



Modelos de pronóstico de caudales mensuales en el río Shullcas (Huancayo - Perú) con redes neuronales artificiales

Forecast models of monthly flows in the Shullcas river (Huancayo - Peru) with artificial neural networks

TORIBIO MARCOS REYES RODRÍGUEZ¹ y MAXIMILIANO ASÍS-LÓPEZ¹

RESUMEN

El recurso hídrico en la subcuenca del río Shullcas es escaso en cantidad, calidad y oportunidad; el abastecimiento de agua potable para los pobladores de la ciudad de Huancayo se realiza con las aguas de este río y para su gestión es necesario realizar estimaciones de la oferta hídrica futura empleando diferentes métodos de pronóstico. El trabajo de investigación consistió en la estimación de caudales mensuales con modelos de redes neuronales artificiales con el objetivo de obtener modelos de pronóstico de caudales mensuales para el río Shullcas en la estación de Chamisería en función de las precipitaciones y evapotranspiraciones mensuales. La metodología consistió de cinco etapas: 1) se construyó el polígono de Thiessen para estimar las precipitaciones mensuales y temperaturas medias representativas de la subcuenca del río Shullcas; 2) se detectaron y corrigieron datos pluviométricos e hidrométricos mensuales fuera de intervalo; 3) se generaron las temperaturas medias mensuales para la estación de Huaytapallana, considerando el gradiente término determinado por la ANA y las precipitaciones mensuales para la estación de Huaytapallana correspondientes a los años 2014 a 2019 por el método de la razón normal; 4) se caracterizaron las precipitaciones mensuales y temperaturas medias mensuales de las estaciones meteorológicas de Santa Ana y Huaytapallana, a través de ajuste funcional a la serie de Fourier; 5) finalmente se empleó redes neuronales de tipo multilayer perceptrón (MLP) y radial basis function (RBF) para generar los modelos de pronóstico de los caudales mensuales

¹Universidad Nacional Santiago Antúnez de Mayolo. Huaraz, Perú

© Los autores. Este artículo es publicado por la Revista Aporte Santiaguino de la Universidad Nacional Santiago Antúnez de Mayolo. Este es un artículo de acceso abierto, distribuido bajo los términos de la Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4,0 Internacional. (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>), que permite el uso no comercial, distribución y reproducción en cualquier medio, siempre que la obra original sea debidamente citada.

en la estación hidrométrica de Chamisería en la subcuenca Shullcas y se validaron con el coeficiente de determinación (R^2), el error cuadrático medio (RMSE), y la raíz de la media cuadrática (RMS). Los resultados indican que los modelos generados con redes neuronales multilayer perceptrón tienen mayor potencia predictiva según los coeficientes de determinación (R^2) de 0,947 y 0,857 respectivamente.

Palabras clave: redes neuronales; pronóstico de caudal; caudal mensual; modelos de pronóstico.

ABSTRACT

The water resource in the sub-basin of the Shullcas River is scarce in quantity, quality and opportunity; the supply of drinking water for the residents of the city of Huancayo is carried out with the waters of this river and for its management it is necessary to make estimates of the future water supply using different forecasting methods. The research work consisted of estimating monthly flows with artificial neural network models in order to obtain forecasting models of monthly flows for the Shullcas River in the Chamisería station based on monthly rainfall and evapotranspiration. The methodology consisted of five stages: 1) the Thiessen polygon was constructed to estimate the monthly rainfall and average temperatures representative of the Shullcas river sub-basin; 2) out-of-range monthly pluviometric and hydrometric data were detected and corrected; 3) the monthly average temperatures were generated for the Huaytapallana station, considering the term gradient determined by the ANA and the monthly rainfall for the Huaytapallana station corresponding to the years 2014 to 2019 by the normal ratio method; 4) the monthly rainfall and mean monthly temperatures of the Santa Ana and Huaytapallana meteorological stations were characterized, through functional adjustment to the Fourier series; 5) finally, multilayer perceptron (MLP) and radial basis function (RBF) neural networks were used to generate forecast models of monthly flows at the Chamisería hydrometric station in the Shullcas sub-basin and they were validated with the coefficient of determination (R^2), the root mean square error (RMSE), and the root mean square (RMS). The results indicate that the models generated with perceptron multilayer neural networks have higher predictive power according to the determination coefficients (R^2) of 0,947 and 0,857 respectively.

Keywords: : neural networks; flow forecast; monthly flow; forecasting models.

INTRODUCCIÓN

El agua es un recurso natural estratégico para el desarrollo del Perú en los diferentes sectores tales como la agricultura, minería, generación energética, industrial, etcétera. La seguridad alimentaria depende de las tierras irrigadas con el agua proveniente de los ríos y los embalses, en muchas zonas del planeta Tierra los diferentes cursos de agua representan la fuente principal para el consumo doméstico y la generación de hidroelectricidad, gran parte de la industria y el comercio requieren del agua de los ríos para su abastecimiento. En el Perú, la mayoría de los ríos son estacionales y cuyo aporte hídrico oscila de mínimos extremos a máximos extremos que incluso generan inundaciones. Por otro lado, para satisfacer la demanda hídrica es necesario conocer la oferta hídrica futura, que permita una gestión adecuada del recurso hídrico. El pronóstico de caudales es, por tanto, una de las medidas de gestión usadas para lidiar con la incertidumbre del clima. Dichos pronósticos pueden ser de corto plazo, períodos de unas pocas horas o días, y de largo plazo, con tiempos de antelación de hasta nueve meses ([Georgakakos y Krzysztofowicz , 2001](#)).

Para superar las deficiencias de los modelos matemáticos se han incrementado el número de trabajos que utilizan modelos basados en redes neuronales artificiales ([Figueiredo et al. , 2007](#)). Entre sus principales aplicaciones en la solución de problemas relacionados a recursos hídricos, se tienen la previsión de caudales ([Ballini , 2000](#); [Zuñiga y Jordán, 2005](#); [Bravo et al. , 2008](#); [Gomesy Lima , 2010](#); [Cruz et al. , 2010](#)), modelamiento lluvia-caudal ([Tokar y Markus , 2000](#); [Weigert, 2005](#)), obteniéndose en todos buenos resultados. [Ventimilla y Cisneros \(2015\)](#) concluyen que el algoritmo backpropagación dio buenos resultados para el pronóstico de caudales basados en redes neuronales artificiales (RNA). [Tanty y Desmukh \(2015\)](#) concluyen que los modelos redes neuronales artificiales son una herramienta de pronóstico impecable, especialmente para el pronóstico de escorrentía de lluvia, pronóstico de flujo de corriente, hidrología de aguas subterráneas, etc., en comparación con otros modelos.

Por otro lado, el río Shullcas nace en las lagunas Chuspicocha, Huacracocha y Lazo Untay, ubicadas en el flanco occidental del nevado Huaytapallana, la estación hidrométrica Chamisería se encuentra en este río. Los registros hidrométricos del río Shullcas en la estación Chamisería, empleados fueron desde enero del año 1985 hasta diciembre del año 2015. El recurso hídrico en la subcuenca del río Shullcas es escaso en cantidad, calidad y oportunidad, el abastecimiento de

agua potable para los pobladores de la ciudad de Huancayo se realiza con las aguas de este río y para su gestión es necesario realizar estimaciones de la oferta hídrica futura; en esta investigación se tuvo como objetivo generar modelos de pronóstico de caudales mensuales para el río Shullcas (Huancayo - Perú) en la estación Chamisería usando redes neuronales artificiales.

MATERIALES Y MÉTODOS

El diseño de investigación fue no experimental porque durante el proceso de investigación no se manipulación las variables independientes de investigación, sino que se tomaron y procesaron datos observacionales de las precipitaciones mensuales de las estaciones de Santa Ana (1992 – 2019) adquiridos del SENAMHI, y Huaytapallana (1992 – 2013) tomados de Agrorural. También se procesaron los registros hidrométricos de la estación Chamisería, cuyos registros datan desde 1992 hasta 2015 registrados por la Autoridad Nacional del Agua del Perú.

El método de pronóstico que se empleó en la investigación son las redes neuronales y de mínimos cuadrados. Para el desarrollo de la investigación se siguieron las siguientes etapas:

1. Construcción del polígono de Thiessen para estimar las precipitaciones y temperaturas medias de la subcuenca del río Shullcas utilizando las estaciones de Santa Ana y Huaytapallana.
2. Detección y corrección datos pluviométricos e hidrométricos mensuales fuera de intervalo Los valores con valor tipificado en valor absoluto mayor a tres se consideran valores fuera de intervalo ([Mendenhall y Sincich , 1997](#)), los datos de precipitaciones mensuales, de caudales mensuales y temperaturas medias mensuales detectados como valores fuera de intervalo se reemplazaron por la media aritmética de los datos adyacentes correspondientes al mes del dato fuera de intervalo, este procedimiento se hizo para las precipitaciones mensuales y las temperaturas medias mensuales de la estación de Santa Ana, los caudales mensuales de la estación hidrométrica de Shullcas.
3. Las temperaturas medias mensuales para la estación de Huaytapallana se estimaron considerando el gradiente término determinado por [ANA \(2015\)](#) que se indica en los antecedentes y tomando como referencia la estación de Santa Ana.
4. Las precipitaciones mensuales para la estación de Huaytapallana correspondientes a los

años 2014 a 2019 se generaron por el método de la razón normal, empleando la ecuación.

$$PM_{Huaytapallana} = \left(\frac{PMA_{Huaytapallana}}{PMA_{Santa Ana}} \right) PM_{Santa Ana} = \left(\frac{810,9}{708,7} \right) PM_{Santa Ana}$$

5. Para la caracterización de las precipitaciones mensuales y temperaturas medias mensuales de las estaciones meteorológicas de Santa Ana y Huaytapallana, se hizo el de ajuste a funcional a la serie de Fourier con el software Matlab 2018.
6. Las evapotranspiraciones potenciales mensuales en la subcuenca Shullcas se estimaron calibrando la ecuación de Malmstrom citada por (Dingman, 2008): $ETP = ke_s$. Donde ETP representa la evapotranspiración potencial mensual (mm/mes), $k > 0$ coeficiente de evapotranspiración potencial, y e_s representa la presión de vapor de saturación (kPa) correspondiente a la temperatura media mensual. La presión de vapor de saturación del aire se calculó con la ecuación indicada por (Chow et al., 1994).

$$e_s = 0,611e^{\frac{17,27T}{237,3+T}}$$

Donde e_s representa la presión de vapor saturado (kPa), y T representa la temperatura del aire ($^{\circ}\text{C}$). La calibración de la ecuación de Malmstrom se realizó con la ecuación de Penmann-Monteith usando el software Cropwat 8.0 en la estación Ingenio que es una estación meteorológica cercana a la subcuenca Shullcas. Para la cual se emplearon los registros de las temperaturas medias mensuales máximas y mínimas, humedad media mensual, velocidad media del viento de la estación de Ingenio. Es decir, se obtuvieron los coeficientes mensuales de evapotranspiración potencial de la ecuación de Malmstrom para la subcuenca Shullcas.

7. Se emplearon redes neuronales multilayer perceptrón (MLP) y radial basis function (RBF) y el software SPSS 26, para obtener los modelos de pronóstico de los caudales mensuales en la estación hidrométrica Chamisería del río Shullcas.
8. Los diferentes modelos generados en la investigación se validaron con los indicadores siguientes: coeficiente de determinación (R^2), el error cuadrático medio (RMSE), y la raíz de la media cuadrática (RMS).

RESULTADOS y DISCUSIÓN

Caracterización de la subcuenca Shullcas

La subcuenca Shullcas tiene un área de 215,4 km² hasta el río Mantaro, un perímetro de 68,56 km, la razón de Gravelius tiene un valor igual a 1,31; la altitud varía de 3228 m.s.n.m. hasta 5550 m.s.n.m. la pendiente media de la subcuenca del río Shullcas tiene un valor de 31,63 % y la pendiente del río Shullcas desde su nacimiento hasta el río Mantaro es 7,81 %. El área de aporte hídrico hasta la estación hidrométrica Chamisería del río Shullcas es 160,00 km², de los cuales 9,07 km² está cubierto de nevados.

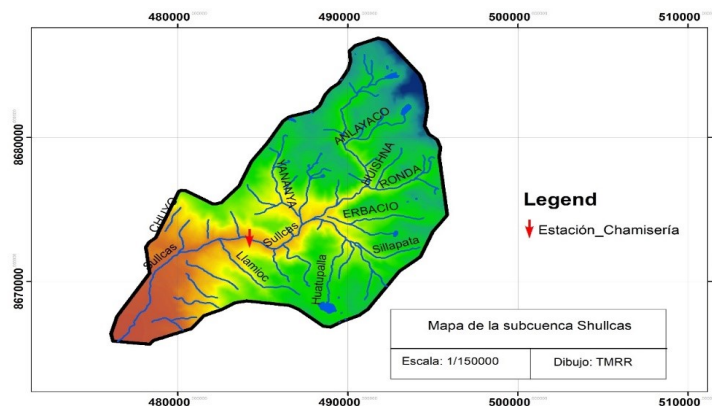


Figura 1. Mapa de la subcuenca del río Shullcas

La longitud del río Shullcas desde la laguna Chuspicocha hasta el río Mantaro es 29,75 km, y desde la laguna Chuspicocha hasta a la estación hidrométrica Chamisería del río Shullcas hay una longitud de 18,49 km. En la figura 1 se indica la subcuenca del río Shullcas, delimitada con ArcGis 10.4.1. Asimismo se indica la ubicación estación hidrométrica de Chamisería.

Estaciones meteorológicas cercanas a la subcuenca Shullcas

En la figura 2 se indica el polígono de Thiessen y las estaciones pluviométricas cercanas a la subcuenca Shullcas: Santa Ana, Huayao, Viques, Comas y Huatapallana

De acuerdo al polígono de Thiessen, la estación de Santa Ana tiene una influencia 47,7 % y la estación de Huatapallana tiene una influencia del 52,3 % del área de la subcuenca Shullcas consideradas para la estimación de las precipitaciones mensuales y temperaturass medias representativas de la subcuenca Shullcas.

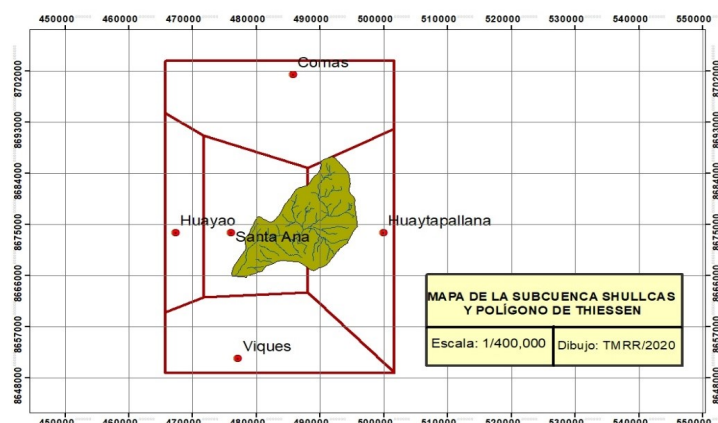


Figura 2. Polígono de Thiessen y estaciones pluviométricas vecinas a la subcuenca Shullcas

Detección y corrección datos pluviométricos e hidrométricos mensuales fuera de intervalo

Empleando el criterio de [Mendenhall y Sincich \(1997\)](#) los datos de las precipitaciones y caudales mensuales con valor tipificado en valor absoluto mayor a tres se reemplazaron por la media aritmética de los datos adyacentes correspondiente al mes del dato fuera de intervalo, este procedimiento se hizo para las precipitaciones y caudales mensuales.

Comportamiento periódico de las precipitaciones mensuales y temperaturas medias mensuales de las estaciones meteorológicas de Santa Ana y Huaytapallana

- a) Serie de Fourier de las precipitaciones mensuales en la estación de Huaytapallana

$$PHT = 68,02 + 69,7\cos(0,5238t - 0,565)$$

Con $R^2 = 0,7647$, $MSE = 27,5\text{mm}$ y $RMS = 68,9\text{ mm}$

Donde PHT representa la precipitación mensual (mm), t es el orden de la serie mensual de las precipitaciones en la estación de Huaytapallana, R^2 es el coeficiente de determinación, $RMSE$ representa el error cuadrático medio, y RMS representa la raíz de la media cuadrática.

- b) Serie de Fourier de las temperaturas medias mensuales en la estación Santa Ana

$$TSA = 12,47 + 1,240\cos(0,5233t - 0,0716)$$

Con $R^2 = 0,6027$, $RMSE = 0,7163^\circ\text{C}$ y $RMS = 8,9^\circ\text{C}$

Donde TSA es la temperatura media mensual en la estación de Santa Ana ($^\circ\text{C}$), t es el orden de la serie mensual de las temperaturas de la estación Santa Ana, R^2 es el coeficiente de determinación, $RMSE$ representa el error cuadrático medio, y RMS representa la raíz de la media cuadrática.

c) Serie de Fourier para las precipitaciones mensuales en la estación Santa Ana

$$PSA = 60,23 + 62,532\cos(0,5238t - 0,4729)$$

Con $R^2 = 0,7164$, $EMC = 27,99$ mm y $RMS = 61,4$ mm

Donde PSA es la precipitación mensual en la estación Santa Ana (mm), t es el orden de la serie mensual de las precipitaciones en la estación Santa Ana, R^2 es el coeficiente de determinación, $RMSE$ representa el error cuadrático medio, RMS representa la raíz media cuadrática.

d) Serie de Fourier para los caudales mensuales en la estación de Chamisería

$$QCH = 3,038 + 2,7604\cos(0,5238t - 1,2186)$$

Con $R^2 = 0,4493$, $RMSE = 1,968\text{m}^3/\text{s}$ y $RMS = 2,903\text{m}^3/\text{s}$

Donde QCH es el caudal mensual en la estación Chamisería (m^3/s), t es el orden de la serie mensual de caudales de la estación Chamisería. R^2 es el coeficiente de determinación, $RMSE$ representa el error cuadrático medio, y RMS representa la raíz de la media cuadrática.

El modelo periódico de predicción de caudales mensuales para la estación de Chamisería tiene baja potencia predictiva de acuerdo al coeficiente de determinación ($R^2 = 0,4493$).

Evapotranspiración potencial mensual en la subcuenca Shullcas

Previamente con los registros de las temperaturas medias mensuales máximas y mínimas, humedades medias mensuales, velocidades medias del viento de la estación de Ingenio (tabla 1) se calcularon las evapotranspiraciones potenciales mensuales con el software Cropwat 8.0 en la misma estación, luego se calibró la ecuación de Malmstrom obteniéndose los coeficientes de evapotranspiración k que se indica en la tabla 2.

Tabla 1. Variables meteorológicas medias multianuales en la estación Ingenio

Mes	T. mínima (°C)	T. máxima (°C)	% HR	Viento (m/s)
Ene	6,0	18,1	74,3	1,6
Feb	6,1	17,8	75,4	1,7
Mar	5,9	17,6	76,3	1,7
Abr	4,5	18,6	74,2	1,7
May	2,1	19,4	72,7	1,6
Jun	0,8	18,9	72,2	1,8
Jul	0,1	19,4	71,7	1,9
Ago	1,5	19,5	71,5	1,8
Set	3,6	19,4	71,4	1,9
Oct	4,9	19,9	73,1	1,8
Nov	5,1	19,9	71,8	1,8
Dic	5,5	18,9	73,8	1,7

(Agorural, 2016)

Tabla 2. Coeficientes k de Malmstrom para la subcuenca Shullcas

Mes	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Set	Oct	Nov	Dic
k	77,8	69,7	74,2	72,0	77,8	74,5	80,6	82,4	81,6	81,1	82,3	80,2

Para la estimación de las evapotranspiraciones potenciales mensuales se empleó la ecuación de Malmstrom citado por Dingman (2008) con los valores de k mensuales que se indican en la tabla 2 y las temperaturas medias mensuales de la subcuenca de Shullcas para estimar las presiones de vapor saturado del aire: $ETP = ke_s$

Donde ETP es la evapotranspiración potencial mensual (mm), k representa la constante mensual de evapotranspiración potencial, y e_s representa la presión de vapor saturado del agua en kPa. El coeficiente de evapotranspiración potencial varía mensualmente en la subcuenca del río Shullcas, y sus valores son diferentes a los que indica Malmstrom (citado por (Dingman, 2008)), $k = 40,9$.

Generación de caudales mensuales en la estación Chamisería con el modelo de redes neuronales

- Generación de caudales mensuales con modelos de redes neuronales multilayer perceptrón (MPL). Se generaron caudales mensuales en la estación Chamisería del río Shullcas empleando el modelo de redes neuronales multilayer perceptrón (MLP), en la capa de entrada se consideraron las precipitaciones mensuales y las mismas precipitaciones con rezago de un mes de la subcuenca del río Shullcas, también las evapotranspiraciones potenciales de la subcuenca del río Shullcas. Se consideró una capa oculta con 10 neuronas, y como función de activación, la tangente hiperbólica. En la capa de salida se consideraron

los caudales mensuales registrados en la estación hidrométrica de Chamisería, la función activación que se empleó fue la función identidad. Las variables de entrada y salida operaron como variables estandarizadas. El método de entrenamiento para la calibración de los parámetros: gradiente conjugado escalado.

Los caudales mensuales generados con redes neuronales artificiales multilayer perceptron se indican en la tabla 3 y tabla 4.

Tabla 3. Caudales mensuales generados con redes neuronales multilayer perceptrón en la estación Chamisería (m^3/s)*

Año	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Set	Oct	Nov	Dic
1995	4,30	6,59	6,00	4,07	1,35	1,16	0,88	0,79	1,11	1,80	1,97	2,03
1996	5,08	8,68	6,85	5,37	1,41	1,58	0,97	0,88	1,04	1,57	2,03	4,02
1997	6,62	9,07	6,10	4,34	1,48	1,92	1,03	0,89	1,17	1,65	2,03	3,71
1998	6,14	7,79	5,08	1,96	1,25	1,08	0,94	0,86	0,93	1,50	2,43	2,95
1999	4,43	9,61	6,94	4,23	1,57	1,40	1,03	0,91	0,97	1,68	2,08	3,16
2000	5,13	8,34	7,59	4,83	1,05	1,20	0,96	0,92	0,85	0,94	1,60	2,33
2001	5,38	8,32	7,93	7,07	1,96	2,17	0,89	1,00	0,99	1,64	2,25	2,81
2002	3,60	7,86	7,62	5,01	1,47	1,56	0,93	0,94	1,13	2,01	2,43	3,21
2003	4,80	7,42	7,42	6,81	1,92	1,51	1,02	0,91	0,97	1,28	1,83	3,14
2004	3,91	8,24	5,86	3,66	1,17	1,32	0,97	0,91	1,07	1,51	1,93	2,82
2005	3,36	4,06	3,50	2,53	1,03	1,33	0,97	0,86	0,96	1,89	2,62	3,28
2006	5,79	7,39	5,97	4,72	1,98	1,30	1,00	0,90	0,98	1,31	2,48	4,04
2007	5,33	6,34	7,17	5,28	1,15	1,52	0,92	0,90	0,96	1,29	1,76	2,16
2008	4,41	8,64	6,96	4,28	1,55	1,60	0,95	0,86	1,07	1,99	2,45	2,12
2009	4,57	7,83	6,55	4,50	1,21	1,21	0,90	0,92	1,21	1,70	2,39	3,11
2010	4,92	7,87	5,37	2,95	1,03	1,03	0,94	0,91	0,98	1,46	1,85	2,36
2011	6,49	9,43	8,06	6,06	1,73	1,38	0,96	0,90	0,90	1,12	1,82	2,01
2012	5,31	8,62	6,48	6,45	3,17	2,21	1,07	0,87	0,99	1,4	1,86	3,58
2013	6,78	8,77	6,01	4,43	1,53	1,55	1,03	0,89	1,05	1,38	1,70	2,34
2014	6,01	7,97	8,13	7,10	2,07	1,71	0,92	0,93	1,88	1,99	1,94	3,57
2015	4,42	8,83	6,29	5,14	1,58	1,81	1,02	0,90	1,22	1,66	2,15	3,10

(*)Variable dependiente caudal mensual, variables independientes precipitación mensual, precipitación mensual rezagada y evapotranspiración potencial mensual

Tabla 4. Caudales mensuales generados con redes neuronales multilayer perceptrón en la estación Chamisería (m^3/s)*

Año	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Set	Oct	Nov	Dic
1995	3,40	7,07	5,98	3,09	1,61	1,27	1,14	0,27	1,12	1,85	1,47	1,94
1996	4,87	9,64	6,40	4,66	1,26	2,07	1,25	0,95	0,99	1,59	1,73	4,22
1997	5,30	10,32	5,09	3,79	1,67	2,23	1,39	1,74	1,76	1,47	1,84	4,26
1998	4,70	5,84	2,87	2,65	1,41	1,29	1,04	0,76	0,90	1,88	1,84	2,49
1999	4,00	9,96	5,38	4,08	1,35	2,31	1,42	1,03	2,40	2,53	1,96	2,77

Tabla 4. Caudales mensuales generados con redes neuronales multilayer perceptrón en la estación Chamisería (m^3/s)

Año	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Set	Oct	Nov	Dic
2000	5,72	9,70	8,62	3,16	1,51	1,47	1,39	1,74	0,73	1,61	1,99	2,20
2001	6,03	9,29	8,07	5,88	2,39	2,05	1,73	1,37	1,93	1,98	1,76	2,57
2002	2,71	9,48	7,15	3,41	1,51	2,06	1,48	1,61	2,37	2,30	2,12	3,51
2003	3,30	8,75	7,06	5,92	2,08	1,61	1,37	1,66	1,32	1,54	1,66	3,29
2004	3,16	9,39	5,19	2,90	1,32	2,04	1,32	1,66	2,27	1,66	1,63	2,94
2005	2,23	4,62	4,09	2,00	1,21	2,15	1,07	0,91	1,08	2,88	1,74	3,33
2006	4,78	7,48	6,81	4,24	1,75	1,77	1,39	1,34	1,26	1,35	3,08	3,21
2007	4,20	5,42	6,94	2,67	1,60	1,87	1,19	1,37	1,28	1,21	1,78	1,77
2008	4,99	9,66	6,79	3,84	2,00	1,85	1,03	0,93	1,37	2,60	1,66	1,88
2009	5,10	8,79	6,14	3,04	1,75	1,30	1,13	1,11	1,44	1,68	2,06	2,41
2010	4,36	6,91	3,37	2,72	1,13	1,62	1,34	1,24	0,81	1,73	1,39	2,70
2011	5,31	7,65	7,16	4,89	1,46	1,82	1,50	1,16	1,83	1,68	1,65	3,23
2012	4,39	9,66	5,78	7,50	2,16	2,62	1,12	1,01	1,55	1,62	1,69	3,99
2013	5,20	9,66	4,94	3,98	1,83	1,98	1,24	1,65	1,63	1,71	1,40	2,64
2014	5,06	8,34	6,45	5,53	2,40	1,60	1,26	2,31	2,83	1,88	2,27	2,62
2015	3,74	10,45	5,89	4,75	1,91	2,39	1,13	1,55	1,96	1,87	2,08	2,25

(*) Variable dependiente caudal mensual, variables independientes precipitación mensual y evapotranspiración potencial mensual

Con los caudales mensuales generados mediante redes neuronales multilayer perceptrón se hizo el análisis de regresión para determinar el modelo de pronóstico de caudales mensuales en la estación Chamisería del río Shullcas, obteniéndose los siguientes modelos de predicción de caudales.

Modelo 1: Con $R^2 = 0,947$

$$QM_{i,j} = \begin{cases} 11,616 + 0,011PM_{i,j-1} + 0,024PM_{i,j} - 0,128EM_{i,j}; & \text{si } j = 2, \dots, 12 \\ 11,616 + 0,011PM_{i-1,12} + 0,024PM_{i,1} - 0,128EM_{i,1}; & \text{si } j = 1 \end{cases}$$

Modelo 2: Con $R^2 = 0,857$

$$QM(i, j) = 16,905 + 0,037PM_{i,j} - 0,181EM_{i,j}$$

Donde $QM_{i,j}$ representa el caudal del año i y del mes j , $PM_{i,j-1}$ representa la precipitación mensual del año i , del mes $j - 1$, $EM_{i,j}$ representa la evapotranspiración potencial del año i , del mes j ; $PM_{i-1,12}$ representa la precipitación mensual del año $i - 1$ del mes de diciembre. Los modelos predictivos generados con redes neuronales multilayer perceptrón tienen buena potencia predictiva según los coeficientes de determinación (R^2) que tienen los siguientes valores 0,947

y 0,857 respectivamente.

b) Generación de caudales mensuales con modelos de redes neuronales con función de base radial

Las variables consideradas en la capa de entrada son las precipitaciones mensuales, las precipitaciones mensuales con rezago de un mes, las evapotranspiraciones potenciales mensuales de la subcuenca del río Shullcas. Se consideró una capa oculta con 10 neuronas y con función de activación exponencial. En la capa de salida se consideraron los caudales mensuales registrados en la estación hidrométrica Shullcas y la función de activación identidad. El método de entrenamiento empleado fue el de gradiente conjugado escalado. Los caudales mensuales generados con redes neuronales artificiales radial basis function se indica en la tabla 5 y tabla 6.

Tabla 5. Caudales mensuales generados con redes neuronales radial basis function en la estación Chamisería (m^3/s)*

Año	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Set	Oct	Nov	Dic
1995	3,86	3,51	4,88	2,74	1,71	1,41	1,60	2,03	2,16	1,88	2,29	2,12
1996	4,65	7,09	6,70	2,81	2,09	2,14	2,09	1,31	1,81	1,82	1,67	5,11
1997	5,29	9,12	6,10	1,99	1,42	2,27	2,24	1,44	1,89	2,03	1,70	4,54
1998	6,53	4,44	3,07	1,72	2,14	1,41	1,63	1,16	0,78	2,14	2,48	3,38
1999	4,67	8,85	4,24	2,08	1,90	1,25	1,07	1,62	1,90	2,26	1,92	4,18
2000	5,78	7,38	5,96	2,18	1,18	1,31	1,34	1,19	1,34	1,23	2,15	2,57
2001	4,68	7,86	7,83	2,58	1,84	2,24	1,67	1,30	1,42	1,97	2,40	2,97
2002	3,75	5,72	7,17	2,52	1,54	1,48	1,27	1,42	1,82	2,17	3,14	3,45
2003	4,97	5,89	5,85	4,59	2,09	1,34	1,98	1,26	1,08	2,14	1,43	3,58
2004	3,19	5,83	5,83	2,00	1,17	1,30	1,14	1,49	1,16	1,74	1,69	2,52
2005	2,77	2,27	2,46	2,32	1,33	1,23	1,55	1,72	1,08	2,39	2,81	3,49
2006	3,63	6,41	5,15	2,06	2,17	1,49	2,00	1,33	0,58	2,02	2,65	4,49
2007	4,72	3,43	6,41	2,38	0,93	1,36	1,54	1,33	0,78	2,12	1,59	2,27
2008	4,69	6,13	6,21	2,05	1,53	1,59	1,67	1,49	1,55	2,15	2,48	2,03
2009	5,25	4,96	5,44	2,05	1,30	1,35	1,72	1,05	2,12	1,26	2,50	3,10
2010	4,39	5,91	3,79	2,39	1,94	1,31	1,31	1,22	1,74	1,94	1,90	1,92
2011	7,32	7,29	5,54	3,06	1,97	1,26	2,05	1,35	2,13	1,23	2,15	2,61
2012	4,79	5,86	6,75	5,66	2,19	2,09	1,38	1,67	1,29	1,96	1,46	4,22
2013	5,97	8,26	5,89	2,09	1,60	1,46	1,52	1,33	1,13	2,07	1,52	1,83
2014	5,43	7,84	8,68	5,67	2,34	2,16	1,68	2,13	3,81	2,92	3,03	3,96
2015	3,84	8,49	6,56	5,23	2,02	2,03	2,51	2,04	2,34	3,66	3,40	3,80

(*) Variable dependiente caudal mensual, variables independientes precipitación mensual, precipitación mensual rezagada y evapotranspiración potencial mensual

Tabla 6. Caudales mensuales generados con redes neuronales radial basis function en la estación Chamisería (m^3/s)*

Año	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Set	Oct	Nov	Dic
1995	3,52	3,32	4,79	2,53	1,65	1,76	2,09	2,93	2,74	2,67	3,01	2,94
1996	4,51	8,41	6,14	3,68	2,07	2,50	2,02	2,09	2,59	2,49	1,85	6,90
1997	5,44	8,82	5,07	2,65	1,35	2,96	2,79	1,58	1,78	3,00	2,38	9,52
1998	6,77	5,11	1,95	2,72	2,00	1,95	2,51	2,25	2,25	2,23	2,52	3,56
1999	4,38	3,44	5,29	2,96	2,27	1,28	0,97	1,94	3,16	3,79	2,56	5,07
2000	8,19	6,89	3,89	1,96	1,85	1,41	0,52	1,45	2,55	1,34	3,44	2,69
2001	6,45	6,69	7,29	3,12	1,96	1,99	2,53	2,13	1,83	2,99	1,99	2,95
2002	3,28	7,36	8,39	1,66	1,35	0,68	1,68	2,20	3,21	4,29	4,33	3,15
2003	3,83	5,93	6,86	5,09	1,51	1,56	1,83	1,32	1,69	2,26	1,85	5,45
2004	2,96	7,50	5,24	1,75	1,23	2,35	2,07	2,23	2,46	2,25	2,67	3,25
2005	2,01	1,86	3,20	2,64	2,00	2,13	2,49	2,05	1,98	5,09	2,09	3,34
2006	4,00	4,96	5,25	3,09	1,70	2,44	1,81	1,09	1,56	2,50	3,07	3,59
2007	3,45	2,49	5,64	1,64	1,09	1,31	2,11	1,19	1,69	2,78	2,19	1,85
2008	6,85	8,41	4,92	2,35	1,45	2,39	2,53	2,19	1,93	4,44	2,25	1,98
2009	6,99	5,38	5,31	1,49	1,60	1,70	1,84	1,79	2,49	1,77	3,00	2,97
2010	3,84	6,14	2,35	2,49	2,55	1,44	1,39	1,41	2,69	1,79	2,48	4,13
2011	3,70	3,05	8,42	3,96	1,38	1,81	1,79	1,34	2,40	1,88	2,98	3,64
2012	4,80	8,37	5,58	5,91	1,76	1,96	1,29	1,61	1,27	2,45	1,86	3,25
2013	4,70	8,39	4,42	2,56	1,29	2,36	0,81	1,26	1,40	2,56	2,30	3,83
2014	3,71	6,00	3,84	5,41	4,05	2,42	1,98	3,16	6,66	3,97	3,06	3,18
2015	3,28	7,59	6,49	5,45	2,67	2,93	3,19	2,64	4,81	4,17	3,05	3,27

(*) Variable dependiente caudal mensual, variables independientes precipitación mensual y evapotranspiración potencial mensual.

Con los caudales mensuales generados mediante redes neuronales radial basis function se hizo el análisis de regresión para determinar los modelos de pronóstico de caudales mensuales en la estación Chamisería del río Shullcas.

Modelo 1: Con $R^2 = 0,823$

$$QM_{i,j} = \begin{cases} 13,721 + 0,015PM_{i,j-1} + 0,027PM_{i,j} - 0,290EM_{i,j}; & \text{si } j = 2, \dots, 12 \\ 13,721 + 0,015PM_{i-1,12} + 0,027PM_{i,j} - 0,290EM_{i,j}; & \text{si } j = 1 \end{cases}$$

Modelo 2: Con $R^2 = 0,753$

$$QM_{i,j} = 14,628 + 0,039PM_{i,j} - 0,304EM_{i,j}$$

Donde $QM_{i,j}$ representa el caudal del año i y del mes j , $PM_{i,j-1}$ representa la precipitación total mensual del año i , del mes $j - 1$, $EM_{i,j}$ representa la evapotranspiración potencial del año i , del

mes j ; $PM_{i-1,12}$ representa la precipitación total mensual del año $i - 1$ del mes de diciembre. Los modelos predictivos generados con redes neuronales radial basis function tienen también buena potencia predictiva según los coeficientes de determinación (R^2) que tienen los siguientes valores 0,823 y 0,753 respectivamente.

CONCLUSIONES

La subcuenca del río Shullcas tiene 215,4 km^2 de área hasta el río Mantaro, el área de aporte hídrico hasta la estación Chamisería es 160 km^2 , el área de los nevados tiene un valor de 9,07 km^2 , y el área total de lagunas es 1,327 km^2 . La pendiente media de la subcuenca del río Shullcas es 31,63 % y la pendiente promedio del río Shullcas es 7,81 %. Las precipitaciones mensuales en las estaciones de Huaytapallana y Santa Ana tienen comportamientos periódicos, también las temperaturas medias mensuales en la estación Santa Ana tienen un comportamiento periódico. Los modelos de caudales mensuales generados para la estación hidrométrica Chamisería del río Shullcas (Huancayo - Perú) con redes neuronales multilayer perceptrón (MLP) tienen mayor potencia predictiva que los generados con redes neuronales radial basis function (RBF) según los indicadores de validez.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agrorural, Geoservice Ingeniería. 2016. Elaboración del expediente técnico del proyecto, Afianzamiento hídrico en el valle del río Shullcas con fines agrícolas. Lima
- Autoridad Nacional del Agua (ANA).2015. Evaluación de recursos hídricos en la cuenca del Mantaro. Lima
- Ballini, R. 2000. Análise e previzão de vazões utilizando modelos de séries temporais, redes neurais e redes neurais nebulosas. Tesis Dr., Universidade Estadual de Campinas, Brasil. 183p.
- Bravo, J.; Correa, O.; Collischonn, W.; Rolim, A., & Bertacchi, C. 2008. Previsões de curto prazo de vazão afluente ao reservatório de furnas utilizando redes neurais artificiais. Revista Brasileira de Recursos Hídricos RBRH 13(2) 77 – 88.
- Chow, V.; Madmen, D.; Mays, L. 1994. Hidrología aplicada. Colombia: McGraw Hill.
- Cruz, M.; Rodrigues, L. & Versiani, B. 2010. Previsão de vazões com a metodologia DPFT e com redes neurais artificiais. Revista Brasileira de Recursos Hídricos RBRH 15(1) 121 – 132.

- Dingman, S. 2008. Physical hydrology. USA: Waveland Press, Inc.
- Figueiredo, K.; Barbosa, C.; Da Cruz, A.; Vellasco, M.; Pacheco, M.; Contreras, R.; Barros, M.; Castro, R.; Marques, V.; & Duarte, U. 2007. Modelo de previsão de vazão com informação de precipitação utilizando redes neurais. Revista Brasileira de Recursos Hídricos RBRH 12(3) 69 – 82.
- Georgakakos y Krzysztofowicz, 2001. Probabilistic & Ensemble Forecasting. Journal of hydrology. 249(1)
- Gomes, L. & Lima, S. 2010. Modelo baseado na técnica de redes neurais para previsão de vazões na bacia do rio São Francisco. Revista Brasileira de Recursos Hídricos RBRH 15(1) 5 – 15.
- Mendenhall, W. y Sincich, T. 1997. Probabilidad y estadística para ingeniería y ciencias. México: Prentice Hall.
- Tanty, R. y Desmukh, T. 2015. Application of Artificial Neural Network in Hydrology -A Review. International Journal of Engineering Research & Technology: 4(6).
- Tokar, A. & Markus, M. 2000. Precipitation-runoff modeling using artificial neural networks and conceptual models. Journal of Hydrologic Engineering. 4(4), 156 – 161.
- Ventimilla, J. y Cisneros, F. 2015. Predicción de caudales basados en redes neuronales artificiales (NA) para períodos de tiempo subdiarios. Revista Politécnica: 35(2).
- Weigert, F. 2005. Modelagem chuva-vazão mensal utilizando redes neurais artificiais. Tesis Mg. Sc., Universidade Federal do Paraná, Curitiba, Brasil. 174 p.
- Zuñiga, A.; Jordán, C. 2005. Pronóstico de caudales medios mensuales empleando sistemas neurofuzzy. Revista Tecnológica de la Escuela Superior Politécnica del Litoral 18(1): 17 – 23. Guayaquil, Ecuador.

Fecha de recepción: 21/09/2020

Fecha de aceptación: 10/11/2020

Correspondencia

Toribio Marcos Reyes Rodríguez

tmreyes2@gmail.com