

**XIV SEMINARIO NACIONAL  
DE HIDRAULICA E HIDROLOGIA**

**PREDICCIÓN DEL PRECIO DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA CON UN MODELO DE  
REDES NEURONALES Y USANDO VARIABLES MACROCLIMÁTICAS**

Adriana Pulgarín P., Ricardo Smith Q. y German Poveda J.

Posgrado en Aprovechamiento de los Recursos Hidráulicos

Facultad de Minas, Universidad Nacional de Colombia

Apartado Aéreo 10227, Medellín, Colombia

[apulgari@andromeda.unalmed.edu.co](mailto:apulgari@andromeda.unalmed.edu.co)

**RESUMEN**

Dada la importancia de una buena predicción del Precio de la Energía en Bolsa en el Sistema Eléctrico Colombiano, en este trabajo se realiza una aplicación de Redes Neuronales, con el objetivo de evaluar su uso como posible herramienta de predicción en problemas de este tipo. Se hace una breve descripción de las características del Precio de la Energía en Bolsa en Colombia y de las variables que pueden incidir en su formación. Debido a la naturaleza empírica de los diversos parámetros, que hacen parte del diseño de las Redes Neuronales se realizan experimentos con diversos casos, en los cuales se varían algunos parámetros y se llega al diseño de una Red Neuronal que modela adecuadamente el Precio de la Energía. Las variables finalmente seleccionadas para modelar el Precio de la Energía en Bolsa son el embalse ofertable agregado, los aportes agregados al sistema y las anomalías de temperatura superficial del mar en la región Niño 3-4 del Océano Pacífico. Se presentan algunos resultados seguidos de algunas conclusiones

**ABSTRACT**

A neural network model for prediction of the Colombian energy pool price is proposed. A brief description of the main characteristics of the energy pool price is presented. Several cases were analyzed in order to develop a suitable neural network as an adequate pool price predictor. The final select variables for the energy prediction were the aggregated ofertable reservoir, the aggregated inflows to the system and the temperature anomalies in the 3-4 Niño region in the Pacific Ocean. Some results are presented with some conclusions.

## **INTRODUCCIÓN**

El Mercado Mayorista de Electricidad en Colombia es el escenario en el cual confluyen generadores, comercializadores y grandes consumidores de electricidad para realizar los intercambios comerciales de energía eléctrica. Este mercado se divide a su vez en dos segmentos: El Mercado de Contratos a Término (o mercado de largo plazo) y la Bolsa de Energía (o mercado de corto plazo).

La Bolsa de Energía establece el programa horario de generación y el precio de bolsa para las transacciones de energía, a partir de las ofertas de precio y de la declaratoria de disponibilidad de cada recurso. El precio de bolsa junto con los contratos de largo plazo son la base para realizar la liquidación de los intercambios comerciales entre agentes (5).

Un adecuado entendimiento de las variables que tienen incidencia en el Precio de la Energía en Bolsa es de gran importancia para los agentes que participan en el Mercado Mayorista ya que ello determina en cierta manera la forma en que realizarán en el futuro los intercambios comerciales. Así, una correcta predicción del Precio de Energía en Bolsa incide directamente en la magnitud y valoración de la energía que se transará en los diversos tipos de contratos o en las transacciones de corto plazo. La predicción del Precio de la Energía en Bolsa también es importante en el área de la expansión del Sector ya que la evaluación de la viabilidad económica de la entrada de nuevos proyectos se ve determinada por los ingresos que estos generaran una vez entren a formar parte del Sistema Eléctrico, ingresos que son valorados al Precio de Energía en Bolsa vigente.

## **CARACTERÍSTICAS DEL PRECIO DE ENERGIA EN BOLSA**

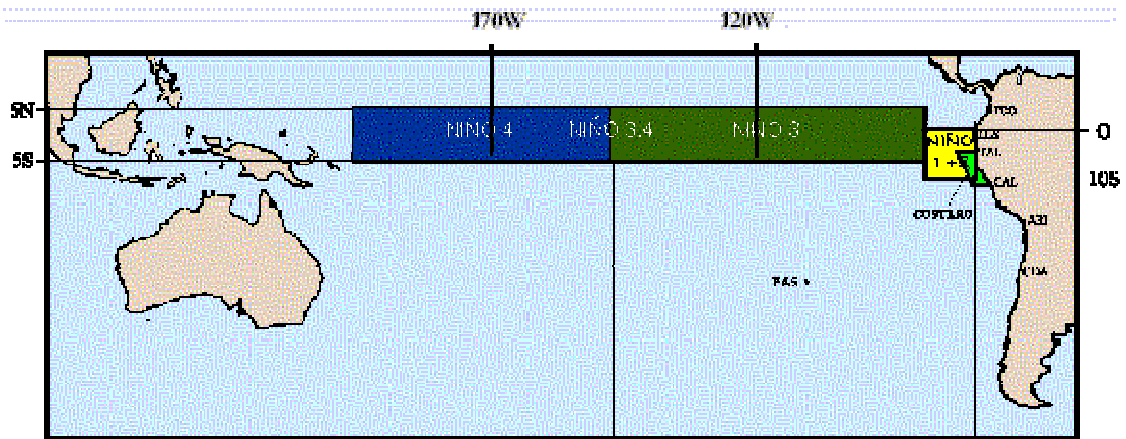
El Precio de la Energía en Bolsa depende de las características de la oferta, (la capacidad efectiva del sistema de generación a diciembre 31 de 1998 es de 12057MW, de los cuales el 67.7% corresponde a la participación hidroeléctrica), y de las reglas del mercado de corto plazo.

Al observar el comportamiento histórico del Precio de la Energía en Bolsa, obtenido mediante las operaciones de los diversos agentes en la bolsa de energía y las variables de Caudal aportante al Sistema y el embalse Ofertable, se deduce la gran dependencia que muestra el Precio de la Energía frente a la hidrología. La hidrología en Colombia está, a su vez, influenciada fuertemente por los efectos macroclimáticos ocurridos en el océano Pacífico representados básicamente por las dos fases del fenómeno ENSO, El Niño y La Niña. Sobre el efecto del ENSO en la hidrología de Colombia, ver (8).

Para caracterizar los eventos macroclimáticos sobre el Océano Pacífico, que afectan la hidrología en Colombia se utilizan variables tales como el Índice de Oscilación del Sur (IOS), la temperatura superficial del mar, la presión atmosférica, entre otras. Estas variables se miden en diversas regiones conocidas como zonas Niño (ver figura 1).

Establecida la alta componente hidráulica en el Sistema Eléctrico Colombiano, y la fuerte dependencia de la hidrología de los fenómenos macroclimáticos sobre el Océano Pacífico, conocidos como El Niño y La Niña, es de esperar la existencia de una fuerte relación entre el

Precio de la Energía en Bolsa y las variables que caracterizan los fenómenos climáticos mencionados.



Fuente Boletín de Alerta Climática de la Comisión Permanente del Pacífico Sur, (4)  
 Figura 1. Localización de las zonas El Niño en el Pacífico tropical.

## REDES NEURONALES

Las Redes Neuronales Artificiales son sistemas computacionales masivamente paralelos formados por una gran cantidad de procesadores simples con muchas interconexiones, basados en las Redes Neuronales biológicas.

En diversas disciplinas se diseñan Redes Neuronales Artificiales para resolver una gran variedad de problemas en áreas tales como el reconocimiento de imágenes, predicción, optimización, memoria asociativa y control.

En la figura 2 se presenta un modelo matemático simple de una neurona artificial.

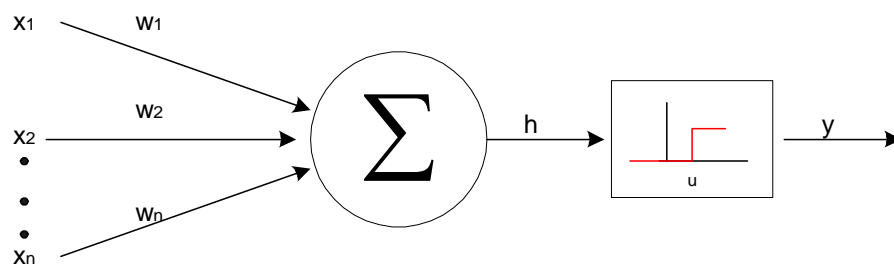


Figura 2. Modelo de una Neurona de *McCulloch y Pitts* (7)

Esta neurona matemática calcula una suma ponderada de las  $n$  señales de entrada,  $x_j, j=1, \dots, n$ , y genera una salida de 1 si la suma está por encima de cierto umbral  $u$ . En otro caso genera una salida de 0.

Matemáticamente,

$$y = \theta \left( \sum_{j=1}^n w_j x_j - u \right) \quad (1)$$

Donde  $\theta(\cdot)$  es una función escalón en 0, y  $w_j$ , es el peso de la conexión asociada con la  $j_{th}$  entrada.

## **REDES PERCEPTRON MULTICAPA PARA PREDECIR EL PRECIO DE LA ENERGIA EN BOLSA**

En el problema de predicción del Precio de la Energía en Bolsa, el objetivo es predecir hacia adelante el valor de esta variable que cambia en el tiempo usando valores previos de esta y/o otras variables.

En general, en la literatura se encuentran trabajos en los cuales se utilizan redes tipo Perceptron Multicapa con algoritmos de entrenamiento de propagación hacia atrás para el pronóstico de series de tiempo. Además según (3) cerca del 85% de los problemas de este tipo son modelados con Redes Neuronales de tres capas, entrenadas con el algoritmo de propagación hacia atrás.

Una red neuronal tipo Perceptron Multicapa se puede interpretar simplemente como un modelo de entradas-salidas a través de capas, donde los pesos y umbrales son los parámetros libres del modelo. En la práctica, los pesos de las neuronas se modifican sometiendo a la red a un entrenamiento, permitiendo que la red realice una función determinada. Con este tipo de redes se pueden modelar funciones de complejidad casi arbitraria, el número de capas y de unidades de cada capa determinan la complejidad de la función.

El número de unidades de entrada y de salida de la red está definido por el problema, pero el número de capas ocultas y el número de unidades que se debe usar está lejos de ser claro. Un buen punto de partida es usar una capa oculta, con el número de unidades igual a la mitad de la suma del número de unidades de entrada y de salida, a partir de allí se puede experimentar diferentes topologías que se ajusten mejor al problema que se está considerando,(1).

## **PROCEDIMIENTO**

El procedimiento utilizado para la elaboración del modelo de Precio de la Energía en Bolsa mediante Redes Neuronales consta de los siguientes pasos.

- Elección preliminar de las variables que se crea, tiene influencia en la formación del Precio de la Energía en Bolsa.
- Comprobación de esa influencia mediante análisis de los datos históricos, utilizando pruebas de correlación. Es de anotar que cuando se realiza una correlación de tipo lineal

entre las variables y se toman decisiones de su interacción de acuerdo a esos resultados se puede estar pasando por alto la posibilidad de que dichas variables tengan relaciones que escapan al campo de lo lineal.

- Elección de las variables que van a formar parte de las entradas del modelo, de acuerdo a los resultados obtenidos en el paso anterior.
- Diseño de la red neuronal, que incluye los pasos de diseño de la estructura de la red, la elección de la función de activación, el entrenamiento de la red, y el análisis del comportamiento de la misma.

## Análisis Gráficos y de Correlación entre las variables consideradas

Para determinar la importancia de las diferentes variables escogidas en el modelamiento del precio de bolsa, se realizaron análisis gráficos y de correlación en período de tiempo comprendido entre el primero de enero de 1996 y el 30 de septiembre de 1999, entre las variables que se presentan a continuación:

	Precio de la Energía en Bolsa
	Embalse ofertable agregado
	Caudal Agregado del sistema
	Demanda del sistema
Precio de la Energía vs.	Energía transada mediante operaciones en Bolsa
en Bolsa	Energía transada mediante operaciones en contratos
	Temperatura del mar en la región Niño 4 en el océano Pacífico
	Anomalías de Temperatura en la región Niño 4 en el océano Pacífico
	Temperatura del mar en la región Niño 3-4 en el océano Pacífico
	Anomalías de temperatura en la región Niño 3-4 en el océano Pacífico

En la tabla 1 se presenta los resultados de las correlaciones para diferentes rezagos de las variables, adicionalmente se calculo la prueba T, (2), para medir la significancia estadística del coeficiente de correlación  $\rho$  hallado. Se resaltan con negrilla los coeficientes de correlación estadísticamente significativos.

Tabla 1. Correlaciones del Precio de la Energía vs. otras variables

		Coeficiente de Correlación									
		Rezago									
Variables		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Precio vs.	Precio	1.000	0.891	0.738	0.576	0.422	0.248	0.055	-0.065	-0.135	-0.174
	Embalse	-0.690	-0.615	-0.511	-0.380	-0.257	-0.146	-0.059	0.015	0.018	0.016
	Caudal	-0.588	-0.484	-0.270	-0.128	-0.011	0.034	0.065	0.080	0.010	-0.066
	Demanda	0.378	0.469	0.487	0.379	0.374	0.296	0.222	0.001	-0.111	-0.114
	Bolsa	-0.153	-0.097	-0.102	-0.136	-0.155	-0.162	-0.105	-0.124	-0.154	-0.207
	Contrato	0.337	0.306	0.216	0.062	-0.036	-0.094	-0.111	-0.207	-0.224	-0.145
	Niño4	0.485	0.532	0.571	0.587	0.585	0.565	0.482	0.390	0.299	0.213
	Niño4A	0.573	0.599	0.605	0.583	0.551	0.524	0.451	0.377	0.305	0.233
	Niño3-4	0.659	0.654	0.640	0.618	0.577	0.508	0.404	0.280	0.143	0.010
	Niño3-4 <sup>a</sup>	0.795	0.808	0.778	0.710	0.612	0.487	0.348	0.210	0.080	-0.034

Como puede observarse en la tabla 1, existe una fuerte correlación entre el Precio de la Energía en Bolsa y la variable de Anomalías de temperatura en la región Niño 3-4 en el Océano Pacífico. Esta fuerte relación se presenta también en la figura 3.

## ELECCIÓN DE LAS VARIABLES DE ENTRADA

De acuerdo al análisis de correlación realizado se escogieron las siguientes variables significativas

- Precio de la Energía en Bolsa
- Embalse Ofertable Agregado
- Caudal Agregado del sistema
- Anomalías de temperatura en la región Niño 3-4 en el océano pacifico.

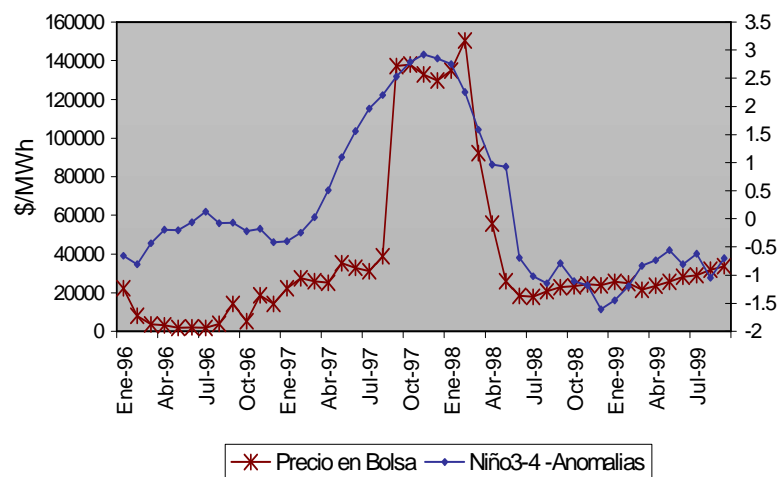


Figura 3. Precio de la Energía en Bolsa vs. Temperatura en Niño 3-4 (anomalías)

## DISEÑO Y ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL

### Estructura de la Red

Se diseñó una Red Neuronal tipo Perceptron Multicapa con tres capas

La Red Neuronal diseñada considera en la capa de entrada diferentes rezagos de las variables de manera que se involucre el efecto combinado de cada una de ellas. En este caso se tendrán  $N_{uc}$  unidades en la capa de entrada (ecuación. 2), en la capa oculta se tienen  $N_{uc}/2$  unidades. En la capa de salida se tiene una sola unidad correspondiente a la variable precio de la energía.

$$N_{uc} = [(N - r) + r * L] \quad (2)$$

en donde,

N es el número de variables de entrada, r es el número de variables en las que se consideraron rezagos, y L es el número de rezagos.

Del conjunto de datos del Precio de la Energía en Bolsa se tomaron 20 datos para verificación con el fin de probar el desempeño de la red para valores muy altos de este (período comprendido entre septiembre de 1997 y abril de 1998).

### Función de activación

La función de activación (o de transferencia) es la regla mediante la cual la suma de las entradas a una neurona se transforma en la respuesta de la misma, es una forma de introducir no linealidad en el diseño de la red.

La función de activación utilizada fue la función tipo sigmoidea o logística (ecuación 3). Esta función es continua y varía monótonicamente de 0 a 1 a medida que x varía de  $-\infty$  a  $\infty$ . El aumento de  $\beta$ , determina la pendiente de la región de transición (Figura 4). Luego se experimenta con la función de activación lineal en la capa de salida.

La función sigmoidea es la más recomendada en la literatura para usarse como función de activación, la recomendación se basa principalmente en los resultados experimentales obtenidos por diversos autores.

$$g(x) = \frac{1}{(1 + e^{-\beta x})} \quad (3)$$

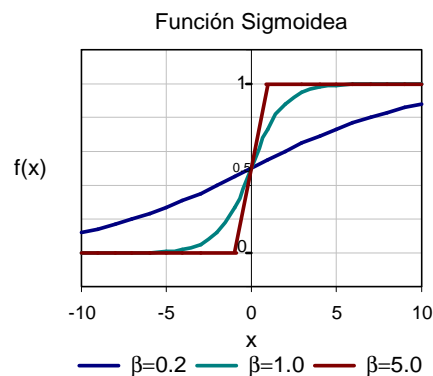


Figura 4. Función de Activación Logística

### Entrenamiento de la red

El papel del algoritmo de entrenamiento es el de ajustar los pesos y umbrales de tal manera que se minimice el error de predicción cometido por la red.

Se utilizó el algoritmo de entrenamiento de propagación hacia atrás, el cual calcula el vector gradiente de la superficie de error. Este vector apunta en la dirección de pendiente más pronunciada medida desde el punto actual, un pequeño desplazamiento a lo largo de esta dirección disminuirá el error y una secuencia de este tipo de movimientos eventualmente hallará algún mínimo. En la práctica, el tamaño del desplazamiento es proporcional a la pendiente y a una constante especial: *la tasa de aprendizaje*  $\eta$ .

Existe otro parámetro que puede ayudar a que el algoritmo converja más rápidamente a un mínimo local, este parámetro es el momentum que estimula los desplazamientos en una dirección fija. De esta manera, si se toman varios pasos en la misma dirección, el algoritmo acelera, teniendo la posibilidad de escapar de mínimos locales y de moverse rápidamente a través de valles y mesetas.

La correcta configuración de la tasa de aprendizaje y del momentum depende de la aplicación y generalmente se eligen experimentalmente.

### **Análisis del Comportamiento de la Red**

La red se diseñó con el software Statistica Neural Networks, StatSoft Inc.

Se experimentó con varios casos diferentes de configuración de la Red Neuronal, incluyendo experimentos con función de activación tipo sigmoidea y función lineal en la capa de salida y diferentes valores de tasa de aprendizaje, momentum, y número de unidades en la capa oculta, llegándose a la conclusión empírica de que la red se comportaba mejor para los valores de tasa de aprendizaje de 0.02, momentum de 0.3.

A continuación se presenta la Red neuronal para la cual se obtuvieron los mejores resultados:

Red Neuronal MLP de tres capas  
Cinco variables en la capa de entrada  
Tres unidades en la capa oculta  
Una unidad en la capa salida  
Función de activación logística en la capa oculta  
Función de activación lineal en la capa de salida  
Tasa de Aprendizaje 0.02  
Momentum: 0.3

En la Figura 5 se presenta la figura del entrenamiento de la red con el algoritmo de propagación hacia atrás.

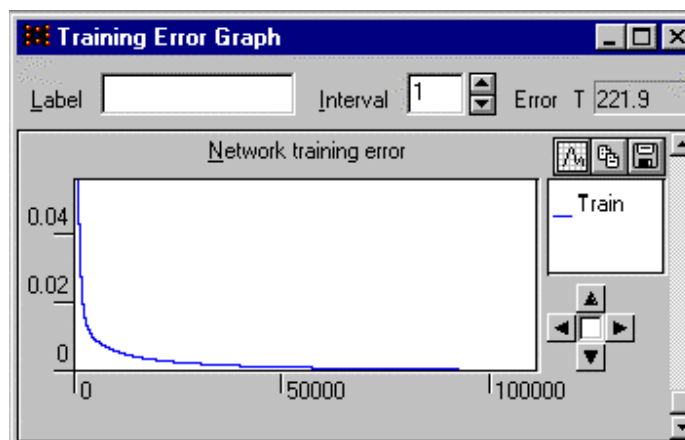


Figura 5-Gráfica del Error de Entrenamiento



## Análisis de Resultados

El comportamiento de la red neuronal para el problema tratado se examinó en diversas formas:

- La comparación de los resultados de la red con los datos disponibles de la variable de salida.
- Cálculo de varias medidas de error entre los datos observados del precio de bolsa y los datos proporcionados por la red.
- Cálculo de la media y la desviación estándar de los datos de entrenamiento y del error de predicción.
- Cálculo del radio de la desviación estándar SD, que corresponde a la división de la desviación estándar del error de predicción entre la desviación estándar de los datos de entrenamiento.

Uno de los valores más significativos es la desviación estándar del error de predicción, si este no es mejor que la desviación estándar de los datos de entrenamiento, entonces la red no ha realizado más que una simple estimación de la media del precio de bolsa. En las tablas 2 y 3 se presenta la comparación numérica para los datos de entrenamiento y verificación, entre el precio de bolsa observado y el producido por la red.

Tabla 2. Comparación de los resultados para los datos de entrenamiento

Fecha	Precio <sub>RN.</sub> (\$)	Precio <sub>OBS.</sub> (\$)	Error precio
31/01/96	22840.0	22387.6	450.0
29/02/96	7927.0	7915.6	11.3
31/03/96	3669.0	3529.2	139.6
30/04/96	3290.0	3131.0	158.6
31/05/96	1867.0	1849.5	17.3
30/06/96	1787.0	1994.8	-208.0
31/07/96	2114.0	1700.7	413.0
31/08/96	3876.0	3864.9	11.2
30/09/96	14270.0	14344.7	-69.4
31/10/96	4953.0	5189.1	-235.8
30/11/96	18540.0	18641.1	-104.3
31/12/96	14280.0	14277.9	-0.4
31/01/97	22360.0	22357.6	4.6
28/02/97	27370.0	27408.2	-34.5
31/03/97	25930.0	25837.4	85.1
30/04/97	24890.0	25054.7	-161.8
31/05/97	34980.0	35127.9	-152.2
30/06/97	32630.0	32950.1	-320.7
31/07/97	31320.0	31173.4	150.9
31/08/97	39000.0	38829.1	172.0
30/09/97	137300.0	137345.0	-48.7
31/10/97	137600.0	138012.9	-378.6
30/11/97	133200.0	132726.2	487.5
31/12/97	129800.0	129762.5	68.4
31/01/98	134800.0	134997.1	-167.8

Tabla 3. Comparación de los resultados para los datos de verificación

Fecha	Precio <sub>RN.</sub> (\$)	Precio <sub>OBS.</sub> (\$)	Error precio
28/02/98	148900	150457	-1597
31/03/98	95530	92248	3281
30/04/98	57430	55608	1818
31/05/98	25650	25827	-184.9
30/06/98	17050	18282	-1228
31/07/98	15730	17989	-2265
31/08/98	20130	20618	-491.6
30/09/98	22080	22786	-707.4
31/10/98	22290	23406	-1116
30/11/98	23280	24258	-978.9
31/12/98	23230	23933	-704.8
31/01/99	25340	25529	-193.1
28/02/99	23390	24898	-1511
31/03/99	20510	21517	-1011
30/04/99	21680	23556	-1881
31/05/99	24340	25684	-1345
30/06/99	26560	28091	-1529
31/07/99	28410	29103	-690.5
31/08/99	31170	31773	-595.6

En la tabla 4 se presentan las medidas de error y los estadísticos calculados para medir el desempeño de la red.

Tabla 4. Resumen de Estadísticos

<b>Estadístico</b>	<b>Entrenamiento</b>	<b>Verificación</b>
<b>Coeficiente de correlación</b>	0.999977	0.999501
<b>Error Cuadrático Medio</b>	215.595	1422.43
<b>Error Absoluto</b>	162.070	1224.84
<b>Media de los Datos</b>	40414.6	35968.5
<b>Desviación Estándar de los Datos</b>	49364.8	31698.1
<b>Media del Error</b>	114.889	-714.940
<b>Desviación Estándar del Error</b>	219.728	1261.64
<b>Radio del error de predicción</b>	0.00445112	0.0398019

Como puede observarse en la tabla 4. el error de predicción es significativamente menor que 1. Indicando un buen comportamiento de la red, cuando este valor es menor de 0.1 muchas veces indica, heurísticamente, una buena regresión (10).

De acuerdo a los resultados presentados se obtuvo un buen desempeño de red para el problema tratado, a pesar de contarse con una cantidad de datos relativamente pequeña.

## CONCLUSIONES

- Las Redes Neuronales son programas computacionales que pueden reconocer patrones en los datos, aprender de estos y, en el caso de series de tiempo, hacer predicciones de los datos. El uso apropiado de las Redes Neuronales incluye, el entendimiento previo del problema que se quiere modelar y la elección adecuada de las variables que se utilizarán en el modelamiento.
- Hasta el momento existen en la literatura, gran diversidad de trabajos dedicados al estudio y aplicación de las Redes Neuronales, pero la mayoría de ellos, recalcan la naturaleza empírica de sus diversos parámetros, ya que la fijación adecuada de estos varía de un problema a otro y está sujeta a la experimentación con diversos casos.
- En cuanto al problema particular de predicción del precio de Energía en Bolsa en Colombia se puede decir que es un problema de alta complejidad por los diversos procesos que involucra, ya sea físicos, de mercado o de regulación del estado, y de gran importancia tanto para adecuada operación como para las posibilidades de expansión del Sistema de Energía Eléctrica en Colombia. Entre esos procesos físicos que afectan el Precio de la Energía en Bolsa en Colombia es de resaltar la alta relación que se da con las variables que representan los fenómenos macroclimáticos sobre el Océano Pacífico, (El Niño y La Niña), en especial las anomalías de temperatura superficial del mar en la región Niño 3-4.
- En la aplicación de las Redes Neuronales estudiada en este trabajo para el problema particular de predicción del Precio de Energía en Bolsa, se obtuvieron buenos resultados,

los cuales pueden ser de gran ayuda para estudiar este tipo de aplicación más a fondo, teniendo siempre presente que la calidad de la información y el entendimiento de los procesos subyacentes del problema que se está estudiando es de vital importancia para obtener buenos resultados.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) Azoff, E. (1995), *Neural Networks, Time Series Forecasting of Financial Markets*, John Wiley and Sons.
- (2) Bowker, A., Lieberman, G. (1992) *Engineering Statistics*, Prentice- Hall, INC., New Jersey.
- (3) Gately, E. (1996), *Neural Networks for Financial Forecasting*, John Wiley and Sons.
- (4) Interconexión Eléctrica S.A. E.S.P. (1998) *Informe de Operación*, Medellín.
- (5) Interconexión Eléctrica S.A. E.S.P. (1996) *Mercado de Energía Mayorista-Informe Comercial*, Medellín.
- (6) Jain A., Mao J. & Mohiuddin K. (1996) *Artificial Neural Networks: a Tutorial*, En: *Computer*, Vol 29, No.3, Marzo, pp 31-44.
- (7) McCulloch, W., & Pitts, W. (1943) *A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity*, *Bull. Mathematical Biophysics*, Vol 5, pp 115-133
- (8) Poveda, G. (1999) *Retroalimentación Dinámica entre el Fenómeno de El Niño-Oscilación del Sur y la hidrología de Colombia*, Tesis Doctoral, Universidad Nacional de Colombia, Medellín.
- (9) Rumerlhart, D. (1996) *'Learning Internal Rpresentations by Error Propagation'*. *Parallel Distributed Processing –Explorations in the Microestructure of cognition*, Vol. 1, MIT press, Cambridge, Marzo, Vol 2, pp 593-600.
- (10) *Statistical Neural Networks* (1998). StatSoft Inc.