

ACIS: un modelo estocástico de predicción de crecidas en tiempo real

FÉLIX FRANCÉS GARCÍA (*)
GONZALO GÓMEZ MATAIX (**)

RESUMEN El modelo ACIS es un modelo de predicción de crecidas lineal tipo ARMAX, pero cuyos parámetros son variables en el tiempo. Para su autocalibración utiliza un filtro de Kalman. Los resultados de su aplicación a los sucesos registrados por el SAIH en la cuenca del embalse del Regajo han sido muy buenos, destacando su adaptabilidad a condiciones del estado de humedad inicial de la cuenca y magnitud de la crecida muy dispares.

ACIS: AN STOCHASTIC MODEL FOR REAL TIME FLOOD FORECASTING

ABSTRACT ACIS is a linear flood prediction model based on ARMAX theory, with variable parameters in time. Kalman filtering is used for the real time parameter autocalibration. The results for the events recorded by the SAIH in the Regajo dam were very good, specially the model adaptability for different initial watershed soil moisture and flood magnitude.

Palabras clave: Predicción de crecidas; Modelos ARMAX; Filtro de Kalman.

INTRODUCCIÓN

Un modelo de predicción es un elemento fundamental dentro de un sistema de alarma contra las avenidas, siendo sus principales funciones la evaluación del riesgo y el incremento del tiempo de preaviso (Francés, 1992). Una correcta evaluación del riesgo de inundación nos permite una mayor seguridad en la emisión de posibles alertas, disminuyendo el número de alarmas fallidas. Por otra parte, incrementar el tiempo de preaviso puede suponer que los planes de evacuación y de defensa se pongan en marcha con tiempo suficiente, dando lugar a una disminución de los daños producidos sobre los bienes y las personas.

En principio, un modelo de predicción no deja de ser un modelo de simulación de avenidas. Sin embargo, en un modelo de simulación se realiza una hipótesis de estacionariedad de los parámetros, es decir, una vez calibrados se asumen constantes en todas las simulaciones. Por contra, en los modelos de predicción de avenidas se requiere una modificación en tiempo real de todos o una parte de sus parámetros. La razón de esta no estacionariedad hay que buscarla fundamentalmente en la variación del estado inicial de humedad de la cuenca de un episodio a otro, lo que supone una modificación del comportamiento de la misma en el fenómeno de la infiltración. Además habría que añadir los errores que provienen de la medición de la lluvia areal y del propio modelo adoptado.

La predicción de avenidas con autocalibración de parámetros ha sido objeto de numerosos trabajos científicos en

los últimos 15 años. Sin pretender dar una lista completa de todos ellos, podrían agruparse en las siguientes líneas de investigación.

- Aquellos modelos que adaptan en tiempo real uno o varios de los parámetros mediante el método de los mínimos cuadrados o la minimización de otro tipo de función objetivo. Esta es la línea seguida por Corradini y Meloni (1986) y Corradini (1991), con diversos modelos determinísticos sencillos y un solo parámetro adaptativo, el HEC1F de Peters y Ely (1985) o el IPH de Bertoni et al. (1992) con modelos determinísticos más complejos y varios parámetros a optimizar en tiempo real, o también por Iritz (1992) con un modelo ARMAX.
- La línea japonesa de Hino y Kim (1986) y Hasebe et al. (1989), que asumen que la respuesta no lineal del proceso lluvia-escorrentía se debe a la superposición de dos subprocesos lineales tipo ARX: flujo base y escorrentía superficial, pero deconvolucionando la lluvia neta de cada componente para ser utilizada en la predicción.
- Las investigaciones de Wood y Szollosi-Nagy (1978) y Haltiner y Salas (1985), con modelación tipo ARMAX, vector de estado formado por los parámetros del modelo y filtro de Kalman para conseguir la autocalibración de los parámetros.
- La línea de Todini (1978), Burn y McBean (1985), Bergman y Delleur (1985) y Awwad y Valdés (1992) que utilizan la técnica del MISP con dos filtros de Kalman, uno para las variables de estado y otro para los parámetros.
- La línea seguida por Georgakakos (1986) y Puente y Bras (1987), con complejos modelos determinísticos que incluyen la predicción de lluvia y un filtro de Kalman no lineal para la estimación de estados no medidos en el modelo determinístico.

(*) Doctor Ingeniero de Caminos, Canales y Puertos, Departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente de la Universidad Politécnica de Valencia.

(**) Ingeniero de Caminos, Canales y Puertos, Departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente de la Universidad Politécnica de Valencia.

EL MODELO ACIS

La técnica utilizada en este trabajo para la transformación de la lluvia caída en la cuenca en escurrimiento en el punto de control es la modelación ARMAX unidimensional, a la que se le acopla un filtro de Kalman para la autocalibración de los parámetros en tiempo real. Los modelos ARMAX hacen depender el caudal en un determinado intervalo de tiempo de los caudales de intervalos anteriores (inercia del sistema), la precipitación media sobre la cuenca (excitación exógena) y un ruido (error de modelización).

La principal ventaja que nos anima a adoptar este tipo de modelos es su sencillez, al simular la conversión lluvia-escurrimiento en forma de caja negra, pudiendo englobar en un único modelo la totalidad de los procesos hidrológicos. En situaciones de bajo nivel de información, especialmente de la precipitación, la experiencia nos dice que la sencillez se traduce en robustez, es decir, mejor funcionamiento en situaciones adversas. Esta situación ya fue descrita por Singh y Woolhiser (1976) comparando modelos agregados lineales y no lineales y, más recientemente, por Michaud y Sorooshian (1994) comparando modelos distribuidos simples y complejos.

El resultado final ha sido el modelo ACIS. Este nombre ha sido tomado del pequeño río nacido en las laderas del Etna en que fue transformado según la mitología griega el héroe del mismo nombre, y cuyas cristalinas, frescas y saludables aguas han sido celebradas por los poetas de la antigüedad. Realmente este modelo se materializa en dos programas de naturaleza bien distinta: ACIS para la predicción y ACISLAB para la estimación de los parámetros del filtro de Kalman. En su versión actual, ACIS no tiene en cuenta ni el flujo base del río ni la transmisión de hidrogramas en cuenca, por lo que debe de ser aplicado sólo en cuencas de cabecera.

La predicción de lluvia tiene mayor importancia a medida que se incrementa el tiempo de antelación de la predicción, de tal manera que para antelaciones superiores al tiempo de concentración de la cuenca, toda la predicción de caudales depende de la predicción de lluvia. Sin embargo, hoy por hoy sólo es posible realizar predicciones cuantitativas fiables de la lluvia con antelaciones muy cortas, especialmente en los fenómenos convectivos que producen las crecidas en las cuencas mediterráneas. Afortunadamente, en cuencas medias y grandes, tiempos de antelación del orden del tiempo de desfase (tiempo entre los centros de gravedad de la lluvia neta y el hidrograma correspondiente) en los que la lluvia que va a caer tendrá poca importancia en la predicción de los caudales nos van a ser más que suficientes. Por ello, ACIS no dispone de ningún módulo de predicción de lluvia y sólo puede asumir una predicción nula (lo que dará lugar a una cota inferior de la predicción de caudal), una predicción simple (misma precipitación en el futuro que en estos momentos) o un escenario futuro hipotético. En el caso estudiado del embalse del Regajo, se analizará más en detalle este punto.

LA MODELACIÓN ARMAX

La formulación general de un modelo ARMAX (p,d,q), es decir, ruido sin estructura, con una excitación exógena univariada es, para el caso de un sistema de predicción de caudal en un único punto de control, es la siguiente:

$$Q_{t+r} = \sum_{i=1}^p \phi_i Q_{t+r-i} + \sum_{j=0}^q \gamma_j P_{t+r-j} + V_t \quad (1)$$

donde P_t es la excitación exógena (precipitación media sobre la cuenca) y V_t es un ruido independiente de varianza σ^2_v .

Como excitación posible podemos distinguir entre lluvia bruta o neta sobre la cuenca. En principio vamos a utilizar la primera, con lo que los coeficientes γ_j incluyen la modelación de la infiltración. A partir de la ecuación (1) se puede realizar una predicción del caudal dentro de "r" intervalos de tiempo:

$$Q_{t+r}^* = \sum_{i=1}^p \phi_i Q_{t+r-i}^* + \sum_{j=r}^p \phi_j Q_{t+r-j} + \sum_{j=0}^{r-1} \gamma_j P_{t+r-j}^* + \sum_{j=r}^q \gamma_j P_{t+r-j} \quad (2)$$

donde Q_t^* son las predicciones de caudales para intervalos de tiempo intermedios haciendo uso de la misma ecuación (2) y P_t^* son las predicciones de la lluvia futura. Salvo indicación de lo contrario, la predicción de lluvia adoptada es la simple, es decir, $P_{t+i}^* = P_t$ ($i \geq 1$).

AUTOCALIBRACIÓN DE PARÁMETROS MEDIANTE UN FILTRO DE KALMAN

Es posible que un modelo ARMAX como el de la ecuación (1) no se adapte adecuadamente a cada episodio, debido fundamentalmente al carácter no lineal del fenómeno de producción de la escurrimiento y a las diferentes condiciones iniciales. Por ello la posibilidad de una autocalibración en tiempo real de los parámetros del modelo ARMAX es obligatoria, siendo el filtro de Kalman uno de los métodos más empleados.

La aplicación de un filtro de Kalman requiere que el modelo se encuentre en su forma canónica. Dicha forma canónica consta de una ecuación de estado y una ecuación de medición. La ecuación matricial de estado tiene la forma:

$$\underline{X}_t = F \underline{X}_{t-1} + G \underline{Y}_t + \underline{W}_t \quad (3)$$

y la ecuación matricial de medición se expresa como:

$$\underline{Z}_t = H \underline{X}_t + \underline{V}_t \quad (4)$$

donde $\underline{X}_t$ es el vector de estado, $\underline{Y}_t$ es la excitación exógena determinística sin errores de medición (si existe), $\underline{Z}_t$ es el vector de medidas y $\underline{W}_t$ y $\underline{V}_t$ son vectores de ruidos normales e independientes, de media nula y matrices de covarianzas Q y R respectivamente.

La utilidad del filtro de Kalman es mejorar las mediciones del vector de estado actual (imprecisas por el ruido de medición) haciendo uso de la ecuación de estado, con lo que podremos realizar mejores predicciones. Para ello se plantea la mejora de la medición como una combinación lineal de la predicción, obtenida mediante la ecuación de estado, y la última medición realizada. El algoritmo del filtro de Kalman garantiza que la mejora obtenida constituye el mejor estimador lineal insesgado del vector de estado. Más detalles sobre el algoritmo de Kalman pueden obtenerse por ejemplo en Anderson y Moore (1979).

Si se realiza la hipótesis de que el vector de parámetros sigue un "random-walk" (Wood y Szollosi-Nagy, 1978) podemos adoptar como ecuación de estado (sin excitación exógena):

$$\begin{aligned} \phi_{i,t} &= \phi_{i,t-1} + \epsilon_{1t} & i &= 1, \dots, p \\ \gamma_{j,t} &= \gamma_{j,t-1} + \zeta_{1t} & j &= 0, \dots, q \end{aligned} \quad (5)$$

En este caso, los parámetros ϕ_i y γ_j varían con el tiempo al formar parte del vector de estado y pueden ser autocalibrados. Vamos a hacer la hipótesis de independencia entre los errores de los estimadores de los parámetros, con lo que

la matriz de covarianzas Q del ruido de la ecuación de estado es diagonal. Por otra parte, la ecuación de medición es la ecuación [1] del modelo ARMAX. Con todo ello, los elementos de las ecuaciones [3] y [4] resultan ser:

- i) el vector de estado $\mathbf{X}_k = (\phi_1, \dots, \phi_p, y_k, \dots, y_q)$.
- ii) la matriz de la ecuación de estado (identidad) $\mathbf{F} = \mathbf{I}$.
- iii) la matriz G es nula.
- iv) el vector de medición $\mathbf{Z}_k = (Q_k)$.
- v) y la matriz de la ecuación de medición $\mathbf{H} = (Q_1, \dots, Q_{p+q}, P_1, \dots, P_{p+q})$.

MÉTODOS DE OBTENCIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL FILTRO

Los únicos parámetros que son necesarios estimar previamente son los del filtro de Kalman, es decir: la matriz de covarianzas de los ruidos del "random-walk", la varianza del ruido del ARMAX, los valores iniciales de los parámetros del ARMAX y la matriz inicial de covarianzas de las estimaciones por Kalman. Tres métodos de estimación hemos empleado:

- i) Parámetros iniciales. Con este calificativo hemos denominado aquellos parámetros del filtro que se adoptarían sin tener ningún tipo de información. La matriz inicial de covarianzas de las estimaciones por Kalman y la matriz de covarianzas del ruido del "random-walk" son identidad. El vector de estado inicial vale 0 y la varianza del ruido ARMAX vale 1. El que las varianzas valgan 1 posibilita que los parámetros varíen con un exceso de holgura, puesto que para las unidades manejadas (m^3/s) se ha comprobado que la varianza unidad representa una varianza elevada.
- ii) Parámetros iterados. Son los obtenidos por un método iterativo. Si se asume que los ruidos de las ecuaciones del modelo son estacionarios, podemos obtener los parámetros por iteración sucesiva en un episodio de calibración (Mierkiewicz y Szollosi-Nagy, 1979), de tal manera que en cada iteración obtenemos:
 - El vector de estado inicial como el valor medio del vector de estado en el período de calibración.
 - La matriz de covarianzas de la estimación por Kalman inicial, como una matriz diagonal cuyos elementos son las varianzas del vector de estado durante el período de calibración.
 - La varianza del error de innovación o ruido de la ecuación de medición se obtiene a partir de la serie de residuos de la misma.
 - La matriz de covarianzas (diagonal) de la ecuación de estado se obtiene a partir de su serie de residuos.
- iii) Parámetros corregidos. Son los obtenidos mediante iteraciones múltiples. El método iterativo no siempre es convergente ni tiene por qué converger al conjunto de parámetros óptimo. De hecho hemos comprobado que prefijando las varianzas de la matriz de estado en unos valores razonables, la iteración del resto de parámetros nos lleva a una mejor solución. Desafortunadamente este método es altamente subjetivo, por lo que no es muy conveniente su empleo en comparaciones que impliquen diferentes juegos de parámetros del filtro de Kalman.

DISCRETIZACIONES TEMPORALES DEL MODELO

El modelo ACIS distingue los siguientes tipos de intervalos temporales:

- i) Δt_1 = Intervalo input. Es la discretización original de las series temporales de caudal y precipitación que alimentan el modelo.
- ii) Δt_2 = Intervalo output o del filtro. Es la discretización óptima de trabajo del filtro de Kalman. Como veremos en la aplicación práctica, este intervalo no es en general coincidente con el intervalo input, por lo que el modelo agrega internamente estas series temporales transformando la discretización original en la del filtro.
- iii) Δt_3 = Intervalo de predicciones o periodicidad de las predicciones. Indica cada cuánto tiempo el modelo arroja una predicción de caudal. En el caso de que la periodicidad de la predicción sea igual al intervalo output esto equivaldrá a un cambio de discretización efectuado por el propio filtro (del intervalo input al output). En la mayoría de los casos, sin embargo, será conveniente hacer coincidir la periodicidad de las predicciones con el intervalo input, con lo que no todas las predicciones contarán con unos parámetros mejorados por Kalman.
- iv) Δr = Intervalo de antelación o antelación. Es la antelación de la predicción, lógicamente múltiplo del intervalo output.

MEDIDA DE LA FIABILIDAD DE LA PREDICCIÓN

Para medir la fiabilidad de las predicciones realizadas, la World Meteorological Organization (1975) presenta diversas posibilidades. De todas ellas vamos a utilizar la raíz cuadrada del error cuadrático medio de las predicciones (RMSE), pero calculándolo exclusivamente en la zona del pico del hidrograma donde, precisamente, nos interesa obtener buenos resultados. Las ventajas del RMSE son por un lado la penalización de las grandes desviaciones al estar éstas elevadas al cuadrado y, por otra parte, todas ellas tienen el mismo peso, con lo que se le da mayor importancia a las desviaciones de los caudales mayores.

Debido a la existencia de los diferentes intervalos de tiempo definidos, vamos a diferenciar dos medidas de la fiabilidad correspondientes a dos situaciones posibles. Para el caso simple de que $\Delta t_1 = \Delta t_2 = \Delta t_3$, es decir, se utiliza la discretización de la información básica o si se realiza una agregación de las series no estamos interesados en realizar predicciones con mayor periodicidad, RMSE se calcula como:

$$RMSE1(Q_k^*) = \sqrt{\frac{1}{n_2 - r_2 - 1} \sum_{i=1}^{n_2 - r_2} (Q_i^* - Q_i)^2} \quad [6]$$

donde $n_1 = T/\Delta t_1$, T = período donde se realizan las predicciones, $r_1 = \Delta r/\Delta t_1$ (con lo que $n_2 - r_2$ es el número total de predicciones), Q_k^* = predicciones de antelación Δr con discretización Δt_2 y Q_i = caudales observados con discretización Δt_2 .

Sin embargo, si se produce agregación de la información para un mejor funcionamiento del modelo, pero se realizan predicciones cada vez que se recibe nueva información, entonces $\Delta t_1 = \Delta t_2 < \Delta t_3$. En este caso, puede ser más interesante obtener una medida del error de predicción utilizando la discretización del filtro comparada con el caudal medido más alejado en el intervalo de predicción con la discretización input original. La nueva expresión sería:

$$RMSE2(Q_k^*) = \sqrt{\frac{1}{n_1 - r_1 - 1} \sum_{i=1}^{n_1 - r_1} (Q_i^* - q_{i+r_1})^2} \quad [7]$$

donde q_i = caudales medidos con discretización Δt_1 . Es decir, RMSE2 incluye los errores de predicción propiamente dicho

y de agregación y es, además, la máxima varianza que nos podemos encontrar en el intervalo de predicción.

Por otra parte, en todo momento vamos a comparar el error de predicción del modelo con el error cometido por la predicción que denominamos simple. La predicción simple consiste en asumir que el caudal en el futuro va a ser el mismo que el del intervalo de tiempo actual. Lo mínimo que se puede esperar de un modelo de predicción convenientemente calibrado es que supere a la predicción simple y, en nuestra experiencia, no lo consiguen todos los propuestos por la comunidad científica. Es más, consideramos que la mejora respecto de la predicción simple es la única manera objetiva de comparar un mismo modelo o diferentes modelos en episodios o cuencas distintas.

APLICACIÓN A LA CUENCA DEL EMBALSE DEL REGAJO

El embalse del Regajo se encuentra en la cuenca del río Palancia en el Este de España. Su cuenca vertiente tiene una superficie de 477 km², por lo que se trata de una cuenca de tipo medio. La red del SAIH de la Confederación Hidrográfica del Júcar dispone de un sensor de nivel en el embalse y sensores en los órganos de desagüe del mismo, con registros cada 5 minutos. Sin embargo, dada la superficie del embalse y los errores registrados con esa discretización, el intervalo input adoptado es $\Delta t_i = 30$ minutos (DIHMA, 1994a).

Para la obtención de la precipitación media sobre la cuenca hemos utilizado el método de interpolación óptima, aunque otros métodos (como inverso distancia al cuadrado) dieron resultados similares (DIHMA, 1994b). La red SAIH dispone de sólo dos pluviómetros en el interior de la cuenca (en el propio embalse y en la zona semiendorreica del Turo) y de 6 en las cercanías, por lo que los errores cometidos en la obtención de la precipitación pueden ser elevados.

Desde la puesta en marcha del SAIH se han registrado únicamente dos crecidas importantes, que denominaremos episodios C (caudal pico de 108 m³/s) y D (caudal pico de 137 m³/s), y una serie de crecidas pequeñas, de las cuales hemos seleccionado las que denominamos episodios A, B y E. Utilizaremos siempre el episodio C para la calibración de los parámetros del filtro, puesto que tiene una única onda de avenida y el resto para validación, especialmente el D que posee dos ondas importantes. El cálculo de los RMSE se va a realizar en la zona del pico del hidrograma, que en el episodio C se ha considerado como la parte del hidrograma con caudal superior al 10% del pico, mientras que en el D se ha adoptado el 30%, de tal forma que en ambos casos se tiene una longitud de 45 horas.

DISCRETIZACIÓN TEMPORAL DEL MODELO

Si la discretización temporal es de la mitad del tiempo del pico del hidrograma unitario y su rama descendente es de tipo exponencial (o lo que es lo mismo, la relación entre cualquier par de puntos separados la misma distancia es constante), el hidrograma unitario puede definirse mediante 3 variables, de tal forma que (Témez, 1975):

$$Q_t = x\sigma E_t + \sigma E_{t-1} + \sum_{i=2}^{\infty} a^{i-1}\sigma E_{t-i} \quad [8]$$

donde σ = el pico del hidrograma unitario, x = coeficiente menor que la unidad representando la rama ascendente, a = coeficiente menor que la unidad, relación entre dos puntos contiguos de la rama descendente y E_t = lluvia neta. Operando en la ecuación anterior, se puede llegar fácilmente a que:

$$Q_t = x\sigma E_t + \sigma(1 - ax)E_{t-1} + aQ_{t-1} \quad [9]$$

Es decir, si la rama descendente del hidrograma unitario es exponencial y se elige correctamente la discretización temporal, el orden del modelo ARMAX equivalente es el (1,0,1). Como la hipótesis de decaimiento exponencial no es exacta, la ecuación [9] lo que nos indica es que con una adecuada selección de la discretización temporal, el orden del modelo puede ser bajo.

En el caso de la cuenca del embalse del Regajo, el tiempo de desfase es de aproximadamente 6 horas, por lo que buscando la parsimonia estadística del modelo, nos pareció adecuado adoptar como discretización del filtro $\Delta t_f = 3$ horas. Hay que destacar que este cambio de discretización no supone apenas una pérdida en la magnitud del pico ni en su posición: para el episodio C la reducción es de sólo el 2%, mientras que en el episodio D es del 8%, es decir, inapreciable. A la hora de analizar la bondad de las predicciones, hemos adoptado como intervalo de antelación de las predicciones $\Delta t_p = 3$ y 6 horas, correspondientes a un corto y medio plazo de antelación.

CALIBRACIÓN Y VALIDACIÓN DEL MODELO

Según la ecuación [9] el orden más adecuado es el (1,0,1). Sin embargo, después de realizar diversas pruebas con otros órdenes del modelo tanto en el episodio C como en el D con parámetros del filtro iniciales, los mejores resultados se obtuvieron añadiendo un parámetro autorregresivo, por lo que el orden adoptado final es el (2,0,1).

Una mejor calibración en el episodio C mediante el método iterativo múltiple nos lleva al siguiente conjunto de parámetros corregidos del filtro (unidades de caudal y precipitación en m³/s):

- Vector de estado inicial: 8.7E-01, -1.1E-01, 1.8E-02, 3.7E-02.
- Varianza del ruido ARMAX: 14.30.
- Varianzas del ruido del "random-walk": 1.0E-05, 1.0E-05, 1.0E-05, 1.0E-05.
- Varianzas iniciales de la estimación por Kalman: 8.5E-06, 1.7E-05, 5.3E-05, 1.3E-04.

En las figuras 1 y 2 se representan gráficamente la comparación entre los caudales medios observados cada 30 minutos (Δt_o) y los caudales medios predichos discretizados en 3 horas (Δt_p), con una antelación de 3 horas (Δt_r) y realizando la predicción cada 30 minutos (Δt_o) para los episodios C y D. Puede observarse en ambos casos que los resultados son muy buenos en términos de la magnitud del pico y tiempo del pico. También es de destacar que no se aprecia la diferente discretización temporal de observaciones y predicciones.

En términos del error definido en la ecuación [6] los resultados se resumen en la tabla 1 para antelaciones de 3 y 6

	RMSEI (m ³ /s) en C		RMSEI (m ³ /s) en D	
	$\Delta t_r = 3$ h	$\Delta t_r = 6$ h	$\Delta t_r = 3$ h	$\Delta t_r = 6$ h
simple	14,06	25,85	15,45	26,82
ACIS	7,32 (48%)	16,12 (38%)	10,92 (29%)	15,75 (41%)

TABLA 1. RMSEI y mejora de ACIS respecto de la predicción simple (en paréntesis) con parámetros del filtro corregidos, calibración en C, $\Delta t_f = 3$ h y orden (2,0,1).

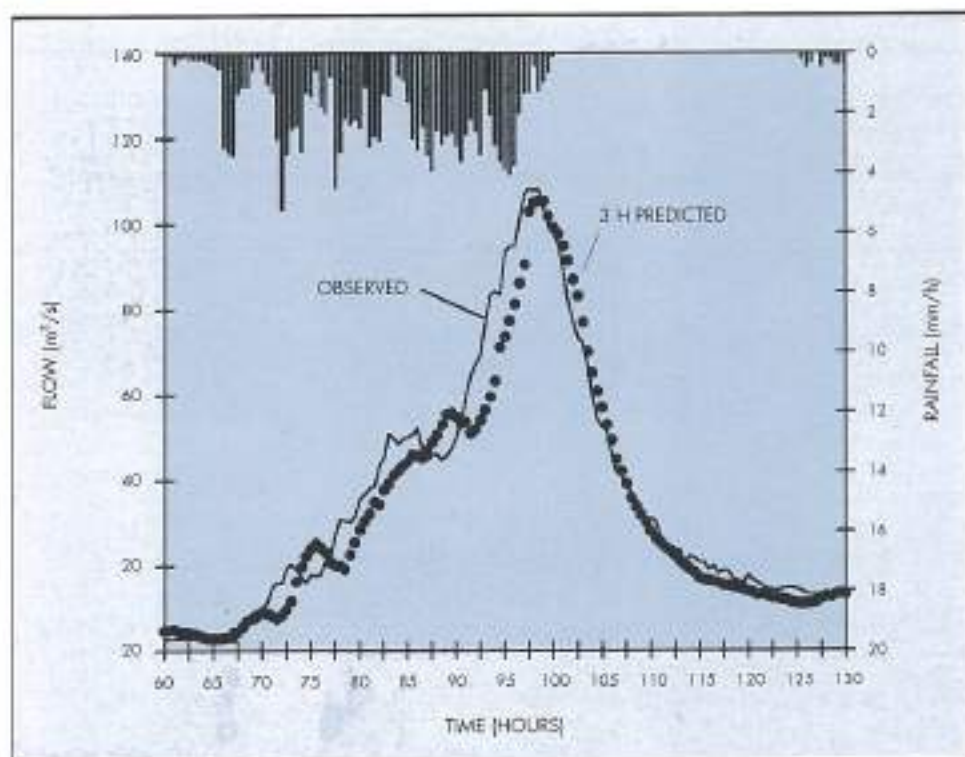


FIGURA 1. Comparación cada 30 minutos entre caudales observados y predicciones de 3 horas de antelación en el episodio C con una discretización del filtro de 3 horas.

horas, que representan hasta un medio plazo dado el tamaño de la cuenca. En este caso, cabe esperar que la disminución en el error de predicción RMSE1 de ACIS respecto de la predicción simple se encuentre entre el 30 y 50%.

En la figura 3 se han representado las predicciones de 3 y 6 horas de antelación en cuatro intervalos de 30 minutos consecutivos en la zona del pico del episodio D. Para la obtención de los límites de confianza se ha utilizado RMSE2,

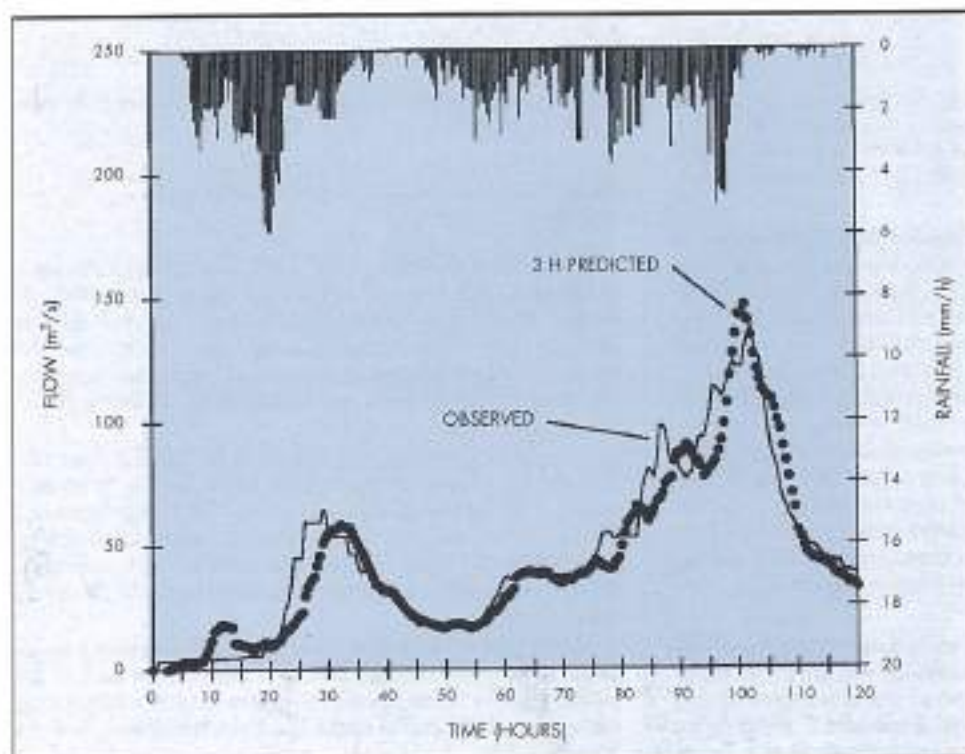


FIGURA 2. Comparación cada 30 minutos entre caudales observados y predicciones de 3 horas de antelación en el episodio D con una discretización del filtro de 3 horas.

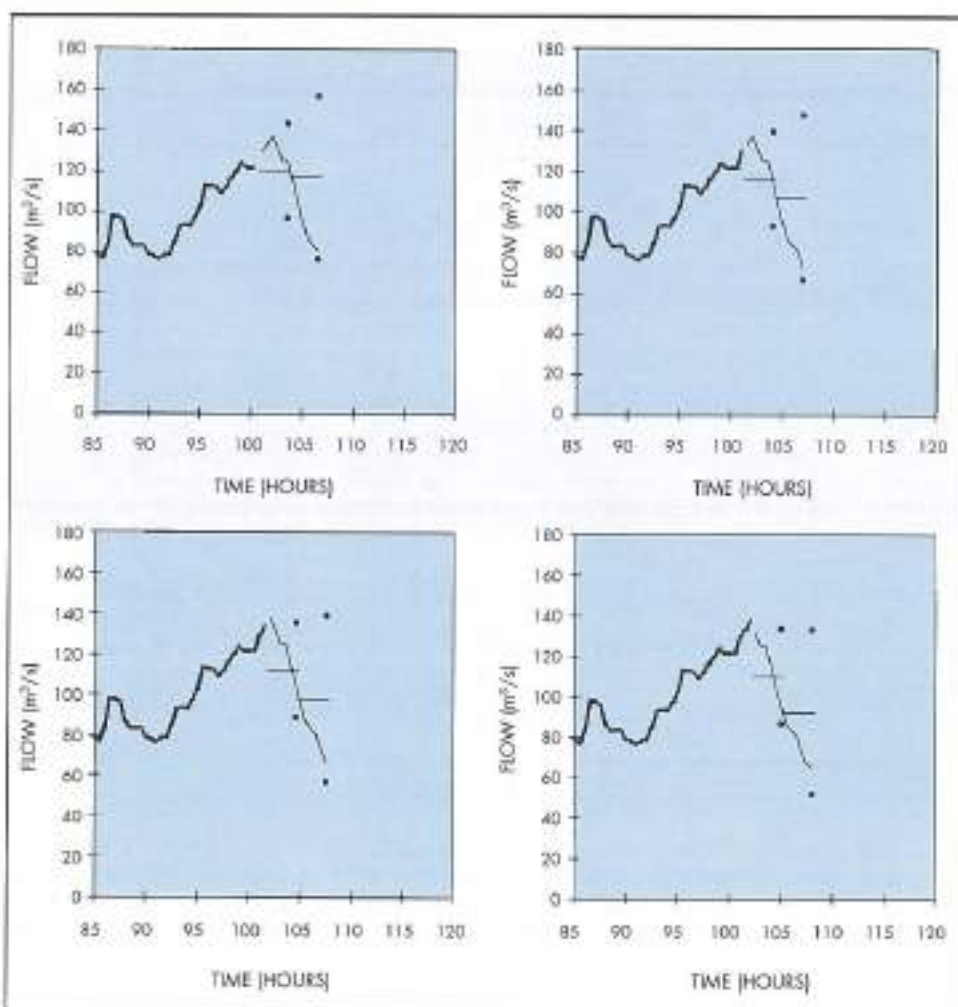


FIGURA 3. Secuencia de predicciones de 3 y 6 horas de antelación en el episodio D cada 30 minutos a partir de la hora 100,5, con indicación de los límites de confianza del 95%.

con lo que estos límites se sitúan en el último intervalo de cada predicción. Puede apreciarse el mayor error de la predicción de 6 horas, pero por otra parte es de destacar el que en todos los casos es un buen índice de la tendencia a medio plazo de la avenida.

Para tener una idea de la bondad de los resultados de ACIS es conveniente su comparación con uno de los últimos sistemas de predicción publicados. Este sistema es el desarrollado por Valdés y su equipo de la universidad de Texas A & M para la cuenca del río Han en Corea del Sur (Awad et al., 1994). En la subcuenca denominada 503, de 784 km² de extensión, el coeficiente de variación (relación entre RMSE1 y el caudal medio observado) es de 0,26 para 6 horas de antelación y en un episodio de larga duración formado por diversas crecidas, mientras que ACIS obtiene en la zona del pico del episodio C unos coeficientes de variación de 0,15 y 0,34 para 3 y 6 horas de antelación respectivamente. Es decir, teniendo en cuenta que nuestra cuenca es más pequeña, los resultados pueden considerarse como similares.

Por último, como se observa en la figura 4, los errores de innovación (residuos de la ecuación del ARMAX o de medición) en D pueden considerarse como independientes, apareciendo una cierta correlación en el episodio C fruto de un mayor desfase sistemático de las predicciones en este episo-

dio (que puede apreciarse en la figura 1). En cualquier caso puede darse por validado el modelo.

ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DE LA DISCRETIZACIÓN TEMPORAL DEL MODELO

A priori se ha seleccionado la discretización del filtro de 3 horas, porque podría ser la más adecuada para el modelo de predicción sin llegar a perder definición en el hidrograma predicho. En este punto vamos a analizar la sensibilidad del modelo a la discretización seleccionada asumiendo que estuviéramos interesados en la resolución de los datos de entrada, que es de 30 minutos.

Para ello utilizaremos la expresión de RMSE2 como medida del error, para penalizar la promediación de la precipitación y de los caudales en intervalos de tiempo mayores. Para que la comparación sea objetiva hemos utilizado los parámetros del filtro iniciales sin calibración, a sabiendas de que el modelo va a estar muy alejado de su funcionamiento óptimo.

En la tabla 2 podemos observar que los mejores resultados tanto para antelaciones de 3 horas como de 6 se obtienen para la discretización del filtro mayor, aunque existen escasas diferencias entre las discretizaciones de 6 y 3 horas.

Δt_1	$\Delta t = 3$ h	$\Delta t = 6$ h
0,5 h	45,03	45,42
1 h	26,65	48,94
3 h	17,68	27,36
6 h	16,74	25,92

TABLA 2. RMSE2 (en m^2/s) en el episodio C con $\Delta t_1 = 0,5$ h, orden (2,0,1) y parámetros del filtro de Kalman iniciales.

La razón fundamental para esta mejora con el incremento de agregación del modelo, a pesar de estar comparando con las observaciones medidas en la discretización original, radica en una mayor variación de los parámetros de la ecuación del ARMAX a lo largo del episodio conforme la discretización del modelo disminuye. Resultados similares se han obtenido con otros modelos de predicción, como el HEC1F.

Dada la pequeña diferencia de resultados entre las discretizaciones de 3 y 6 horas y su mayor resolución temporal, hacen que mantengamos como discretización del filtro la de 3 horas.

ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DE LA EXCITACIÓN EXÓGENA

En este apartado hemos estudiado las posibles mejoras que se obtendrían utilizando una mejor representación de la excitación exógena. Para ello hemos asumido el modelo de infiltración más sencillo que es el de infiltración constante, variando este valor entre 0 (lluvia bruta) y 300 m^3/s (equivalente a 2,27 mm/h). Los resultados se resumen en la tabla 3.

A la vista de esta tabla se observa que los mejores resultados se alcanzan con los parámetros del filtro de Kalman

INFILTRACIÓN CTE. (m^3/s)	PARÁMETROS DEL FILTRO	RMSE1 EN C (m^2/s)	RMSE1 EN D (m^2/s)
0	iniciales iterados	9,92 10,46	15,91 12,32
50	iniciales iterados	14,85 9,22	17,92 12,23
100	iniciales iterados	12,77 8,20	19,65 12,24
200	iniciales iterados	13,04 9,00	25,35 12,91
300	iniciales iterados	58,53 9,11	18,33 13,15
Predicción simple		14,06	15,45

TABLA 3. RMSE1 en los episodios C y D con $\Delta t_1 = \Delta t = 3$ horas, y orden (2,0,1).

iterados y una infiltración baja dependiente del episodio (100 m^3/s ó 0,76 mm/h en el episodio C y 50 m^3/s ó 0,38 mm/h en el D). Sin embargo, la lluvia resultante no se corresponde en ninguno de los dos casos con la lluvia neta, que realmente es bastante menor.

Además, con parámetros iniciales para el filtro de Kalman los mejores resultados se obtienen con la lluvia bruta, disparándose el error de predicción a medida que se incrementa el parámetro de infiltración. Es decir, la utilización de la lluvia bruta da lugar a menores errores en la predicción si cometemos errores en la estimación de los parámetros del filtro de Kalman. Por ello, nuestra elección es utilizar una lluvia bruta como excitación exógena, ya que el modelo resultante es mucho más robusto.

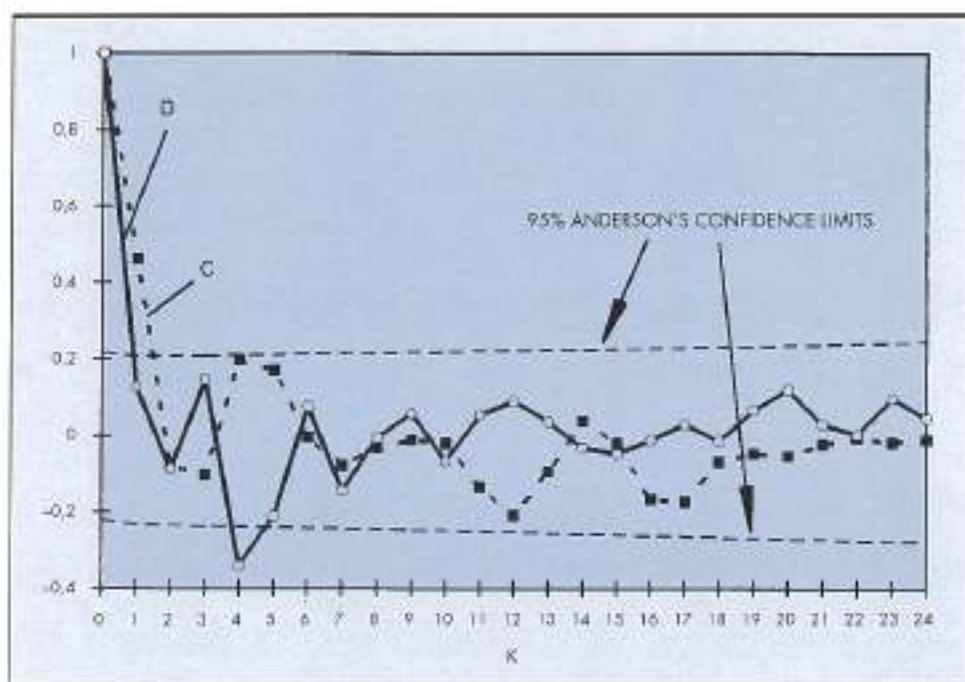


FIGURA 4. Función de autocorrelación de los errores de innovación y límites de confianza del 95% para los episodios C y D.

BONDAD DE LA PREDICCIÓN DE LLUVIA

En la formulación del modelo de predicción de caudales definido por la ecuación [2], es necesaria una predicción de la lluvia futura. Por defecto, ACIS asume como lluvia futura una lluvia uniforme de magnitud igual a la del actual intervalo de tiempo, que es lo que hemos dado en llamar predicción de lluvia simple. Podría parecer que mejores predicciones de lluvia darían lugar a grandes mejoras en las predicciones de caudales. Afortunadamente esto no es así, como se puede observar en la tabla 4.

		Δt	RMSEI (m^3/s)
Simple		3 h	15,45
		6 h	26,82
		12 h	41,73
ACIS	Predicción de lluvia nula	3 h	11,32
		6 h	17,18
		12 h	26,58
	Predicción de lluvia simple	3 h	10,92
		6 h	15,75
		12 h	26,36
	Conocimiento perfecto de la lluvia	3 h	10,04
		6 h	14,20
		12 h	20,37

TABLA 4. RMSEI en el episodio D con parámetros corregidos calibrados en C, $\Delta t_0 = 3$ horas y orden [2,0,1].

En dicha tabla podemos ver que para antelaciones corta y media, las diferencias entre la predicción simple de lluvia

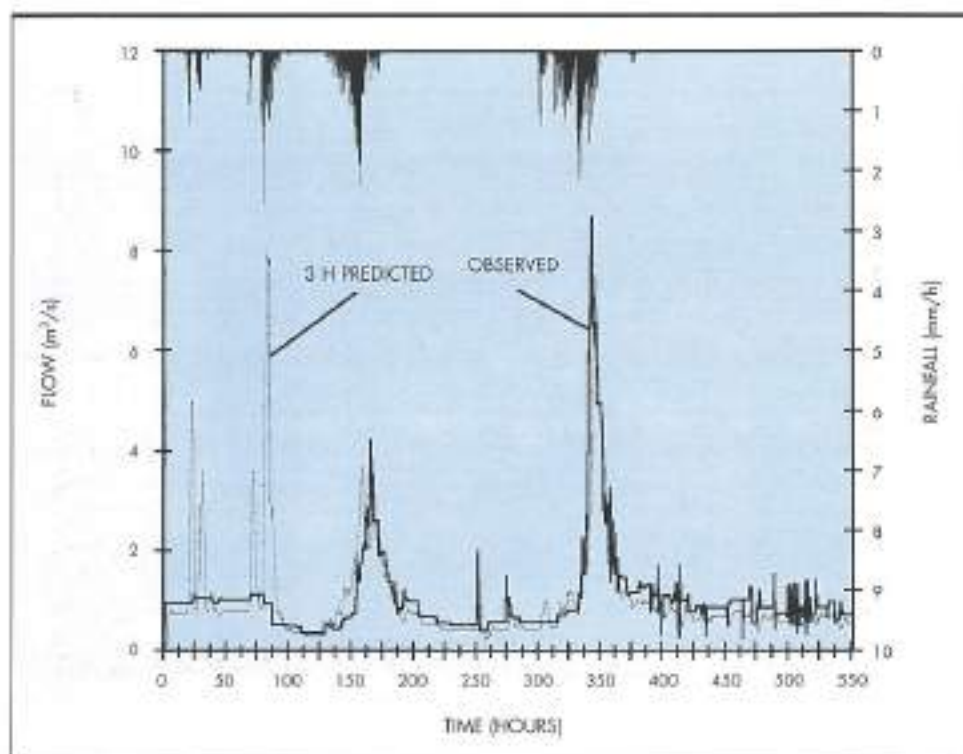
y un conocimiento perfecto de la lluvia futura son escasas y sólo comienzan a ser importantes para antelaciones mayores. Es decir, para antelaciones iguales o inferiores al tiempo de desfase importa poco la magnitud de la lluvia futura. Este hecho unido a que incluso para antelaciones tan largas como la de 12 horas la predicción simple de lluvia es mejor que la hipótesis de lluvia nula, hacen recomendable la utilización de la predicción simple de lluvia si no se dispone de un buen modelo de predicción de la precipitación.

BONDAD DE LA AUTOCALIBRACIÓN

El disponer de unos parámetros autocalibrantes mediante un filtro de Kalman hace que las predicciones de ACIS sean mejores. Así por ejemplo, si fijamos en el episodio de validación D los valores iniciales de los parámetros corregidos estimados en C, la RMSEI es de 12,32 m^3/s , lo que supone un error de predicción intermedio entre la predicción simple y la obtenida con los mismos parámetros pero autocalibrantes.

Además, si utilizamos el modelo en un suceso de magnitud y condiciones iniciales de humedad diferentes, su adaptabilidad es sorprendente. Por ejemplo, en el episodio E (resultados representados en la figura 5) podemos observar que en las primeras fases de la lluvia, el modelo sobrevalora las escurrientas correspondientes. La razón es el que los parámetros iniciales γ de la ecuación [1] del ARMAX (correspondientes a la precipitación) son excesivamente altos, por haberse estimado con un suceso de mayor magnitud. Sin embargo, en el tercer y cuarto periodo de lluvia del suceso, con una magnitud similar de precipitación, los parámetros ya se han ajustado siendo la predicción muy buena. Similares resultados se obtuvieron en los episodios A y B correspondientes a pequeñas crecidas y diferentes condiciones de humedad inicial.

FIGURA 5. Comparación cada 30 minutos entre caudales observados y predicciones de 3 horas de antelación en el episodio D con una discretización del filtro de 3 horas.



CONCLUSIONES

Las principales conclusiones de este estudio pueden resumirse en los siguientes puntos:

- Para reducir el número de parámetros se ha adoptado una discretización temporal del modelo de 3 horas, que es aproximadamente la mitad del tiempo de desfase de la cuenca objeto del presente estudio. Además, las mejoras respecto de la predicción simple son mayores que empleando discretizaciones menores. Esta discretización de 3 horas puede parecer excesivamente gruesa pero no es así. De hecho la disminución del pico del hidrograma es muy pequeña, por lo que la predicción puede seguir siendo válida aunque nuestro interés se centre en la predicción de los caudales pico.
- Un modelo de parámetros autocalibrantes funciona mejor que un modelo de parámetros fijos. Esto era de esperar ya que con un modelo ARMAX lineal estamos tratando de simular un fenómeno no lineal como es la infiltración que depende del estado inicial de humedad de la cuenca. Esta no linealidad puede ser tenida en cuenta en ACIS con la posibilidad de variación de los parámetros en el tiempo mediante un filtro de Kalman cuya ecuación de estado sea un "random-walk".
- En el caso del embalse del Regajo el mejor orden del ARMAX es el (2,0,1), es decir, 2 términos autorregresivos, 1 término de ruido y 2 términos de variable exógena. Aunque utiliza dos términos autorregresivos, este resultado es coincidente con el de Témez (1975) en el sentido de que la teoría del hidrograma unitario es equivalente a un modelo ARMAX (1,0,1), ya que el segundo término autorregresivo de nuestro modelo oscila alrededor de cero, sirviendo solamente como elemento corrector de las predicciones. Esto es equivalente a decir que la rama descendente del hidrograma unitario de la cuenca del embalse del Regajo es aproximadamente de tipo exponencial.
- Aunque es posible obtener mejores resultados con una excitación exógena aplicando una infiltración constante, la utilización de la lluvia bruta directamente da lugar a modelos más robustos frente a errores de inicialización del filtro de Kalman. Además hay que tener en cuenta que los coeficientes que afectan a la lluvia bruta realmente son coeficientes de infiltración instantáneos, por lo que la infiltración está implícitamente contemplada en un modelo ARMAX con lluvia bruta.
- No cabe esperar grandes mejoras en la predicción de avenidas mejorando la predicción de la lluvia para las antelaciones normalmente utilizadas. O lo que es lo mismo, para antelaciones menores del tiempo de desfase la bondad de la predicción de lluvia no es importante. En cualquier caso, se obtienen mejores resultados asumiendo misma lluvia en el futuro que con la hipótesis de lluvia nula.
- ACIS es un modelo sencillo y robusto, que es capaz de adaptarse perfectamente a las situaciones reales de densidad de pluviógrafos y limnógrafos de las cuencas de cabecera españolas, siendo tan eficiente como otros modelos empleados en el mundo en sistemas de predicción de crecidas con mayor densidad de información.

AGRADECIMIENTO

El presente trabajo ha sido auspiciado por los convenios de investigación establecidos entre el Departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente de la Universidad Politécnica de Valencia y la empresa Iberdrola (de 1991 a 1993) y el Centro de Estudios Hidrográficos del CEDEX (de 1993 a 1994).

REFERENCIAS

- ANDERSON, B. D. O and J. B. MOORE, 1979. "Optimal Filtering", Prentice-Hall, Englewood Cliffs (USA), 357 pp.
- AWWAD, H. M. and J. B. VALDES, 1992. "Adaptive parameter Estimation for multisite hydrologic forecasting", *Journal of Hydraulic Eng.*, 118 (9), 1201-1221.
- AWWAD, H. M., J. B. VALDES and P. J. RESTREPO, 1994. "Streamflow forecasting for Han river basin, Korea", *Journal of Water Res. Planning and Man.*, 120 (5), 651-673.
- BERGMAN, M. J. and J. W. DELLEUR, 1995. "Kalman filter estimation and prediction of daily stream flows: I. Review, algorithm and simulation experiments", *Water Resources Bull.*, 21 (5), 815-825.
- BERTONI, J. C., C. E. TUCCI and R. T. CLARKE, 1992. "Rainfall-based real-time flood forecasting", *Journal of Hydrol.*, 131, 313-339.
- BURN, D. H. and E. A. MCBEAN, 1985. "River flow forecasting model for Sturgeon river", *Journal of Hydraulic Engineering ASCE*, 111 (2), 316-333.
- CORRADINI, C., 1991. "Evaluation of alternative configurations of basin elements for on-line flood forecasting", *Water Res. Bull.*, 27 (3), 407-418.
- CORRADINI, C. and F. MELONE, 1986. "An adaptive model for on-line flood predictions using a piecewise uniformity framework", *Journal of Hydrology*, 88, 365-382.
- DIHMA (Departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente de la Universidad Politécnica de Valencia), 1994a. "Informe Parcial n° 2: Obtención de hidrogramas alternativos de los episodios de avenidas registrados en la cuenca alta del río Palancia", Centro de Estudios Hidrográficos, Madrid, 72 pp.
- DIHMA, 1994b. "Informe Parcial n° 4: Obtención de hidrogramas alternativos de los episodios de avenidas registrados en la cuenca del río Palancia", Centro de Estudios Hidrográficos, Madrid, 31 pp.
- FRANCÉS, F., 1992. "Decision support systems for flood warning and control". *Proc. of ICOLD International Symposium on "Dams and extreme floods"*, Granada (Spain), 2, 145-151.
- GEORGAKAKOS, K. P., 1986. "A generalized stochastic hydrometeorological model for flood and flash-flood forecasting 1. Formulation", *Water Res. Res.*, 22 (13), 2083-2095.
- HALTIMER, J. P. and J. D. SALAS, 1988. "Short term forecasting of snowmelt runoff using ARMAX models", *Water Res. Bull.*, 24 (5), 1083-1089.
- HASEBE, M., M. HINO and K. HOSHI, 1989. "Flood forecasting by the filter separation AR method and comparison with modeling efficiencies by some rainfall-runoff models", *Journal of Hydrol.*, 110, 107-136.
- HINO, M. and C. H. KIM, 1986. "Nonlinear flood forecasting by the filter separation AR method", *Journal of Hydrology*, 88, 165-184.
- IRITZ, L., 1992. "Rainfall input in an adaptive river flow forecast model", *Hydrological Sciences Jour.*, 37 (6), 607-620.
- MICHAUD, J. and S. SOROOSHIAN, 1994. "Comparison

of simple versus complex distributed runoff models on a mid-sized semiarid watershed", *Water Res. Res.*, 30, 593-605.

MIERKIEWICZ, M. and A. SZOLLOSI-NAGY, 1979. "Linear Kalman filter for the short term forecasting of runoff on the Dunajec river", *Journal of Hydrology Sciences*, v. 6, n 1-2, 13-29.

PETERS, J. C. and P. B. ELY, 1985. "Flood-runoff forecasting with HEC1F", *Water Res. Bull.*, 21 (1), 7-13.

PUENTE, C. E. and R. L. BRAS, 1987. "Application of non-linear filtering in the real time forecasting of river flows", *Water Res. Res.*, 23 (4), 675-682.

SINGH and WOOLHISER, 1976. "Sensitivity of linear and non linear surface runoff models to input errors", *J. Hydrol.*, 29, 243-249.

TÉMEZ, J. R., 1975. "Programas de cálculo para la previsión hidrometeorológica de avenidas", ASINEL.

TODINI, E., 1978. "Mutually interactive state-parameter (MISP) estimation", in "Applications of Kalman filter to Hydrology, Hydraulics and Water Resources", C. L. Chiu (Editor). *Proc. Am. Geophys. Union (AGU) Chapman Conf.*, University of Pittsburgh, Pennsylvania, 135-151.

WOOD, E. and A. SZOLLOSI-NAGY, 1978. "An adaptive algorithm for analyzing short-term structural and parameter changes in hydrologic prediction models", *Water Res. Res.*, 14 (4), 577-581.

WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION, 1975. "Intercomparisons of conceptual methods used in operation hydrological forecasting", *Operational Hydro. Rep. 7*; WMO Rep. 429, Geneva, Switzerland.

**Miles de kilómetros
de carretera
tienen algo en común.**

Son muchos kilómetros en todo el mundo de experiencia en la aplicación de nuevas tecnologías, que han dado como resultado una amplia gama de productos ahora completada con los nuevos Betunes Modificados BP.

OLEXOBIT es la gama de Betunes Modificados que BP ha diseñado para las aplicaciones que requieren una mejora significativa de las propiedades del ligante en casos de una demanda de alta exigencia.

Son muchos kilómetros enfrentándonos a los problemas y encontrando las soluciones que nuestros clientes necesitan, por eso la colaboración profesional que siempre tendrá trabajando con BP es una garantía.

BP Bitumen, una colaboración profesional.

BP En Movimiento





ACSA
 AUXILIAR DE CANALIZACIONES S.A.

Joan Torruella, 1-5 - 08758 Cervelló
 Mas Casanovas, s/n - 08026 Barcelona

Tel. (93) 660 10 00 - Fax (93) 660 03 16
 Tel. (93) 436 67 00 - Fax (93) 347 10 85

- CANALIZACIONES DE AGUA POTABLE
- SANEAMIENTOS
- ESTACIONES DEPURADORAS
- DEPOSITOS
- EMISARIOS SUBMARINOS

- REMODELACION DE ESPACIOS URBANOS
- CANALIZACIONES DE GAS
- PERFORACIONES HORIZONTALES
- CONTRATAS Y SERVICIOS
- JARDINERIA

- EDIFICACIONES
- REHABILITACION DE TUBERIAS
Licencia
- PROTECCION DE TALUDES
Licencia

PHOENIX
ARMORFLEX

MAQUINARIA PARA EL TRATAMIENTO DEL AGUA



Desbaste y tamizado:

- Rejas automáticas y manuales.
- Filtros y tamices.

Organos de cierre:

- Compuertas canal (3 estanquidades).
- Compuertas mural (4 estanquidades).
- Compuertas de grandes dimensiones para centrales hidroeléctricas.
- Vertederos regulables manuales y motorizados.

Caldereria Industrial

Decantación:

- Decantadores.
- Desarenadores.
- Desengrasadores.
- Espesadores de lodos.

Bombeo:

- Tornillos de Arquimedes.

Aeración:

- Aeradores superficiales.
- Rotores horizontales.
- Difusores de aire.

€ COUTEX®

Maquinaria especial:

- Diseño y construcción según necesidades específicas de cada aplicación