

PREDICCIÓN NO LINEAL DE LOS CAUDALES MEDIOS MENSUALES DEL RÍO NARE, ANTIOQUIA-COLOMBIA

Germán Poveda, Carlos D. Hoyos, J. Freddy Mejía, Luis F. Carvajal,

Oscar J. Mesa, Adriana Cuartas y Janeth Barco

Posgrado en Aprovechamiento de Recursos Hidráulicos. Facultad de Minas

Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín

gpoveda@perseus.unalmed.edu.co

RESUMEN

Se implementan diversos métodos no lineales para predicción hidrológica de mediano y largo plazo en Colombia, involucrando la persistencia hidrológica y la influencia de fenómenos macro-climáticos como el ENSO, la QBO, la NAO, etc. Los métodos se ilustran aplicados al caso de la predicción de los caudales medios mensuales del río Nare, en los Andes centrales de Colombia, que alimenta el embalse de regulación más grande del país para la generación de energía eléctrica. Se usan los métodos de regresión lineal múltiple (RLM), MARS (“Multivariate Adaptive Regression Splines”), Redes Neuronales, método de Análogos Históricos, métodos no parámetricos basados en las distribuciones conjuntas no paramétricas, y la transformada de onditas (“wavelets”), utilizada en la predicción por bandas espectrales (PREBEO—Predicción por Bandas Espectrales usando Onditas). Los métodos se calibran y se verifican y se estiman los errores de ajuste para los distintos meses del ciclo anual en ejercicios de predicción ciega hacia el futuro. Se identifican las escalas de tiempo más significativas para explicar la variabilidad del clima de Colombia y se cuantifican el grado de importancia de las distintas variables predictoras, dependiendo de la estación temporal por predecir y la sensibilidad a las condiciones iniciales asociada a la época del año en que se comienza la predicción. Los resultados indican ganancias muy importantes en la capacidad predictiva en comparación con métodos de predicción tradicionales del tipo lineal y markoviano.

ABSTRACT

Diverse non-linear methods are applied for medium to long-term hydrological forecasting in Colombia, involving the hydrological persistence and the influence of macro-climatic phenomena such as El Niño/Southern Oscillation (ENSO), the Quasi-Biennial Oscillation (QBO), the North Atlantic Oscillation (NAO), etc. We applied such methods to forecast mean river discharges of the Nare River at the central Andes of Colombia, whose inflows are used in the largest regulation reservoir of the Colombian hydropower system. Non-linear methods include multiple linear regression (MLR), Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS), Neural Networks, Historical Analogues, Non-Parametric Joint Distributions, and the Wavelet Transform is used in the context of a new prediction method that we introduced based upon decomposition on spectral bands (PREBEW). The methods are calibrated and verified to estimate monthly prediction errors during «blind prediction» exercises. The most important timescales that explain Colombian hydroclimatology are identified, and the degree of importance of each independent variable is established, depending upon the month of the year being forecasted, and the sensitivity of predictions with respect of the initial month. Our results indicate important predictive skills when comparing the illustrated methods with more traditional linear and markovian predictive models.

1. INTRODUCCIÓN

La predicción hidrológica y climática de mediano y largo plazo tiene importantes aplicaciones sociales, económicas y ambientales. El carácter no lineal de los fenómenos hidrológicos y su dependencia de otros fenómenos cuasiperiodicos y posiblemente caóticos como el fenómeno El Niño/Oscilación del Sur (ENSO), hacen poco adecuados los modelos lineales y markovianos tradicionales. La hidrología de Colombia exhibe una fuerte dependencia del ENSO y por ello se han propuesto e implementado diversos métodos no lineales para la predicción en diversas escalas temporales (Poveda y Mesa 1993, Mesa et al 1994b, Carvajal et al. 1994, Salazar et al. 1994a, Salazar et al. 1994b). El objetivo de este trabajo es otras metodologías no lineales para la predicción de los caudales medios mensuales del río Nare, en el departamento de Antioquia, centro/oeste de Colombia, el cual alimenta el embalse de El Peñol, el de mayor capacidad de regulación del sistema de generación de energía eléctrica del país.

En la sección 2 se describen las variables macroclimáticas utilizadas como variables predictoras y se presentan las series de precipitación y caudal de la cuenca del río Nare. La precipitación sobre la cuenca se utiliza como variable predictor. En la sección 3 se presentan las metodologías. En la sección 4 se presentan los resultados de las distintas predicciones logradas usando diferentes metodologías y su comparación mediante el cálculo de diferentes medidas de los errores de predicción. Los resultados que se presentan corresponden a predicciones de caudal del río Nare para ventanas de predicción de 3, 6 y 12 y un horizonte de 15 años comprendido entre enero de 1980 y diciembre de 1994.

2. DATOS UTILIZADOS

Las metodologías de predicción se evaluaron usando el registro de caudales mensuales del río Nare proporcionados por Interconexión Eléctrica S.A. (ISA). La cuenca del Nare es de 1250 km². Los registros mensuales corresponden al período 1956-1999. El período de calibración de los modelos de predicción se seleccionó desde el inicio de la serie hasta diciembre de 1979; los siguientes 15 años se seleccionaron para hacer la validación de los modelos (1980-1994). En la Figura 1 se presentan las series de caudales del río Nare y una serie de precipitación promedio sobre la cuenca (promedio ponderado por áreas), el ciclo anual y el espectro de

Fourier, donde se puede observar la importancia del ciclo anual y semianual debidos al movimiento de la ZCIT (zona de convergencia intertropical), la presencia de una banda cuasi-bienal y la importancia de la banda entre 3 y 5 años asociada con el ENSO, estas dos últimas del espectro de los caudales. La serie de precipitación se utilizó como variable de apoyo.

Las variables macroclimáticas utilizadas como variables predictoras son: Índice Multivariado del ENSO (MEI), Índice de Oscilación del Sur (SOI), Precipitación mensual en la India-MONZON (Parthasarathy et al., 1995), Oscilación del Atlántico Norte (NAO), Oscilación Decadal del Pacífico (PDO), Oscilación Cuasi-Bienal (QBO), Temperatura Superficial del Mar en las regiones NIÑO 1, 2, 3 y 4 (T NINO#), Temperatura promedio del Atlántico Norte y Sur (T NAT y T SAT), y Temperatura Tropical Promedio (TROP). En el cálculo del Índice Multivariado del ENSO (Wolter, 1987) se utilizan seis variables en las cuales se manifiesta el fenómeno ENSO (presión a nivel del mar, componentes zonales y meridionales del viento superficial, SST, temperatura del aire en la superficie y nubosidad total). Ver <http://www.cdc.noaa.gov/~kew/MEI>. El índice de Oscilación del Sur se calcula como la diferencia estandarizada de presiones atmosféricas entre Tahití y Darwin (Trenberth, 1976). El índice para la PDO se calcula usando análisis de componentes principales de anomalías mensuales en la temperatura superficial del Océano Pacífico Norte (Mantua et al., 1997). El índice para la NAO se calcula en base a las diferencias de presiones atmosféricas normalizadas entre las Islas Azores e Islandia (Hurrel, 1995 y Jones et al., 1997). El índice de la QBO utilizado fue construido a partir de datos de viento zonal a 30 hPa (Marquardt y Naujokat, 1997). La mayoría de las series se pueden obtener en http://tao.atmos.washington.edu/data_sets/. En la Figura 2 se presentan los correlogramas cruzados entre la serie de caudales del río Nare y algunas de las variables macroclimáticas mencionadas.

Dado que la relación entre el clima de Colombia y el macroclima es no lineal, es necesaria una medida no lineal de la relación entre los caudales del río Nare y las series macroclimáticas. Una manera de estimar dicha relación es mediante el cálculo de la coherencia usando onditas (Torrence y Webster, 1999 y Hoyos 1999), cuyo resultado (entre 0 y 1) localizado temporal y frecuencialmente permite saber en qué banda frecuencial (o de períodos) y en qué momento (y qué fase) es alta la relación entre dos variables. En síntesis, la coherencia puede entenderse como una

correlación localizada en el tiempo y en las frecuencias. En la Figura 3 se presentan los espectros de coherencia entre la serie de caudales del río Nare y algunas de las series macroclimáticas. Dichos espectros reflejan alta coherencia de la serie de caudales con las series macroclimáticas en bandas anual y semianual (T SAT, MONZON y T NINO1+2) y en una banda entre 3 y 5 años correspondiente al fenómeno ENSO (MEI, MONZON y T NINO1+2). Los valores de coherencia debajo de la malla sobre los espectros

no son confiables (Torrence y Compo, 1998).

Para todas las variables macroclimáticas mencionadas se estimaron espectros de coherencia y correlogramas similares a los presentados, para detectar las variables más importantes y sus rezagos, con el objeto de aplicar cada metodología. Los resultados del espectro de coherencia son particularmente importantes en la predicción en bandas espectrales usando onditas (PREBEO).

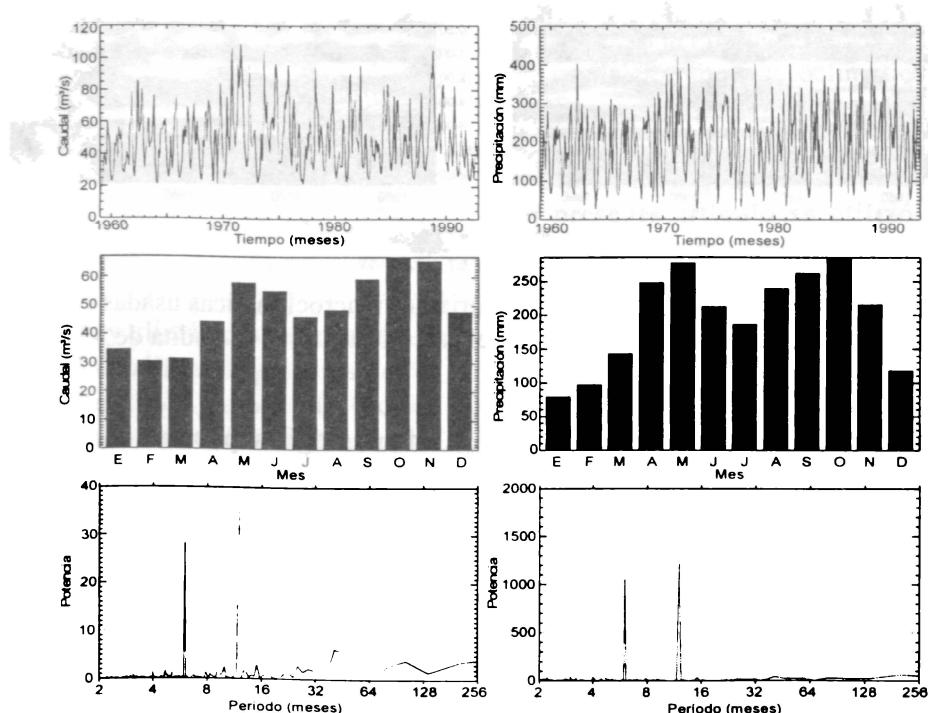
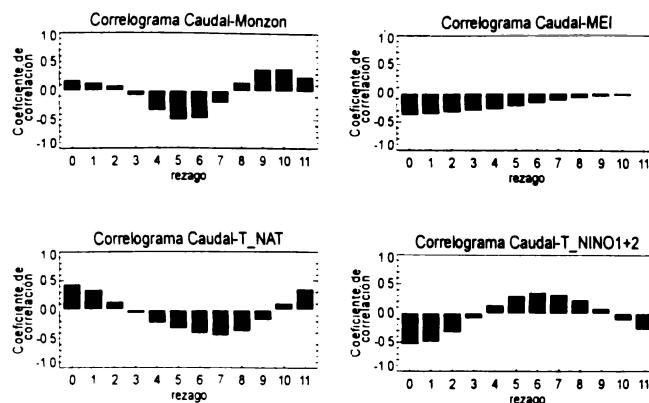


FIGURA 1. Series de caudales del río Nare y una serie de precipitación promedio sobre la cuenca (arriba), el ciclo anual de ambas (centro) y el espectro de Fourier (abajo).



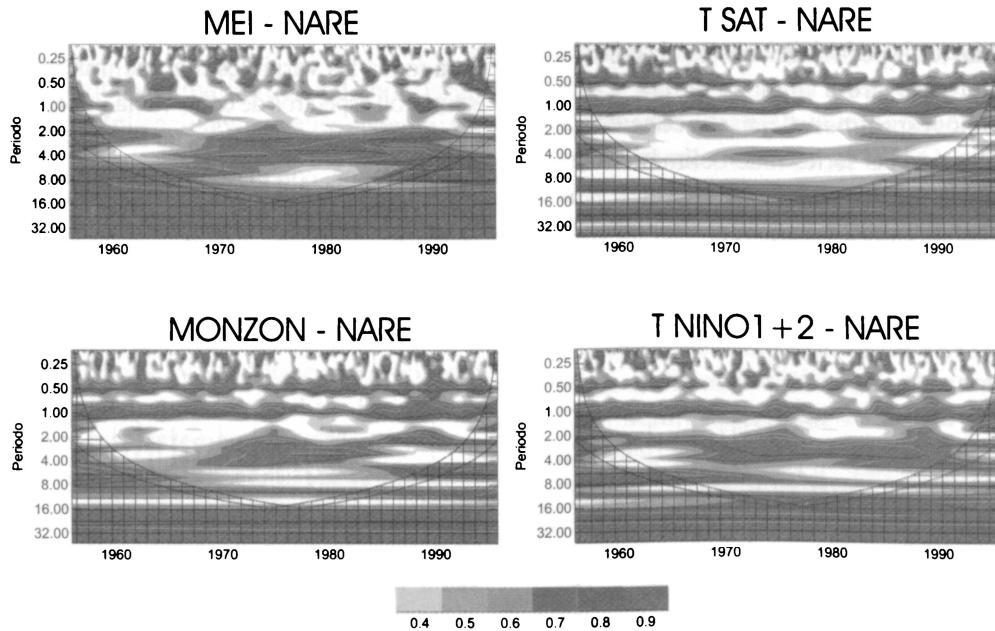


FIGURA 3. Espectros de coherencia entre algunas variables macroclimáticas usadas como predictoras y la serie de caudales del río Nare. En el cálculo se utilizó la ondita de Morlet.

3. MÉTODOS DE PREDICCIÓN

Se usarán las metodologías para efectuar predicciones ciegas en el horizonte de tiempo considerado y sin depender de predicciones de los predictores. Utilizando la metodología de predicción mes a mes, las herramientas lineales y no lineales de ajuste junto con las técnicas de filtrado (transformada en onditas), se captura la variabilidad temporal (en un amplio espectro de frecuencias) de la interacción entre las variables macroclimáticas y la hidrología “local”. Para garantizar que la metodología de predicción sea “ciega” se deberá tener en cuenta que las variables regresoras deben estar rezagadas un cierto número de meses, tanto para calibración como para predicción. De esta forma se garantiza que la variable dependiente, en este caso el caudal de un mes t depende de las variables predictoras del mes $t-6$. Para cada mes por predecir se debe hacer un desplazamiento diferente, resultando en una región común de ajuste diferente. Después del ajuste se obtiene el modelo que aproxima los caudales usando las variables predictoras disponibles. Luego, usando el modelo ajustado con los intervalos de las series de las variables de apoyo no utilizados en el ajuste, se obtienen predicciones para tantos meses futuros como sea la longitud (en tiempo) del desplazamiento original de las series. Esta

metodología supone un comportamiento decreciente de los correlogramas entre la serie de caudal y las series de las variables regresoras. Por tanto, de los meses predichos sólo se almacena el último. Una manera de eliminar la suposición de correlograma decreciente es incluir en la predicción rezagos de las variables predictoras. A continuación se describen las diferentes herramientas de ajuste y las metodologías de predicción no basadas en la metodología descrita en el párrafo anterior (Análogos históricos y predicción basada en funciones de distribución no paramétricas).

3.1. MARS y Redes Neuronales

En Friedman (1991) se encuentran con gran claridad y detalle, aspectos relacionados con la modelación no paramétrica y la computación adaptiva. Además se presenta completamente el algoritmo de ajuste del modelo MARS (Multivariate Adaptive Regression Splines). En general, MARS intenta superar algunas de las limitaciones de la modelación no paramétrica y el particionamiento recursivo, planteando algunas generalizaciones a los procedimientos, garantizando modelos continuos con derivadas continuas. Por su parte, las redes neuronales artificiales (ANN), son arquitecturas generalmente simples, usualmente adaptivas, que procesan masivamente información

mediante elementos interconectados. Entre las características que hacen atractiva la predicción de la hidrología de Colombia usando redes neuronales está la capacidad de modelar sistemas no lineales y la robustez en el manejo de datos con ruido. Simpson (1990) presenta una descripción muy coherente de los elementos de una red neuronal, así como también análisis comparativos y aplicaciones.

Para obtener los resultados del presente artículo se trabajó con MARS aditivo-cúbico, es decir, las funciones base pueden ser cúbicas y están compuestas por una sola variable. En el caso de las redes neuronales se utilizó arquitectura tipo "Multilayer Perceptron" con una capa oculta. El algoritmo de aprendizaje utilizado fue el "Back-Propagation".

3.2. Predicción por bandas espectrales usando onditas (PREBEO)

Las señales hidrológicas y climáticas representan el resultado de la interacción no lineal de procesos físicos que "operan" en un conjunto amplio de escalas espaciales y temporales. Como resultado de esto, las series hidroclimáticas no son estacionarias, componiéndose de varios regímenes frecuenciales, los cuales pueden extenderse por todo el dominio del tiempo o estar localizados (ocurrir transitoriamente) y en general, son el producto de interacción de procesos que ocurren en diferentes escalas espacio-temporales. Esto motiva el desarrollo de técnicas híbridas que usen análisis espectral conjuntamente con modelos de ajuste tradicionales, que faciliten la identificación de las relaciones entre las variables independientes (las que representan los procesos físicos) y la dependiente (en este caso el caudal). Morlet a principios de la década de los 80's introdujo definitivamente al análisis de series usando onditas. Se trata de una herramienta de análisis para el estudio de procesos no estacionarios, o con fenómenos de multiescala, que ocurren sobre dominios finitos en el tiempo y en el espacio. La transformada en onditas logra localización temporal y frecuencial simultáneamente, mediante el uso de funciones (ondita madre) de dos parámetros, uno de localización y otro de escalamiento. En Torrence y Compo (1998), Foufoula y Kumar (1994) y Hoyos (1999) se encuentra una descripción detallada de la técnica de onditas utilizada en este trabajo. La intención de utilizar la transformada en onditas es descomponer tanto la serie

de aportes como las series de los índices macroclimáticos en las principales componentes espectrales de las series de aportes. Las componentes espectrales principales corresponden a intervalos de frecuencias (o períodos) que incluyen los períodos principales de una serie, los cuales pueden hallarse mediante análisis espectral usando diferentes metodologías (Fourier, máxima entropía, onditas). Los períodos en los cuales se descompuso (se filtró) tanto las variables predictoras como los caudales del río Nare corresponden a los mencionados en la sección 2 referentes a la Figura 1. Luego de tener las series (tanto de caudales como macroclimáticas) descompuestas en diferentes bandas, se aplica para cada banda seleccionada la metodología propuesta en el numeral 1 utilizando alguna de las herramientas de ajuste (en el presente artículo se utilizó la regresión lineal múltiple). De esta manera se obtiene la predicción para cada banda espectral. El pronóstico obtiene sumando las predicciones hechas en todas las bandas.

3.3. Análogos Históricos (AH)

El método de los Análogos Naturales o Análogos Históricos (AH) fue propuesto por Lorenz (1969), y ha sido aplicado en predicción climática (Toth 1989 y Van Den Dool 1989). La predicción con AH consiste en la búsqueda de análogos para el presente, apoyado en los registros pasados, para predecir con una horizonte n . La predicción con AH puede hacerse de varias formas, en primer lugar, apoyados sólo por registros de la misma variable, sin hacer uso de variables climáticas (que llamaremos AH de Caudales a partir de Caudales, AHQQ), y la otra con un modelo de AH ajustado para buscar analogía conjunta entre la serie de caudales y las variables climáticas, nombrado como AH con Variables Externas (AHVE). Se mostrarán los resultados del segundo modelo. Basados en las condiciones presentes de las VE y de los caudales, se busca un conjunto de candidatos a análogos (CA) para la serie de caudales y cada VE. Luego se buscan los CA que se dieron en forma simultánea entre los conjuntos, y de estos se selecciona como único análogo aquel que tenga una mínima métrica de error (RMS para este caso) entre las condiciones presentes y cada CA. De esta forma, la búsqueda de analogías depende solamente de la longitud de la muestra tomada en el presente N y de las VE utilizadas. Los rezagos existentes entre la serie de caudal y las VE son involucrados para potenciar el método.

3.4. Funciones No-Paramétricas

Tradicionalmente se ajustan parámetros de modelos de probabilidad para los datos disponibles. Las funciones no-paramétricas permiten una exploración flexible y adaptiva de los datos (Lall 1994 y Lall y Bosworth 1994). El objetivo con el uso de FDP's no-paramétricas, es hacer aproximaciones en forma local o puntual de una función desconocida y no un ajuste global como en el caso de esquemas paramétricos. Los estimadores Kernel Multivariados son efectivos en la estimación de la FDP conjunta y son fáciles de calcular para bajas dimensiones (3 a 5 variables) (Lall y Bosworth 1994 y Raja y Lall 1994). Como predictores, se usan las condiciones antecedentes de las variables climáticas. Los estimadores Kernel y la FDP condicional se usan para desarrollar tales predicciones. La teoría general de predicción permite encontrar, a partir de la FDP, una predicción óptima en el sentido de minimizar el RMS y como resultado el valor esperado de la FDP condicional es el valor óptimo (Karlin y Taylor 1975). Cada valor de la VE determinará una traza de la FDP que se tomará para la determinación del valor esperado de la FDP condicional.

4. RESULTADOS Y CONCLUSIONES

En la Figura 4 se presentan los resultados de las predicciones mediante los seis modelos planteados en la sección anterior contrastados con la serie original. El porcentaje de Error Cuadrático Medio adimensional RMS (pos sus siglas en inglés), utilizado para comparar las distintas predicciones, está dado como

$$\%RMS = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum (Q_{real} - Q_{predicho})^2}}{Q_{real}} \times 100$$

En la Figura 5 se presenta la comparación global (sin discriminar por meses) de RMS para las diferentes metodologías y distintas ventanas de predicción. A la luz de dichos gráficos, la metodología PREBEO ofrece los menores errores de predicción de los caudales del río Nare.

Para cuantificar la influencia del mes de inicio de las predicciones, se estimaron los gráficos de %RMS (Figura 6). Dichos gráficos tienen el mes de inicio en las abscisas y el mes predicho en las ordenadas. No se presentan

resultados del modelo NP, por su pobre desempeño. Resulta difícil compararlos entre sí y no posibilitan concluir acerca de la posible existencia de una barrera de predicción desde el punto de vista estadístico, la que se sugiere en los gráficos correspondientes a redes neuronales, en los cuales hay aumento del %RMS entre abril y septiembre sin importar el mes de inicio de la predicción. Este fenómeno puede ocurrir debido a una baja efectividad en la predicción de caudales medios mínimos. Algo similar se observa para MARS. Los gráficos que presentan una estructura más clara corresponden a la PREBEO, donde se observa para todas las ventanas de predicción, que cuanto más lejos esté el mes a predecir el error aumenta. Observando las barras de porcentaje de error se puede concluir nuevamente que la mejor metodología independiente del mes de inicio y de mes a predecir es la PREBEO.

En la Figura 7, se muestran los resultados de la estimación, para diferentes ventanas de predicción y diferente mes de inicio, el porcentaje de aciertos por terciles. Para calcular estos gráficos es necesario conocer los límites que permiten discriminar si un valor determinado está en el tercilio inferior, medio o superior. De esta manera se compara para cada valor predicho si corresponde al tercilio al que corresponde el valor real. En caso de estar en el tercilio correspondiente se considera un acierto. El cálculo de dichos gráficos se hizo con las series estandarizadas. No se observan patrones estacionales, es decir, el porcentaje de acierto para una determinada metodología en un determinado tercilio se comporta de manera similar para todos los meses de inicio de la predicción. En general, se observa mejores resultados en la predicción de caudales en el tercilio superior y en el inferior. Nuevamente aparece la PREBEO como la mejor metodología, al presentar mejor porcentaje de acierto que las demás metodologías independientemente del mes de inicio de la predicción y del tercilio.

En la Figura 8 se presenta un gráfico similar a los de la Figura 7, suponiendo que la predicción corresponde a la climatología o ciclo anual. Es contundente la gran ventaja de utilizar metodologías no lineales en la predicción de los caudales del río Nare en contraste con predecir la "climatología", especialmente en los eventos correspondientes al tercilio inferior. Este resultado se debe a la forma de la distribución de la serie original estandarizada, especialmente a la diferente "forma" de las colas de los mínimos y los máximos.

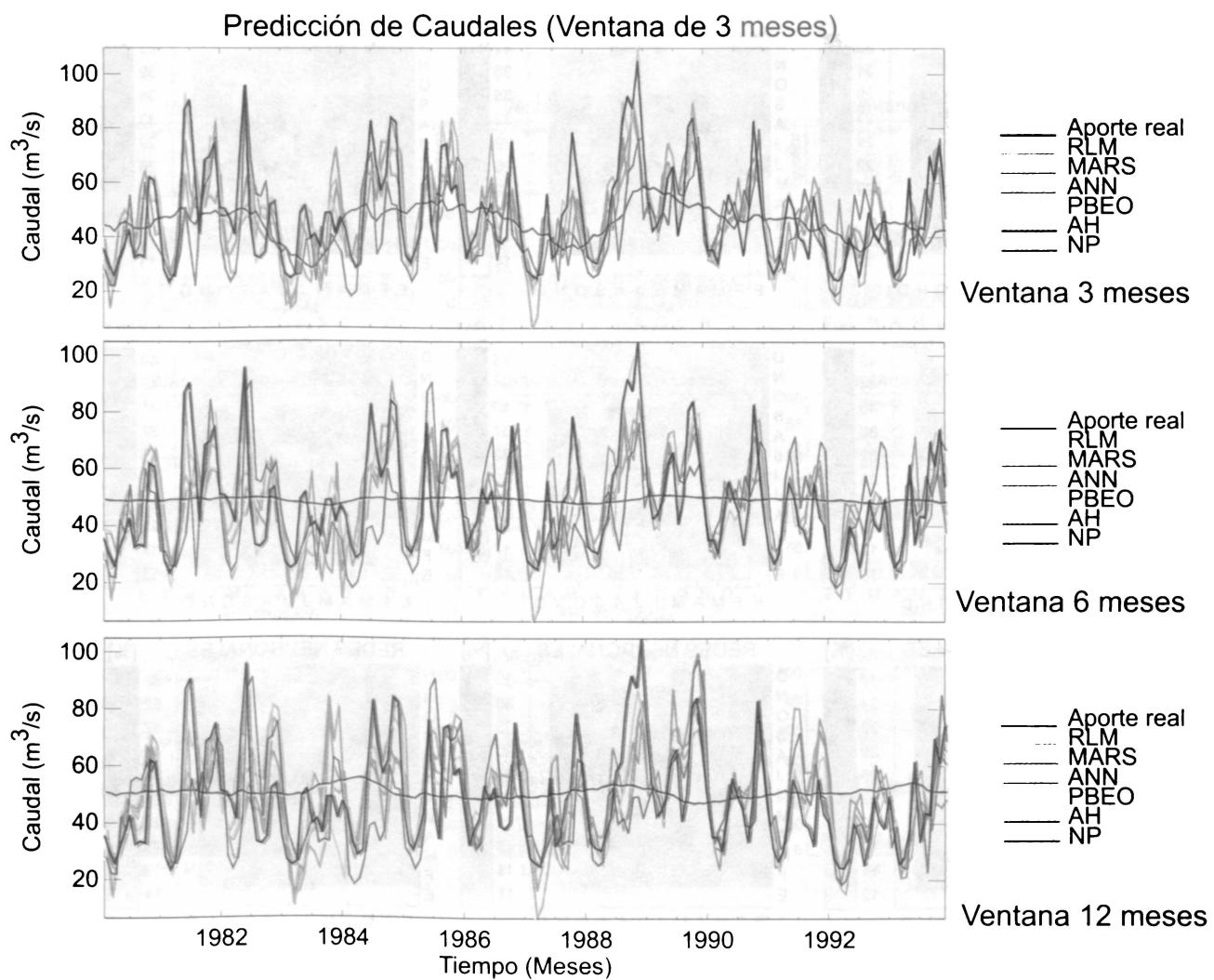


FIGURA 4. Resultados de las predicciones durante en el período de validación usando todos los métodos mencionados (1980-1994). Predicción a 3 meses (superior), a 6 meses (centro) y a 12 meses (inferior).

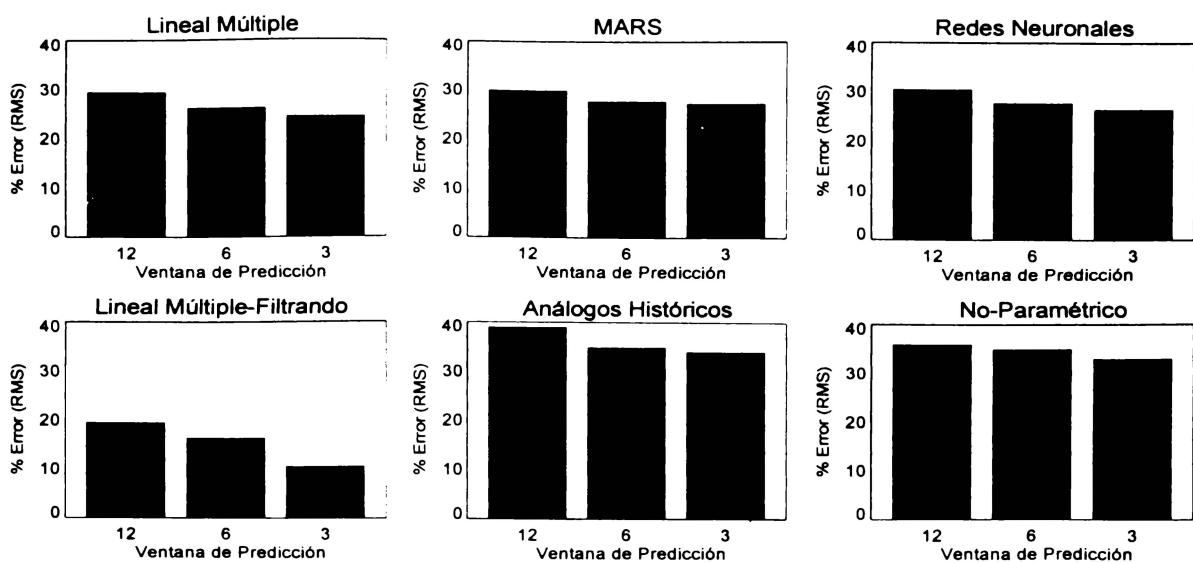


FIGURA 5 RMS promedio para el período de validación (1980-1994) de los diferentes modelos para diferentes ventanas de predicción.

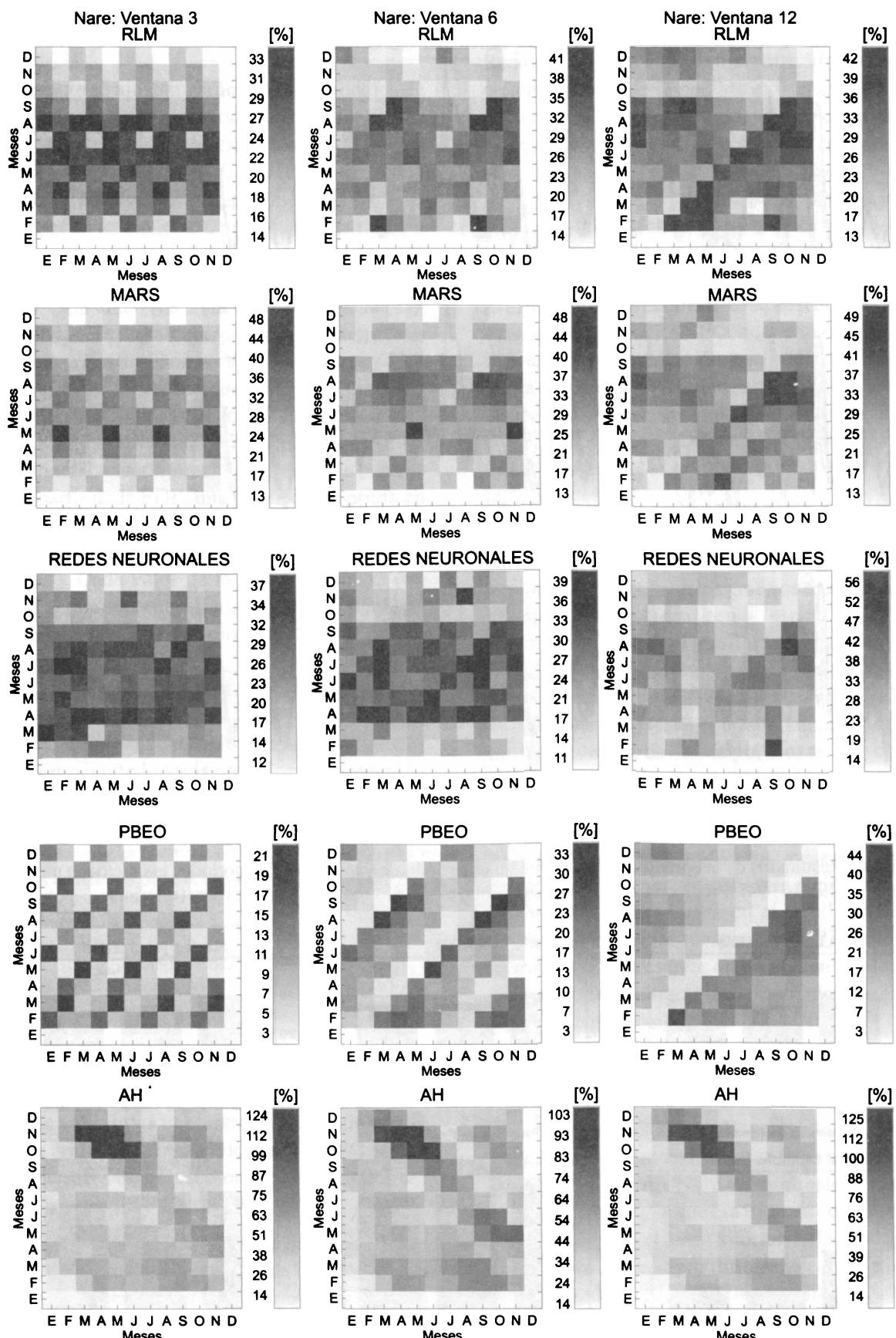


FIGURA 6. Porcentaje de RMS de las predicciones para el período de validación. Se tiene en las abscisas se tiene el mes de inicio de la predicción y en las ordenadas el mes predicho. De izquierda a derecha se tienen los errores para diferentes ventanas de predicción 3, 6 y 12, respectivamente. De arriba hacia abajo se tienen los resultados al emplear los diferentes modelos RLM, MARS, Redes , PREBEO y AH

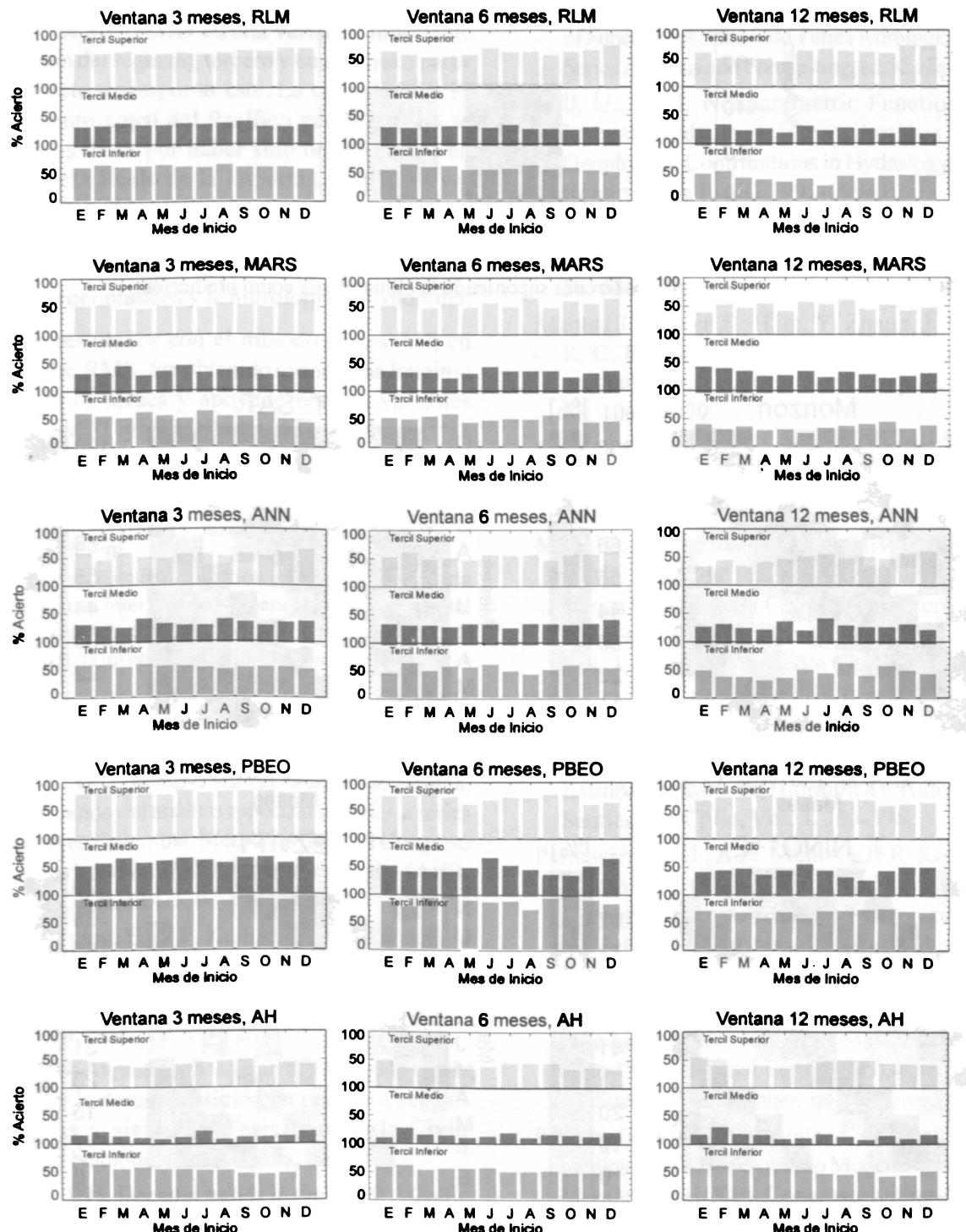


FIGURA 7. Porcentaje de aciertos en la predicción agrupada por terciles. De izquierda a derecha se tienen el porcentaje de aciertos para diferentes ventanas de predicción 3, 6 y 12, respectivamente. De arriba hacia abajo se tienen los resultados al emplear los diferentes modelos RLM, MARS, Redes Neuronales, PREBEO y AH. En las abscisas se encuentra el mes de predicción

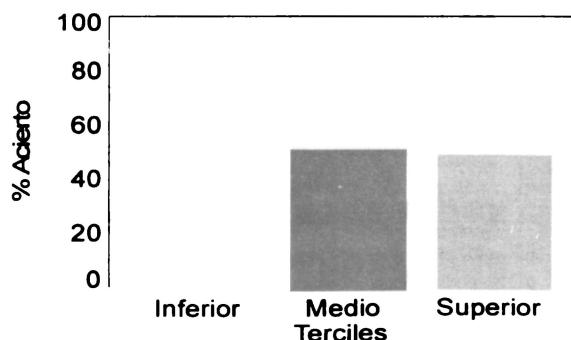


FIGURA 8. de aciertos agrupada por terciles suponiendo la climatología como predicción.

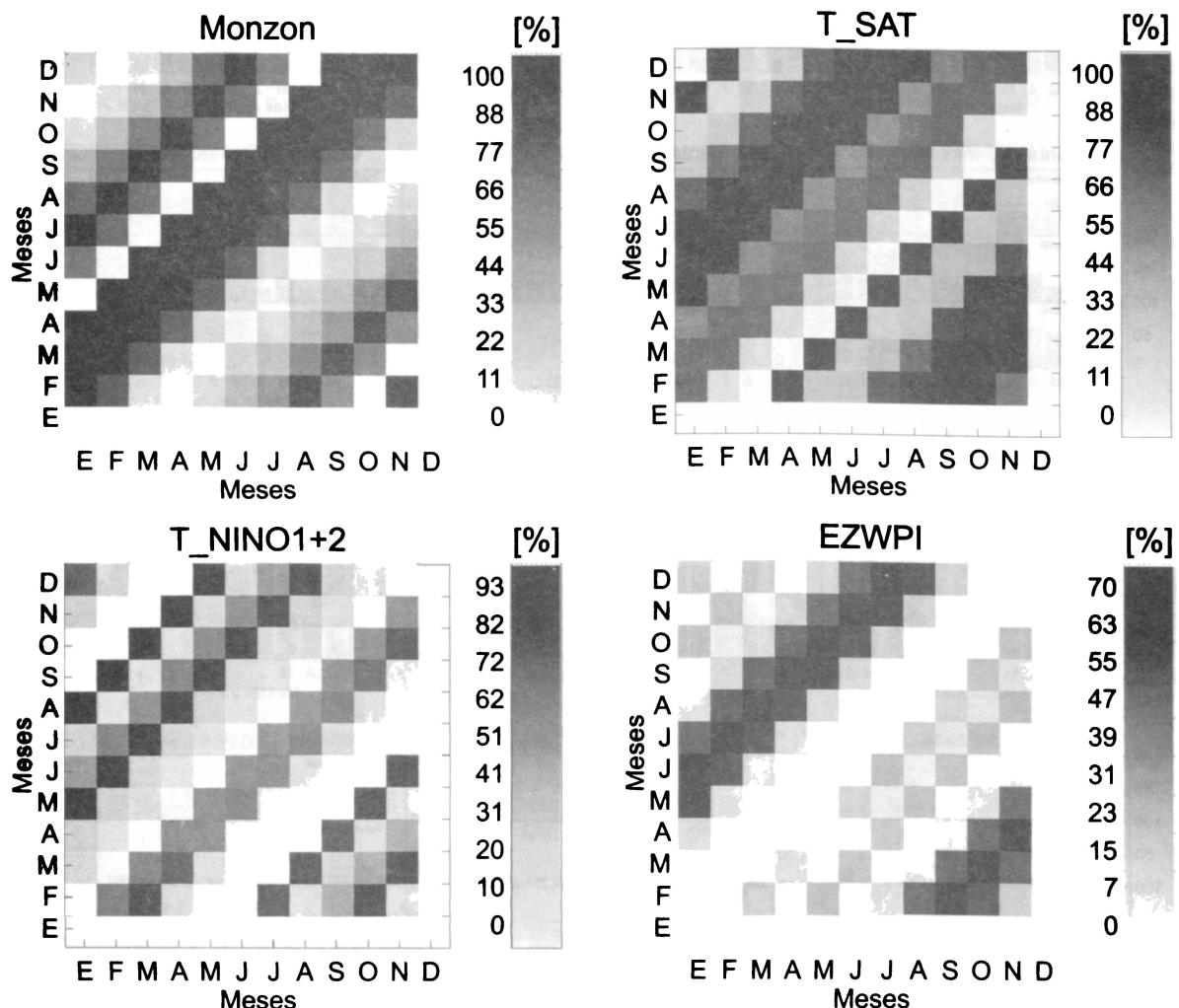


FIGURA 9. Importancia relativa de las variables para el m todo MARS. El eje de las abscisas corresponde al mes de inicio de la predicción y el de las ordenadas corresponde al mes predicho..

En la Figura 9 se presenta la importancia relativa de algunas de las variables más importantes en la predicción usando MARS. La estructura “diagonal” refleja, por ejemplo, que el MONZON es una variable importante en la predicción del segundo, tercero y cuarto mes a partir del mes de inicio sin importar este. La variable EZWPI (índice de viento zonal del Pacífico ecuatorial) no se presentó en los datos por haber sido utilizada sólo en MARS. Para el cálculo de la importancia relativa ver Friedman (1991). Un análisis detallado de este tipo de graficos posibilita además de la mejoría en las predicciones, el entendimiento de las relaciones entre las variables macroclimáticas y la hidrología de Colombia.

Los mejores resultados con el método de los AH, en cuanto al menor RMS, fue obtenido usando una longitud de la base de 12 meses y apoyado con las variables predictoras MEI y TROP. El suavizado en las predicciones obtenidas a partir del modelo NP es el resultado de calcular el valor esperado de las FDP condicionales (entre Nare y MEI en este modelo) y de su propia construcción.

Agradecimientos. Esta investigación ha sido financiada con fondos del Instituto Interamericano para la Investigación del Cambio Global (IAI). Se agradece la colaboración del Dr. Peter R. Waylen (University of Florida, Gainesville).

REFERENCIAS

- Carvajal, L. F., O. J. Mesa, J. E. Salazar, y G. Poveda, 1994. Aplicación del análisis espectral singular a series hidrológicas en Colombia. Memorias del XVI Congreso Latino-Americanano de Hidráulica e Hidrología, IAHR, Santiago de Chile, Vol. 3, 97-108.
- Foufoula-Georgiou, E., y P. Kumar. 1994. Wavelets in Geophysics. Academic Press, 372 p.
- Friedman, J. H., 1991. Multivariate Adaptive Regression Splines, Ann. Stat., 19, 1-142.
- Hoyos, C., 1999. Algunas aplicaciones de la transformada de Fourier y la descomposición en onditas a señales hidrológicas y sísmicas. Tesis Ingeniería Civil, Universidad Nacional de Colombia, Medellín.
- Hurrell, J. W., 1995. Decadal trends in the North Atlantic Oscillation and relationships to regional temperature and precipitation. Science, 269, 676-679.
- Jones, P.D., Jhonsson, T., y D. Wheeler, 1997. Extension to the North Atlantic Oscillation using early instrumental pressure observations from Gibraltar and South-West Iceland. Int. J. Climatol. 17, 1433-1450.
- Karlin, S. y H. Taylor, 1975. A First Course in Stochastic Processes, Academic Press.
- Lall, U., y K. Bosworth, 1994. Multivariate Kernel Estimation of Functions of Space and Time Hydrologic Data, En: Time Series Analysis and Forecasting, ed. K. Hipel, Kluwer.
- Lall, U., 1995. Nonparametric Function Estimation: Recent Hydrologic Contributions, Reviews of Geophysics, Contributions in Hydrology, U.S. National Report to the IUGG 1991-1994.
- Lorenz, E., 1969. Atmospheric predictability as revealed by naturally occurring analogues, Jour. Atmos. Sci, 26, 636-646.
- Mantua J., Steven R. Hare, Y. Zhang, J. M. Wallace, y R. C. Francis, 1997. A Pacific interdecadal climate oscillation with impacts on salmon production, BAMS, 78, 1069-1079.
- Marquardt, C., y B. Naujokat. 1997. An update of the equatorial QBO and its variability. 1st SPARC Gen. Assemb., Melbourne Australia, WMO/TD-No. 814, Vol. 1, 87-90.
- Mesa, O. J., G. Poveda, L. F. Carvajal y J. E. Salazar, 1994a. Efecto del fenómeno de El Niño-Oscilación del Sur en la hidrología Colombiana, Memorias del XVI Congreso Latinoamericano de Hidráulica e Hidrología, Vol. 3, IAHR, Santiago de Chile, 373-384.
- Mesa, O. J., L. F. Carvajal, J. E. Salazar, y G. Poveda, 1994b. Predicción hidrológica usando redes neuronales, Memorias del XVI Congreso Latinoamericano de Hidráulica e Hidrología, IAHR, Santiago de Chile, Vol. 3, 385-396.
- Parthasarathy, B., A.A. Munot, y D.R. Kothwale. 1995. Monthly and seasonal rainfall series for all-India homogeneous regions and meteorological subdivisions: 1871-1994, Contributions from Indian Institute of Tropical Meteorology, Pune-411 008, INDIA.
- Poveda, G., y O. J. Mesa. 1993. Metodologías de predicción de la hidrología Colombiana considerando el evento El Niño-Oscilación del Sur (ENOS), Revista Atmósfera, 17, Sociedad Colombiana de Meteorología, Bogotá.
- Poveda, G., y C. 1994. Penland, Predicción de caudales medios en Colombia usando Modelación Lineal Inversa, Memorias del XVI Congreso Latino-Americanano de Hidráulica e Hidrología, IAHR, Santiago de Chile, Vol. 4, 119-129.
- Poveda, G., y O. J. Mesa, 1997. Feedbacks between hydrological processes in tropical South America and large scale oceanic-atmospheric phenomena. J. Climate, 10, 2690-2702.

- Rajagopalan, B., y U. Lall, 1995. A kernel estimator for discrete distributions, *J. of Nonparametric Statistics*, January.
- Salazar, J. E., O. J. Mesa, G. Poveda y L. F. Carvajal, 1994a. Aplicación de un modelo continuo no lineal de series hidrológicas, *Memorias del XVI Congreso Latino-Americanano de Hidráulica Hidrología, IAHR, Santiago de Chile*, Vol. 4, 169-180.
- Salazar, J. E., O. J. Mesa, G. Poveda y L. F. Carvajal, 1994b. Modelamiento del fenómeno ENOS en la hidrología Colombiana mediante procesos autoregresivos dependientes del régimen, *Memorias del XVI Congreso LatinoAmericanano de Hidráulica e Hidrología, IAHR, Santiago de Chile*, Vol. 4, 181-191.
- Simpson, P. K. 1990. *Artificial Neural Systems, Foundations, Paradigms, Applications and Implementations*, Pergamon Press, Oxford.
- Toth, Z., 1989. Long-Range Forecasting Using an Analog Approach, *J. Climate*, 2, 594-607.
- Torrence, C., y G. P. Compo. A practical guide to wavelet analysis. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 79, 61-78, 1998.
- Torrence, T. y P. J. 1999. Webster. Interdecadal changes in the ENSO-Monsoon System, *J. Climate*, 12, 2679-2690.
- Trenberth, K. E., 1976. Spatial versus noise in the Southern Oscillation, *Mon. Wea. Rev.*, 112, 323-332,.
- Van Den Dool, H. M., 1989. A new look at weather forecasting through analogues, *Journal of American Meteorological Society.*, 117, 2230-2247.
- Walker, G. T. Y E. W. Bliss, 1932. World weather V, *Men. Roy. Meteor. Soc.*, 4, 53-84.
- Wolter, K. 1987. The Southern Oscillation in surface circulation and climate over the tropical Atlantic, Eastern Pacific, and Indian Oceans as captured by cluster analysis. *J. Climate Appl. Meteor.*, 26, 540-558.