

## REDES FUNCIONALES APLICADAS AL PRONÓSTICO DE NIVELES PARA UN CURSO DE LLANURA DEL GRAN ROSARIO

**Carlos M. Scuderi<sup>(1)</sup>, Gerardo A. Riccardi<sup>(1)(2)</sup> y Erik D. Zimmermann<sup>(1)(3)</sup>**

<sup>(1)</sup>Departamento de Hidráulica y CURIHAM, <sup>(2)</sup>Investigador CIC-CIUNR, <sup>(3)</sup>Investigador CONICET  
Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura. Universidad Nacional de Rosario  
Riobamba 245 bis. Rosario (2000). Santa Fe. Argentina. Telefax: +54 (341) 4808541  
e-mail: cscuderi@fceia.unr.edu.ar

### RESUMEN

Se presenta la aplicación de redes funcionales (RF) al pronóstico de niveles en un curso de llanura con futura implementación a un sistema de alerta contra inundaciones. El objetivo del trabajo es evaluar el comportamiento de diferentes RF aplicadas al cálculo de niveles para el arroyo Ludueña (zona del Gran Rosario, sur de Santa Fe, Argentina).

La cuenca en estudio, de 740 km<sup>2</sup>, posee 15 sensores, 4 pluviométricos y 11 limnimétricos, con transmisión automática cada 15 minutos. El registro de datos abarca desde el 01/07/2007 al 30/06/2010, es decir 3 años. La cuenca fue dividida en 10 subcuencas en correspondencia con los sensores limnimétricos, mientras que la precipitación asociada a cada subcuenca fue estimada por la metodología de Thiessen. Se consideraron aquellos eventos con una precipitación total mayor a 10 mm y aumento de nivel en la sección de medición superior a 10 cm; obteniendo así un promedio de 14 eventos por subcuenca. Los eventos resultantes, para cada subcuenca, fueron divididos en dos grupos; uno para entrenamiento y otro para validación de las RF. Se propusieron y analizaron tres familias de funciones: polinómica, exponencial y de Fourier. Se utilizaron como datos de entrada la precipitación y el nivel en un tiempo  $T_0$  para obtener los niveles a distintos horizontes de pronóstico, desde 1 hasta 6 horas como datos de salida.

Los resultados, en términos de niveles, fueron evaluados a través de los índices: coeficiente de determinación  $R^2$  y raíz del error cuadrático medio RMSE; así como en forma visual fueron comparadas las diferencias entre tiempo al pico pronosticado y observado, y entre nivel máximo pronosticado y observado. En general, los mejores resultados se obtuvieron para la función polinómica. Por otro lado, a medida que el horizonte de pronóstico aumenta la calidad de los pronósticos disminuye. Los resultados obtenidos hasta el presente son alentadores evidenciando la capacidad de 'aprendizaje' y reproducción de eventos de este tipo de modelo. Sin embargo, una duda latente es el comportamiento que tienen los mismos frente a eventos de mayor magnitud a los utilizados en la etapa de entrenamiento.

**Palabras clave:** sistemas de alerta, pronóstico de niveles, cuencas de llanura, redes funcionales

## INTRODUCCIÓN

La zona del Gran Rosario (sureste de la provincia de Santa Fe, Argentina) ha sido perturbada por diferentes eventos pluviométricos intensos en forma periódica, el último de ellos ocurrido en marzo de 2007. Este hecho sumado a la creciente presión sobre el uso de la tierra producto del cultivo de soja (*Glycine max*) y al desarrollo inmobiliario sin planificación, incrementan la vulnerabilidad de la población frente a las inundaciones. Razón por la cual la protección de vidas humanas, generalmente de sectores marginados asentados a la vera de los cursos de agua, y de bienes materiales adquiere cada vez mayor importancia. Grunfest (1995) indica que la concepción actual en el manejo de inundaciones, es decir en la reducción y mitigación de los daños producidos, necesita un enfoque multidisciplinario; no sólo científico sino también relacionado con cuestiones sociales, económicas y políticas.

Dentro de las acciones a implementar en el 'control' de inundaciones se encuentran medidas estructurales y no estructurales (Berga Casafont, 1995; Georgakakos et al., 1999). La principal diferencia entre ellas es que las primeras intervienen durante la formación y ocurrencia de los fenómenos al modificar las características hidrológicas e hidráulicas de la cuenca como por ejemplo la alteración de la cobertura vegetal o el ensanchamiento de cursos. Mientras que las segundas plantean la convivencia entre el hombre y el agua dentro de un determinado espacio geográfico a través de la disminución de los daños producidos por las inundaciones; pudiendo citar la regulación del uso del suelo o los sistemas de alerta contra inundaciones. A pesar de que históricamente la lucha contra las inundaciones se basó casi exclusivamente en el uso de medidas estructurales, en las últimas décadas varios autores coinciden en que la tendencia generalizada es el empleo de ambos tipos de medidas en forma conjunta (Berga Casafont, op cit; Tucci, 2002; Lekkas et al., 2004).

Los Sistemas de Alerta contra Inundaciones (SAI) pueden encuadrarse dentro del segundo grupo, siendo su objetivo el seguimiento continuo y pronóstico de las variables hidrológicas (principalmente lluvia y niveles) que pudieran provocar situaciones de riesgo para la población; siendo una importante herramienta de ayuda en los procesos de toma de decisión ante la emisión de alertas y eventuales evacuaciones (Dueñas Molina, 1995; Singh, 2005). En forma general, un SAI se compone de una red de sensores que recolectan datos hidrológicos, un sistema de transmisión de datos a tiempo real (vía radio, telefónica, fibra óptica o satelital) y un modelo matemático de pronóstico de niveles. Aldana Valverde (2002) indica las cualidades que debe alcanzar la modelación de sistemas de alerta para ser utilizada en tiempo real: sencillez de operación, precisión de resultados, tiempo de ejecución breve y capacidad de autocalibración de parámetros.

En cuanto a los modelos de pronóstico de niveles a emplear, éstos pueden ser distribuidos o concentrados (Hsu et al., 2003); los primeros, físicamente basados, pueden llegar a representar con mayor rigurosidad los procesos físicos desarrollados durante una crecida en todo punto de la cuenca (Ogden et al., 2000). Los principales requerimientos para su funcionamiento son el gran volumen de información de entrada, el recurso computacional demandado y el tiempo de cálculo. Respecto de los datos necesarios pueden mencionarse la topografía; las características geométricas, físicas e hidráulicas de los cursos, terraplenes y obras de arte; nivel de agua inicial en los cursos; pérdidas iniciales; hietograma neto y condición de borde en la sección de control. En cuanto al recurso computacional demandado, aunque hoy en día las computadoras han incrementado sustancialmente la capacidad de cálculo, si el nivel de detalle del modelo es elevado, el tamaño de los archivos aumenta y el tratamiento de los mismos se hace dificultoso. Por último, en cuencas con tiempos de concentración 'cortos' es necesario que el modelo de pronóstico resuelva el cálculo lo más rápidamente posible, hecho que al utilizar un modelo físicamente basado no siempre puede lograrse, especialmente en modelos con alto nivel de discretización.

Los modelos concentrados, o de tipo caja negra, tienen una concepción diferente ya que el pronóstico de caudales en tiempo real es una situación práctica, donde el objetivo es disponer de resultados lo más aproximados, incluso ignorando aspectos y componentes físicos del sistema estudiado (Hsu, Gupta y Sorooshian, 1995). Al no considerar los procesos físicos, relacionan la precipitación con el nivel de agua en los cursos de forma muy simplificada; sin embargo, esta sencillez es lo que hace que vayan ganando popularidad en su utilización para el pronóstico de crecidas, siempre que no se requiera modelar la estructura y funcionamiento interno de la cuenca y de los procesos físicos intervinientes. Entre los modelos más empleados destacan las redes neuronales (RN) y las redes funcionales (RF).

Las RN están compuestas por varias capas de neuronas, llamadas nodos, que se encuentran interconectadas por enlaces que utilizan diferentes pesos (parámetros). Generalmente las RN tienen una capa de entrada, una capa de salida y una o más capas intermedias ocultas. En las RN multicapa con flujo de la información hacia adelante, probablemente las de uso más extendido, la información pasa a través de la red en una única dirección; comenzando en la capa de entrada, moviéndose a la/s capa/s oculta/s y por último hacia la capa de salida. La transmisión entre cada capa se realiza por medio de los enlaces. La característica atractiva de las RN es la habilidad de 'aprender' en función de los datos de entrada y su potencial para describir el comportamiento de sistemas no lineales complejos (Bruen y Yang, 2005).

Por otra parte y dado que, según Castillo (1998), las RF pueden ser consideradas como una generalización de las RN, a continuación se presentan las principales diferencias entre ambos modelos. Primero, en las RN la topología es elegida por ensayo y error mientras que en las RF la topología es dependiente del problema, pudiendo ser simplificada mediante ecuaciones. Segundo, en las RN las funciones neuronales deben ser especificadas mientras que los pesos son ajustados en el proceso de entrenamiento; en contrapartida en las RF no es necesario especificar las funciones neuronales ya que éstas 'aprenden' a partir de los datos de entrada. Una tercera diferencia conceptual es que, en las RN todas las funciones neuronales son idénticas, univariadas y de un solo argumento; en tanto que en las RF las funciones neuronales pueden ser diferentes, multivariadas y de múltiples argumentos.

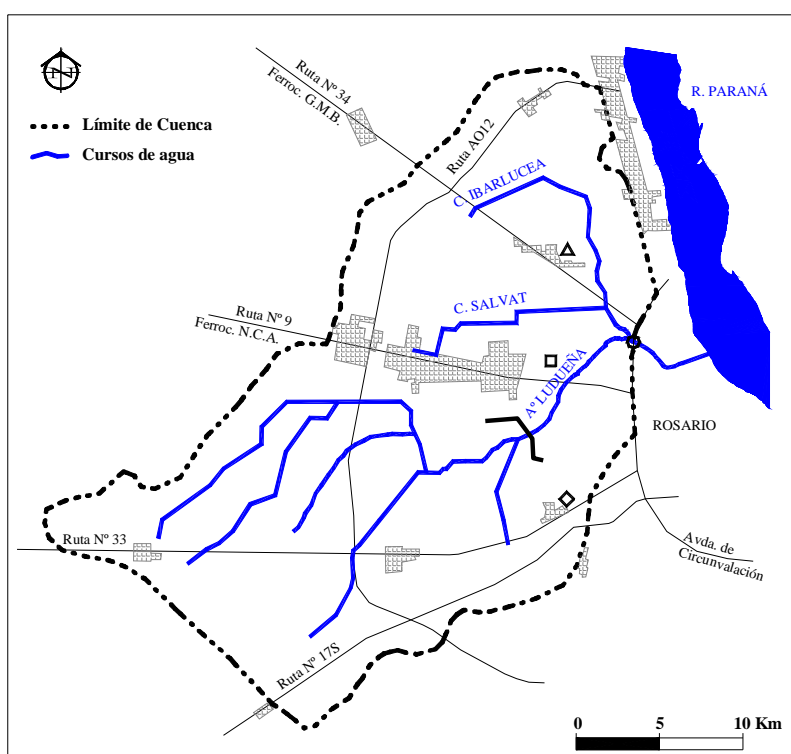
Son varios los trabajos publicados relativos a aplicaciones de modelos tipo caja negra al pronóstico de caudales para diferentes pasos de cálculo, desde anual hasta horario. Campolo et al. (1999) plantearon dos modelos de RN para estimar caudales en una cuenca de 1950 km<sup>2</sup>, tomando como variables de entrada los caudales previos y las precipitaciones horarias; obteniendo valores de R<sup>2</sup>=0.87 en calibración y de R<sup>2</sup>=0.80 en validación para 6 hs de antecedencia. Kothyari y Singh (1999) modelaron una cuenca de la India de 17157 Km<sup>2</sup>, con un modelo concentrado y paso de tiempo diario, utilizando 16 pluviómetros, tomando 6 eventos para calibración y 4 para validación, logrando resultados con valores de R<sup>2</sup>=0.79 y RMSE=837 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup> para calibración y R<sup>2</sup>=0.79 y RMSE=314 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup> para validación. Bruen y Yang (2005) emplearon redes neuronales y funcionales en dos cuencas urbanas y una rural, con pasos de tiempo de 5 min y 1 h respectivamente, demostrando la superioridad de las redes funcionales sobre las neuronales usando como indicador el R<sup>2</sup> (>0.95)

El objetivo del presente trabajo es evaluar la aplicación de diferentes modelos de redes funcionales al pronóstico de niveles en ciertas secciones características del arroyo Ludueña, un curso de llanura situado en la zona del Gran Rosario (sur de la provincia de Santa Fe, Argentina). Para ello serán propuestas y analizadas tres familias de funciones: polinómica, exponencial y de Fourier; siendo utilizados como datos de entrada la precipitación y el nivel limnimétrico en un tiempo t con el fin de obtener como datos de salida los niveles limnimétricos para varios tiempos de pronóstico, que abarcan desde 1 hasta 6 horas de antelación.

## MATERIALES Y MÉTODOS

### Cuenca de estudio

Localizada en el sureste de la provincia de Santa Fe, República Argentina, la cuenca del A° Ludueña se sitúa entre los paralelos 32° 45' y 33° 08' S y los meridianos 61° 04' y 60° 39' O (Figura 1). La red hídrica principal permanente se compone del A° Ludueña y los canales Ibarlucea y Salvat con sus tributarios, cuya longitud total es de 140 Km. En épocas lluviosas se agregan gran cantidad de pequeños cursos intermitentes incrementando la longitud de los cursos hasta alcanzar los 370 Km. El área de aporte es de 740 Km<sup>2</sup> y su elevación varía entre 70 m y 18 m sobre el nivel del mar. El caudal base del arroyo Ludueña es de 0.5 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup>, alcanzando los 80 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup> en crecidas ordinarias y caudales superiores a los 400 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup> en eventos extraordinarios con recurrencia mayor a los 50 años (Riccardi et al., 2002). El suelo predominante es de tipo arcilloso-limoso con permeabilidad moderada a moderadamente lenta (INTA, 1983), con pendiente media del orden de 2.5 m.Km<sup>-1</sup>. La precipitación media anual es de 960 mm (SMN, serie 1892-2008), registrándose el 68% en el período primavera-verano (octubre a marzo). La superficie ocupada por los centros urbanos se estima en 35 Km<sup>2</sup> (5% del área total); estando la región atravesada por numerosas vías de comunicación, tanto viales como ferroviarias, con una extensión aproximada de 220 Km. La agricultura constituye el principal uso del suelo, destacándose la producción de soja, maíz y trigo.



**Figura 1.** Cuenca del arroyo Ludueña

En esta cuenca, se han producido inundaciones en forma periódica, aproximadamente cada 20 años; entre las que cabe destacar el desborde del arroyo en el año 1986 que afectó unas 2000 ha y 80000 habitantes (Riccardi et al., 2001) y el evento del año 2007. Este importante evento, ocurrido entre los días 26 y 30 de marzo del 2007, produjo una lluvia media sobre la cuenca de 365 mm en 5 días ( $R > 500$  años). Así mismo, la tormenta estuvo asociada con una cota alta del río Paraná (cuerpo receptor del A° Ludueña) que actuó de tapón hidráulico; poniendo a prueba las obras de evacuación existentes (Riccardi, 2007).

La ocurrencia de inundaciones en el Gran Rosario ha llevado a las autoridades, a lo largo del tiempo, a ejecutar un conjunto de obras hidráulicas, ampliando la capacidad de evacuación desde  $75 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$  a  $285 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$  en prácticamente un lapso de 50 años (Scuderi et al., 2010). Conjuntamente, en el año 1996 se terminó de construir una presa de retención de crecidas, la cual regula el caudal del 53% del área de la cuenca. La creciente afectación que los eventos pluviométricos, asociados con el escurrimiento superficial, producen sobre la ciudadanía y los bienes materiales han alertado a las autoridades de que el saneamiento de la región no puede ser llevado a cabo solamente a través de obras estructurales, por lo que se comenzó a estudiar la implementación de obras no estructurales entre las que se pueden citar la generación de mapas de inundación para la regulación del uso del suelo (Riccardi, 1997; Riccardi et al., 1997 y 2001) y la implementación de una red telemétrica de sensores para medición de variables hidrológicas con vista a la creación de un sistema de monitoreo y de alerta contra crecidas.

### **Adquisición y procesamiento de datos**

El Ministerio de Aguas, Servicios Públicos y Medio Ambiente de la provincia de Santa Fe promovió a comienzos del año 2007 la instalación, en la cuenca del arroyo Ludueña, de 4 sensores pluviométricos (marca “Global Water”, modelo RG200, con boca de 6 pulgadas de diámetro y apreciación de 0,25 mm) y 11 limnimétricos (transductor de presión sumergible, marca “Global Water”, modelo WL400, rango de 0 a 30 pies y precisión de  $\pm 0,1\%$  de la escala completa) que transmiten en forma automática con intervalo de 15 minutos. Esta información junto con la actualización de las condiciones físicas e hidráulicas de la cuenca y la implementación de un modelo de pronóstico de niveles, constituyen el inicio para la puesta en marcha de un Sistema de Alerta contra inundaciones a tiempo real (Riccardi et al., 2008 y 2009).

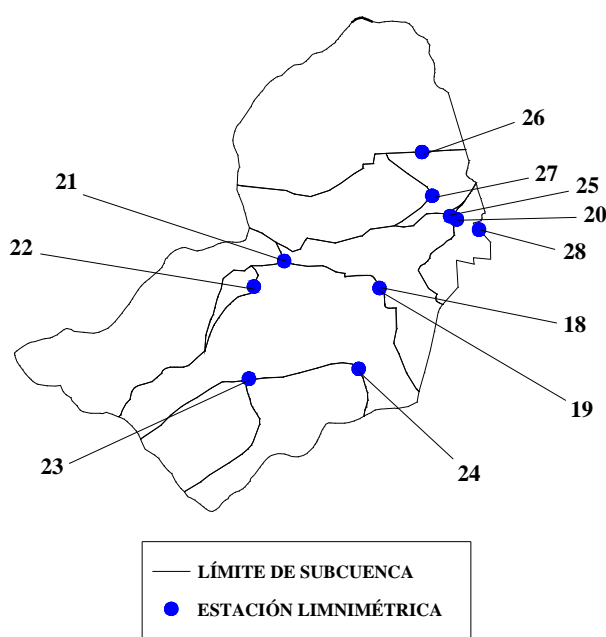
Para este trabajo se cuenta con un registro de datos pluviométricos y limnimétricos que abarca el período 01/07/2007 a 30/06/2010, es decir 3 años, cedido por el citado Ministerio. Los datos pluviométricos fueron contrastados, mediante el método de dobles acumulaciones, con la estación Rosario Aero (SMN) resultando que todas las estaciones remotas miden por debajo de la estación de testeo, en un rango que varía entre 19% y 44% en menos. Respecto de los sensores limnimétricos, algunos registros pudieron ser cotejados con reglas en ciertas secciones; sin embargo, los mismos han estado sometidos a situaciones de vandalismo como rotura de cables, robo de las fuentes de alimentación o de los propios sensores. En la Tabla 1 se presenta un detalle de los sensores utilizados donde se exhibe la denominación, el tipo y su posición dentro de la cuenca. Un análisis pormenorizado sobre el comportamiento de los sensores puede ser consultado en Scuderi et al. (2009). Si bien durante dicho lapso no se han registrado precipitaciones que pudieran ocasionar desbordes masivos en los cursos próximos a centros poblados, los eventos registrados han permitido probar la metodología propuesta para el pronóstico de niveles.

El procesamiento de los datos consistió en una primera etapa, en dividir la cuenca del arroyo Ludueña en subcuencas en correspondencia con el área de aporte de cada sensor limnimétrico. Para esta tarea fueron utilizadas las curvas de nivel espaciadas cada 1,25 m y considerados los terraplenes viales y ferroviarios, modificadores del escurrimiento. Un esquema de las subcuencas junto con los limnímetros asociados a cada una de ellas se representa en la Figura 2a. Una consideración respecto del número de limnímetros y subcuencas es que al haber 2 sensores (el 18 y el 19) uno aguas arriba y otro aguas abajo de la presa de retención de crecidas, y estar muy próximos uno del otro, son considerados como uno solo ya que las cuencas de aporte de los mismos son básicamente iguales. Por esta razón se tienen 11 limnímetros y 10 subcuencas.

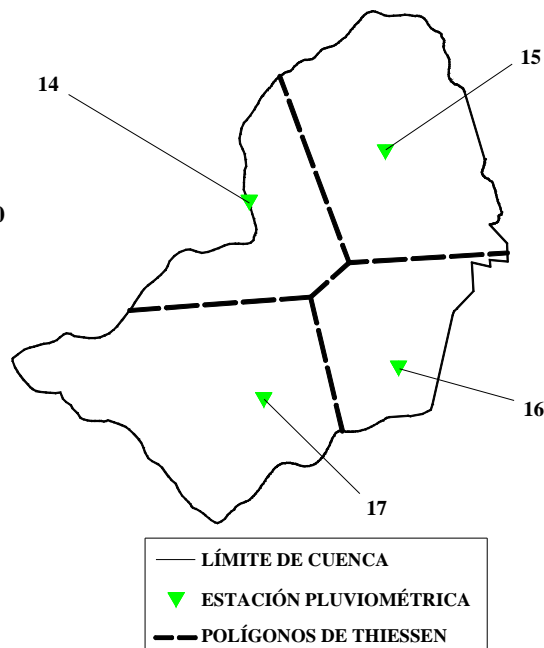
Una segunda actividad fue estimar el área de aporte de cada sensor pluviométrico, tarea que fue efectuada mediante la metodología de polígonos de Thiessen (Figura 2b). Siendo posteriormente calculada la contribución de cada área de aporte pluviométrico a las diferentes subcuencas a través de la intersección entre las respectivas áreas (Tabla 2).

**Tabla 1.** Descripción de sensores. Cuenca del arroyo Ludueña

Denominación	Registro	Latitud	Longitud	X (GKF5)	Y (GKF5)
14. Roldán	Lluvia	32° 53' 17.2" S	60° 54' 28.5" O	5415043	6361274
15. Ibarlucea	Lluvia	32° 51' 11.5" S	60° 47' 39.6" O	5425645	6365207
16. Pérez	Lluvia	33° 00' 19.4" S	60° 47' 04.5" O	5426671	6348335
17. Zavalla	Lluvia	33° 01' 38.0" S	60° 53' 50.0" O	5416183	6345856
18. Presa embalse	Nivel	32° 57' 05.4" S	60° 47' 22.8" O	5426158	6354320
19. Presa descarga	Nivel	32° 57' 02.8" S	60° 47' 21.1" O	5426215	6354406
20. Ludueña cauce ppal.	Nivel	32° 54' 06.9" S	60° 43' 19.7" O	5432427	6359877
21. Canal "Media Legua"	Nivel	32° 55' 52.2" S	60° 52' 20.1" O	5418434	6356514
22. Canal "De la Legua"	Nivel	32° 56' 58.7" S	60° 53' 54.5" O	5415985	6354446
23. Ludueña R33	Nivel	33° 01' 00.1" S	60° 54' 12.5" O	5415584	6346996
24. Canal "Pérez Peretti"	Nivel	33° 00' 36.5" S	60° 48' 29.2" O	5424476	6347794
25. Ibarlucea Camping	Nivel	32° 53' 59.1" S	60° 43' 41.3" O	5431886	6360134
26. Ibarlucea 34S	Nivel	32° 51' 09.5" S	60° 45' 07.2" O	5429606	6365321
27. Canal "Salvat"	Nivel	32° 53' 04.0" S	60° 44' 36.1" O	5430433	6361787
28. Embocadura	Nivel	32° 54' 34.1" S	60° 42' 11.2" O	5434223	6359051



**Figura 2a.** Subcuencas asociadas a limnímetros



**Figura 2b.** Área de aporte de pluviómetros

Luego de estas consideraciones se realizó un procedimiento de compatibilización entre datos de precipitación y niveles registrados, donde fueron definidos como eventos para este trabajo aquellas tormentas donde, para la cuenca considerada, fueron cumplidos los siguientes dos requisitos: la cantidad de precipitación total caída superó los 10 mm (en función del aporte teórico de cada pluviómetro obtenido en la forma citada anteriormente) y el nivel de agua en la sección estudiada registró un aumento de más de 10 cm. De esta forma se obtuvo una diferente cantidad de

eventos para cada subcuenca, que osciló entre 4 y 28 tormentas, con un valor medio de 14 eventos por unidad de estudio.

**Tabla 2.** Participación de pluviómetros en cada subcuenca

Subcuenca	14. Roldán	15. Ibarlucea	16. Pérez	17. Zavalla
18. Presa embalse	13.9	0.0	19.5	66.6
20. Ludueña cauce ppal.	17.1	30.6	15.8	36.5
21. Canal “Media Legua”	30.0	0.0	0.0	70.0
22. Canal “De la Legua”	72.0	0.0	0.0	28.0
23. Ludueña R33	0.0	0.0	0.0	100.0
24. Canal “Pérez Peretti”	0.0	0.0	22.0	78.0
25. Ibarlucea Camping	23.0	77.0	0.0	0.0
26. Ibarlucea 34S	21.0	79.0	0.0	0.0
27. Canal “Salvat”	40.0	60.0	0.0	0.0
28. Embocadura	16.5	31.3	16.8	35.4

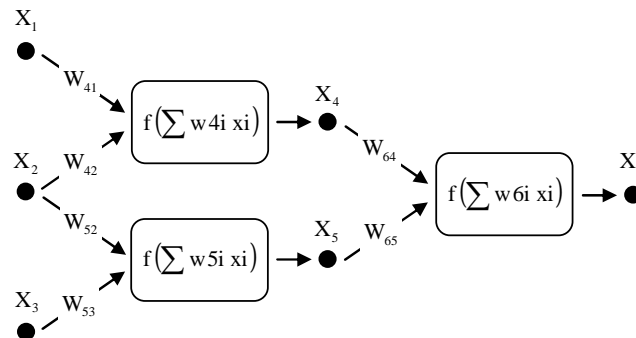
A partir de aquí, se continuó con la depuración de los registros, tanto de precipitaciones como de niveles. Un primer paso consistió en agregar las series de datos originales (suministradas cada 15 minutos) a un intervalo de tiempo de 1 hora, para ser utilizados en el proceso de cálculo. Los datos de precipitación, que se suministran en forma acumulada, fueron procesados para ser transformados en lluvia parcial precipitada en forma horaria. Los datos de niveles fueron representados gráficamente para detectar puntos anómalos de las series y eliminarlos, y por otro lado fue tenido en cuenta, para cada evento, el valor que cada limnógrafo registró para la situación de caudal base de manera de llevarlos a todos al mismo valor de referencia. Es decir, en cada estación limnimétrica, se eligió el nivel base que fue registrado para la mayor cantidad de eventos como nivel de referencia y los eventos que presentaron diferentes niveles fueron ‘corregidos’ sumando o restando un valor constante a los registros para igualar el valor de nivel en la situación de caudal base.

### **Redes Funcionales**

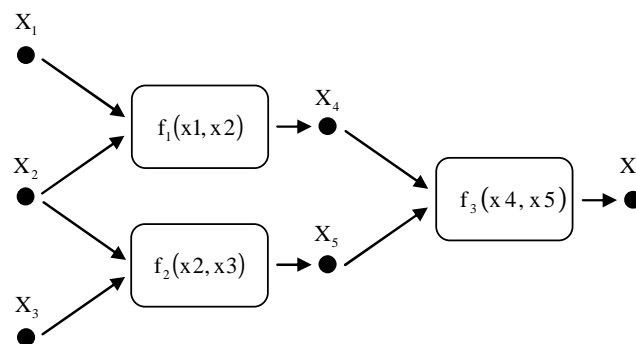
Según Castillo (1998) las redes funcionales (RF) constituyen una extensión de las redes neuronales (RN), las cuales han comenzado a ser empleadas con mayor énfasis en los últimos años en el área de los recursos hídricos. Lo que hace atractivo el uso de las RN es la habilidad de ‘aprender’ a partir de datos y su potencial para describir en forma precisa el comportamiento de sistemas no lineales complejos (Bruen y Yang, 2005), como el proceso de transformación de la lluvia en caudal. Las RN (Figura 3) están compuestas por neuronas dispuestas en diferentes capas conectadas a través de enlaces. Cada unidad de cómputo (o neurona) realiza un cálculo simple: una función  $f$  escalar típicamente monótona a partir de la suma ponderada de los datos de entrada. Las funciones  $f$  asociadas con las neuronas son fijadas y los pesos  $w$  son ‘aprendidos’ en función de los datos de entrada usando algoritmos. Uno de los elementos más importantes en las RN es el método de ‘aprendizaje’ junto con los algoritmos asociados.

En contraposición, las RF permiten a las funciones  $f$  ‘aprender’ y, de esta forma, suprimir los pesos. Adicionalmente, permiten que las funciones  $f$  sean multidimensionales, aunque, sin embargo, puede ser equivalente sustituir por funciones de variables individuales. Castillo (op cit.) indica los elementos que componen una RF (Figura 4): a) una capa de unidades de entrada, que contiene los datos de entrada; b) una capa de unidades de salida, que constituye la última capa y

contiene los datos de salida; c) una o varias capas de neuronas o unidades de cómputo, una neurona es una unidad de cómputo que evalúa un conjunto de valores de entrada provenientes de la capa anterior y produce un conjunto de valores de salida a la próxima capa; d) un conjunto de enlaces dirigidos, que conectan la capa de entrada a la primer capa de neuronas, neuronas de una capa a otras de la próxima capa, y la última capa de neuronas con la capa de salida. La dirección de la información se produce en una única dirección, desde la capa de entrada hacia la capa de salida.



**Figura 3.** Esquema típico de una red neuronal (RN)  
(Fuente: Bruen y Yang, 2005)



**Figura 4.** Esquema típico de una red funcional (RF)  
(Fuente: Bruen y Yang, 2005)

Castillo et al. (2001) citan las principales diferencias entre las RN y las RF:

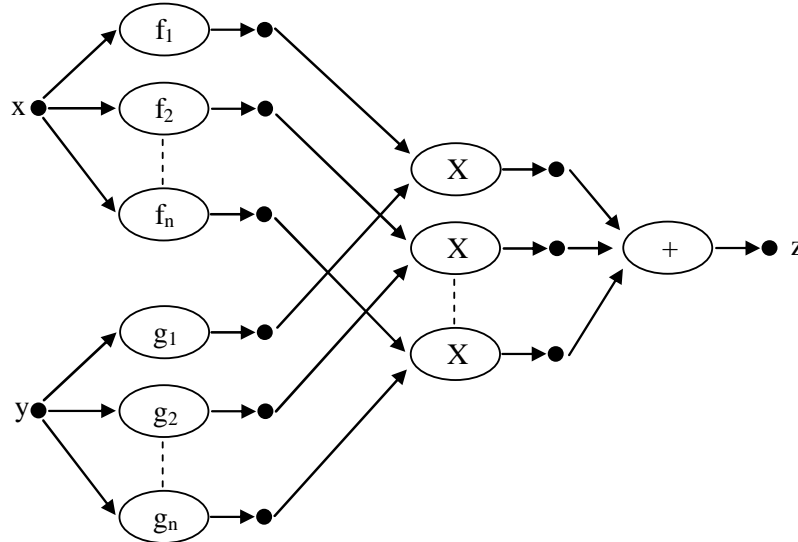
- la topología de las RN se elige entre varias topologías mediante ensayo y error. La topología inicial en las RF está dada o definida por el problema, pudiendo ser simplificada usando ecuaciones funcionales;
- en las RN estándar las funciones neuronales están dadas y algunos pesos son ‘aprendidos’. En las FN no es necesario especificar las funciones neuronales ya que las mismas pueden ser ‘aprendidas’ a partir de los datos;
- en las RN estándar todas las funciones neuronales son idénticas, univariadas y de un solo argumento (una suma ponderada de los valores de entrada). Mientras que en las FN las funciones neuronales pueden ser diferentes, multivariadas y/o de múltiples argumentos;
- en las FN podemos conectar las salidas de diferentes neuronas para forzar su coincidencia. Esta estructura no es posible en las RN estándar porque no existen capas intermedias y este tipo de conexión no está permitida;
- las FN no están limitadas a ser una combinación lineal de los datos de entrada.

En este trabajo será utilizado un esquema de red funcional simple separable con dos variables de entrada y una de salida, como el que se esquematiza en la Figura 5. La relación entre las variables  $x$ ,  $y$  y  $z$  puede ser establecida matemáticamente por la ecuación 1:



$$z = F(x, y) = \sum_{i=1}^n f_i(x)g_i(y) \quad [1]$$

donde  $x$  e  $y$  son las variables de entrada,  $z$  es la variable de salida y  $f_i$  y  $g_i$  son las funciones neuronales a calcular.



**Figura 5.** Arquitectura de una RF separable con dos entradas y una salida  
(Fuente: Castillo y Gutiérrez, 1998)

Como en las RN, el entrenamiento es un paso importante en la aplicación de una RF. El proceso de entrenamiento consiste en obtener las funciones  $f$  y  $g$  a partir de los datos de entrada y es, en la práctica, equivalente al proceso de calibración de un modelo hidrológico convencional. Las funciones neuronales  $f$  y  $g$  pueden ser expresadas según la ecuación 2 (Bruen y Yang, 2005):

$$\hat{f}(x) = \sum_{j=1}^p a_j \varphi_j(x) \quad , \quad \hat{g}(y) = \sum_{j=p+1}^{p+q} a_j \varphi_{j-p}(y) \quad [2]$$

en que los coeficientes  $a_j$  son los parámetros de las funciones neuronales  $\varphi_j$  que serán ‘aprendidos’ durante el proceso de entrenamiento de la red, y  $p$  y  $q$  son los órdenes de cada familia de funciones.

El objetivo durante el entrenamiento es minimizar una función de error que contempla la diferencia entre el valor calculado por el modelo y el valor medido. La función objetivo usada es la suma de los errores cuadráticos, pudiendo ser escrita como se muestra en la ecuación 3 (Bruen y Yang, op cit.):

$$FO = \sum_{i=1}^k \hat{e}^2 = \sum_{i=1}^k [z_i - \hat{f}(x_i) - \hat{g}(y_i)]^2 = \sum_{i=1}^k \left[ z_i - \sum_{j=1}^p a_j \varphi_j(x_i) - \sum_{j=p+1}^{p+q} a_j \varphi_{j-p}(y_i) \right]^2 \quad [3]$$

Castillo y Gutiérrez (1998) demostraron que para lograr una representación única de la red es necesario dar un valor inicial a alguna de las funciones neuronales. En este caso pueden utilizarse cualquiera de las dos condiciones iniciales:  $f(x_0) = u$  o  $g(y_0) = v$ . Este término se agrega a la función objetivo, quedando como se presenta en la ecuación 4 (Bruen y Yang, op cit.):

$$FO = \sum_{i=1}^k \left[ z_i - \sum_{j=1}^p a_j \phi_j(x_i) - \sum_{j=p+1}^{p+q} a_j \phi_{j-p}(y_i) \right]^2 + c \cdot \left[ \sum_{j=1}^p a_j \phi_j(x_0) - u \right] \quad [4]$$

siendo k la cantidad de datos de entrenamiento y c una constante. La resolución de la función objetivo FO es equivalente a resolver un conjunto de derivadas de FO respecto de los parámetros  $a_j$  y del multiplicador c, obteniendo un sistema de  $p+q+1$  ecuaciones lineales donde los coeficientes a calcular son los parámetros  $a_j$  y la constante c. Para conocer con mayor detalle el análisis matemático consultar Bruen y Yang (2005).

Las funciones neuronales propuestas para ser utilizadas en este trabajo fueron las familias de funciones polinómica, exponencial y de Fourier; siendo las mismas detalladas en las ecuaciones 5 a 7 respectivamente.

$$\Phi_1 = \{1, x, x^2, \dots, x^n\} \quad [5]$$

$$\Phi_2 = \{1, e^x, e^{-x}, e^{2x}, e^{-2x}, \dots, e^{nx}, e^{-nx}\} \quad [6]$$

$$\Phi_3 = \{1, \text{sen}x, \cos x, \text{sen}(2x), \cos(2x), \dots, \text{sen}(nx), \cos(nx)\} \quad [7]$$

donde n es el máximo orden de las familias de funciones.

### **Software utilizado**

El software fue desarrollado en lenguaje Fortran, siendo programadas tres redes funcionales en correspondencia con cada familia de funciones mencionadas anteriormente. Los datos de entrada necesarios están constituidos por la precipitación asociada a la subcuenca en donde se encuentra la estación limnimétrica y el nivel limnimétrico registrado en la misma; ambos con paso de tiempo horario. Estos datos de entrada se disponen en un archivo por cada tormenta identificado con la fecha de la misma y en un archivo donde se especifica la cantidad de eventos acontecidos en la estación limnimétrica considerada y donde se listan los eventos en forma cronológica. La arquitectura del software puede ser representada en diferentes bloques o tareas que responden a la siguiente descripción:

a) Selección de eventos para calibración y validación: el programa lee la cantidad de eventos asociados con la estación limnimétrica que se está analizando y los divide en dos grupos, uno para calibración de la red y otro para validación de la misma. La forma que se eligió para hacer esta discriminación fue ordenar los eventos en forma cronológica y seleccionar los que se hallan en orden impar para el grupo de calibración y los que se encuentran en orden par para el grupo de validación.

b) Tiempo de pronóstico y armado de archivo para calibración: el programa pregunta al usuario el tiempo de pronóstico deseado y crea un único archivo con todos los eventos que fueron seleccionados para la operación de calibración. Los datos del archivo de calibración tienen el mismo paso de tiempo que el tiempo de pronóstico elegido; es decir si se eligió un tiempo de pronóstico de 1 hora los datos estarán cada 1 hora, mientras que si se elige un tiempo de pronóstico de 5 horas, el paso de tiempo de los datos de entrada para calibración son agregados cada 5 horas.

c) Preparación de matrices y vectores: se calculan los términos de las matrices y los vectores según la familia funcional elegida (polinómica, exponencial o de Fourier).

d) Resolución del sistema de ecuaciones: las ecuaciones son resueltas mediante una subrutina que utiliza la técnica de la eliminación Gaussiana y el máximo pivote desarrollada por Chapman.

e) Generación de archivos de salida durante la calibración: se generan dos archivos de salida, un archivo donde se especifican los términos de la matriz de resolución, el vector de términos independientes y el vector de coeficientes resultado; y un segundo archivo con los niveles en la estación limnimétrica en estudio según el tiempo de pronóstico seleccionado (desde 1 h hasta 6 hs).

f) Cálculo de niveles en etapa de validación del modelo: utilizando el vector de coeficientes resultado son calculados los niveles limnimétricos empleando la serie de eventos que fueron considerados para validación.

### **Evaluación de la performance de los modelos**

No existe un único parámetro que tenga consenso general para la selección de un modelo sobre otro. En este caso, los parámetros utilizados para evaluar la performance de cada familia de funciones fueron; el coeficiente de determinación ( $R^2$ ), la raíz del error cuadrático medio (RMSE), y en forma visual la forma de los limnigramas y la diferencia entre tiempo al pico pronosticado y observado, y entre nivel máximo pronosticado y observado. En las ecuaciones 8 y 9 presentan los primeros dos parámetros mencionados anteriormente:

$$R^2 = \left\{ \frac{\sum [(Ho_i - Ho) \cdot (Hp_i - Hp)]}{\sqrt{\sum (Ho_i - Ho)^2} \cdot \sqrt{\sum (Hp_i - Hp)^2}} \right\}^2 \quad [8]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \left[ \sum_1^n (Ho_i - Hp_i)^2 \right]} \quad [9]$$

con  $Ho_i$  valor observado en el tiempo  $i$ ,  $Ho$  valor medio de los valores observados en el periodo analizado,  $Hp_i$  valor pronosticado en el tiempo  $i$ ,  $Hp$  valor medio de los valores pronosticados en el periodo analizado y  $n$  la cantidad de mediciones  $i$  registradas durante la realización del pronóstico.

## **RESULTADOS**

A continuación se presentan los resultados obtenidos que surgen de la aplicación de las diferentes redes funcionales propuestas para tiempos de pronóstico entre 1 h y 6 hs de antelación. En la Tabla 3 se muestran para cada estación limnimétrica (o subcuenca asociada) el área de aporte, la cantidad de eventos totales, la cantidad de eventos seleccionados para calibración y la cantidad de tormentas utilizadas para validación.

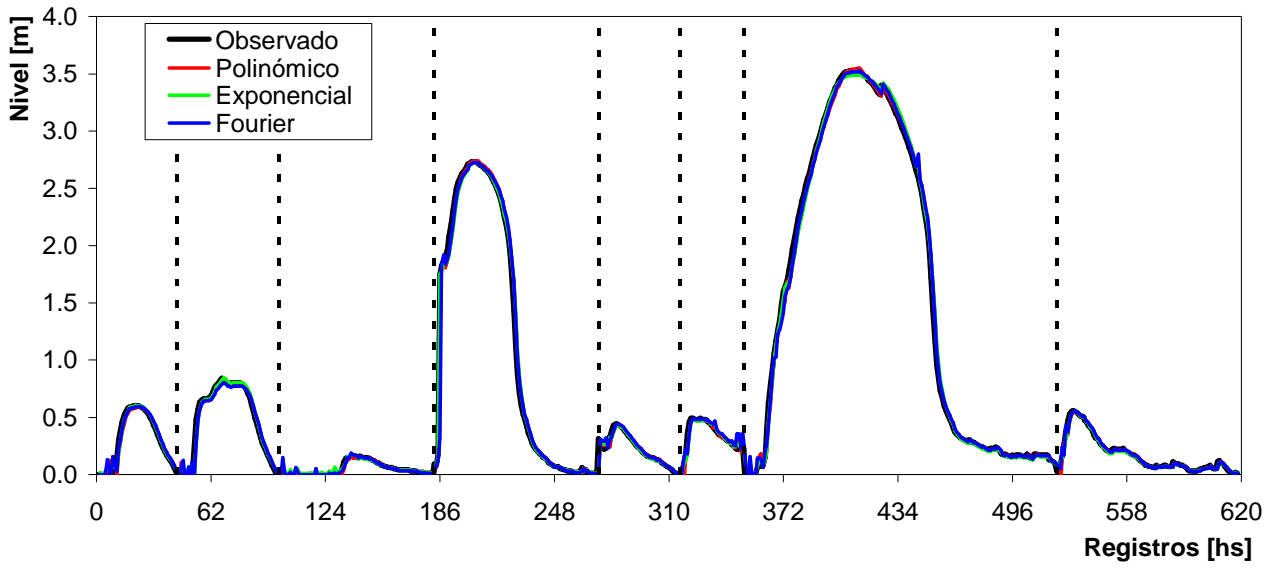
**Tabla 3.** Cantidad de eventos utilizados para calibración y validación en cada subcuenca

Subcuenca	superficie [km <sup>2</sup> ]	eventos	calibración	validación
18. Presa embalse	384	15	8	7
20. Ludueña cauce principal	704	4	2	2
21. Canal "Media Legua"	60	9	5	4
22. Canal "De la Legua"	36	13	7	6
23. Ludueña R33	53	9	5	4
24. Canal "Pérez Peretti"	71	25	13	12
25. Ibarlucea Camping	262	12	6	6
26. Ibarlucea 34S	178	15	8	7
27. Canal "Salvat"	17	11	6	5
28. Embocadura	710	28	14	14

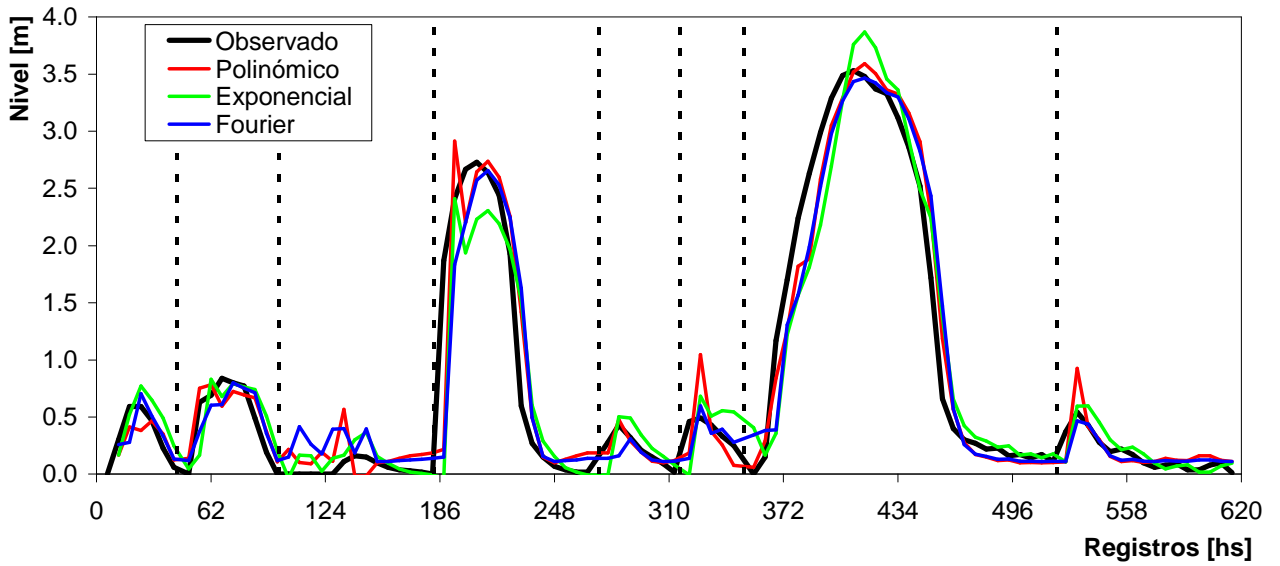
Por cuestiones de espacio, se presentan solamente los resultados correspondientes a las cuatro estaciones limnimétricas que registraron el mayor número de eventos, las mismas son las estaciones 18, 24, 26 y 28 (mayor a 14 eventos). Las figuras 6 a 9 corresponden al sensor 18 Presa embalse. En las mismas se representa para cada una de las familias de funciones neuronales empleadas (polinómica, exponencial y de Fourier) la que mejor ajustó (en términos del coeficiente de determinación  $R^2$ ) tanto para la etapa de calibración como para la de validación del modelo. Este procedimiento fue calculado para diferentes tiempos de pronóstico, desde 1 h hasta 6 hs; aunque aquí se representan dos tiempos de pronóstico, 1 h y 6 hs. Dado que se muestran dos tiempos de pronóstico para la situación de calibración y dos para la situación de validación, corresponden cuatro figuras por cada sensor. Las líneas discontinuas separan diferentes eventos, en color negro se representa el limnigrama observado, en rojo el limnigrama obtenido por la aproximación polinómica, en verde el producto de la aproximación exponencial y en azul los resultados que surgen de la aproximación de Fourier.

Las tablas 4 y 5 corresponden al sensor 18 Presa embalse, en las mismas se transcriben los valores del coeficiente de determinación ( $R^2$ ) y de la raíz del error cuadrático medio (RMSE) respectivamente. Cada tabla contiene el valor del parámetro mencionado para los distintos tiempos de pronóstico (desde 1 h hasta 6 hs) para las etapas de calibración y validación y para las tres aproximaciones (polinómica, exponencial y Fourier). El valor  $n$  representa el grado de aproximación (es decir la cantidad de términos más uno) de la familia funcional, por ejemplo  $n = 3$  significa para la aproximación polinómica  $a + b.x + c.x^2 + d.x^3$ , para la exponencial  $a + b.exp(x) + c.exp(-x) + d.exp(2x)$ , y para Fourier  $a + b.sen x + c.cos x + d.sen (2x)$ . Las figuras 10 y 11 grafican los valores representados en las tablas 4 y 5, es decir los parámetros coeficiente de determinación ( $R^2$ ) y raíz del error cuadrático medio (RMSE) en función del tiempo de pronóstico (de 1 a 6 hs), para calibración y validación de las distintas familias de funciones (polinómica, exponencial y Fourier).

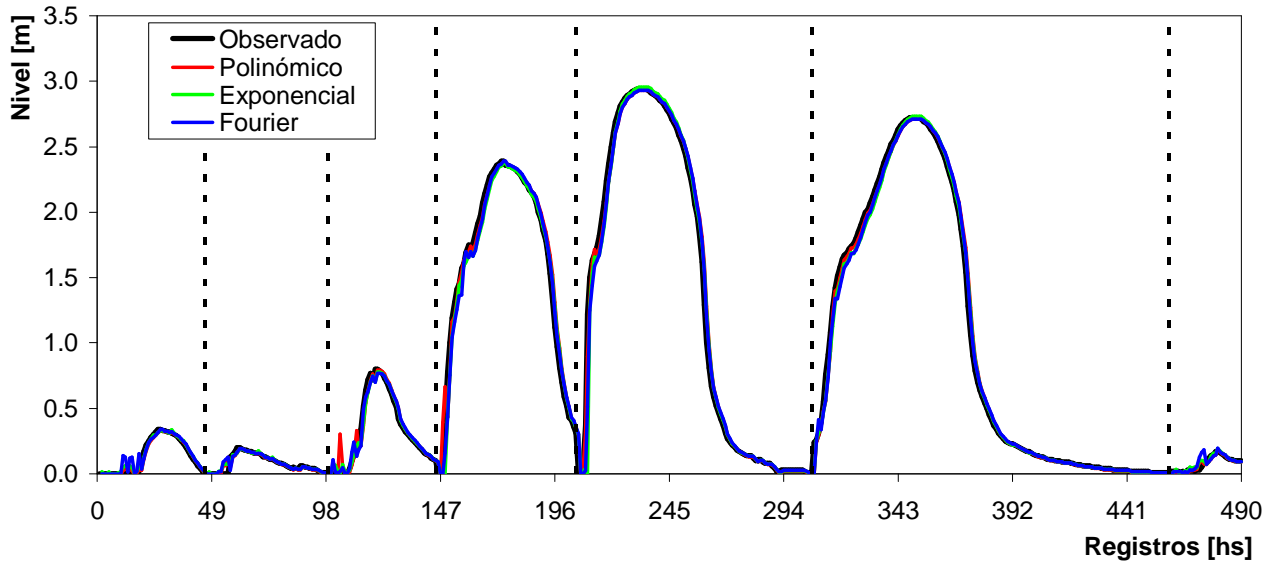
Las figuras 12 a 15, junto con las tablas 6 y 7 y las figuras 16 y 17 corresponden al sensor 24 canal Pérez Peretti; mientras que las figuras 18 a 21, las tablas 8 y 9 y las figuras 22 y 23 pertenecen al sensor 26 Ibarlucea 34S; y por último las figuras 24 a 27, las tablas 10 y 11 y las figuras 28 y 29 corresponden al sensor 28 Embocadura.



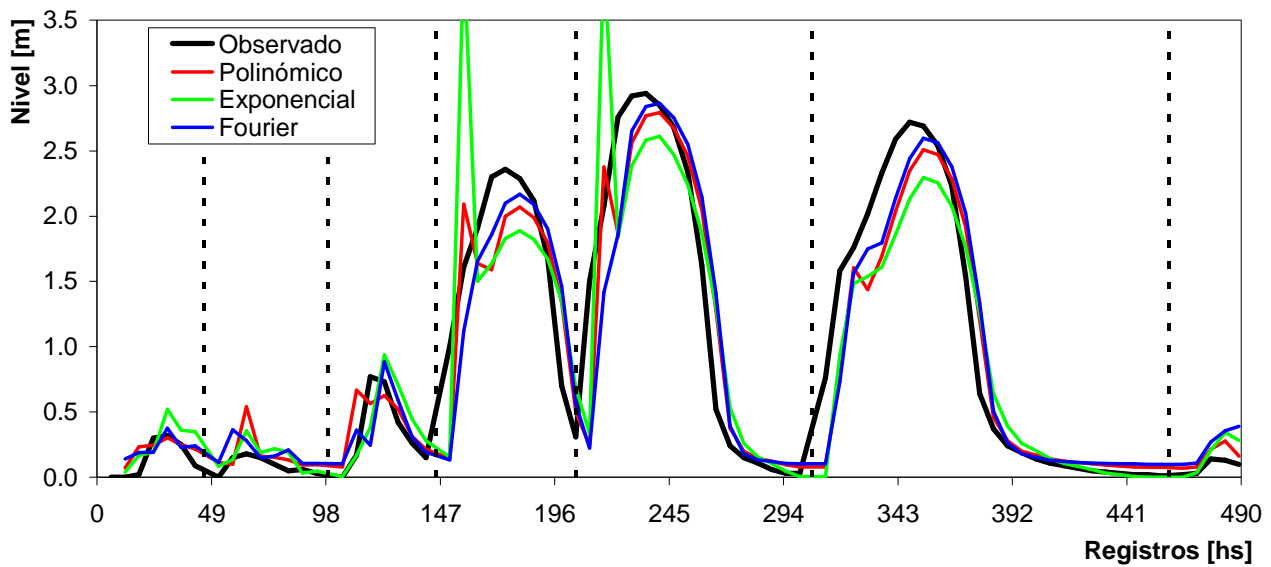
**Figura 6.** Sensor 18 Presa embalse. Tiempo de pronóstico +1 h. Calibración (8 eventos)



**Figura 7.** Sensor 18 Presa embalse. Tiempo de pronóstico +6 h. Calibración (8 eventos)



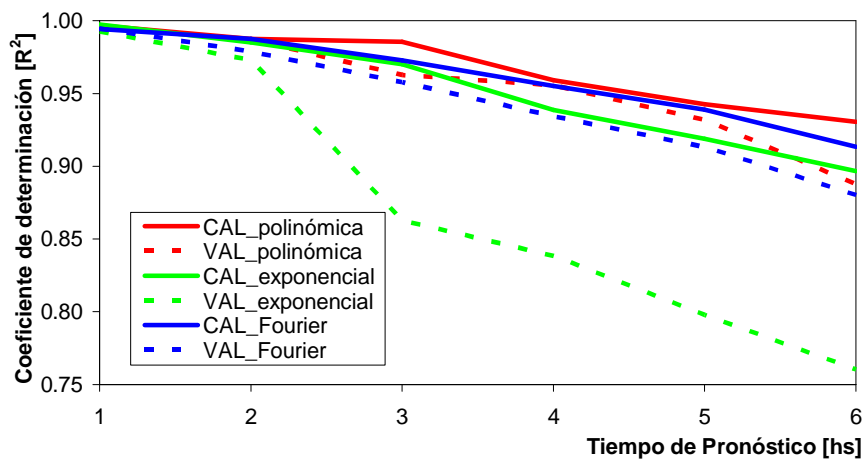
**Figura 8.** Sensor 18 Presa embalse. Tiempo de pronóstico +1 h. Validación (7 eventos)



**Figura 9.** Sensor 18 Presa embalse. Tiempo de pronóstico +6 h. Validación (7 eventos)

**Tabla 4.** Coeficientes de determinación  $R^2$ . Sensor 18 Presa embalse

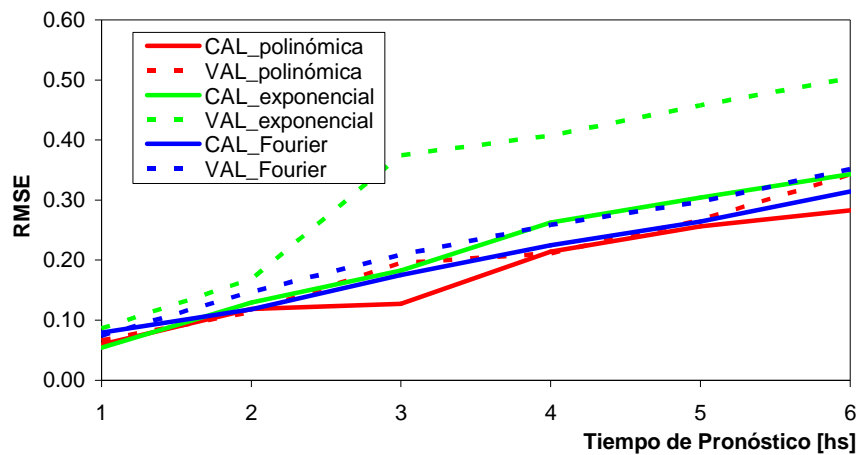
T	Polinómico				Exponencial				Fourier			
	calibración		validación		calibración		validación		calibración		validación	
	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$
1	6	0.997	1	0.996	4	0.997	6	0.993	6	0.994	6	0.995
2	6	0.987	1	0.987	4	0.985	3	0.973	6	0.987	3	0.979
3	6	0.986	1	0.963	2	0.970	2	0.863	6	0.973	6	0.958
4	5	0.959	1	0.956	2	0.939	2	0.838	6	0.955	4	0.934
5	5	0.943	2	0.932	2	0.919	2	0.798	6	0.939	4	0.913
6	6	0.930	2	0.888	2	0.897	2	0.760	6	0.913	5	0.880



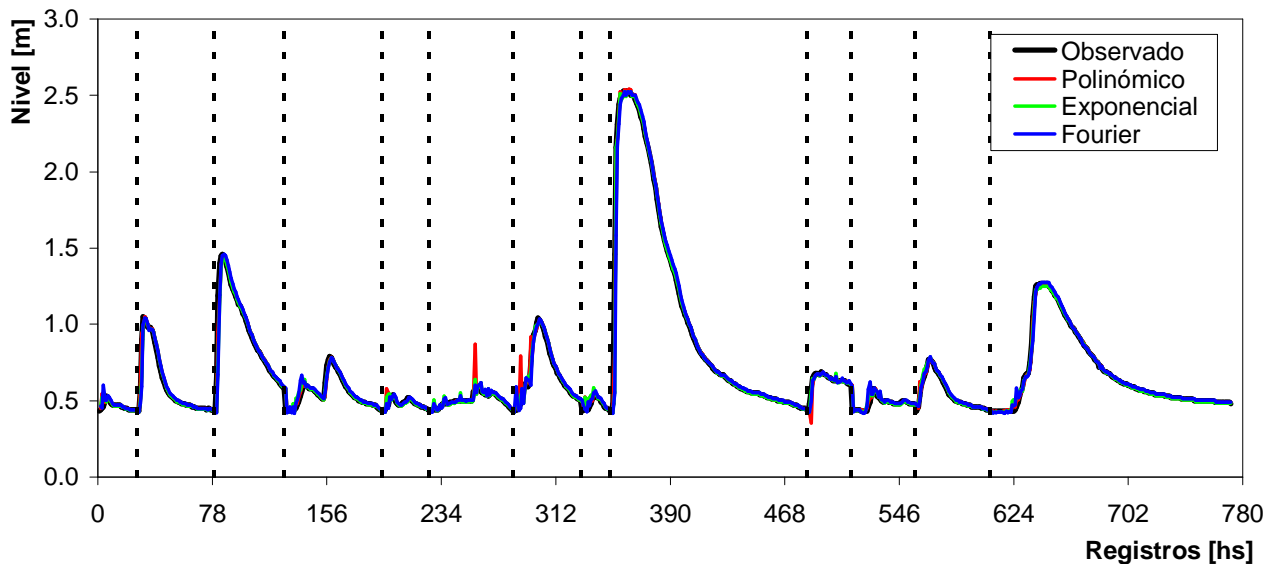
**Figura 10.** Coeficientes de determinación  $R^2$ . Sensor 18 Presa embalse

**Tabla 5.** Raíz del error cuadrático medio RMSE. Sensor 18 Presa embalse

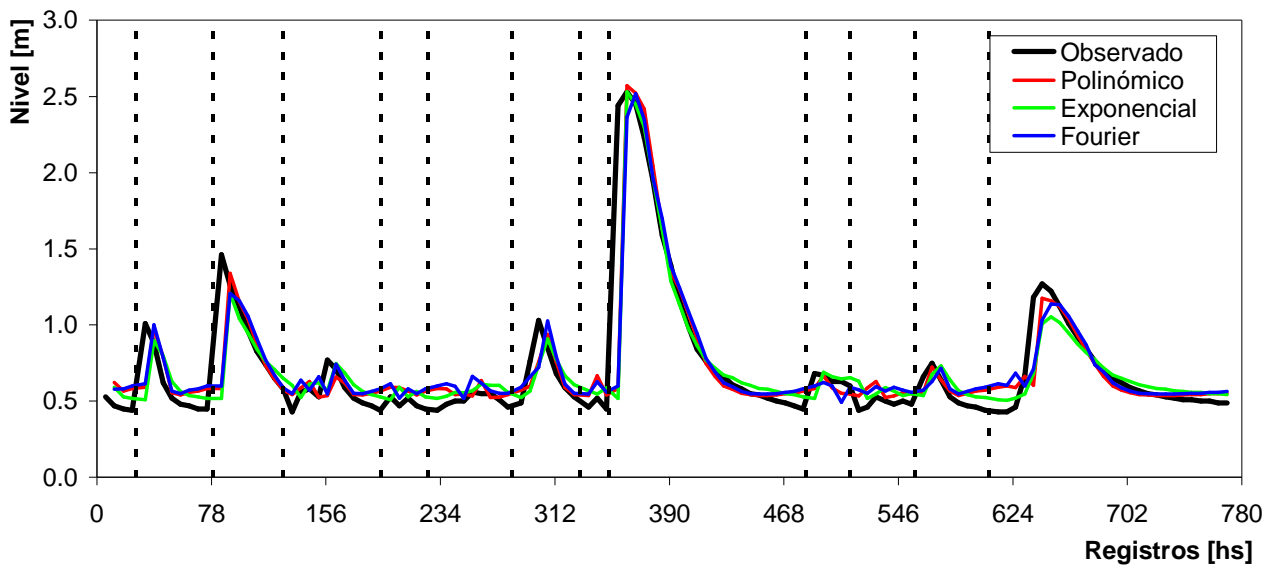
T	Polinómico				Exponencial				Fourier			
	calibración		validación		calibración		validación		calibración		validación	
	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE
1	6	0.060	1	0.067	4	0.054	6	0.086	6	0.079	6	0.074
2	6	0.119	1	0.114	4	0.129	3	0.168	6	0.119	3	0.147
3	6	0.127	1	0.195	2	0.183	2	0.374	6	0.175	6	0.209
4	5	0.214	1	0.212	2	0.263	2	0.407	6	0.225	4	0.259
5	5	0.256	2	0.267	2	0.304	2	0.458	6	0.264	4	0.297
6	6	0.283	1	0.342	2	0.343	2	0.503	6	0.314	5	0.352



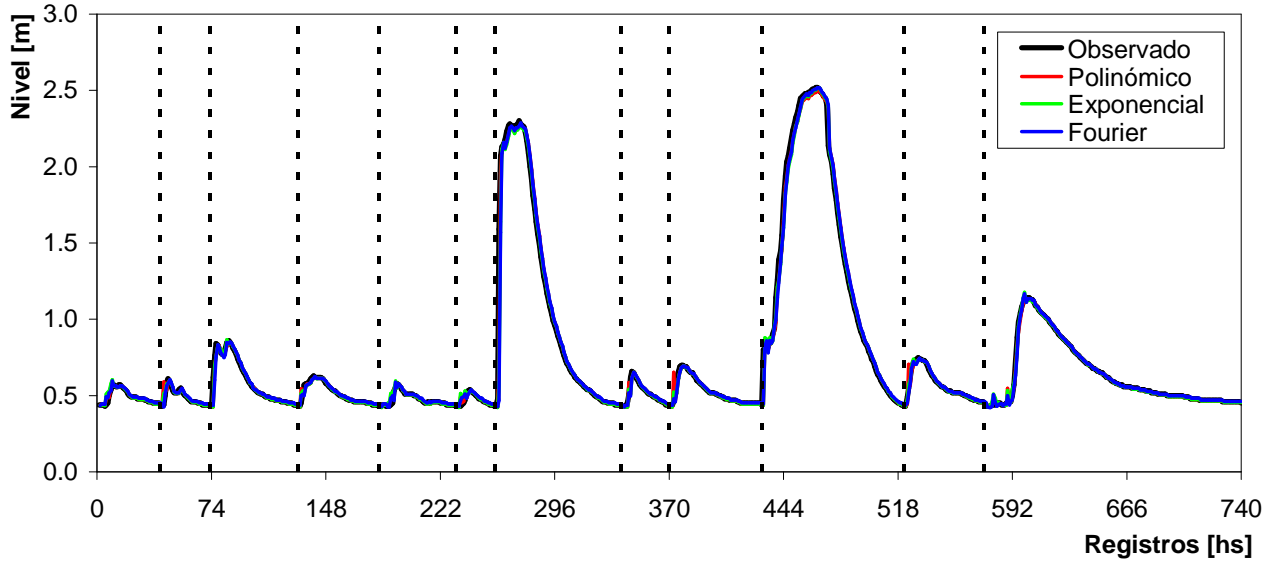
**Figura 11.** Raíz del error cuadrático medio RMSE. Sensor 18 Presa embalse



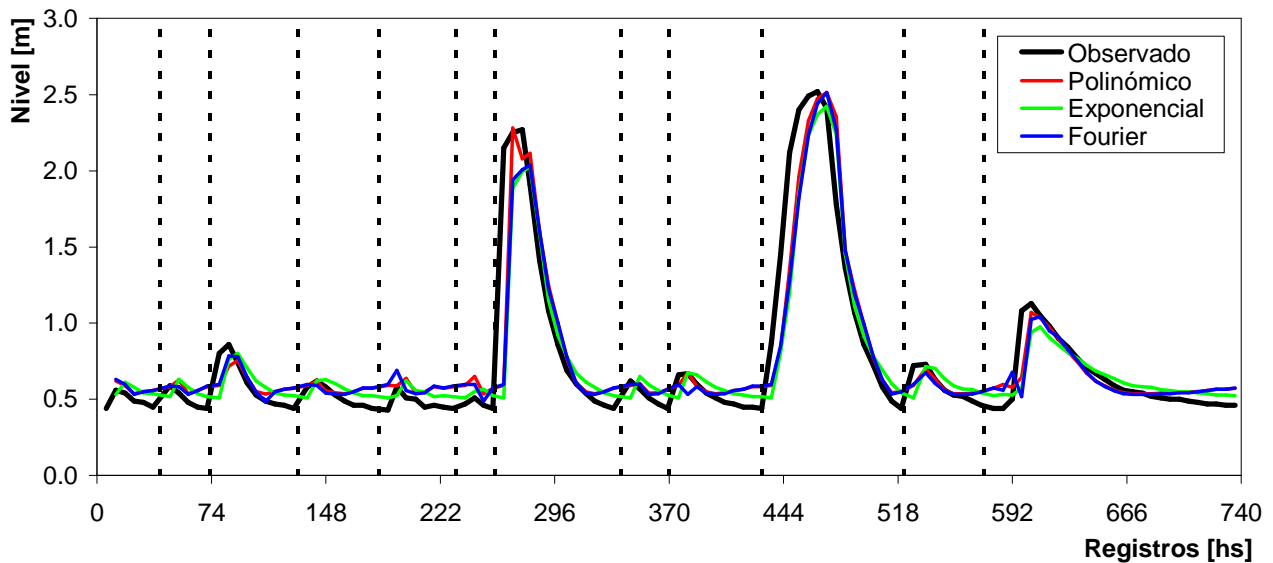
**Figura 12.** Sensor 24 canal “Pérez Peretti”. Tiempo de pronóstico +1 h. Calibración (13 eventos)



**Figura 13.** Sensor 24 canal "Pérez Peretti". Tiempo de pronóstico +6 h. Calibración (13 eventos)



**Figura 14.** Sensor 24 canal "Pérez Peretti". Tiempo de pronóstico +1 h. Validación (12 eventos)

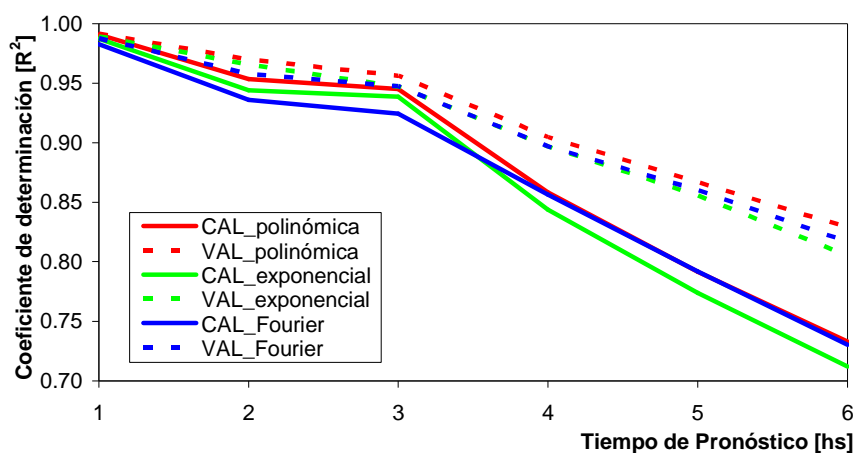


**Figura 15.** Sensor 24 canal "Pérez Peretti". Tiempo de pronóstico +6 h. Validación (12 eventos)



**Tabla 6.** Coeficientes de determinación  $R^2$ . Sensor 24 canal Pérez Peretti

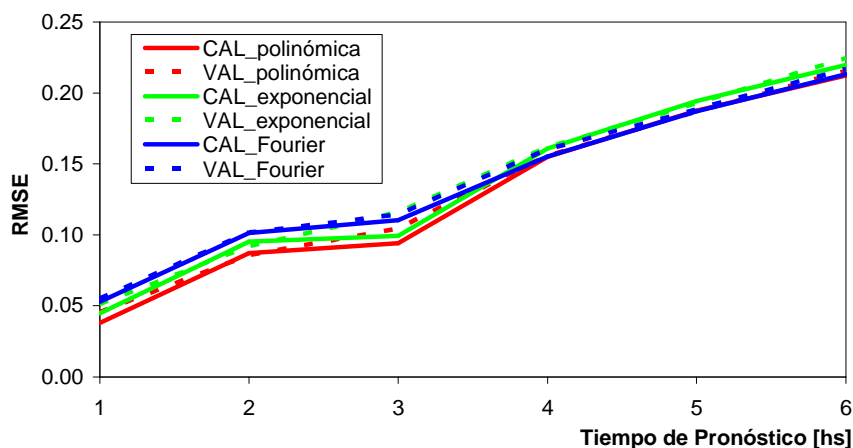
T	Polinómico				Exponencial				Fourier			
	calibración		validación		calibración		validación		calibración		validación	
	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$
1	5	0.991	1	0.992	4	0.988	4	0.989	6	0.983	3	0.988
2	5	0.954	3	0.970	4	0.944	3	0.966	6	0.936	6	0.958
3	5	0.945	5	0.956	2	0.939	2	0.947	6	0.924	3	0.947
4	5	0.858	5	0.905	2	0.844	2	0.897	6	0.857	3	0.897
5	5	0.792	5	0.867	2	0.774	2	0.855	6	0.792	5	0.860
6	5	0.733	5	0.829	2	0.712	2	0.805	6	0.730	5	0.816



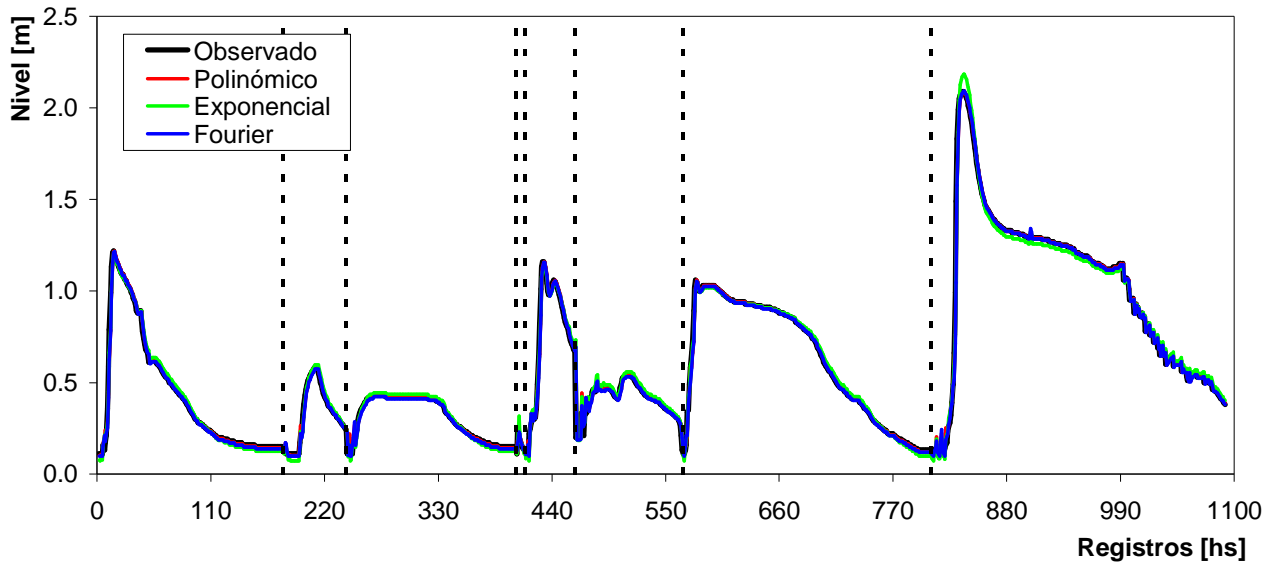
**Figura 16.** Coeficientes de determinación  $R^2$ . Sensor 24 canal Pérez Peretti

**Tabla 7.** Raíz del error cuadrático medio RMSE. Sensor 24 canal Pérez Peretti

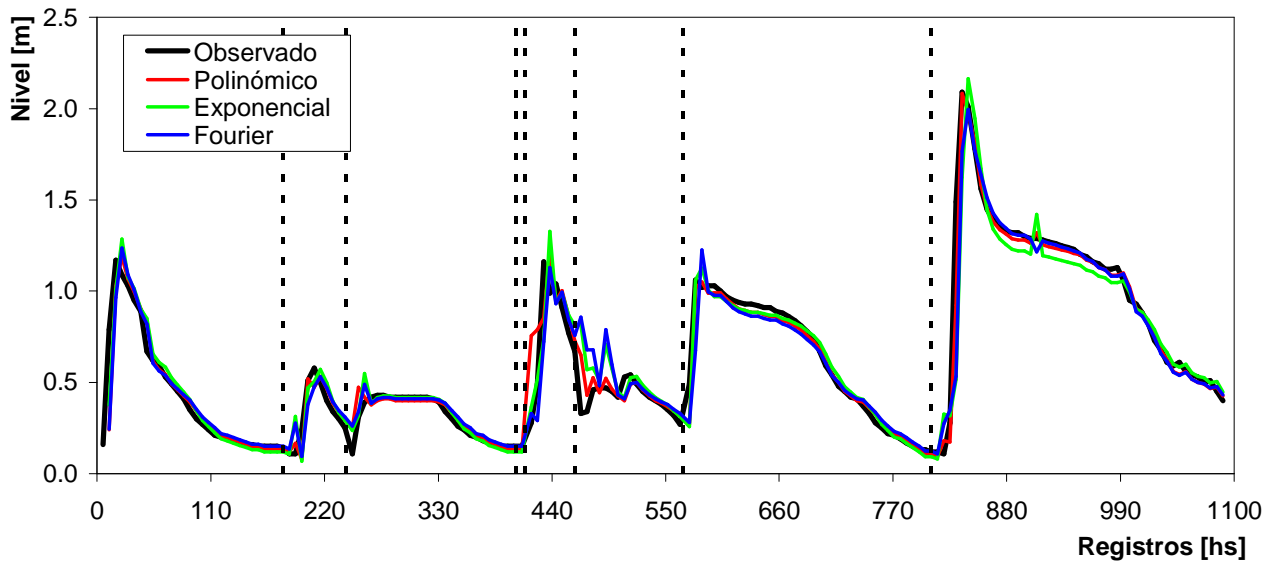
T	Polinómico				Exponencial				Fourier			
	calibración		validación		calibración		validación		calibración		validación	
	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE
1	5	0.038	1	0.046	4	0.045	4	0.051	6	0.053	3	0.055
2	4	0.087	3	0.086	4	0.095	3	0.092	6	0.102	6	0.102
3	4	0.094	5	0.105	2	0.100	2	0.116	6	0.111	3	0.114
4	4	0.155	3	0.156	2	0.161	2	0.162	5	0.155	3	0.160
5	4	0.187	3	0.187	2	0.194	2	0.193	6	0.187	5	0.189
6	5	0.213	3	0.216	2	0.220	2	0.224	5	0.213	5	0.217



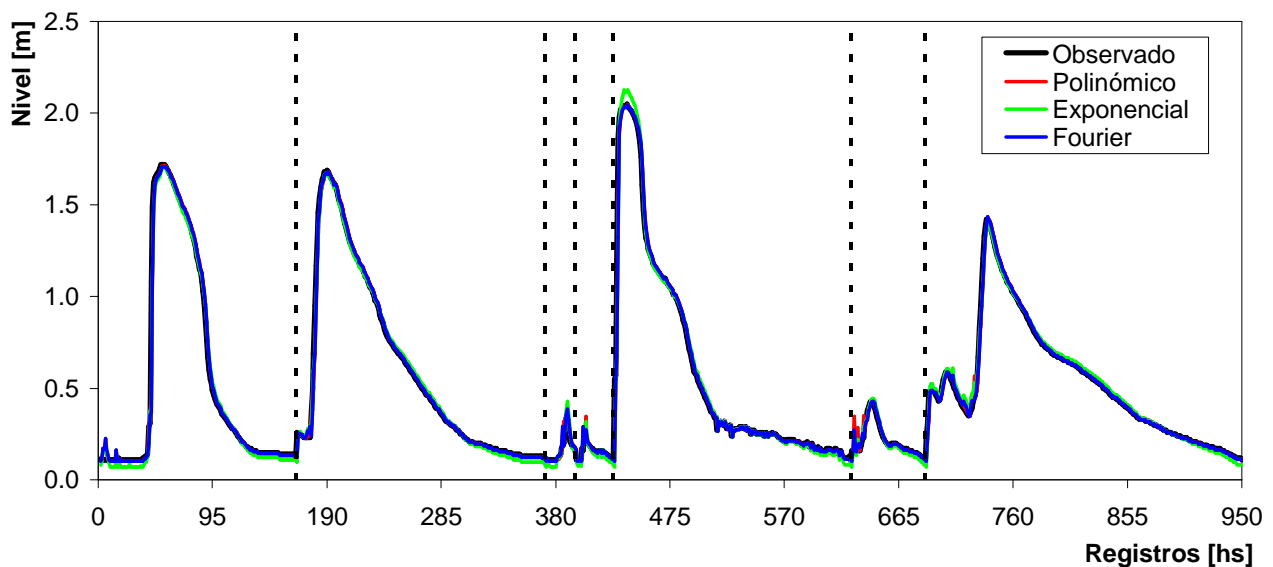
**Figura 17.** Raíz del error cuadrático medio RMSE. Sensor 24 canal Pérez Peretti



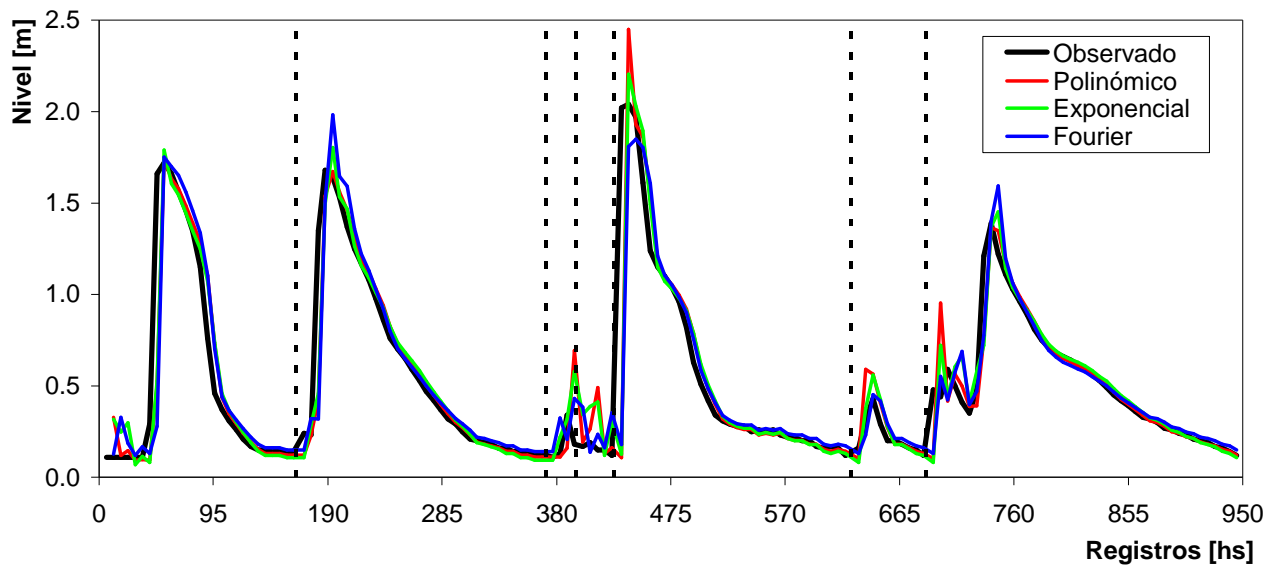
**Figura 18.** Sensor 26 Ibarlucea 34-S. Tiempo de pronóstico +1 h. Calibración (8 eventos)



**Figura 19.** Sensor 26 Ibarlucea 34-S. Tiempo de pronóstico +6 h. Calibración (8 eventos)



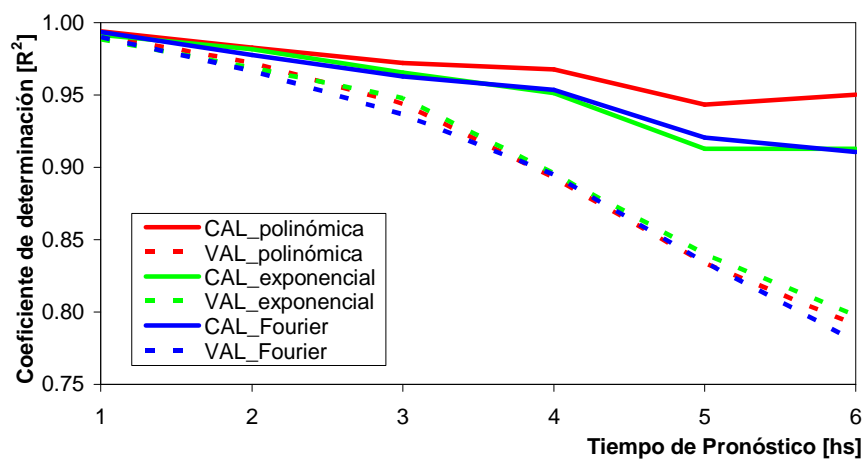
**Figura 20.** Sensor 26 Ibarlucea 34-S. Tiempo de pronóstico +1 h. Validación (7 eventos)



**Figura 21.** Sensor 26 Ibarlucea 34-S. Tiempo de pronóstico +6 h. Validación (7 eventos)

**Tabla 8.** Coeficientes de determinación  $R^2$ . Sensor 26 Ibarlucea 34S

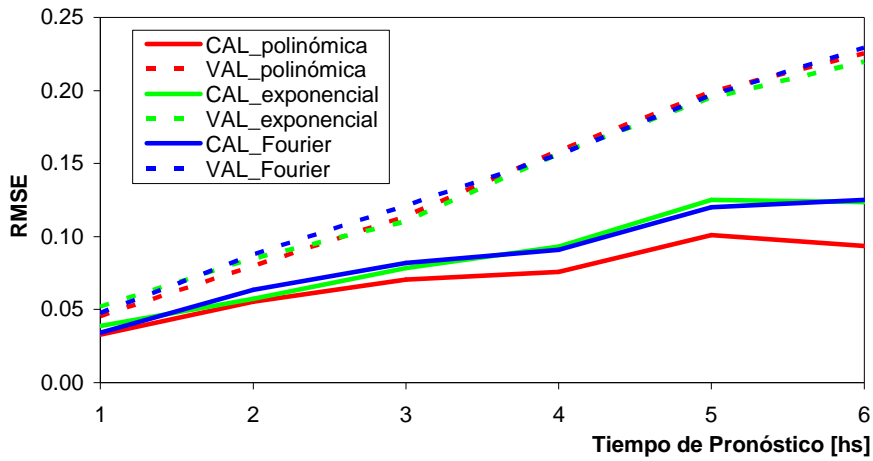
T	Polinómico				Exponencial				Fourier			
	calibración		validación		calibración		validación		calibración		validación	
	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$
1	5	0.994	6	0.991	2	0.992	2	0.988	6	0.993	5	0.990
2	5	0.983	4	0.972	4	0.982	2	0.969	6	0.978	6	0.967
3	5	0.972	2	0.944	4	0.965	3	0.948	6	0.963	5	0.937
4	5	0.968	2	0.893	4	0.951	3	0.896	6	0.954	3	0.895
5	5	0.943	2	0.834	2	0.913	2	0.840	6	0.921	3	0.835
6	5	0.950	2	0.791	2	0.913	2	0.798	6	0.911	4	0.780



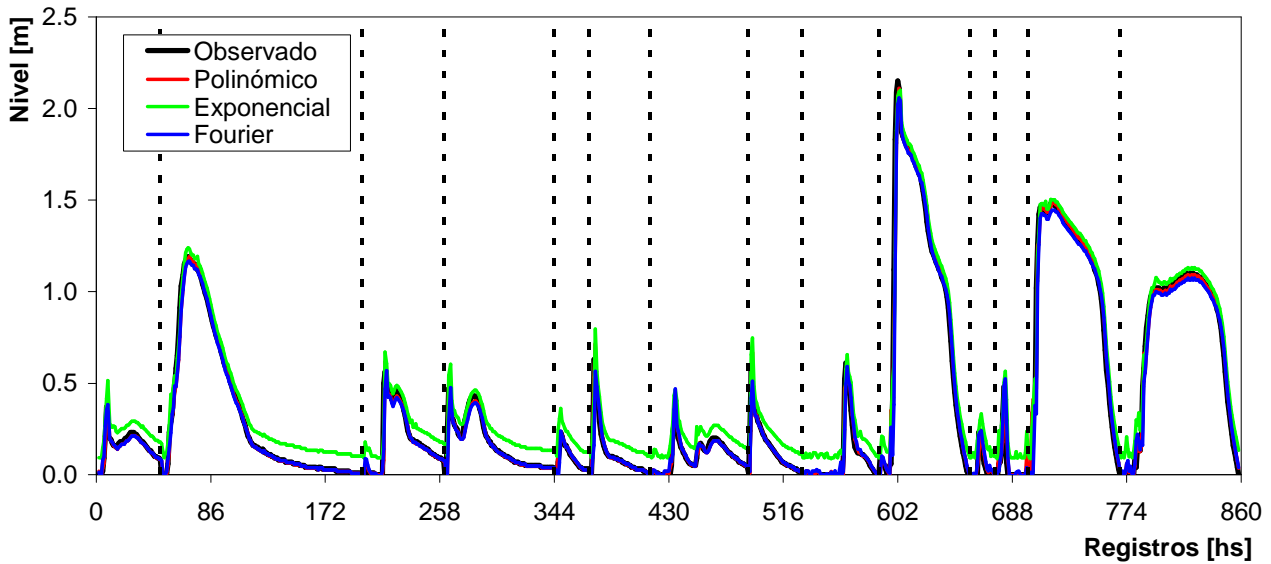
**Figura 22.** Coeficientes de determinación  $R^2$ . Sensor 26 Ibarlucea 34S

**Tabla 9.** Raíz del error cuadrático medio RMSE. Sensor 26 Ibarlucea 34S

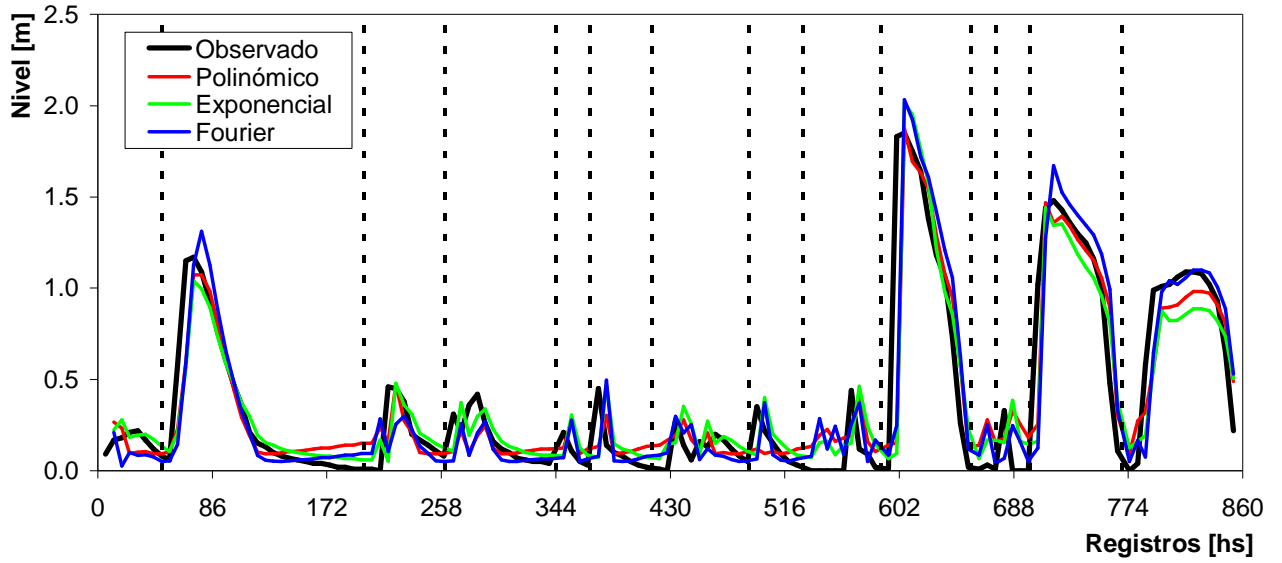
T	Polinómico				Exponencial				Fourier			
	calibración		validación		calibración		validación		calibración		validación	
	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE
1	5	0.033	6	0.045	2	0.039	2	0.052	5	0.034	5	0.047
2	5	0.055	4	0.080	4	0.057	2	0.085	5	0.063	5	0.088
3	5	0.071	2	0.114	4	0.079	3	0.110	5	0.082	3	0.121
4	5	0.076	2	0.159	4	0.093	3	0.157	5	0.091	3	0.156
5	5	0.101	2	0.199	2	0.125	2	0.195	6	0.120	3	0.197
6	5	0.094	2	0.225	2	0.124	2	0.220	6	0.125	3	0.229



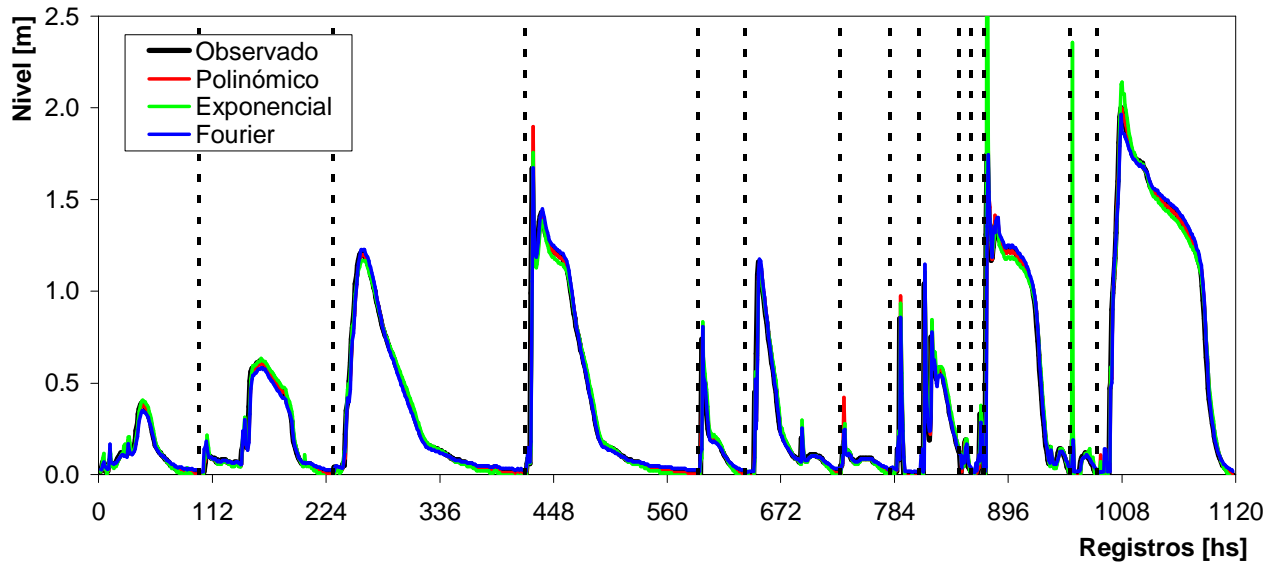
**Figura 23.** Raíz del error cuadrático medio RMSE. Sensor 26 Ibarlucea 34S



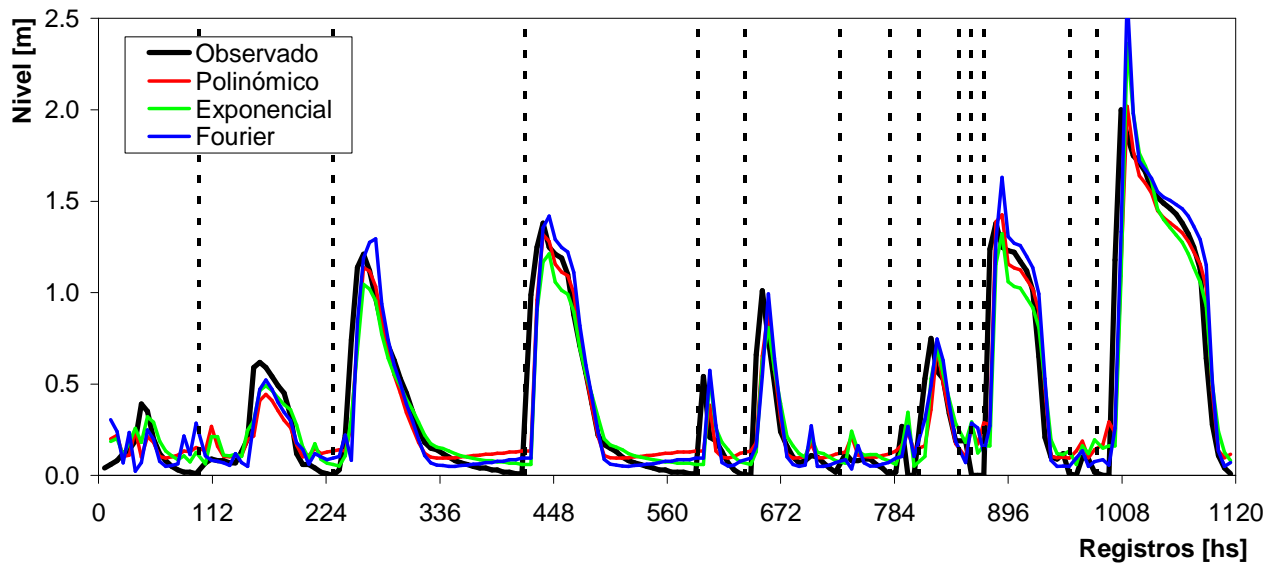
**Figura 24.** Sensor 28 Embocadura. Tiempo de pronóstico +1 h. Calibración (14 eventos)



**Figura 25.** Sensor 28 Embocadura. Tiempo de pronóstico +6 h. Calibración (14 eventos)



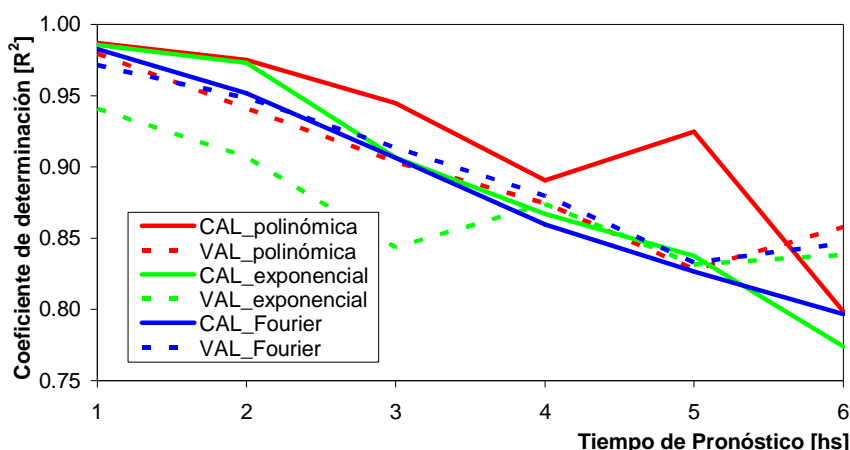
**Figura 26.** Sensor 28 Embocadura. Tiempo de pronóstico +1 h. Validación (14 eventos)



**Figura 27.** Sensor 28 Embocadura. Tiempo de pronóstico +6 h. Validación (14 eventos)

**Tabla 10.** Coeficientes de determinación  $R^2$ . Sensor 28 Embocadura

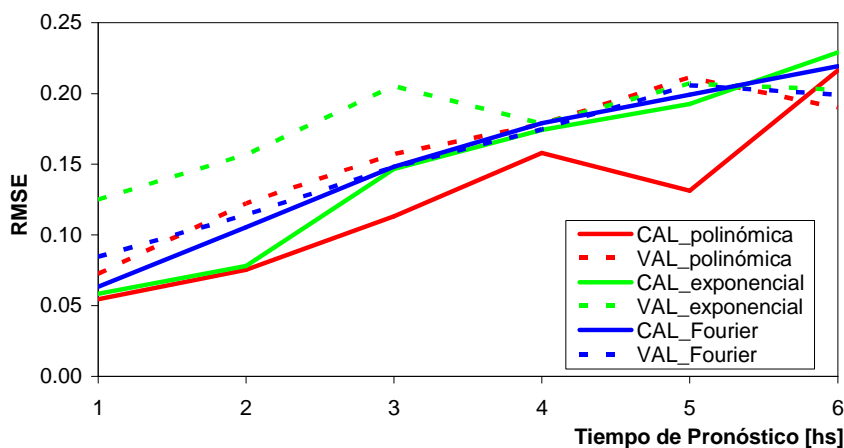
T	Polinómico				Exponencial				Fourier			
	calibración		validación		calibración		validación		calibración		validación	
	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$	n	$R^2$
1	5	0.987	1	0.979	6	0.986	2	0.941	6	0.983	2	0.972
2	6	0.975	1	0.941	4	0.973	2	0.907	6	0.952	2	0.948
3	5	0.945	5	0.903	2	0.907	2	0.844	6	0.906	2	0.913
4	5	0.891	3	0.875	2	0.867	2	0.874	5	0.860	4	0.880
5	5	0.925	6	0.828	2	0.838	2	0.832	6	0.827	3	0.833
6	5	0.799	4	0.858	2	0.774	2	0.838	6	0.797	6	0.847



**Figura 28.** Coeficientes de determinación  $R^2$ . Sensor 28 Embocadura

**Tabla 11.** Raíz del error cuadrático medio RMSE. Sensor 28 Embocadura

T	Polinómico				Exponencial				Fourier			
	calibración		validación		calibración		validación		calibración		validación	
	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE	n	RMSE
1	5	0.054	1	0.072	5	0.058	2	0.125	5	0.063	2	0.085
2	6	0.075	1	0.122	4	0.078	2	0.157	6	0.105	2	0.114
3	5	0.113	5	0.157	2	0.147	2	0.205	5	0.148	2	0.148
4	5	0.158	3	0.178	2	0.174	2	0.179	5	0.179	4	0.175
5	5	0.131	6	0.211	2	0.193	2	0.207	6	0.199	3	0.206
6	5	0.216	4	0.190	2	0.229	2	0.202	5	0.219	4	0.199



**Figura 29.** Raíz del error cuadrático medio RMSE. Sensor 28 Embocadura

## **Discusión y análisis de resultados**

A partir de los resultados presentados para el sensor 18 Presa embalse, se tiene que no existe una gran diferencia entre las familias de funciones polinómica y de Fourier, sobre todo para tiempos de pronóstico de hasta 2 horas; existiendo una leve ventaja de la primera sobre la segunda. La función exponencial es la que presenta mayor diferencia con los datos medidos (esto se puede ver a simple vista en las figuras 7 y 9, que representan los casos de calibración y validación para un tiempo de pronóstico de 6 hs respectivamente). Esta diferencia también puede advertirse cuando son analizadas las tablas 4 y 5 y las figuras 10 y 11, donde se confirma que la función exponencial (en color verde) presenta los menores valores de  $R^2$  y los mayores valores de RMSE; tanto en calibración como en validación. Para tiempos de pronóstico mayores o iguales a 3 horas los parámetros  $R^2$  y RMSE de la función exponencial se apartan notablemente de las otras dos funciones en la etapa de validación (del orden de 14% el primero y de 31% el segundo). Por otra parte, no existen grandes diferencias entre las tres funciones para tiempos de pronóstico de 1 hora, acrecentándose las mismas a medida que los tiempos de pronóstico aumentan. En cuanto al orden de las funciones neuronales que ofrecen los mejores resultados respecto de los niveles observados se tiene: para la función polinómica los órdenes 6 y 5 para calibración y 1 y 2 para validación; para la función exponencial los órdenes 2 y 4 para calibración y principalmente 2 para validación; y para la función de Fourier los órdenes 6 para calibración y 4 y 6 para validación.

Ahora centrando el análisis en el sensor 24 canal Pérez Peretti, las figuras 12 a 15 muestran que el comportamiento de las tres funciones propuestas es más uniforme que en el caso anterior. Nuevamente es la función polinómica la que presenta una leve superioridad frente a las otras dos. En este limnómetro se verifica que los coeficientes  $R^2$  son mayores en validación que en calibración en todas las funciones y para todos los tiempos de pronóstico. Sin embargo, a partir de un tiempo de pronóstico mayor a 3 horas se aprecia una diferencia (del orden del 9%) entre los  $R^2$ . Este hecho no se ve reflejado si analizamos el coeficiente RMSE (tabla 7 y figura 17) donde se observa una mayor uniformidad de este parámetro entre calibración y validación, para todas las familias de funciones. Respecto al orden de las funciones neuronales que posibilitan los mejores resultados para esta estación limnimétrica puede citarse: para la función polinómica los órdenes 5 y 4 para calibración y 3 y 5 para validación; para la función exponencial los órdenes 2 y 4 para calibración y principalmente 2 para validación; y para la función de Fourier los órdenes 6 y 5 para calibración y 3 y 5 para validación.

Si ahora se analiza el puesto limnimétrico correspondiente al sensor 26 Ibarlucea 34-S, al observar las figuras 18 a 21 no se distinguen, a priori, grandes diferencias entre los niveles observados y los pronosticados. Cabe acotar que para un tiempo de pronóstico de 6 horas se aprecia que los niveles pronosticados por todas las funciones se encuentran en exceso respecto de los observados, situación que tal vez pueda estar relacionada con la selección de los eventos para la calibración de los modelos (más adelante se hará una consideración respecto a este tema). Para este sensor se verifica (tablas 8 y 9 y figuras 22 y 23) que en calibración la función polinómica presenta mejores resultados que las demás (mayor  $R^2$  y menor RMSE) y que hay una cierta diferencia entre las etapas de calibración ( $R^2$  medio = 0.96, RMSE medio = 0.08) y validación ( $R^2$  medio = 0.90, RMSE medio = 0.14) a favor de la primera, independientemente de la función y el tiempo de pronóstico considerados. La función polinómica presenta una leve superioridad frente a las demás. Si mencionamos el orden de las funciones que presentan los mejores resultados para este limnómetro se verifica: para la función polinómica el orden 5 para calibración y principalmente 2 para validación; para la función exponencial los órdenes 2 y 4 para calibración y 2 y 3 para validación; y para la función de Fourier los órdenes 6 y 5 para calibración y 3 y 5 para validación.

En cuanto al sensor 28 Embocadura (correspondiente a las figuras 24 a 27) se observa que para un tiempo de pronóstico de 6 horas existen diferencias entre niveles observados y pronosticados (la función de Fourier pronostica por exceso y las funciones polinómica y exponencial por defecto). Si nos referimos a los parámetros  $R^2$  y RMSE se puede ver que para la etapa de calibración, el primero es mayor y el segundo es menor para la función polinómica que para las demás. Al investigar sobre el orden de las funciones que producen los mejores resultados para esta estación se verifica: para la función polinómica el orden 5 para calibración y principalmente 1 para validación; para la función exponencial principalmente el orden 2 para calibración y el 2 para validación; y para la función de Fourier los órdenes 6 y 5 para calibración y 2 y 4 para validación.

Sintetizando, para las 4 estaciones limnimétricas analizadas se tiene que en general la función polinómica es la que presentó los mejores resultados por sobre las funciones exponencial y de Fourier. Esto se ve reflejado cuando son considerados los valores medios del coeficiente de determinación ( $R^2$ ) y de la raíz del error cuadrático medio (RMSE), los cuales son presentados en la Tabla 12. En general se verifica que el  $R^2$  disminuye a medida que el tiempo de pronóstico aumenta y que el RMSE aumenta para esa misma condición, evidenciando que los pronósticos disminuyen en calidad a medida que aumenta el tiempo del mismo. Por otro lado, se observa también que el parámetro  $R^2$  es en media ligeramente mejor en calibración que en validación (del orden de 2%), mientras que el RMSE presenta una mayor diferencia entre calibración y validación (del orden de 24%) a favor de la calibración.

**Tabla 12.** Valores medios de  $R^2$  y RMSE

función	polinómica	exponencial	Fourier	
$R^2$	0.934	0.915	0.918	calibración
	0.919	0.890	0.913	validación
RMSE	0.126	0.146	0.143	calibración
	0.156	0.197	0.164	validación

En cuanto al orden de las funciones utilizadas que producen los mejores resultados, se tiene que no hay preponderancia de alguno sobre otro, sin embargo en forma general los órdenes que mejor pronostican los niveles se muestran en la Tabla 13.

**Tabla 13.** Órdenes que producen los mejores pronósticos

función	polinómica	exponencial	Fourier
calibración	5	2 y 4	6 y 5
validación	1 y 2	2	3, 4 y 5

Un aspecto importante a considerar es la selección de los eventos que constituyen la muestra para realizar la calibración del modelo. Debido a que este tipo de modelos es fuertemente dependiente de los datos de entrada (en este caso lluvia y niveles), es importante analizar los eventos a utilizar en la etapa de calibración, ya que si por ejemplo se eligen eventos donde se registraron niveles ‘bajos’, es probable que una vez calibrado el modelo, éste no logre representar en forma adecuada condiciones de niveles ‘altos’. Esta cuestión es una de las incertidumbres que poseen este tipo de modelos, por lo que habría que ahondar en el análisis de la selección de los eventos que constituyen la muestra para calibración. Para este trabajo, fueron seleccionados los eventos en orden impar que resultaron de ordenar cronológicamente la serie de eventos disponibles para cada estación limnimétrica.



Respecto de la cantidad de eventos empleados para este trabajo (en media 14 eventos por subcuenca), en un lapso de 3 años de registro, si bien aunque no es muy elevada permitió disponer de un número suficiente de tormentas para realizar la calibración de las diferentes redes propuestas y de su posterior validación. En caso de que pueda incrementarse el número de eventos en función de próximas tormentas, su incorporación al modelo de pronósticos es sumamente sencilla dada la arquitectura planteada del software. De esta forma, la mayor cantidad de datos de entrada al modelo permitirá mejorar la robustez del mismo.

Otra de las características ventajosas de este tipo de modelos es la velocidad de cálculo, dado que al no considerar los procesos físicos internos desarrollados en la cuenca durante el transcurso de una tormenta y la generación del escurrimiento superficial, resultó ser menor a un minuto por estación limnimétrica para el software desarrollado.

Un último comentario con relación a los parámetros empleados para evaluar el grado de bondad de los modelos, es que no existe en la actualidad un criterio unánime por parte de la comunidad científica en cuanto a la superioridad de un parámetro sobre otro. Siendo deseable profundizar en el estudio de estos índices estadísticos para mejorar el criterio de selección de los modelos.

## **CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

Se destaca el empleo de medidas estructurales en conjunto con medidas no estructurales en la lucha contra las inundaciones. Dentro de las medidas no estructurales se encuentran los sistemas de alerta contra inundaciones que permiten pronosticar el estado futuro del nivel de agua en ciertas secciones características de los cursos de agua. Estos sistemas son una herramienta de ayuda fundamental en la toma de decisiones por parte de las autoridades encargadas de la defensa civil ante la emisión de un alerta de evacuación.

Las principales partes de un sistema de alerta contra inundaciones son la red telemétrica de sensores que registra lluvia y niveles (principalmente), el sistema de transmisión de datos desde las estaciones remotas hacia la estación central receptora y el modelo de pronóstico de niveles. La confiabilidad de los sensores es de vital importancia para el correcto funcionamiento del sistema, demandando un seguimiento constante tanto en la estación central como en el lugar donde se encuentran instalados. Es recomendable ejecutar el mantenimiento preventivo de la red en forma periódica como el mantenimiento correctivo inmediatamente sean detectados problemas en la recepción de los datos. Es importante lograr una serie continua de datos, tanto de precipitaciones como de niveles, para evitar periodos sin datos y aumentar la robustez de los pronósticos. Se aconseja calibrar los pluviómetros para aumentar su confiabilidad y la limpieza periódica de los mismos, mientras que es muy conveniente instalar reglas en las secciones donde se encuentren los limnímetros para controlar su registro.

Los resultados en términos de niveles limnimétricos fueron evaluados para diferentes tiempos de pronóstico, a través de dos índices, el coeficiente de determinación  $R^2$  y la raíz del error cuadrático medio RMSE. Los mejores resultados, tanto para la etapa de calibración como de validación, se obtuvieron para la función polinómica; aunque no existe una superioridad notable de la misma por sobre la función exponencial o de Fourier. De la misma forma, del análisis de las estaciones limnimétricas se demuestra que no existe un orden predominante para las funciones consideradas. Por otro lado, a medida que el tiempo de pronóstico aumenta la calidad de los

pronósticos disminuye, es decir los niveles calculados se alejan de los niveles observados, lo que tiene sentido ya que es más dificultoso pronosticar con mayor tiempo de anticipación.

Aunque la cantidad de eventos registrados durante el lapso del estudio no es muy elevada, en media 14 eventos por subcuenca, los resultados obtenidos por esta metodología hasta el presente son alentadores; evidenciando de esta manera la capacidad de ‘aprendizaje’ y reproducción de eventos de este tipo de modelo. Sin embargo, una duda latente es poder evaluar el comportamiento que tienen estos modelos frente a eventos de mayor magnitud que los utilizados en la etapa de calibración o entrenamiento. Una consideración aparte merece la selección de los eventos que son utilizados para calibración, debido a que estos modelos son altamente dependiente de los datos (data driven), si se utilizan eventos donde se registraron niveles ‘bajos’, es probable que calibrado el modelo con dicha serie de eventos, el mismo no logre representar situaciones de niveles ‘altos’.

Dado que el modelo empleado es un modelo de tipo ‘caja negra’, puede verse que para su puesta en funcionamiento no necesita de una gran cantidad de datos de la cuenca a estudiar; como las características físicas, la topografía, el detalle de las obras de arte presentes, el uso del suelo o la condición de humedad para cada evento. Por lo que su aplicación, en principio, es fácil de llevar a cabo en otras cuencas una vez programada la red funcional. El tiempo de cálculo para este tipo de modelos es sumamente corto, del orden de algunos segundos, ya que su funcionamiento está basado en la resolución de un sistema de ecuaciones; lo que le da una cierta ventaja frente a los modelos distribuidos en cuanto al tiempo de cálculo.

Como posibles líneas de investigación a seguir se plantean: a) estudiar la influencia de los eventos a utilizar en la confección de la muestra para calibración sobre los resultados obtenidos; b) analizar el uso de diferentes parámetros estadísticos y generar un criterio para evaluar la bondad de diferentes modelos; c) utilizar otras familias de funciones, como por ejemplo la logarítmica, para evaluar su comportamiento; d) implementar las funciones utilizadas en este trabajo a otras cuencas de la zona para evaluar su desempeño.

## BIBLIOGRAFÍA

- Aldana Valverde, A. L.** (2002) “*Planificación, diseño y utilización de herramientas de ayuda a la toma de decisiones en tiempo real*”. Jornadas sobre Sistemas de Ayuda a la Decisión ante Problemas Hidráulicos e Hidrológicos en Tiempo Real, CEDEX, Marzo de 2002, España.
- Berga Casafont, L.** (1995) “*Aplicación de los Sistemas de Previsión de Avenidas. Experiencias y Problemática*”. Jornadas sobre el SAIH en la Gestión Hídrica, Ministerio de Obras Públicas, Transportes y Medio Ambiente. Dirección General de Obras Hidráulicas. Confederación Hidrográfica del Ebro, Marzo de 1995, España.
- Bruen, M. y Yang, J.** (2005) “*Functional networks in real-time flood forecasting –a novel application*”. *Advances in Water Resources*. Vol. 18, Nro 9, pp. 899-909, Sept. 2005.
- Campolo, M; Andreussi, P. y Soldati, A.** (1999) “*River flood forecasting with a neural network model*”. *Water Resources Research*, Vol. 35, No 4, pp- 1191-1197, April 1999.
- Castillo, E.** (1998) “*Functional Networks*”. *Neural Processing Letters*. Vol. 7, pp 151-159.
- Castillo, E. y Gutiérrez, J.** (1998) “*Nonlinear time series modeling and prediction using functional networks. Extracting information masked by chaos*”. *Physics Lett. A*. 244, 71-84.
- Castillo, E.; Gutiérrez, J. M.; Hadi, A. S. y Lacruz, B.** (2001) “*Some Applications of Functional Networks in Statistics and Engineering*”. Presentación de Powerpoint, 104 p. <http://personales.unican.es/castie/ASA2001.pdf>.

- Dueñas Molina, C.** (1995) *“El SAIH y su aplicación a la Protección Civil”*. Jornadas sobre el SAIH en la Gestión Hídrica. Ministerio de Obras Públicas, Transportes y Medio Ambiente. Dirección General de Obras Hidráulicas. Confederación Hidrográfica del Ebro, Marzo de 1995, España.
- Georgakakos, K. P.; Carpenter, T. M.; Sperflage, J. A.; Sweeney, T. y Fread, D. L.** (1999) *“National threshold runoff estimation utilizing GIS in support of operational flash flood warning systems”*. Journal of Hydrology. Nro. 224, pp. 21-44.
- Gruntfest, E.** (1995) *“Long term social and economic impacts of extreme floods”*. US-Italy Research Workshop on the Hydrometeorology, Impacts and Management of Extreme Floods. Perugia (Italy). November 1995.
- Hsu, K. L.; Gupta, V. y Sorooshian, S.** (1995) *“Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process”*. Water Resources Research. Nro. 31, pp. 2517-2530.
- Hsu, M. H.; Fu, J. C. y Liu, W. C.** (2003) *“Flood routing with real-time stage correction method for flash flood forecasting in the Tanshui River, Taiwan”*. Journal of Hydrology. Nro. 283, pp. 267-280.
- INTA** (1983) Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria. Cartas de Suelos de la República Argentina, Provincia de Santa Fe. Cartas varias.
- Kothyari, U. y Singh, V.** (1999). A multiple-input single-output model for flow forecasting. Journal of Hydrology, 220, 12-26.
- Lekkas, D.F., Maxey, R.T. y Wheeler, H.S.** (2004) *“Intercomparison of forecasting methods for flood warning in the river cam catchment”*. Global Nest: the International Journal Vol 5, (2), pp 89-97.
- Ogden, F. L.; Sharif, H. O.; Senerath, S. U.; Smith, J. A.; Baeck, M. L. y Richardson, J. R.** (2000). *“Hydrologic analysis of the Fort Collins, Colorado, flash flood of 1997”*. Journal of Hydrology. Nro. 228, pp. 82-100.
- Riccardi, G. A.** (1997). *“Elaboración de Mapas de Riesgo de Inundación por medio de la Modelación Matemática Hidrodinámica”*. Ingeniería del Agua, Vol 4, Nro 3, Sep. 1997. ISSN 1134-2196. Universidad Politécnica de Valencia. Valencia, España, pp. 45-56.
- Riccardi, G. A.** (2007). *Inundaciones ocurridas en la semana del 26 al 31 de marzo de 2007*. Reporte Técnico. Departamento de Hidráulica y CURIHAM. Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura. Universidad Nacional de Rosario. Abril de 2007, 12 p.
- Riccardi, G. A.; Zimmermann, E. D. y Navarro, R.** (1997) *“Zonification of areas with inundation risk by means of mathematical modelling in the Rosario region, Argentina, Destructive Water: Water-Caused Natural Disasters, their Abatement and Control”*. International Association of Hydrological Sciences IAHS Publication n° 239, ISSN 0144-7815, ed. by George Leavesley et. al, IAHS Press, Wallingford, UK, pp. 123-135.
- Riccardi, G. A.; Zimmermann, E. D. y Navarro, R.** (2001) *Áreas inundadas en el Sistema Hídrico del A° Ludueña en Distrito Rosario*. Informe de Avance 1. Convenio entre la Municipalidad de Rosario y la Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura de Rosario.
- Riccardi, G. A.; Scuderi, C. M. y Stenta, H. R.** (2002) *“Modelado de escurrimiento superficial con alto nivel de detalle en la cuenca del arroyo Ludueña, Santa Fe, Argentina”*. XIX Congreso Nacional del Agua, T33, Villa Carlos Paz, Córdoba, Argentina.
- Riccardi, G. A.; Zimmermann, E. D.; Basile, P. A.; Mancinelli, A. M.; Scuderi, C. M.; Rentería J. P. y García P.** (2008, 2009). *Rehidrología y Modelo de Simulación a Tiempo Real en Sistema de Alerta Hidrológico en las Cuencas de los Arroyos Ludueña y Saladillo*. Informes Técnicos 1, 2, 3, y 4. Convenio entre el Ministerio del Aguas, Servicios Públicos y Medio Ambiente de Santa Fe y la Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura de Rosario.

- Scuderi, C. M.; Riccardi, G. A. y Zimmermann, E. D.** (2009) “*Sistema de alerta a tiempo real en la zona del Gran Rosario. Resultados Preliminares*”. XXII Congreso Nacional del Agua, Trelew, Chubut, 11 al 14 de noviembre de 2009, 11 p.
- Scuderi, C. M.; Riccardi, G. A. y Zimmermann, E. D.** (2010) “El pronóstico de niveles para alerta contra crecidas en el Gran Rosario, Argentina”. En revisión. Ingeniería del Agua.
- Singh, R.** (2005) “*Real time flood forecasting – Indian experiences*”. International G-WADI Modelling Workshop, National Institute of Hydrology, Roorkee, India, 28/02 al 05/03 de 2005, 34 p.
- Tucci, C.** (2002). *Hidrologia: ciência e aplicacao*. Tucci, C. Organizador. 3 ed. Porto Alegre: editora da UFRGS / ABRH, 2002, 943 p. Capítulo “Controle de enchentes” pp. 621-658.