

# ***Predicción en tiempo real del nivel en una cuenca mediante modelos adaptativos predictivos***

*José Vicente Aguilar \**, *Pedro Langarita \**, *Lorenzo Linares \*\**

*José Rodellar \*\*\**, *Manuel Gómez \*\*\*\**

- \* *Grupo de Automatización y Control. Servicio S.A.I.H. Confederación Hidrográfica del Ebro. Pº de Sagasta Nº 24-28, C.P. 50071, Zaragoza, España. e-mail: [jvaguilar@chebro.org](mailto:jvaguilar@chebro.org); [plangarita@chebro.org](mailto:plangarita@chebro.org)*
- \*\* *Grupo de Automatización y Control. SICE, Zaragoza, España. e-mail: [llinares@uteebro.com](mailto:llinares@uteebro.com)*
- \*\*\* *Grupo de Control, Dinámica y Aplicaciones. Departamento de Matemática Aplicada III. Universidad Politécnica de Catalunya. Campus Nord UPC, C2, 08034 Barcelona, España. e-mail: [jose.rodellar@upc.edu](mailto:jose.rodellar@upc.edu)*
- \*\*\*\* *Grupo FLUMEN, Departamento de Ingeniería Hidráulica, Marítima y Ambiental, Universidad Politécnica de Catalunya., 08034 Barcelona, España. e-mail: [manuel.gomez@upc.edu](mailto:manuel.gomez@upc.edu)*

**Resumen:** Una gestión efectiva de avenidas necesita disponer de unas buenas predicciones en tiempo real. Las herramientas informáticas comerciales utilizan modelos hidráulicos basados en las ecuaciones de Saint-Venant. Estos programas necesitan ordenadores con gran potencia de cálculo, un conocimiento preciso de la topografía de los cauces y un operador experto con importantes conocimientos de hidráulica. Este trabajo propone una vía alternativa o complementaria utilizando modelos adaptativos predictivos expertos. Las principales ventajas que aporta el uso de estos modelos son las siguientes: (1) sencillez conceptual de la metodología de cálculo, (2) no se necesita conocimiento topográfico de los cauces, (3) no se necesitan ordenadores con elevadas potencias de cálculo y (4) los operadores del sistema no necesitan tener elevados conocimientos de hidráulica. Con estos modelos las predicciones se pueden ejecutar de manera automática en tiempo real. El esquema de predicción propuesto se evalúa usando datos reales de una avenida registrada en el río Ebro.

## **1 Introducción**

El problema del agua en España se origina principalmente por la desigual distribución de las precipitaciones tanto en el espacio como en el tiempo, lo que reduce su disponibilidad. Fruto de esa irregularidad han surgido los efectos asociados de sequía e inundación y su control ha fomentado el desarrollo de importantes infraestructuras hidráulicas cuya seguridad es vital garantizar en situaciones de avenidas. Ante esta situación, y tras las trágicas inundaciones en el Norte y el Levante español al principio de la década de los ochenta del siglo pasado, surgió la necesidad de implantar en las Confederaciones Hidrográficas españolas sistemas automáticos de información hidrológica (SAIH), que permiten disponer de los datos hidrológicos-hidráulicos en tiempo real y Sistemas de Ayuda a la Decisión (SAD) [1]. Con los datos proporcionados por el SAIH y con otros datos complementarios (previsiones meteorológicas, reservas de nieve, etc) y utilizando modelos matemáticos el SAD estima la evolución temporal de los niveles y los caudales a lo largo de los diferentes ríos de una cuenca hidrográfica.

Los modelos más populares distribuidos comercialmente y actualmente en uso en distintos sistemas como el del Ebro se basan en las leyes de la física y en los métodos numéricos. Su fundamento físico los hace muy adecuados para describir con precisión los procesos implicados en el ciclo del agua y, en particular, el del

transporte del agua en lámina libre. Cuando se usan para hacer predicciones en forma operativa, en tiempo real, tienen inconvenientes en dos direcciones: (1) la precisión en la predicción puede depender significativamente de la calidad de los datos disponibles sobre la cuenca, la calibración de los parámetros, la geometría de los cauces y el esquema numérico adoptado, de forma que el usuario tiene que tener una sólida formación para que la implementación tenga sentido; (2) los cálculos pueden requerir tiempos elevados, por lo que se usan habitualmente para previsiones a medio o largo plazo con una actualización diaria. Una alternativa para mejorar algunos de estos inconvenientes se ha basado en el uso de modelos del tipo caja-negra (basados en datos). Estos modelos identifican una relación directa entre entradas y salidas con una visión reducida sobre la física de los procesos. Aunque su capacidad para describir los fenómenos es reducida, el interés está en explotar su sencillez y el hecho de que necesitan el ajuste de un número reducido de parámetros. El principal papel de este tipo de modelos es el de utilizarlos en tiempo real, con un tiempo de operación pequeño para predicciones a corto plazo o para la automatización de procesos. Las redes neuronales y la lógica difusa han estado entre las metodologías más utilizadas en los últimos años para construir esquemas de predicción basados en datos [2-8].

Otra vía para tener modelos de predicción simplificados es la considerada en [9-10], donde se usan modelos lineales entrada-salida en tiempo discreto para describir tramos de ríos. Las entradas para estos modelos son niveles aguas arriba que se estiman mediante modelos no lineales de lluvia. El resultado final es una predicción de niveles aguas abajo en puntos determinados en un horizonte futuro de tiempo que puede actualizarse en tiempo real. Aunque esta metodología tiene una filosofía basada en datos y puede proporcionar predicciones actualizadas cada hora, implica un notable grado de complejidad en su formulación. Esto puede ser un inconveniente para operadores que, aún teniendo experiencia práctica, pueden no tener la suficiente base matemática y de teoría de sistemas para gestionar el sistema en tiempo real.

El objetivo de este trabajo es explorar si existe un papel para un sistema más simple pero efectivo en un esquema de predicción en tiempo real tal como se entiende en [9-10]. En este artículo una cuenca se modeliza como un conjunto de modelos lineales en tiempo discreto interconectados en cascada representando los diferentes tramos. Todas las salidas y entradas de los modelos son niveles de agua medidos por una red de estaciones de aforo con un período de muestreo de una hora. Los parámetros del modelo de ajustan cada hora mediante un algoritmo de adaptación [11] y se usan para hacer las predicciones de los niveles aguas abajo. Para mejorar las predicciones, el algoritmo de adaptación se completa con un algoritmo de lógica difusa basado en reglas de operación que incorporan experiencia de los operadores del sistema y análisis de datos registrados en avenidas pasadas. El artículo resume los aspectos más importante de la metodología y presenta un ejemplo de su utilización para predecir una avenida ocurrida en el año 2009 y registrada por el SAIH del río Ebro.

## 2 Metodología: modelos adaptativos predictivos expertos

Una cuenca hidrográfica se puede representar como un conjunto de sistemas dinámicos unidos en cascada de manera que la salida de un sistema sea a la vez una entrada del sistema posterior. Cada uno de estos sistemas tiene como entradas un número de estaciones de aforo situadas en el río principal y en sus afluentes, y como salida tiene una estación de aforo situada a la salida del tramo del río principal. La variable medida en todas las estaciones es el nivel. Estos sistemas dinámicos se pueden describir con ecuaciones en diferencias con parámetros variables en el tiempo, de manera que estos parámetros respondan al carácter no lineal del sistema. Para un sistema individual genérico podemos escribir:

$$y(k) = \sum_{i=1}^n a_i(k)y(k-i) + \sum_{i=1}^{m_1} b_{1i}(k)u_1(k-r_1(k)-i) + \sum_{i=1}^{m_p} b_{pi}(k)u_p(k-r_p(k)-i) + \Delta(k), \quad (1)$$

donde  $u_i$  e  $y_i$  son los valores reales de la entrada y la salida en cada instante de muestreo  $k$ ;  $r_i(k)$  es el retardo entre la salida y la correspondiente entrada y  $a(k)$  y  $b(k)$  son parámetros.  $\Delta(k)$  representa la acción conjunta de las perturbaciones no medibles y el ruido de medida que actúa sobre el sistema en el instante  $k$ . En este trabajo se consideran modelos de primer orden sin éste último término de perturbación. Son los modelos más sencillos y los resultados experimentales obtenidos en este estudio avalan su uso. De esta forma el modelo anterior se reduce a la forma

$$y(k) = a(k)y(k-1) + b_1(k)u_1(k-r_1(k)-1) + b_p(k)u_p(k-r_p(k)-1). \quad (2)$$

Los retardos se deben al tiempo que tardan los caudales en desplazarse a lo largo de los tramos de los ríos. Este tiempo depende de la morfología de cada tramo (longitudes, pendientes, etc.) y de la magnitud de la avenida. En este trabajo se considera que pueden encontrarse relaciones lineales entre el retardo y el nivel de salida del sistema a partir de datos históricos de avenidas pasadas. En concreto se ha adoptado la siguiente relación:

$$r_i(k) = \begin{cases} r_{i1}, & \text{si } y(k) \leq \gamma_{i1} \\ f_i(y(k)), & \text{si } \gamma_{i1} \leq y(k) \leq \gamma_{i2} \\ r_{i2}, & \text{si } y(k) \geq \gamma_{i2} \end{cases} \quad (3)$$

donde  $r_{i1}$ ,  $r_{i2}$ ,  $\gamma_{i1}$  y  $\gamma_{i2}$  son parámetros constantes y  $f_i$  es una función lineal.

Los modelos anteriores se usan para hacer una predicción en tiempo real an cada instante de muestreo  $k$  sobre un horizonte de predicción  $[k, k + N]$  usando información conocida sobre entradas y salidas medidas con anterioridad a  $k$ . Para un sistema genérico se propone un modelo predictivo con la misma estructura que el modelo (2):

$$\begin{aligned} \hat{y}(k + j | k) = & \hat{a}(k)A(j)\hat{y}(k + j - 1 | k) + \hat{b}_1(k)B_1(j)\hat{u}_1(k - r_1(k) + j - 1 | k) \\ & + \dots + \hat{b}_p(k)B_p(j)\hat{u}_p(k - r_p(k) + j - 1 | k). \end{aligned} \quad (4)$$

La notación  $\hat{y}(k + j | k)$  representa la salida predicha para el instante futuro  $k + j$  ( $j = 1, \dots, N$ ) realizada en el instante presente  $k$ . El modelo se redefine en cada instante  $k$  a partir de la información medida, es decir:

$$\begin{aligned} \hat{y}(k | k) &= y(k); \\ \hat{u}_n(k - j | k) &= u_n(k - j), \quad \text{para } j = 1, \dots, r_n(k), \quad \text{para } n = 1, \dots, p. \end{aligned} \quad (5)$$

Los parámetros  $\hat{a}(k), \hat{b}_1(k), \dots, \hat{b}_p(k)$  se actualizan en cada instante  $k$  mediante un mecanismo de adaptación. Los parámetros  $A(j), B_1(j), \dots, B_p(j)$  se calculan mediante un algoritmo de lógica difusa an cada instante  $k$  para los instantes futuros en el horizonte de predicción. A continuación se dan algunos detalles sobre ambos esquemas.

Se puede formular una estimación del modelo (2) en la forma

$$\hat{y}(k | k - 1) = \hat{\theta}(k - 1)^T X(k), \quad (6)$$

donde  $\hat{\theta}(k - 1)^T = [\hat{a}(k - 1), \hat{b}_1(k - 1), \dots, \hat{b}_p(k - 1)]$  es el vector de parámetros y

$X(k)^T = [y(k - 1), \dots, u_p(k - r_p(k) - 1)]$  es el vector de entradas y salidas. El error de estimación a priori se define en la forma

$$e(k | k - 1) = y(k) - \hat{y}(k | k - 1) \quad (7)$$

Usando este error y el vector de entradas y salidas, los parámetros se actualizan mediante la ley

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k - 1) + \frac{e(k | k - 1)}{1 + X^T(k)B X(k)} B X(k), \quad (8)$$

donde  $B$  es una matriz de peso definida positiva. Con los parámetros adaptados, se define el error de estimación a posteriori, que puede usarse para validar la eficiencia del modelo (6) para estimar el comportamiento del sistema:

$$e(k | k) = y(k) - \hat{y}(k | k) = y(k) - \hat{\theta}(k)^T X(k). \quad (9)$$

Este mecanismo de adaptación y estimación está descrito en detalle en [11], incluyendo un estudio matemático sobre su convergencia y estabilidad.

Los parámetros  $\hat{a}(k), \hat{b}_1(k), \dots, \hat{b}_p(k)$  adaptados en el instante  $k$  se usan para hacer predicciones sobre instantes futuros mediante el model (4). Estos parámetros son constantes durante todo el intervalo de predicción. Dado que cabe esperar variaciones en la dinámica del proceso en el horizonte de predicción (sobre todo para tiempos

largos), el papel de los parámetros  $A(j), B_1(j), \dots, B_p(j)$  es el de introducir alguna compensación a los parámetros dinámicos. Para dar una idea intuitiva resumida sobre cómo elegir estos parámetros, consideremos el modelo predictivo (4) con una única entrada por simplicidad:

$$\hat{y}(k + j | k) = \hat{a}(k)A(j)\hat{y}(k + j - 1 | k) + \hat{b}_1(k)B_1(j)\hat{u}_1(k - r_1(k) + j - 1 | k). \quad (10)$$

En este modelo, valores grandes del parámetro  $\hat{a}(k)$  significan dar más peso a la influencia de las salidas pasadas sobre la salida predicha futura, mientras que valores grandes de  $\hat{b}(k)$  implican dar mayor peso a la entrada. En definitiva, se puede razonar intuitivamente que puede mejorarse la calidad de las predicciones aumentando  $\hat{a}(k)$  si se observan cambios inesperados significativos en la entrada, mientras que serían aconsejables valores mayores de  $\hat{b}(k)$  si la respuesta fuera relativamente más parecida a la de un comportamiento lineal, ya que ello hace razonable ayudar al modelo a que siga las variaciones de la entrada. En este estudio el valor inicial del parámetro de la salida para todos los sistemas se asigna en  $\hat{a}(0) = 0.8$  y el de los parámetros  $\hat{b}(0)$  de las entradas se elige mediante la siguiente fórmula de acuerdo con la ganancia estática inicial de cada modelo, obtenida a partir de datos de campo:

$$G(0) = \frac{\hat{b}(0)}{1 - \hat{a}(0)}.$$

Esto significa que los modelos predictivos se inicializan a partir de una situación en la que se espera una influencia mayor de las salidas pasadas. Análisis de registros históricos de avenidas ocurridas en los años 2001, 2003, 2007 y 2008 mostró que el modelo predictivo (10) con esta elección dió resultados satisfactorios en la estimación y en las posteriores predicciones excepto en un número pequeño de escenarios que fueron identificados por los operadores. Basado en estos escenarios, se ha elaborado un módulo de lógica difusa con reglas “if-then” [12,13] para introducir correcciones automáticas a los parámetros adaptados para cada uno de los modelos (10). La Figura 1 muestra un diagrama de bloques del módulo que determina el parámetro  $B(j)$ .

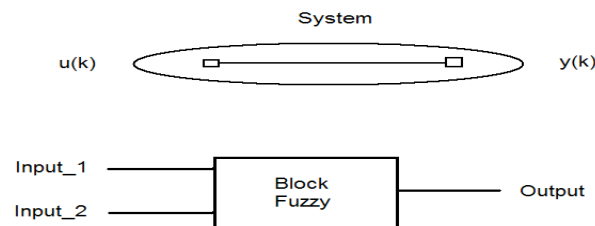


Figura 1. Módulo de lógica difusa para el parámetro  $B(j)$ .

Las dos entradas del bloque son, respectivamente, los incrementos en la salida predicha y en la entrada en cada instante de predicción  $j$  sobre todo el horizonte de predicción:

$$\begin{aligned} \text{Input}_1(j) &= \hat{y}(k + j - 1 | k) - \hat{y}(k + j - 2 | k); \\ \text{Input}_2(j) &= \hat{u}_1(k + j - r_1(k) - 1 | k) - \hat{u}_1(k + j - r_1(k) - 2 | k). \end{aligned}$$

Bloques similares se han implementado para todos los modelos de la cuenca.

### 3 Ejemplo de estudio: predicción de niveles en el río Ebro

La metodología de predicción adaptativa predictiva experta que se presenta en este trabajo se ha validado en la cuenca hidrográfica del Ebro con una avenida ocurrida en Febrero de 2009. La superficie de la cuenca es 32.700 Km<sup>2</sup> y se ha descompuesto en 9 sistemas dinámicos de primer orden del tipo entrada-salida con un total de 21 estaciones de aforo. En estas estaciones se miden en tiempo real los datos de nivel de los ríos y estos datos son transmitidos a un centro de control de cuenca cada 15 minutos. En este estudio, con una periodicidad de una hora, se realizaron las predicciones para los niveles de todas las estaciones de aforo que son salida de sistema.

La Figura 2 muestra la modelización de la cuenca hidrográfica con las 21 estaciones de aforo. Para obtener los parámetros iniciales de los modelos adaptativos (4), se analizaron los niveles de los ríos registrados en una gran base de datos en cuatro avenidas ocurridas en la cuenca hidrográfica del Ebro entre los años 2001 y 2008. En la Tabla 1 se indican la información más relevante para cada uno de los nueve sistema de la cuenca.

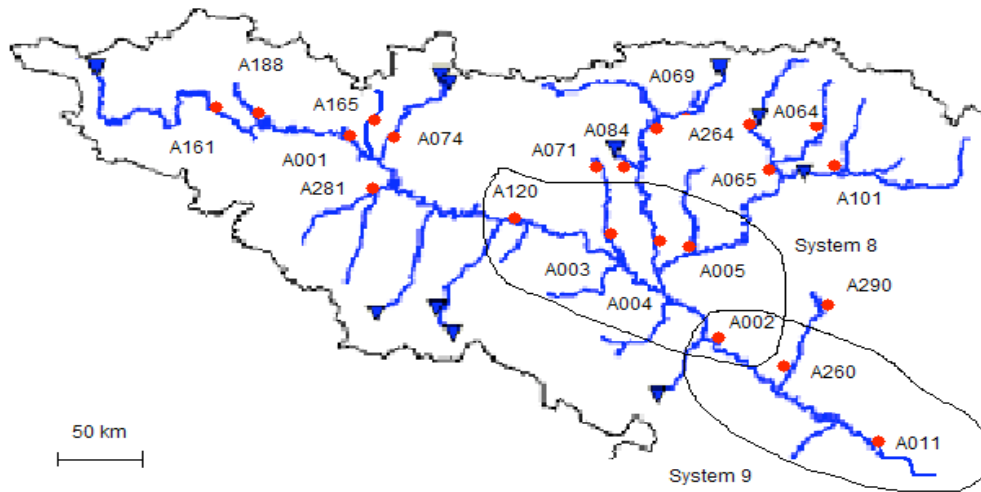


Figura 2. Plano de situación de las estaciones de aforo.

Tabla 1. Información de los sistemas

		Código estación	Parámetros iniciales.	Distancias (km) Input-Output	Retardos iniciales (h)
System 1	Input_1	A161	0.06	52.8	7
	Input_2	A188	0.08	17.3	3
	Output	A001	0.8		
System 2	Input_1	A001	0.2	123.9	16
	Input_2	A165	0.034	124.8	17
	Input_3	A074	0.104	119.7	16
	Input_4	A281	0.034	90.4	8
	Output	A120	0.8		
System 3	Input_1	A071	0.12	48.0	5
	Output	A003	0.8		
System 4	Input_1	A084	0.12	65.6	7
	Input_2	A069	0.2	69.7	7
	Output	A004	0.8		
System 5	Input_1	A264	0.04	23.9	4
	Input_2	A064	0.24	25.0	4
	Output	A065	0.8		
System 6	Input_1	A065	0.072	75.1	10
	Input_2	A101	0.1	73.6	10
	Output	A005	0.8		
System 7	Input_1	A290	0.16	40.0	6
	Output	A260	0.8		
System 8	Input_1	A120	0.15	74.9	14
	Input_2	A003	0.03	44.9	8
	Input_3	A004	0.08	32.9	7
	Input_4	A005	0.1	33.8	7
	Output	A002	0.8		
System 9	Input_1	A002	0.13	137.4	20
	Input_2	A260	0.02	79.4	12
	Output	A011	0.8		

En este artículo, por razones de espacio, sólo se presentan los resultados de predicción para la estación A011 (salida del sistema 9). Es una de las más importantes por el riesgo de inundación a núcleos urbanos. La Figura 3 muestra la evolución de los niveles de entradas y salida en las estaciones de aforo del sistemas 9 para la avenida de Febrero de 2009.

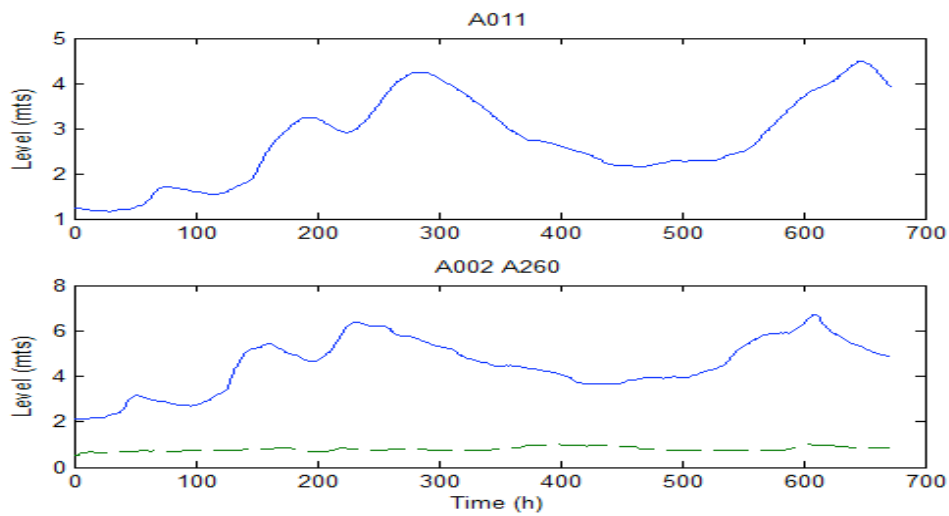


Figura 3. Evolución temporal de los niveles en el sistema 9 durante la avenida de Febrero 2009.

La evaluación de la metodología de predicción adaptativa predictiva experta se realiza en dos fases: en la primera se analiza la eficacia del modelo adaptativo (6) y del mecanismo de adaptación (8); en la segunda se analiza la precisión del modelo predictivo experto expresado en (4). Para el primer paso, la Figura 4 muestra la estimación a posteriori  $\hat{y}(k|k)$  definido en (9) para el episodio completo de la salida A011 junto con la salida real medida. También se incluye el error de estimación (9).

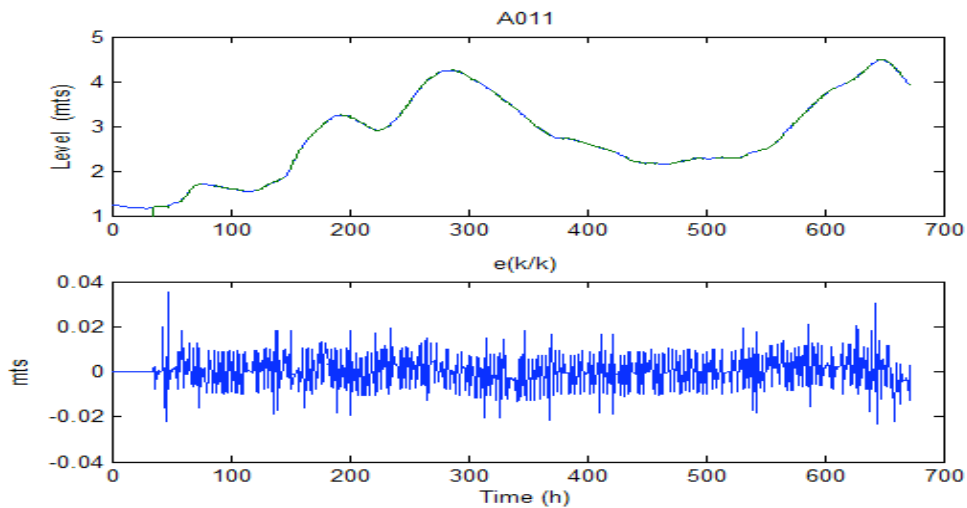


Figura 4. Salidas real y estimada y el correspondiente error de estimación para la estación A011.

Para analizar la precisión del modelo predictivo experto (4) se utilizan dos criterios: (1) se analiza cómo se predicen los niveles máximos de la avenida en cuanto a anticipación y precisión; y (2) en cada instante de tiempo real  $k$  a lo largo de un episodio de avenida, se realiza la predicción para un instante futuro  $k+j$  y se obtiene el valor medio del error sobre el episodio completo. Realizando este segundo análisis para diferentes instantes de predicción  $j$ , se obtienen interesantes visiones sobre la capacidad de anticipación y de precisión del procedimiento.

En la Figura 3 se observa que en la estación A011 se producen dos niveles máximos significativos durante la avenida en los instantes horarios 285 y 648. Las Figuras 5 y 6 muestran las predicciones realizadas en los instantes horarios  $k=239$  y  $k=602$ , respectivamente, sobre un horizonte futuro de 48 horas. El eje del tiempo

representa los instantes de predicción  $j=1, \dots, 48$ . Las gráficas inferiores de las figuras muestran los errores de predicción correspondientes.

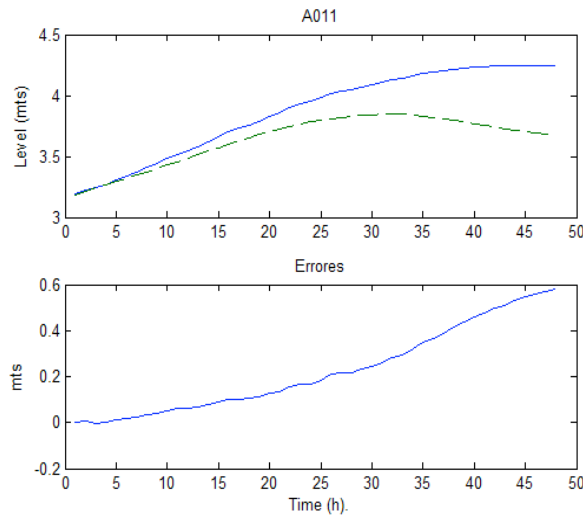


Figura 5. Predicción de niveles para A011 en el instante horario  $k=239$  con un horizonte de 48 horas.

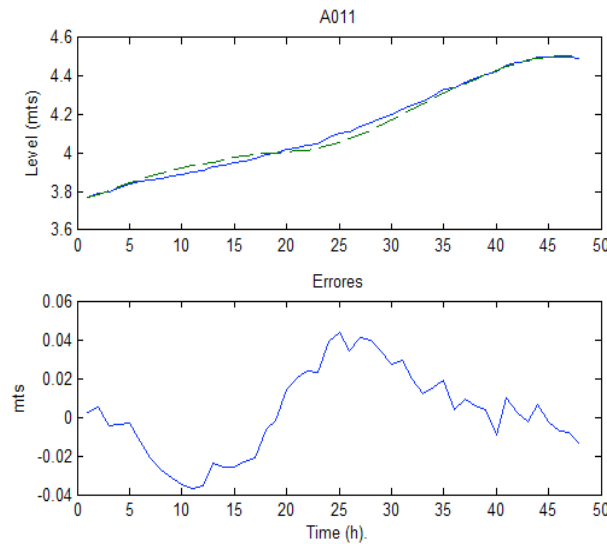


Figura 6. Predicción de niveles para A011 en el instante horario  $k=602$  con un horizonte de 48 horas.

El segundo análisis se cuantifica mediante el siguiente criterio:

$$E_{A011}(j) = \frac{1}{700} \sum_{k=1}^{700} |y_{A011}(k+j) - \hat{y}_{A011}(k+j|k)|.$$

Este criterio calcula el error medio, sobre el episodio de avenida completo, entre el nivel de salida predicho y su valor real cuando se realiza una predicción en cada instante de tiempo real  $k$  sobre un instante predeterminado de tiempo futuro  $j$ . La Tabla 2 presenta este error medio para varios instantes futuros.

Tabla 2. Errores medios de predicción para el nivel en la estación A011.

$j=6$ (horas)	$j=15$	$j=24$	$j=33$	$j=41$
0.024 (metros)	0.051	0.071	0.097	0.122

En las Figuras 7- 11 se muestran para toda la avenida los niveles predichos y observados en cada instante real  $k$  para los instantes futuros  $k+j$  para los diferentes casos de la Tabla 2.

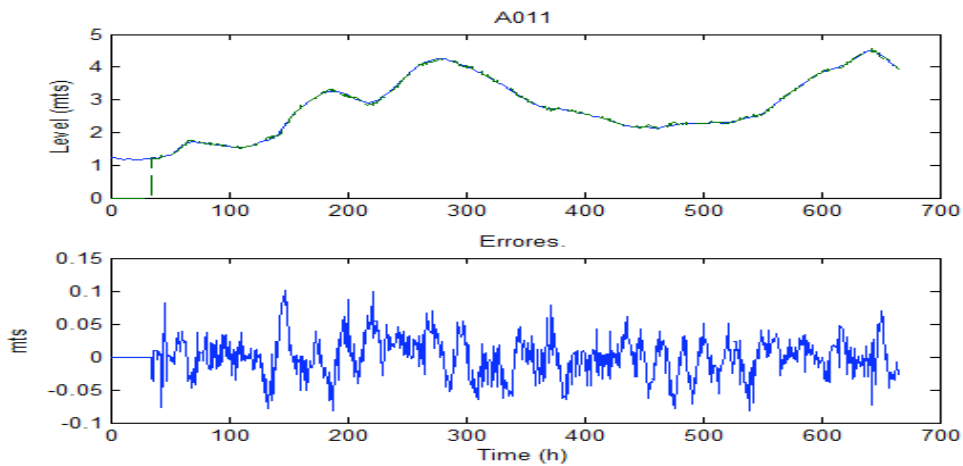


Figura 7. Predicciones realizadas en cada  $k$  para instantes futuros  $k+6$  (línea sólida) comparadas con los niveles observados.

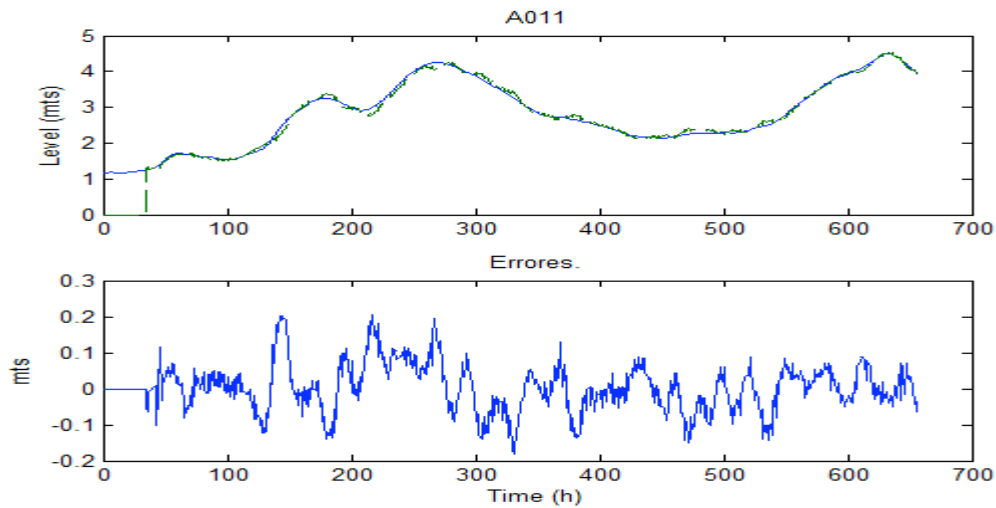


Figura 8. Predicciones realizadas en cada  $k$  para instantes futuros  $k+15$  (línea sólida) comparadas con los niveles observados.

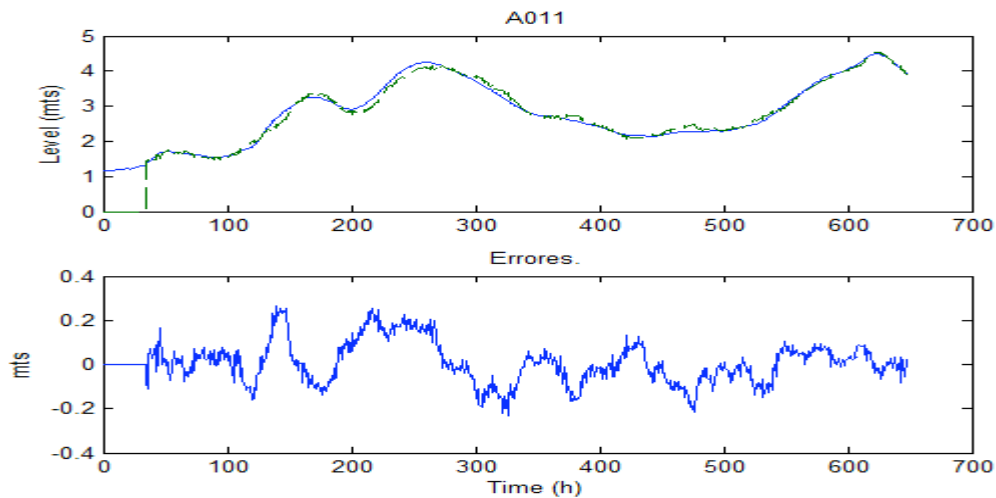


Figura 9. Predicciones realizadas en cada  $k$  para instantes futuros  $k+24$  (línea sólida) comparadas con los niveles observados.



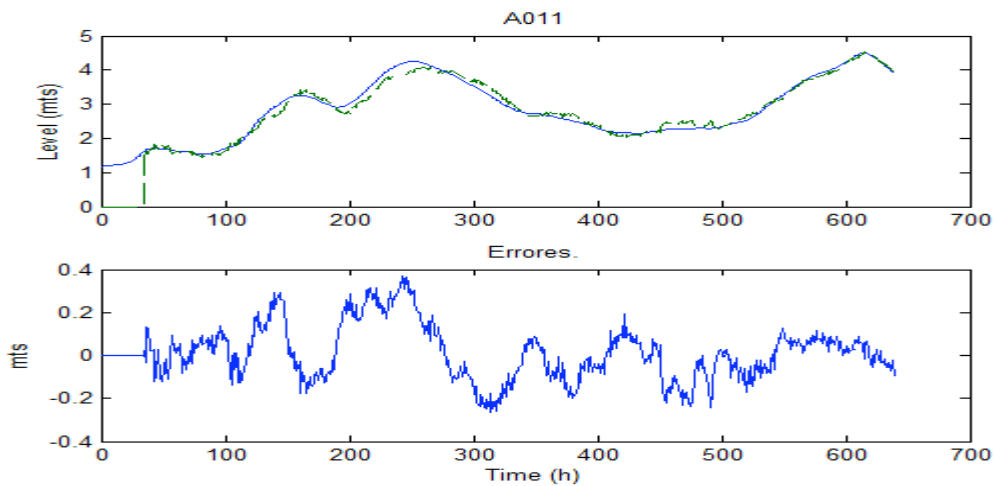


Figura 10. Predicciones realizadas en cada  $k$  para instantes futuros  $k+33$  (línea sólida) comparadas con los niveles observados.

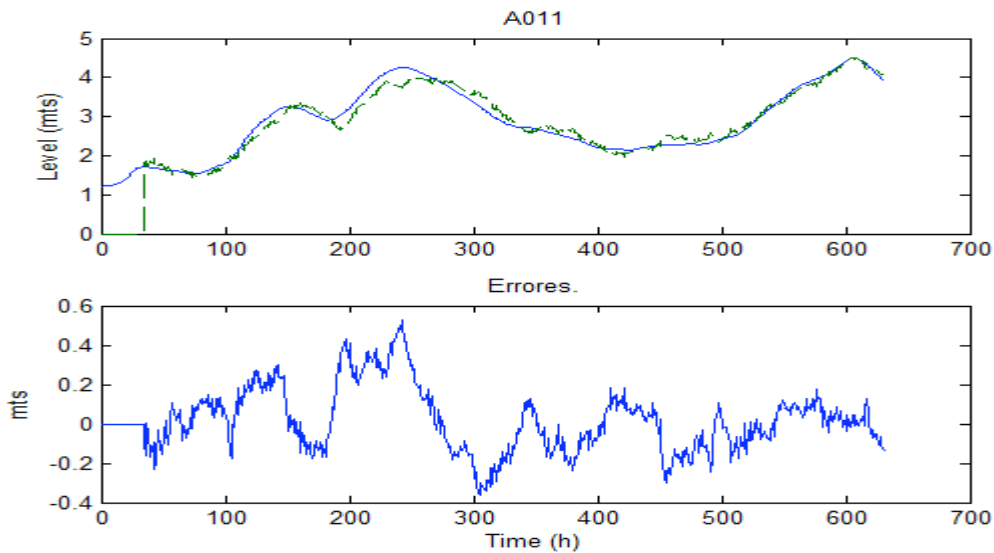


Figura 11. Predicciones realizadas en cada  $k$  para instantes futuros  $k+41$  (línea sólida) comparadas con los niveles observados.

Para interpretar correctamente los resultados de predicción observados en las Figuras 7-11 se deben considerar los retardos de los sistemas indicados en la Tabla 1. Del valor de estos retardos se puede deducir que para la estación A002 el horizonte máximo de predicción con todos los datos del pasado disponibles es la suma de los retardos entre las estaciones A071-A003-A002 es decir 13 horas. En cambio para la estación A011 el horizonte máximo de predicción será la suma del retardo entre las estaciones A002-A011 más el horizonte de predicción de la estación A002 es decir 33 horas, ya que en el sistema 9 la entrada A260 es poco significativa. Por tanto, 33 horas (el caso de la Figura 10) debería ser el máximo horizonte para hacer predicciones con el esquema propuesto usando los datos que están disponibles en el instante  $k$  en el que se efectúan las predicciones. Sin embargo en general los servicios de protección civil demandan predicciones con un mayor número de horas. Para satisfacer esta demanda, en las estaciones de entrada de los sistemas se realizan con el sistema SAD predicciones lluvia-escorrentía con los horizontes de predicción adecuados para poder completar las predicciones demandadas. Por este motivo los errores observados en las Figuras 7-10 son debidos únicamente al sistema de predicción adaptativo predictivo experto que se presenta en este trabajo, mientras que los errores de la Figura 11 (predicción a 41 horas) son debidos al modelo adaptativo predictivo experto y a los errores de predicción lluvia-escorrentía.

## 4 Conclusiones

Los resultados obtenidos en este trabajo confirman la posibilidad de utilizar modelos adaptativos predictivos expertos para la predicción de la propagación de avenidas. Estos modelos pueden utilizarse solos o como complemento a las predicciones realizadas con los sistemas operacionales más completos, de manera que la autoridad de gestión de la avenida pueda disponer de una mayor información para la toma de decisiones. Como complemento, esta metodología de cálculo aporta las siguientes ventajas añadidas:

- Los modelos adaptativos predictivos expertos, una vez ajustados sus parámetros iniciales, no necesitan posteriores parametrizaciones por parte del técnico gestor de avenidas. Además el gestor no necesita tener conocimientos de hidráulica con gran profundidad.
- Para la utilización de estos modelos no se necesita disponer de sistemas informáticos con elevadas prestaciones en potencia de cálculo.
- Estos modelos no necesitan conocer la topografía de los cauces de los ríos.
- En combinación con los sistemas de información hidrológica SAIH los modelos permiten realizar predicciones de forma autónoma con una periodicidad horaria.
- Dado que estos modelos utilizan únicamente niveles (y no caudales), sus predicciones no se ven afectadas por las variaciones que se pudieran producir en las tablas de aforos Nivel-Caudal de cada estación como consecuencia de una avenida importante que pudiera variar la geometría del lecho del río y que por lo tanto modificara las tablas de aforos.
- En las avenidas de mayor intensidad se producen desbordamientos del río e inundaciones. Este caudal de inundación que sale del río entre dos estaciones de aforo, y que es siempre de magnitud desconocida, es origen de errores importantes en las predicciones de los sistemas convencionales basados en modelos hidráulicos. Es en estas situaciones de inundación donde los modelos adaptativos predictivos expertos pueden mostrarse más eficientes al ser capaces de identificar en tiempo real la nueva dinámica de la avenida producidas por la inundación.

## Bibliografía

- [1] R. Romeo, A. Linares, E. García, "Flood control in Ebro river basin", *II Jornadas sobre Sistemas de Auda a la Toma de Decisiones en Tiempo Real para Problemas Hidráulicos e Hidrológicos*, Zaragoza, España, 2004.
- [2] L. See, S. Opehshaw, "Applying soft computing approaches to river level forecasting", *Hydrol. Sciences*, vol. 44(5), pp. 763-778, 1999.
- [3] P.C. Young, "Advances in real-time flood forecasting", *Phil. Trans. Royal Soc.: Math. Phys. Eng. Sciences*, vol. 362, pp. 1433-1050, 2002.
- [4] R. Bruen, J. Yang, "Functional networks in real-time flood forecasting – a novel approach", *Adv. Water Research*, vol. 28, pp. 899-909, 2005.
- [5] H. Moradkany, K.L. Hsu, H.V. Gupta, S. Sorooshian, "Improved streamflow forecasting using self-organizing radial-basis function artificial neural networks", *J. Hydrol.*, vol.295, pp. 246-262, 2004.
- [6] I. Pulido-Calvo, M.M. Portela, "Application of neural approaches to one-step daily flow forecasting in Portuguese watersheds", *J. Hydrol.*, vol.332, pp. 1-15, 2007.
- [7] S. Alvisi, G. Mascellani, M. Franchini, A. Bárdossy, "Water level forecasting through fuzzy logic and artificial neural network approaches", *Hydrol. Earth Sys. Sciences*, vol. 10, pp. 1-17, 2006.
- [8] P.C. Young, "Advances in real-time flood forecasting", *Phil. Trans. Royal Soc.: Math. Phys. Eng. Sciences*, vol. 362, pp. 1433-1050, 2002.
- [9] R.J. Romanowicz, P.C. Young, K.J. Beven, "Data assimilation and adaptive forecasting of water levels in the river Severn catchment, United Kingdom", *Water Res. Res.*, vol. 42, 2006.
- [10] R.J. Romanowicz, P.C. Young, K.J. Beven, F. Pappenberger, "A data based mechanistic approach to nonlinear flood routing and adaptive flood level forecasting", *Adv. Water Res.*, vol. 31, pp. 1048-1056, 2008.
- [11] J.M. Martín-Sánchez, J. Rodellar, *Adaptive Predictive Control, from the Concepts to Plant Optimization*, Prentice Hall, UK, 1996.
- [12] E.H. Mandani, "Application of fuzzy algorithm for control of simple dynamic plant", *Proc. IEEE*, vol. 121, pp. 1585-1888, 1974.
- [13] L. See, S. Opehshaw, "A hybrid multi-model approach to river level forecasting", *Hydrol. Sciences*, vol. 45(4), pp. 523-536, 2000.