afluências futuras dentro do mês, utilizando discretização mensal. Depois descreve-se como desagregar vazões mensais em diárias e semanais, para a produção do "efeito telescópico".

ATUALIZAÇÃO DE CENÁRIOS HIDROLÓGICOS FUTUROS ($\Delta T = \text{MÊS}$)

Suponha que a partir de medições diretas, ou através do balanço hídrico de reservatórios, ou mesmo pelo uso de algum modelo determinístico chuva x vazão, a seqüência de vazões diárias esteja disponível do dia 1 até o dia d do mês $m+1$. Esta seqüência pode ser representada por $\{u(1), u(2), \dots, u(d)\}$. Assuma que o mês $m+1$ tenha k dias e que $d < k$.

Por conveniência, considere que $d = 0$ sempre que a afluência mensal para o mês m seja conhecida, mas nenhuma afluência diária para o mês $m+1$ esteja disponível. Este estado corresponde ao tempo para a atualização mensal na metodologia tradicional. Seja $q_s(m+1,0)$ a vazão mensal do mês $m+1$ do s -ésimo cenário sintético, produzido pelo modelo estocástico de discretização mensal. No dia d esta vazão terá sido atualizada para $q_s(m+1,d)$, tendo em vista as informações diárias disponíveis até o dia d .

Seja $y_s(m+1,d)$ o valor esperado da vazão *diária*, para qualquer dia entre $d+1$ e k , do mês $m+1$. Naturalmente, $q_s(m+1,0) = y_s(m+1,0)$.

Inicialmente considere que $d = 1$. Neste caso $u(1)$ é conhecido, ou seja, é conhecida a vazão diária para o primeiro dia do mês ($m+1$). Nesta condição pode-se considerar que existam duas estimativas preliminares para $y_s(m+1,1)$: (i) a estimativa "mensal", $q_s(m+1,0)$, que é exatamente o valor produzido pelo modelo mensal; (ii) a estimativa "diária" $u(1)$, a qual é a vazão verificada no dia 1. O mais adequado pode ser a adoção de uma terceira estimativa, através da seguinte combinação linear:

$$y_s(m+1,1) = \alpha u(1) + (1-\alpha)q_s(m+1,0) \quad (1)$$

É razoável arbitrar que $\alpha = \frac{1}{k}$. Portanto,

$$y_s(m+1,1) = \frac{u(1)}{k} + \frac{(k-1)q_s(m+1,0)}{k} \quad (2)$$

Neste estágio, dia 1, é possível atualizar a afluência média no mês $m+1$, cenário sintético s :

$$q_s(m+1,1) = \frac{1}{k}[u(1) + (k-1)y_s(m+1,1)] = \frac{1}{k^2}[(2k-1)u(1) + (k-1)^2q_s(m+1,0)] \quad (3)$$

No dia $d = 2$, duas afluências diárias são conhecidas: $\{u(1), u(2)\}$. Baseado somente nestes dois valores, duas alternativas preliminares se apresentam para a estimativa "diária" do valor esperado da vazão média diária para as $(k-2)$ vazões diárias remanescentes do mês ($m+1$): (i) a média aritmética de $\{u(1), u(2)\}$; (ii) o último valor observado $u(2)$. Neste artigo é adotado a opção da média aritmética. Então,

$$y_s(m+1,2) = \alpha \frac{u(1) + u(2)}{2} + (1-\alpha)q_s(m+1,0) \quad (4)$$

Face a estimativa "diária" ser calcada na observação de duas vazões, é razoável a adoção de $\alpha = \frac{2}{k}$. Assim,

$$y_s(m+1,2) = \frac{u(1) + u(2)}{k} + \frac{(k-2)}{k}q_s(m+1,0) \quad (5)$$

$$q_s(m+1,2) = \frac{1}{k}[u(1) + u(2) + (k-2)y_s(m+1,2)] = \frac{1}{k^2}[(2k-2)(u(1) + u(2)) + (k-2)^2q_s(m+1,0)] \quad (6)$$

Em geral, para o dia d ,

$$y_s(m+1,d) = \frac{\sum_{j=1}^d u(j)}{k} + \frac{(k-d)}{k}q_s(m+1,0) \quad (7)$$

$$q_s(m+1, d) = \frac{1}{k^2} [(2k-d) \sum_{j=1}^d u(j) + (k-d)^2 q_s(m+1, 0)] \quad (8)$$

Para qualquer dia d e para cada cenário sintético s , a vazão mensal para o mês $m+1$ poderá ser atualizada segundo a Equação (8). Naturalmente, esta atualização resultará na modificação de todas as afluições mensais além do mês $m+1$, para cada cenário sintético s .

De acordo com a Equação (8), quando $d = k$,

$$q_s(m+1, k) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k u(j) \quad (9)$$

Isto é, no último dia do mês $k+1$, $q_s(m+1, k)$ colapsa na vazão efetivamente observada, para todos os cenários sintéticos $s = 1, 2, \dots$.

EXEMPLO DE ATUALIZAÇÃO DE CENÁRIOS HIDROLÓGICOS FUTUROS

Este exemplo emprega um modelo estocástico de discretização mensal, baseado no algoritmo de regressões periódicas - PAR (p) descrito em Vieira (1997) e Kelman e Vieira (1997) para produzir 200 cenários sintéticos de afluições mensais ao aproveitamento hidrelétrico de Paraibuna, localizado no estado de São Paulo, na parte superior da bacia do rio Paraíba do Sul. Todos os cenários estão condicionados as vazões antecedentes a janeiro de 1990. Como as vazões do ano de 1990 são conhecidas, é possível avaliar qual teria sido o efeito da atualização dos cenários sintéticos ao longo de janeiro de 1990, que foi um mês seco. Por exemplo, tem-se 200 valores de vazão sintética para março de 1990 ("previsão" três meses à frente) e se conhece o valor real desta vazão. A média das 200 diferenças ao quadrado é chamado de erro quadrático médio - EQM. A Figura 1 mostra gráficos com a evolução de EQM, para vazões de março e abril de 1990, à medida que as vazões diárias dentro do mês de janeiro de 1990 foram sendo conhecidas. Observa-se um contínuo aumento de eficiência quando d cresce, retratado pelo decaimento de EQM. Em 20 de janeiro o EQM já seria da ordem de 50% do EQM de 31 de dezembro de 1989.

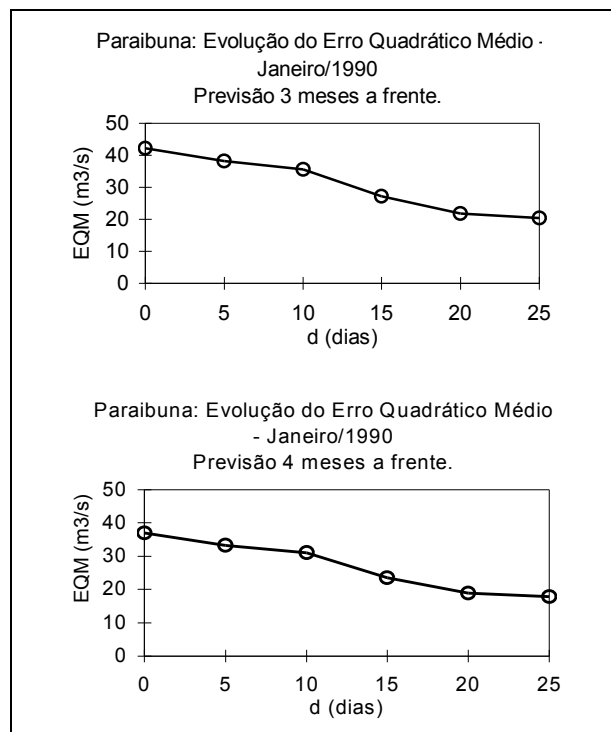


Figura 1. Vazões afluentes ao reservatório de Paraibuna (Jan/1990). Evolução do erro de previsão das vazões mensais com o incremento da informação em etapa diária.

EFEITO TELECÓSPICO

Suponha que, para qualquer dia d e para cada cenário sintético s , haja interesse em obter vazões diárias para os dias $d+1, d+2, \dots, k$, do mês $m+1$. Sabe-se que o valor esperado de cada uma destas variáveis é $y_s(m+1, d)$.

A vazão média do intervalo $(d+1, k)$ pode ser desagregada através do modelo de desagregação de vazões proposto originalmente por Valencia e Schaake (1973) e modificado por Mejia e Rouselle (1976).

Este modelo de desagregação tem a vantagem de poder ser empregado na forma multivariada. Como inconveniente, existe o problema de requerer uma adequada transformação nas vazões para atender a suposição de que a variável agregada e o correspondente vetor coluna de variáveis desagregadas têm distribuição Normal com média zero e variância finita.

Considere então que $w_s(m+1, d)$ é a variável transformada de média zero correspondente a $y_s(m+1, d)$. À variável $w_s(m+1, d)$ corresponde o vetor coluna u de dimensão $[(k-d) \times 1]$ com $k-d$

variáveis desagregadas. O modelo de desagregação adotado é idealizado para preservar as covariâncias existentes entre a variável $w_s(m+1, d)$ e os componentes de u , bem como preservar as variâncias e covariâncias $lag-1$ existentes entre os componentes de u .

O algoritmo proposto por Guerrero (1993) pode ser adotado para automatizar o processo de identificação da melhor transformação de Box-Cox (1964) para mapear variáveis assimétricas em variáveis normais.

Seja então: ε = vetor coluna com $(k-d-1)$ linhas, contendo os "ruídos" (observações de variáveis aleatórias independentes e normalmente distribuídas); z = variável transformada correspondente ao desvio diário para o último dia do mês m (conhecido); \mathbf{A} = vetor coluna $[(k-d) \times 1]$ de parâmetros; \mathbf{B} = vetor coluna $(k \times 1)$ de parâmetros; \mathbf{C} = matriz $[(k-d) \times (k-d-1)]$ de parâmetros.

O modelo de desagregação é dado por:

$$u = \mathbf{A}w_s(m+1, d) + \mathbf{B}z + \mathbf{C}\varepsilon \quad (10)$$

O conjunto de parâmetros \mathbf{A} , \mathbf{B} e \mathbf{C} pode ser estimado através das equações derivadas por Mejia e Roussele (1976) apresentadas na sequência:

$$\hat{\mathbf{A}} = [\mathbf{S}_{uu} - \mathbf{S}_{uz}(\mathbf{S}_{zz})^{-1}\mathbf{S}'_{uz}] \mathbf{D}' \cdot \{\mathbf{D} [\mathbf{S}_{uu} - \mathbf{S}_{uz}(\mathbf{S}_{zz})^{-1}\mathbf{S}'_{uz}] \mathbf{D}'\}^{-1} \quad (11)$$

$$\hat{\mathbf{B}} = (\mathbf{I} - \hat{\mathbf{A}}\mathbf{D}) \mathbf{S}_{uz}(\mathbf{S}_{zz})^{-1} \quad (12)$$

$$\nabla = \mathbf{S}_{uu} - \hat{\mathbf{A}}\mathbf{D}(\mathbf{S}_{uu} \mathbf{D}' \hat{\mathbf{A}}' + \mathbf{S}_{uz} \hat{\mathbf{B}}') - \hat{\mathbf{B}}(\mathbf{S}'_{uz} \mathbf{D}' \hat{\mathbf{A}}' + \mathbf{S}_{zz} \hat{\mathbf{B}}') \quad (13)$$

$$\hat{\mathbf{C}}\hat{\mathbf{C}}' = \nabla \quad (14)$$

onde: \mathbf{S}_{uz} representa a covariância do vetor u com o escalar z , \mathbf{D} é o vetor linha $[1 \times k-d]$ com todos os elementos iguais a $(k-d)^{-1}$, \mathbf{I} é a matriz identidade e " ' " indica matriz transposta.

As Equações (11), (12), (13) e (14) somente podem ser resolvidas se forem conhecidos \mathbf{S}_{uu} , \mathbf{S}_{uz} e \mathbf{S}_{zz} , os quais são usualmente estimados a partir dos momentos amostrais.

Alternativamente, propõe-se a adoção de valores para \mathbf{S}_{uu} , \mathbf{S}_{uz} e \mathbf{S}_{zz} , compatíveis com a hipótese de que o processo estocástico "vazões diárias transformadas" seja ARMA (1,1). Esta hipóte-

se é naturalmente uma simplificação, que tem por objetivo dar agilidade ao algoritmo de estimação dos parâmetros. Assim, no processo ARMA (1,1) tem-se que:

$$\text{corr}[u(t), u(t + \delta)] = \rho \lambda^{\delta-1}, \text{ para } \delta > 0 \quad (15)$$

Portanto,

$$\mathbf{S}_{uu} = \sigma_d^2 \begin{bmatrix} 1 & \rho & \rho\lambda & \dots & \rho\lambda^{k-2} \\ \rho & 1 & \rho & \dots & \rho\lambda^{k-3} \\ \rho\lambda & \rho & 1 & \dots & \rho\lambda^{k-4} \\ \rho\lambda^2 & \rho\lambda & \rho & \dots & \rho\lambda^{k-5} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \rho\lambda^{k-2} & \dots & \dots & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\mathbf{S}_{uz} = \sigma_d^2 \begin{bmatrix} \rho \\ \rho\lambda \\ \rho\lambda^2 \\ \dots \\ \rho\lambda^{k-1} \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\mathbf{S}_{zz} = \sigma_d^2 = \text{variância das vazões diárias transformadas} \quad (18)$$

Como $\mathbf{D}u = w_s(m+1, d)$, segue que:

$$\mathbf{D}\mathbf{S}_{uu}\mathbf{D}' = \sigma_m^2 = \text{variância da vazão média transformada para o período } (d+1, k) \quad (19)$$

Portanto, para vazões diárias transformadas que "seguem" um processo estocástico ARMA (1,1), tem-se a seguinte relação:

$$\frac{\sigma_d^2}{k^2} \left[k + \frac{2\rho}{\lambda-1} \left(\lambda \left(\frac{\lambda^{k-1}-1}{\lambda-1} \right) - (k-1) \right) \right] = \sigma_m^2 \quad (20)$$

No caso em que $\rho = 0$, a Equação (20) fica reduzida a um resultado bem conhecido, válido quando as vazões diárias, e suas transformadas,

são independentes entre si: $\frac{\sigma_d^2}{k} = \sigma_m^2$.

O procedimento de estimação univariado pode ser resumido nos seguintes passos:

- Aplicação da Transformação de Box-Cox as séries históricas de aflúências naturais médias mensais e diárias;
- Estimacão de μ_m , σ_m^2 , μ_d e σ_d^2 a partir das séries históricas transformadas;
- Estimacão da função de autocorrelacão das séries históricas de aflúências naturais médias diárias;
- Estimacão do parâmetro λ através da soluçãõ iterativa da Equaçãõ (20):

$$\lambda_n = 1 + \left[\frac{2\rho\sigma_d^2}{(k^2\sigma_m^2 - k\sigma_d^2)} \cdot \left(\lambda_a \left(\frac{\lambda_a^{k-1} - 1}{\lambda_a - 1} \right) - (k-1) \right) \right] \quad (21)$$

onde os subscritos "a" e "n" indicam, respectivamente, "antigo" e "novo";

A extensãõ do algoritmo para o caso multivariado pode ser feita de forma simplificada, admitindo-se a hipòtese de haver somente um relacionamento contemporãneo entre as séries de resíduos serialmente independentes nos ℓ diferentes locais de aproveitamento considerados na geraçãõ.

A informacão concernente a estrutura de correlaçãõ dos resíduos pode, desta forma, ser resumida nas m matrizes periòdicas de correlaçãõ cruzada entre os resíduos, $\Omega_m [\ell \times \ell]$. Uma simplificacão possível é utilizar uma única matriz de correlaçãõ cruzada entre os resíduos, dado que as matrizes periòdicas de correlaçãõ cruzada sãõ, em geral, muito semelhantes entre si. Neste caso, a estimacão de Ω considera as séries totais de resíduos serialmente independentes. Assim, para efeito de uma geraçãõ multivariada, ε pode ser modelado como:

$$\varepsilon = \beta \xi \quad (22)$$

onde o vetor ξ contem variáveis aleatórias independentes com distribuicão Normal padrãõ tal que $E(\xi, \xi') = \mathbf{I}$ e $E(\xi_t, \xi'_{t-i}) = 0$ para $i \neq 0$.

Conhecida a matriz de variância-covariância dos resíduos Ω , pode ser mostrado que esta satisfaz a equaçãõ:

$$\beta \beta' = \Omega \quad (23)$$

onde Ω é não-singular.

A maneira usual e mais simples de resolver a Equaçãõ (23) é assumindo que β seja uma matriz triangular. Empregando este recurso Young e Pisano (1968) e Lane (1979) provêem métodos de soluçãõ para a Equaçãõ (23).

Concluindo a descriçãõ da metodologia apresentada, a aplicacão do algoritmo de desagregacão em uma geraçãõ multivariada pode ser resumida nos seguintes passos:

Para cada mês m ,

- geraçãõ de ruídos aleatórios correlacionados espacialmente;
- desagregacão das vazões mensais;
- transformacão inversa de Box-Cox;
- reescalaçãõ dos valores desagregados para restaurar a aditividade e
- obtençãõ de valores em etapas semanais, se desejado.

EXEMPLO DE APLICACÃO DE EFEITO TELESCÓPICO

O exemplo de aplicacão do efeito telescópico considera novamente o mês de janeiro de 1990 e admite uma situacão em que 5 dias do mês corrente já foram observados ($d = 5$) e há o desejo, no contexto do planejamento da operacão de um sistema de recursos hídricos, de uma previsãõ para os próximos 5 dias, para as 3 semanas seguintes e para os 11 meses restantes do ano.

Inicialmente sãõ mostrados os resultados das etapas de estimacão dos parâmetros e de adequacão do modelo. O histórico disponível para as vazões diárias contempla o período de 1983 a 1994. A seleçãõ automática, pelo algoritmo de Guerrero, da transformacão de Box-Cox que propicia a normalizacão das séries em etapa mensal e diária indicou a transformacão logarítmica. O parâmetro λ , estimado segundo a Equaçãõ (21) assumiu o valor 0,91.

As hipòteses de independência e normalidade impostas aos resíduos foram verificadas segundo os testes de Anderson (1941) e Filliben (1975). As Tabelas 1 e 2 mostram os resultados destes testes. O efeito telescópico é mostrado na Figura 2 e na Tabela 3.

CONCLUSÕES

Demonstrou-se o ganho da utilizacão de vazões diárias, do dia 1 ao dia d , de forma a obter um conjunto atualizado de cenários futuros de afllu-

Tabela 1. Adequação do modelo de desagregação. Paraibuna - Efeito Telescópico - Jan/1990. Teste de independência dos resíduos (Teste de Anderson).

Lag	R crítico (95%)	R	Status
1	-0,114	0,108	0,047 aceita 95%
2	-0,114	0,108	0,008 aceita 95%
3	-0,115	0,108	-0,024 aceita 95%
4	-0,115	0,108	-0,042 aceita 95%
5	-0,115	0,108	-0,096 aceita 95%
6	-0,115	0,109	0,059 aceita 95%
7	-0,115	0,109	0,046 aceita 95%
8	-0,116	0,109	-0,078 aceita 95%
9	-0,116	0,109	-0,083 aceita 95%
10	-0,116	0,109	-0,041 aceita 95%
11	-0,116	0,109	0,015 aceita 95%
12	-0,116	0,110	0,036 aceita 95%

ências mensais. Efetivamente, para o caso estudado, o erro de previsão diminuiu sensivelmente com d. Trata-se de um instrumento extra de suporte à decisão, que permite rápidas atualizações em previsões de vazões, que eventualmente estejam se mostrando equivocadas.

Tabela 2. Adequação do modelo de desagregação. Paraibuna - Efeito Telescópico - Jan/1990. Teste de normalidade dos resíduos (Teste de correlação de Filliben).

Média	0,066
D. Padrão	1,123
C. Assimetria	-0,021
Correlação	0,989
Status	aceita 90% e 95%

Tabela 3. Vazões afluentes ao reservatório de Paraibuna - Efeito telescópico - Jan/1990. Vazões sintéticas diárias, semanais e mensais (m³/s).

Dia	Mínimo	Quartil 1	Quartil 2	Quartil 3	Máximo	Observado	Previsão	Desvio Padrão
01/Jan						55		
02/Jan						128		
03/Jan						91		
04/Jan						110		
05/Jan						92		
06/Jan	30	72	89	127	263		102	43,6
07/Jan	34	73	98	127	243		104	41,9
08/Jan	24	74	104	140	349		112	50,6
09/Jan	37	74	98	126	291		105	42,9
10/Jan	26	76	106	135	243		109	43,3
11/Jan-17/Jan	49	87	107	138	238		114	36,1
18/Jan-24/Jan	51	104	124	148	248		130	38,8
25/Jan-31/Jan	57	96	124	155	234		127	41,1
Fev	22	68	97	122	262		99	42,3
Mar	24	66	91	110	199		93	33,9
Abr	29	63	74	86	125		75	19,9
Mai	30	49	59	69	108		60	14,4
Jun	19	41	52	62	99		52	15,7
Jul	23	37	44	52	71		44	10,2
Ago	18	35	40	46	61		40	8,82
Set	9	33	44	51	99		44	14,6
Out	17	42	49	58	89		50	12,1
Nov	21	46	56	66	92		57	14,3
Dez	12	59	76	93	148		76	23,4

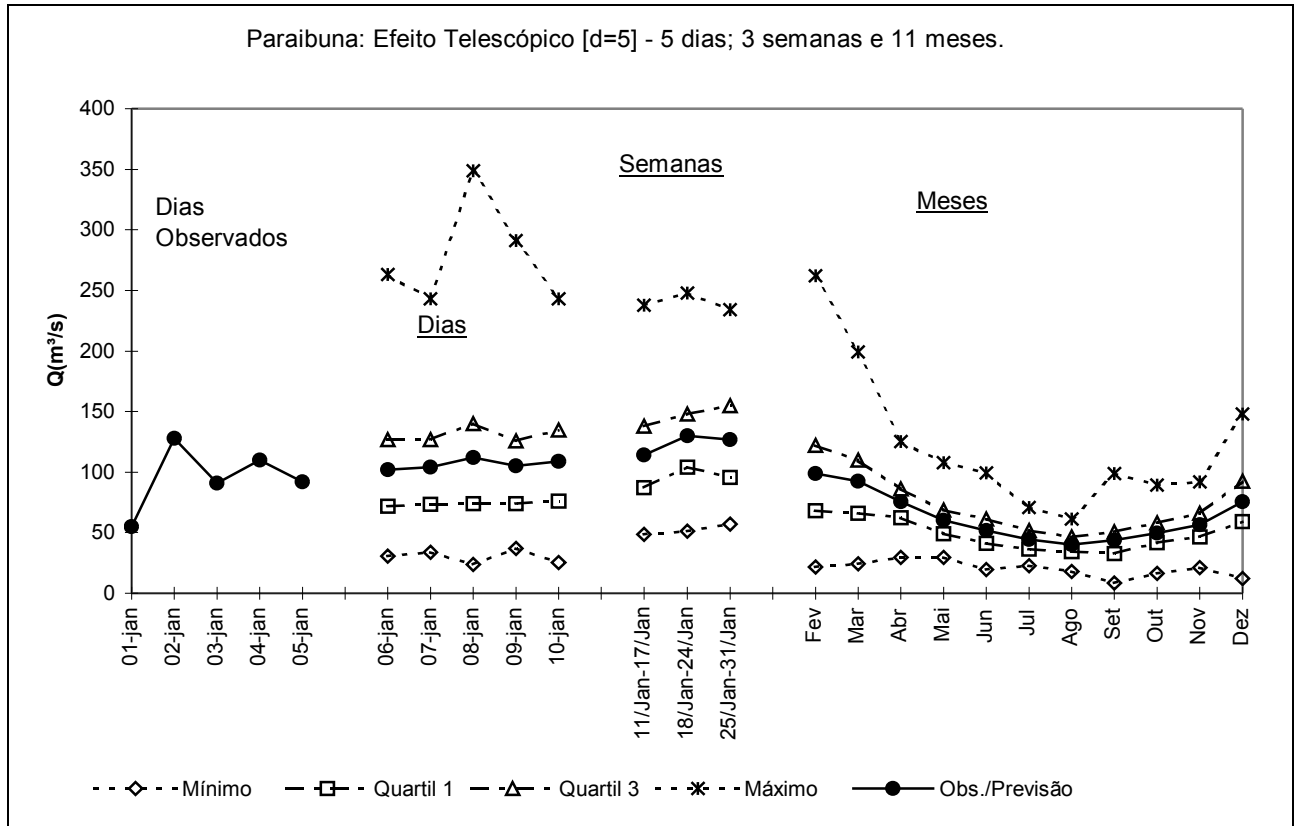


Figura 2. Vazões afluentes ao reservatório de Paraibuna - Efeito telescópico - Jan/1990.

Adicionalmente, apresentou-se uma metodologia para produzir o “efeito telescópico” (cenários futuros de afluências com diferentes discretizações de tempo). Este instrumento de modelagem permite atender, de forma consistente, as atividades de planejamento da operação de sistemas de recursos hídricos de curto, médio e longo prazos.

AGRADECIMENTOS

Ao revisor anônimo pelas valiosas sugestões.

REFERÊNCIAS

- ANDERSON, R. L. 1941, Distribution of the serial correlation coefficients. *Annals of Math. Statistics*, Vol. 8, nº 1, pp. 1-13.
- BOX, G. E. P. e COX, D. R. 1964, An analysis of transformations, *Journal of Royal Statist. Soc.*, B, Vol.26.
- FILLIBEN, J. J. 1975, The Probability Plot Correlation Test for Normality, *Technometrics*, Vol. 17, nº 1, p. 111-117.
- GUERRERO, V. M. 1993, Time-series analysis supported by power transformations, *Journal of Forecasting*, Vol. 12, p.37-48.
- KELMAN, J. e VIEIRA, A. M. 1997, *Modelo PAR (p) dinâmico*. XII Simpósio brasileiro de recursos hídricos, Vitória, ES.
- LANE, W. L. 1979, *Applied stochastic techniques, User manual*. Division of Planning Technical Services, Eng. Res. Center, U.S. Bureau of Reclamation.
- MEJIA, J. M. e ROUSSELLE, J. 1976, Disaggregation models in hydrology revisited. *Water Resources Research*, V. 12, nº 2, p.185-186.
- VALENCIA D. e SCHAAKE, J. C. Jr. 1973, Disaggregation processes in stochastic hydrology. *Water Resources Research*, V. 9, nº 3, p.580-585.
- VIEIRA, A. M. 1997, *Hidrologia Estocástica e Operação de Reservatórios*. Tese D. Sc., COPPE/UFRJ.
- YOUNG, G. K. e PISANO, W. C. 1968, Operational hydrology using residuals. *Journal Hyd. Div. ASCE*, 94, 4, pp. 909-923.

The Telescopic Effect in Streamflow Sequences

ABSTRACT

A methodology is proposed for utilising partial hydrological information in the form of daily flows for updating future cenarios of monthly flows. The telescopic effect is defined as the capacity of a stochastic flow model to produce hydrological cenarios consistent at different time-intervals (day, week, month and year). The methodology is developed and results presented for the Paraibuna reservoir, sited in the drainage basin of the River Paraiba do Sul, southeast Brazil.