

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/228723557>

# Redes neuronales artificiales en hidroinformática

## Article

CITATIONS

3

READS

601

3 authors, including:



**Nelson Obregón-Neira**

Pontificia Universidad Javeriana

63 PUBLICATIONS 217 CITATIONS

SEE PROFILE

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



MODELAMIENTO Y MANEJO DE LAS INTERACCIONES ENTRE LA HIDROLOGÍA, LA ECOLOGÍA Y LA ECONOMÍA EN UNA CUENCA HIDROGRÁFICA PARA LA ESTIMACIÓN DE CAUDALES AMBIENTALES. [View project](#)



Integrated Modeling of Complex Socio-ecological Systems: Case Study of the Mojana ecoregion [View project](#)

## REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN HIDROINFORMÁTICA

Obregón, N.<sup>\*</sup>, Fragala, F.<sup>\*</sup> y Prada, L. F.<sup>\*\*</sup>

<sup>\*</sup>*Pontificia Universidad Javeriana. Bogotá, Colombia.*

*Correo electrónico: nobregon@javeriana.edu.co, fragala@javeriana.edu.co*

<sup>\*\*</sup>*Universidad de los Andes. Bogotá, Colombia. Correo electrónico: lu-prada@uniandes.edu.co*

### RESUMEN

La predicción de variables hidroclimatológicas como la precipitación y los caudales hoy por hoy se ha convertido en una necesidad imperativa en los procesos de gestión de Sistemas Hidroinformáticos. De igual forma representa un reto científico, toda vez que no existe en la actualidad una aproximación genérica a esta problemática predictiva. Recientemente, con el nacimiento de la nueva disciplina de la “Hidroinformática”, las Redes Neuronales Artificiales (RNA) han visto su bondad de aplicación en diferentes estudios de aprovechamiento y conservación de recursos hídricos y en particular en aproximar el problema abierto de la predicción de variables hidroclimatológicas. En este contexto, este trabajo además de revisar varias de las funcionalidades de las RNA en la Hidroinformática, presenta los conceptos metodológicos para la aplicación de estos modelos de “caja negra” basados en RNA en el problema predictivo. De igual forma, varios ejemplos se presentan para el caso de registros de variables obtenidas en varias estaciones hidroclimatológicas en Colombia. Énfasis es dado a la conceptualización del modelo y a los aspectos prácticos para la calibración y validación del mismo. Adicionalmente se plantea la potencialidad de usar las RNA para desarrollar la regionalización hidrológica de caudales medios mensuales, relacionando los pesos de las neuronas que conforman la red con algunos parámetros geomorfológicos de las subcuencas tales como el área de drenaje, la pendiente y la longitud promedio. Esto con el fin de explorar una alternativa diferente a los métodos tradicionales de regionalización hidrológica, la cual puede permitir estimar caudales medios en sitios específicos de subcuencas que carezcan de estaciones hidrométricas.

### PALABRAS CLAVES

Inteligencia computacional, Redes neuronales artificiales, Regionalización hidrológica, Sistemas inteligentes.

### INTRODUCCION

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) constituyen una herramienta que se ha aplicado en las últimas décadas a distintos campos del conocimiento (desde la robótica a la psicología), con buenos resultados. La Hidrología utiliza las RNA fundamentalmente para problemas de predicción de lluvias, caudales, transformación lluvia-escurrentía, optimización en el proceso de planeamiento, gestión y monitoreo de aguas superficiales y subterráneas, tal como se presenta en la Figura 1 en donde se mencionan los más recientes trabajos publicados al respecto a nivel internacional en conferencias y revistas especializadas. La ventaja principal en la aplicación de tal herramienta en Hidrología es la posibilidad de mapear relaciones no-lineales.

Dentro del amplio espectro de las RNA, este trabajo presenta una aplicación específica de las redes para el pronóstico de caudales en una cuenca colombiana y plantea una metodología que permitirá explorar la potencialidad de las RNA para hacer regionalización hidrológica de caudales a partir de relaciones estadísticas entre los pesos de las neuronas que conforman la red y las variables geomorfológicas de las áreas tributarias a las estaciones hidrométricas.

### MARCO CONCEPTUAL

En la Figura se muestra el esquema típico del problema que con mayor frecuencia es abordado en hidrología como lo es la transformación lluvia-escurrentía, en el cual la entrada la constituye la serie histórica de precipitación, la función de transferencia puede ser cualquier modelo empírico o conceptual (siendo en este caso en particular la red neuronal) y la variable de salida desconocida es la serie de caudales.

Tema	Autores
Pronóstico de caudales	Mohammad (2002), Gopakumar (2002), Sivapragasam (2002), Tawfik (2002), Morid (2002), Doan (2002), Birikundavyi (2002)
Relación lluvia-escorrentía	Varoonchotikul (2002), Tokar (2000)
Monitoreo de aguas subterráneas	Birkinshaw (2002), Fanni (2002)
Modelos de calidad del agua	Bowden (2002), Chen (2002)
Estimación de precipitación	Burian (2001), Durrans (2000), Silverman (2000)
Control de sistemas de recursos hidráulicos	Dibike (2002)
Modelos hidrodinámicos	Namin (2002), Wright (2002)
Ingeniería de costas	Tao (2002)
Irrigación	Munir (2002)

Figura 1. Aplicaciones de las RNA en Hidroinformática. (Tomado de Hydroinformatics 2002)

Las RNA intentan ser una emulación inteligente del comportamiento de los sistemas biológicos, en donde los sistemas nerviosos se basan en la neurona como elemento fundamental (Hilera, 1995). Actualmente, una RNA puede ser considerada como un modelo de “caja negra”. Entre las principales características de las RNA cabe destacar (Solomatine, 2002) que es un modelo con múltiples parámetros, el cual es capaz de reproducir complejas relaciones no lineales, cuyo proceso de calibración (entrenamiento) requiere de gran cantidad de información, siendo el modelo resultante veloz y que puede ser utilizado donde los modelos físicos resultan inadecuados o donde pueda complementarlos.

En la Figura 3 se muestra el diagrama esquemático de una RNA con una capa de entrada que recibe los datos a procesar  $X_i$ , unos pesos de conexión entre las capas (sinapsis)  $\omega_{ij}$  y  $c_{ij}$ , una capa oculta que recibe las entradas ponderadas y produce las salidas  $h_{ij}$  las cuales a su vez son escaladas por los pesos  $c_{ij}$  para entrar como una sumatoria a la capa de salida. Se tiene adicionalmente  $u$  como un umbral,  $Y$  como la salida simulada,  $\sigma(s)$  como la función de activación correspondiente a la función sigmoidea  $\sigma(s) = (1 + e^{-s})^{-1}$  que toma valores entre 0 y 1, y finalmente  $s$  como la sumatoria ponderada de las entradas a la neurona de salida  $s = (c_1 h_1 + c_2 h_2 + c_3 h_3) + u$ .

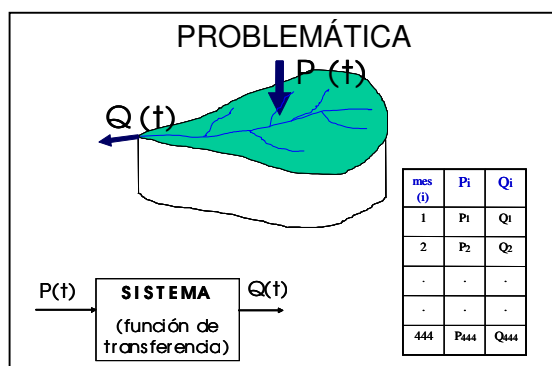


Figura 2. Ejemplo para el problema predictivo (Fuente: Obregón y Fragala', 2002)

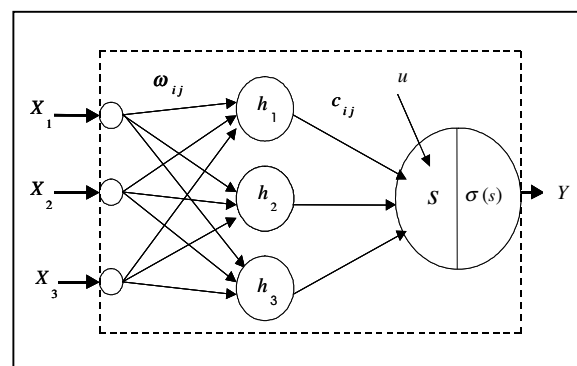


Figura 3. Ejemplo de la topología de una RNA. (Fuente: Obregón y Fragala', 2002)

En Hidrología se ha experimentado que una capa oculta es generalmente suficiente para estructurar una red neuronal. El objetivo de entrenamiento de una red es encontrar los pesos ( $\omega_{ij}, c_{ij}$ ) para que lo simulado por la red se parezca a lo observado (e.g. caudales simulados y observados). Existen diferentes algoritmos de entrenamiento de una RNA. El que se eligió para el caso en estudio es el de

propagación hacia atrás (backpropagation), es decir propagación en sentido contrario a las entradas (Delgado, 1998). Este algoritmo considera la función objetivo error cuadrático entre las salidas deseadas y las simuladas. Tal función, para el caso de la red 3-3-1 de la Figura 3, es de la forma  $e^2 = (d - Y)^2$  donde:  $d$  = salida deseada;  $Y$  = salida simulada para cada patrón de entrenamiento. Asumiendo que las neuronas tengan una función de activación continua se determina el gradiente de la función objetivo con respecto a los pesos  $\omega_{ij}, c_{ij}$ . Las expresiones para la actualización de los pesos, con su correspondiente demostración, pueden encontrarse en (Hilera, 1995).

## DISEÑO EXPERIMENTAL

Se usó la información de las estaciones pluviográfica y limnigráfica de La Pradera (río Subachoque alto, Colombia). Los registros de precipitación total mensual y caudal promedio mensual presentaban un porcentaje no significativo de meses sin datos, por lo cual, debido a la necesidad de tener una información continua en el tiempo, se optó por completar tales datos con los respectivos promedios mensuales. La estación pluviográfica La Pradera se consideró como representativa de la precipitación media sobre el área de estudio. El área aferente a la estación limnigráfica es de 35 km<sup>2</sup>.

En la Figura 4 se presenta la concepción del modelo en donde para el pronóstico del caudal correspondiente al mes siguiente ( $Q_{k+1}$ ) se recurre normalmente a los caudales y precipitaciones de los meses antecedentes hasta un orden  $p$ .

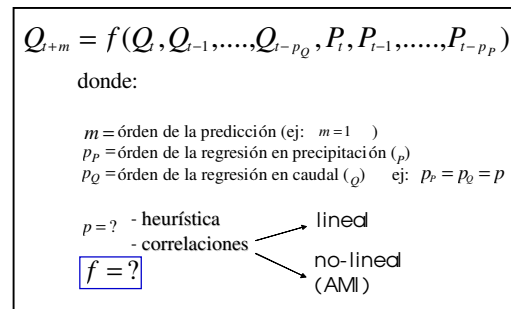


Figura 4. Concepción del modelo. (Fuente: Obregón y Fragala, 2002)

Durante el desarrollo de este trabajo se decidió no hacer uso de la precipitación registrada en el mismo mes en donde se quiere realizar el pronóstico del caudal para evitar el problema de simultaneidad de los eventos.

Una vez planteado el modelo conceptual, se continuó con la preparación de los patrones de entrada y salida, rutinas implementadas en el programa matemático Matlab™. Se realizó un análisis de covarianza con el fin de determinar el nivel apropiado de regresión para el caso de estudio a partir de la información histórica de caudales y precipitaciones. El análisis mostró la conveniencia de emplear un orden de regresión de 6 meses debido a la influencia que los valores de lluvia y caudal de los seis meses anteriores tienen sobre el caudal del mes a pronosticar. El esquema del ordenamiento inicial de los datos históricos y la tabla resultante con los patrones generados con un orden de regresión 6 se observan en la Figura 5. De acuerdo con las recomendaciones de Solomatine (2002), se normalizan los patrones de entrada en un rango entre 0.3 y 0.7 con el propósito de evitar la generación de salidas iguales y cercanas al valor medio, las cuales pueden ser atribuidas a la función logística de activación de las neuronas que es asintótica para los valores de la suma ponderada de las entradas que están por fuera de este rango. Vale la pena aclarar que las normalizaciones se efectuaron sobre los patrones no sobre los datos históricos. Además, los pesos de las neuronas se inicializaron a través de una rutina de generación de números aleatorios

uniformemente distribuidos a partir de una semilla arbitraria, para evitar la saturación de la red con pesos altos. El 75% de los datos disponibles (333 registros) se emplearon en la calibración de la red por medio del algoritmo de ‘backpropagation’ que se describe esquemáticamente en la Figura 6. El restante 25% de la información se dejó para el proceso de validación de la estructura de la red. Después de numerosos intentos con distintas topologías de redes se encontraron los mejores resultados para una red con 24 neuronas en la capa oculta. Debido a la complejidad de esta configuración fue necesario incrementar a 1000 el número de iteraciones de la rutina de calibración.

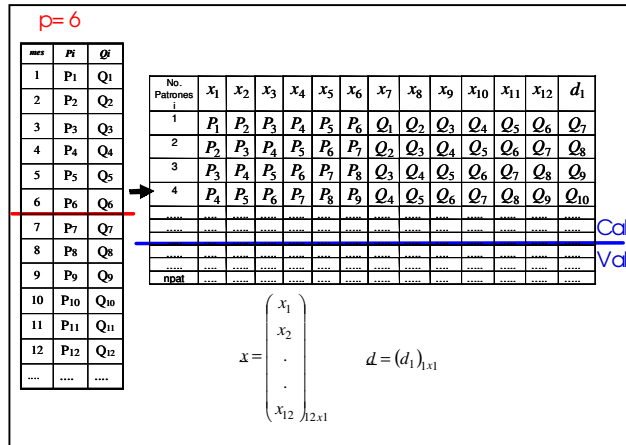


Figura 5. Esquema de generación de patrones de entrada y salida. (Fuente: Obregón y Fragala', 2002).

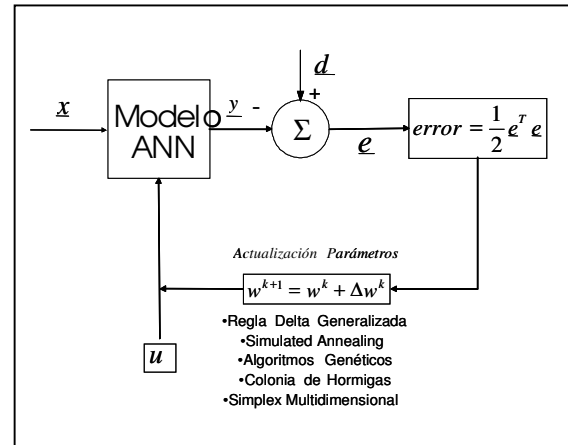


Figura 6. Proceso genérico de calibración de una RNA (Fuente: Obregón y Fragala', 2002)

Los resultados obtenidos en el proceso de calibración presentados en forma de gráficas de dispersión se pueden apreciar en la Figura 7

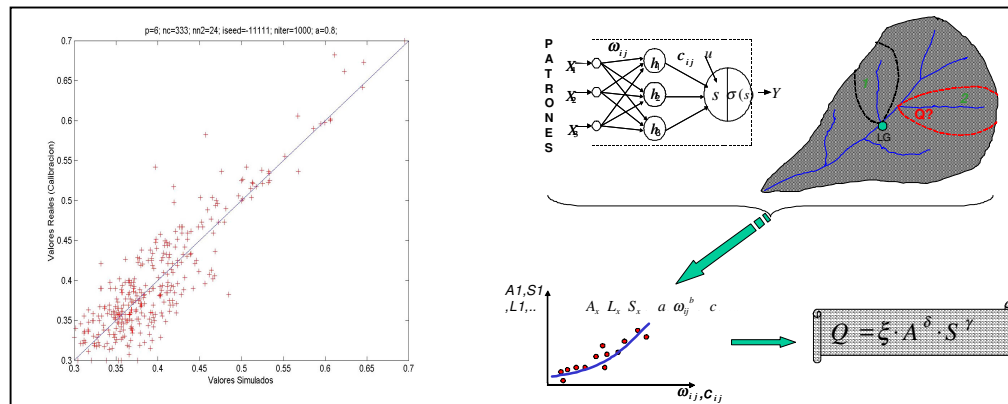


Figura 7. Resultados del proceso de calibración y metodología de regionalización.

## RESULTADOS Y DISCUSION

El diagrama de dispersión se considera adecuado para el proceso de calibración de la red (correlación de 0.51). No obstante, en la verificación se observó un inferior desempeño (correlación de 0.45) debido a que intencionalmente desde un principio se quiso mostrar el efecto del sobreentrenamiento de la RNA. Ensayos con estructuras más simples de redes no produjeron resultados satisfactorios, aspecto lógico dado la gran cantidad de registros en los patrones de entrada a la red. El proceso de normalización evitó que los datos se agruparan en las gráficas de dispersión. La RNA permite mapear la estructura temporal del fenómeno, aunque con el

inconveniente de manejar matrices de pesos de gran tamaño lo que hace difícil encontrarle alguna interpretación física.

## CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El modelo de RNA utilizado en esta investigación permite estimar de manera adecuada los caudales para un mes dado a partir de la información de lluvias y caudales de los seis meses anteriores. Este caso en especial permite verificar la utilidad de las RNA para pronosticar los procesos lluvia-escorrentía en cuencas no lineales y que gran parte de los modelos físicamente basados e implementados en zonas con escasa información hidrométrica fallan en representar.

En el momento se está trabajando en una metodología que a partir de arquitecturas menos complejas en las redes permita pronosticar caudales a partir de registros históricos de lluvia y caudal, y que permita explorar la posibilidad de encontrar alguna relación estadística entre los pesos calibrados de las neuronas y algunas características geomorfológicas de las hoya de interés en la cuenca alta del río Bogotá, tales como su área de drenaje, pendiente media y longitud promedio. El esquema de esta metodología se presenta en la Figura 7.

En caso que se pueda verificar la utilidad de las RNA para hacer regionalización hidrológica de caudales medios, se contaría con una herramienta versátil para hacer pronósticos en zonas donde las estaciones o los registros históricos son escasos y que pueden ser de interés para la ingeniería colombiana para la planeación y diseño de obras de infraestructura que mejoren el nivel de bienestar social de la comunidad.

## REFERENCIAS

- Delgado A. (1998). Inteligencia Artificial y Minirobots. ECOE Ediciones. Bogotá.
- Hilera J.R., Martínez V.J. (1995). Redes Neuronales Artificiales. Fundamentos, modelos y aplicaciones. Addison-Wesley Iberoamericana.
- Obregón N. & Fragalá F. (2003). Some Applications of Artificial Intelligent Systems in Hydroinformatics. IJCAI-03. *Eighteen International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Acapulco 9-15 de agosto. (Aprobado)
- Obregón N. & F. Fragalá. (2002). Predicción de caudales medios mensuales en la estación La Pradera (Río Subachoque Alto, Sabana de Bogotá, Colombia) mediante RNA. *I Encuentro Andino II Congreso de Investigación de Operaciones*. Pontificia Universidad Javeriana y Sociedad Colombiana de Investigación de Operaciones. Bogotá. Septiembre 11-14.
- Solomatine D. (2002). Data-driven modelling: machine learning and data mining in water related problems. Tutorial handouts. *V International Conference on Hydroinformatics*. Cardiff, UK. 1-5 July.