

Modelación del precio de la energía en Colombia usando un modelo de inferencia neurodifuso (ANFIS)

Revista Soluciones de Postgrado EIA, Número 3. p. 25-38 Medellín, enero 2009

Duván Grajales Bedoya*

* Ingeniero Administrador y Magíster en Ingeniería con Énfasis en Ingeniería Financiera, Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín. Especialista en Finanzas Corporativas, EIA. Gerente de Investigaciones, Banca de Inversión, Bancolombia. dugrajal@bibancolombia.com.co

MODELACIÓN DEL PRECIO DE LA ENERGIA EN COLOMBIA USANDO UN MODELO DE INFERENCIA NEURODIFUSO (ANFIS)

Duván Grajales Bedoya

Resumen

En este artículo se presenta el desarrollo de un modelo para pronosticar el precio de la energía en Colombia utilizando un sistema de inferencia neurodifuso adaptativo (ANFIS). Se revisa el estado del mercado energético en Colombia, se presenta la teoría y formulación que soporta la utilización de sistemas ANFIS en el pronóstico de series de tiempos y se expone el modelo aplicado para la modelación del precio de la energía en Colombia.

Palabras Clave: ANFIS, sistema adaptativo de inferencia neurodifusa, modelación de series de tiempo.

Abstract

This paper presents the development of a model to predict the energy prices in Colombia using an adaptative neuro-fuzzy inference system (ANFIS). It presents the state of energetic market in Colombia, the theory and formulation supporting the used of ANFIS systems use in time series forecasts and finally the applied model to modelling energy prices in Colombia is shown.

Key Words: ANFIS, adaptive neuro-fuzzy inference system, time series modelling.

Modelación del precio de la energía en Colombia usando un modelo de inferencia neurodifuso (ANFIS)

Duván Grajales Bedoya

Revista Soluciones de Postgrados EIA, Número 3. p. 25-38. Medellín, diciembre 2008

1. Introducción

En las últimas décadas los mercados energéticos de Latinoamérica han sufrido procesos de reestructuración legales que buscan una mejor regulación y la garantía de óptimas condiciones de calidad, penetración y competitividad [6].

En Colombia con la Constitución Política de 1991 y las leyes 142 y 143 de 1994 se determinó para el mercado energético la existencia de diferentes agentes con actividades claramente definidas: generación, transmisión, distribución y comercialización [6] (figura 1).

Con estas reformas se creó además el Mercado Mayorista de Electricidad y se

reorganizó el esquema institucional del sector, consolidando la Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG) como la entidad encargada de la regulación, control, vigilancia y aplicación de algunas políticas generales de administración por parte del Estado.

El modelo de pronóstico para desarrollar en este artículo corresponde al precio *spot* de la energía, el cual se deriva de la actividad específica de generación o producción de energía. Este precio se transa diariamente en la bolsa mediante contratos bilaterales con otros generadores, distribuidores, comercializadores o con usuarios con una demanda pico superior a los 100 kw.

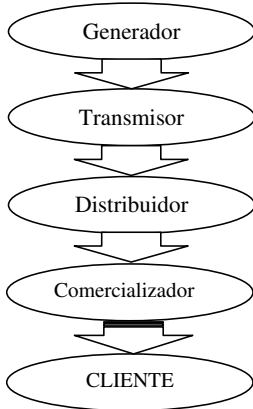


Figura 1. Agentes actores en el Mercado Energético en Colombia

El precio *spot* de la energía en Colombia es fundamental, dado que determina los ingresos de los generadores y mediante él se optimiza la asignación de los recursos. En el equilibrio, los consumidores maximizan su utilidad pagando un precio igual a la valoración marginal de consumir electricidad, y los generadores maximizan sus beneficios ofreciendo un precio igual al costo marginal de producción. En este punto de equilibrio, se cumple que la valoración marginal del consumidor es igual al precio del mercado y éste es igual al costo marginal de producción de corto plazo.

2. ANFIS como un modelo de series temporales

En la modelación estadística, una serie temporal se define como un conjunto de observaciones ordenadas en el tiempo:

$$\dots, y_{-1}, y_0, y_1, y_T, y_{T+1}, \dots \quad (1)$$

de las cuales solo se dispone de la realización $\{y_t\}$. Dichas observaciones son el resultado de la aplicación de un mecanismo generador a un conjunto de variables causales que explican el comportamiento de y_t [5].

La hipótesis fundamental de la modelación es que dicho mecanismo puede representarse por una función computable y desconocida $f(\cdot)$, que es una aplicación al conjunto de regresores

$$x_t = \{x_t^{(1)}, \dots, x_t^{(n)}\}: y_t(x_t) + v_t \quad (2)$$

donde el término v_t representa una serie de ruidos aleatorios independientes e idénticamente distribuidos que siguen una distribución con media cero y varianza σ_v^2 . Los regresores x_t en la ecuación (2) están formados por un subconjunto de las variables causales visibles y cuantificables que influyen el mecanismo generador de las observaciones. La serie de ruidos estocásticos $\{x_t\}_1^t$ representa el efecto de todas aquellas variables causales, cuantitativas o cualitativas, visibles o no visibles, no incluidas en el conjunto de regresores.

2.1 Sistemas ANFIS en la modelación de series de tiempo

En la teoría clásica de conjuntos, un subconjunto S del universo U puede definirse como una función que relaciona cada elemento x del universo con un elemento del conjunto discreto $\{0, 1\}$, esto es:

$$S : U \rightarrow \{0, 1\} \quad (3)$$

tal que el cero se usa para indicar que el elemento no pertenece con certeza a S , y la unidad, para indicar certeza de la pertenencia. La formulación de ANFIS, analizada en el contexto del modelamiento de series de tiempo, permite que sea interpretado como una generalización no lineal de los modelos autorregresivos.

En el caso de los conjuntos difusos, S es una función que relaciona cada elemento de U con un punto en el intervalo continuo $[0, 1]$, tal que el cero indica la certeza de la no pertenencia del elemento x al conjunto S , la unidad indica la certeza absoluta de dicha pertenencia, y los valores entre cero y uno representan grados parciales de pertenencia. En este caso S recibe el nombre de conjunto borroso.

La función $\mu_S(x)$, que vincula cada elemento del universo en un valor en el intervalo $[0, 1]$, recibe el nombre de función de pertenencia, y en el caso de universos que corresponden a variables continuas puede representarse usando diferentes funciones matemáticas; entre ellas se encuentran la función S o sigmoidea, la función Z y la función Φ o campana generalizada.

Un sistema difuso conformado por reglas de Takagi–Sugeno puede ser interpretado como una red neurodifusa conocida como ANFIS. La figura 2 presenta la arquitectura de ANFIS para un

sistema de inferencia de dos variables difusas x y y [1]:

$$x \in A_1 \wedge y \in B_1 \Rightarrow z = p_1x + q_1y + r_1$$

$$x \in A_1 \wedge y \in B_2 \Rightarrow z = p_2x + q_2y + r_2$$

$$x \in A_2 \wedge y \in B_1 \Rightarrow z = p_3x + q_3y + r_3$$

$$x \in A_2 \wedge y \in B_2 \Rightarrow z = p_4x + q_4y + r_4$$

donde el dominio de x está cubierto por los conjuntos borrosos A_1 y A_2 y el dominio de y por B_1 y B_2 . El proceso de inferencia para una entrada (x,y) implica: calcular $\mu_{A_1}(x)$, $\mu_{A_2}(x)$, $\mu_{B_1}(y)$, $\mu_{B_2}(y)$; estimar la inferencia producto para calcular cada regla $w_j = \mu_{A_j}(x) \cdot \mu_{B_j}(y)$; establecer el porcentaje que cada regla aporta a la solución final $w_j = \frac{W_j}{\sum_{i=1}^N W_i}$; y finalmente, calcular el resultado del sistema como $\sum_i w_i f_i$.

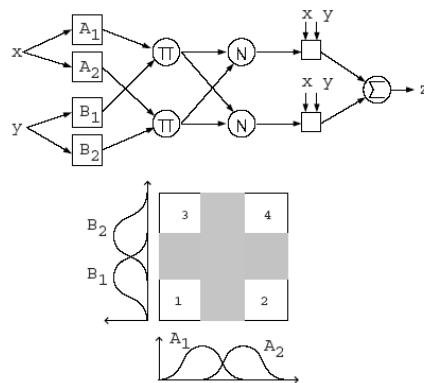


Figura 2. Arquitectura típica para ANFIS con reglas Takagi-Sugeno y partición inducida sobre el espacio de entrada

Las variables que forman los antecedentes de las reglas son las mismas que forman sus consecuentes;

el dominio de cada variable está cubierto por al menos dos conjuntos borrosos, de acuerdo con la definición de reglas de Takagi–Sugeno [7, 8, 9]. Usualmente, la función especificada para el consecuente es la combinación lineal de las entradas, pero en el caso general es posible usar funciones más complejas. La ecuación de la campana generalizada es una elección común para modelar las funciones de pertenencia con que se especifican los conjuntos borrosos [2].

2.2 Estrategia general para la formulación de modelos

En el contexto de la modelación estadística de series temporales, la estrategia general para la especificación y aceptación de modelos fue formulada originalmente por Box y Jenkins [3], la cual han ajustado diferentes autores (principalmente Tong, Granger y Terävirta y Harvey) para ser aplicada en la construcción de modelos no lineales. Se esquematiza en seis pasos.

- 1 Identificación
 - Selección de los Regresores
 - Propiedades estadísticas de la serie temporal
 - Transformación de la serie temporal
 - Especificación de $f(\cdot)$
- 2 Estimación de Parámetros
- 3 Diagnóstico y Análisis de la Dinámica de la Serie
- 4 Metadiagnóstico
- 5 Construcción de Pronósticos e Intervalos de Confianza
- 6 Validación del Pronóstico

3. Análisis de las series de tiempo utilizadas para realizar el pronóstico

3.1 Identificación de las series de tiempo

Durante esta fase se analiza el comportamiento de las series que serán involucradas en el estudio, se calculan las propiedades estadísticas de cada una, se seleccionan los regresores y se formula de manera preliminar el modelo de regresión. Las series de precios fueron provistas por XM Especialistas del Grupo ISA –Interconexión Eléctrica S. A.–.

3.1.1 Series involucradas en el análisis

Analizar el comportamiento de algunas de las variables que afectan el precio de la energía en Colombia es, sin duda, el primer paso para lograr la elaboración de un modelo consistente.

Para realizar este pronóstico, se escogieron las series de tiempo de las dos variables que afectan en mayor medida el precio de generación de energía en nuestro país: el Aporte de los Ríos (asociado al comportamiento hidrológico agregado de los ríos que alimentan las centrales generadoras) y el Embalse Ofertable (margen resultante de restar del nivel actual de un embalse el nivel establecido como reserva o mínimo operativo superior MOS).

Dado que el horizonte que se utilizará para la construcción del modelo de pronóstico contiene datos desde agosto de 1998 hasta octubre de 2007 y que para los niveles de Embalse Ofertable sólo se obtuvo información entre 1998 y 2002, se reemplazará esta serie por otra con un comportamiento estadísticamente similar; para este caso se escoge la variable Nivel de Embalse. Para comprobar que estas dos series tienen

un comportamiento estadístico similar, se realizó un gráfico comparativo (Nivel de Embalse contra Embalse Ofertable) y se obtuvo el coeficiente de correlación para los valores de las series de tiempo entre 1998 y 2002 (figura 3).

La conclusión de esta comparación es que es posible usar para el análisis la serie del Nivel de Embalse, pues el coeficiente de correlación entre las series es de 0,9222, valor cercano a 1.

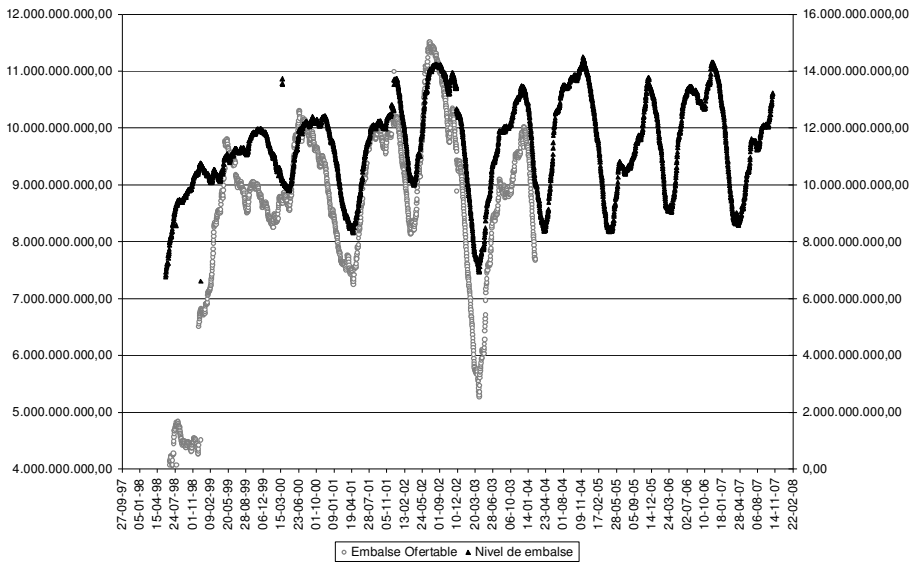


Figura 3. Comportamiento histórico de las series Embalse Ofertable contra Nivel de Embalse

Una vez escogidas las variables para usar en el estudio, se procede a realizar una comparación gráfica de su comportamiento a través del tiempo (figuras 3, 4 y 5).

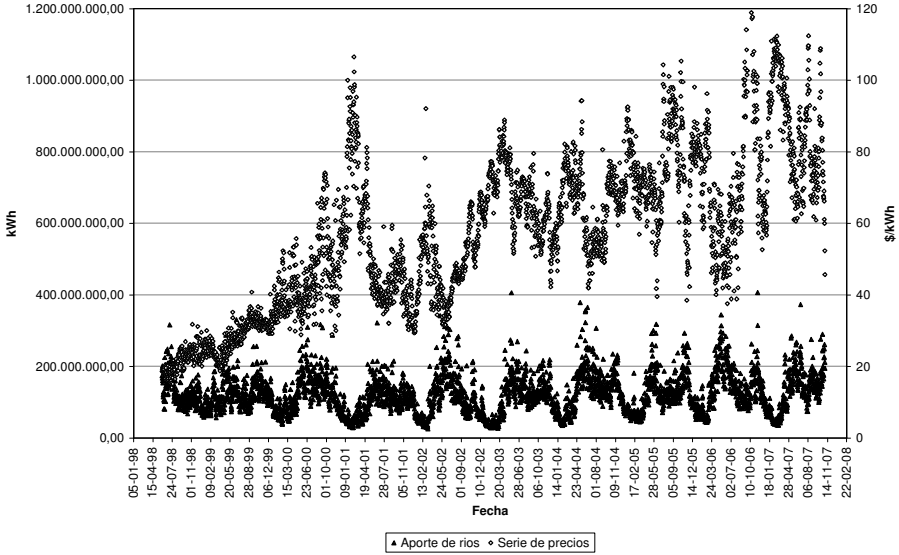


Figura 4. Precio de la energía y Aporte de Ríos

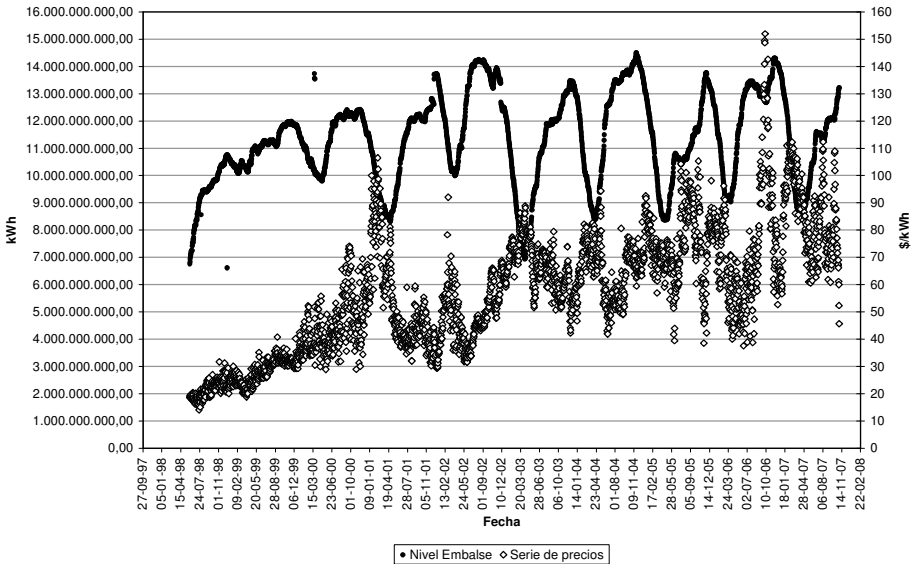


Figura 5. Precio de la energía y Nivel de Embalse

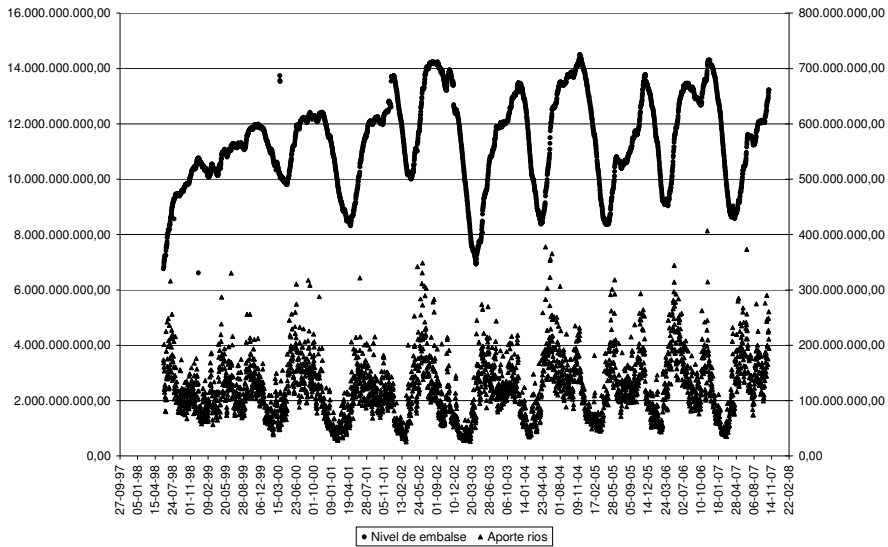


Figura 6. Nivel de Embalse y Aporte de Ríos

Al observar los gráficos se puede notar que el comportamiento de las variables muestra tendencias diferentes antes y después del año 2000; esto se atribuye al fenómeno hidrológico La Niña que tuvo lugar entre los años 1998 y 2000 y que afectó de manera directa los caudales de los ríos, el almacenamiento en los embalses y obviamente el mercado de la energía.

A partir del año 2000, se puede intuir una relación entre las variables y es posible concluir de la observación de los gráficos que los cambios de las variables escogidas para el análisis influyen en el

comportamiento del precio de la energía, lo cual se corroborará mediante la matriz de correlaciones de las series.

Con respecto a la figura 5, como es de esperarse, el Aporte de Ríos y el Nivel de Embalse tienen un comportamiento similar, con un leve rezago en los valores de embalse, ya que éste amortigua el efecto que tienen el período invernal y el de veranillo sobre los niveles de los ríos.

Para confirmar lo observado en las figuras, se construye la matriz de correlación de las tres variables para obtener los resultados resumidos en la tabla 1.

Tabla 1. Matriz de correlación total 1998-2007

	Precio Bolsa	Aporte Ríos kWh	Nivel de Embalse kWh
Precio Bolsa	1	-0,1090	0,0277
Aporte Ríos kWh	-0,1090	1	0,1089
Nivel de Embalse kWh	0,0277	0,1089	1

Tabla 2. Matriz de correlación total 1998-2000

	Precio Bolsa	Aporte Ríos kWh	Nivel de Embalse kWh
Precio Bolsa	1	-0,0733	0,6402
Aporte Ríos kWh	-0,0733	1	-0,0853
Nivel de Embalse kWh	0,6402	-0,0530	1

Tabla 3. Matriz de correlación total 2000-2007

	Precio Bolsa	Aporte Ríos kWh	Nivel de Embalse kWh
Precio Bolsa	1	-0,0784	0,8114
Aporte ríos kWh	-0,0784	1	-0,0853
Nivel de Embalse kWh	0,8114	-0,0853	1

Al revisar la tabla 1, se puede observar que el Nivel de Embalse está directamente correlacionado con el precio en bolsa y el Aporte de Ríos. Sin embargo,

el Aporte de Ríos arroja una correlación inversa con el precio de bolsa. Estos resultados no coinciden con la tendencia general observada en la figura 5 (precio de bolsa contra Nivel de Embalse); estas correlaciones pueden verse afectadas por el comportamiento atípico que se hace evidente en los datos anteriores al año 2000. Para corroborar esta hipótesis, se calculan los coeficientes de correlación separando la serie en dos períodos, el primero del año 1998 al 2000 y el segundo del 2000 al 2007, y se obtienen los resultados de la tabla 2.

Se observa como para valores anteriores al año 2000 el coeficiente de correlación entre el Nivel de Embalse y el precio en bolsa de la energía es positivo y muy alto, lo cual es contrario a la realidad del mercado. Algo similar sucede con Nivel de Embalse y el Aporte de Ríos, que muestra una correlación muy baja. Sin embargo, el cálculo de los coeficientes para las series de datos entre 2000 y 2007 arroja datos que presentan mayor coincidencia con el análisis intuitivo que se hizo de las figuras.

Se observa, como era de esperarse, que la correlación entre el Nivel de Embalse y el Aporte de Ríos con el precio en bolsa es inversa, lo cual coincide con las leyes de mercado según las cuales a mayor oferta corresponde menor precio. De igual forma, el cálculo arroja una correlación positiva entre el Aporte de Ríos y el Nivel de Embalse, valor apenas lógico, si se considera que es la

contribución de los ríos la que nutre los volúmenes embalsados.

Dado el comportamiento anormal de las variables en estudio entre los años 1998 y 2000, se decidió descartar los datos ubicados en ese lapso y emplear para el análisis los valores posteriores al año 2000, con los cuales las correlaciones entre las series y su comportamiento es razonable.

Selección de regresores

Además del Nivel de Embalse y el Aporte de Ríos, se utilizará como variable regresora un rezago de la serie de tiempo del Precio de la Energía en Bolsa (variable para pronosticar).

Para obtener el rezago óptimo para el modelo de pronóstico, se obtuvo la función de autocorrelación parcial de la serie de tiempo, y de acuerdo con el resultado arrojado, se concluye que el rezago óptimo para el pronóstico corresponde a $t-1$, siendo t un día, según cálculo con uso de Statgraphics.

Una vez determinados los regresores, se procedió al cálculo de las propiedades estadísticas de las variables involucradas en el análisis, separando los datos que se utilizan en dos subgrupos. Los resultados obtenidos se presentan en las tablas 4 y 5.

Tabla 4. Propiedades estadísticas variables regresoras con horizonte de tiempo 2000-2003

2000-2003	Precio Bolsa	Aporte Ríos kWh	Nivel de Embalse kWh
Media	53,38	112.267.336	11.434.197.864
Volatilidad	14,80	53.905.148	1.683.541.103
Coef. Asimetría	0,61	0,89	-0,50
Curtosis Xls	-0,29	1,45	-0,28
Curtosis Real	2,71	4,45	2,72

Tabla 5. Propiedades estadísticas variables regresoras con horizonte de tiempo 2003-2007

2003-2007	Precio Bolsa	Aporte Ríos kWh	Nivel de Embalse kWh
Media	74,31	132.317.552	11.611.404.539
Volatilidad	18,27	59.548.572	1.743.652.695
Coef. Asimetría	1,35	0,74	-0,29
Curtosis Xls	4,30	0,74	-1,16
Curtosis Real	7,30	3,74	1,84

Como conclusión del análisis realizado y basados en el valor de curtosis (diferente de tres), se determina que las series de tiempo que serán usadas en el estudio no se comportan como una distribución normal.

4. Formulación

4.1 Transformación de las series

Una vez efectuado el análisis estadístico de las series, se procede a estandarizarlas,

de forma que se comporten como una distribución normal con $\mu = 0$ y $\sigma = 1$, lo cual se realizó utilizando la función de estandarización del software MATLAB.

4.2 Separación de series

Una vez estandarizadas las series, se conformó una matriz de datos en la que se incluyeron las series de tiempo de las variables de entrada (serie de precios de energía en bolsa rezagada t-1, el Aporte de Ríos y Nivel de Embalse) y la variable de salida (precio de energía en bolsa). Los valores almacenados en esta matriz fueron separados con ayuda de la aplicación MATLAB en datos de entrenamiento, validación y chequeo.

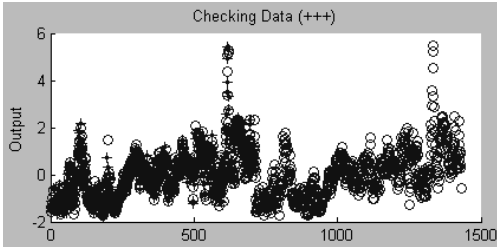


Figura 7. Variables regresoras. Datos de entrenamiento, validación y chequeo

Esos datos fueron cargados en el ANFIS Editor de la aplicación MATLAB y con ellos se procedió a entrenar, validar y chequear un modelo regresivo basado en el modelo Takagi-Sugeno triangular y lineal, donde se presentan sistemas

$$f_i(x, y) = W_i(r_i + p_i x + q_i y) \tag{4}$$

El sistema de inferencia difuso se optimizó empleando la opción Irbid y un total de 50 iteraciones, con lo cual se ob-

tuvo un sistema de 50 parámetros, de los cuales 18 son parámetros no lineales pertenecientes a los conjuntos difusos que determinan si el precio de la energía en bolsa es bajo o alto, 8 reglas y 32 parámetros lineales que determinan las funciones de pertenencia de la matriz de datos. En la figura 8 se presenta la estructura del modelo ANFIS generado a partir del entrenamiento impartido a la red.

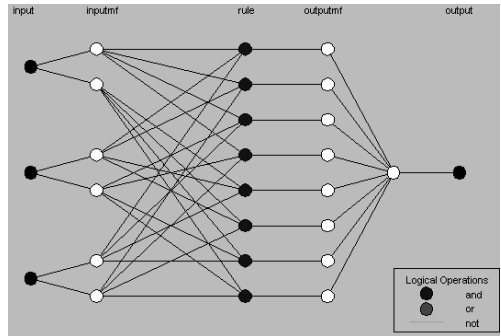


Figura 8. Estructura del modelo ANFIS generado a partir de las series normalizadas

5. Pronóstico

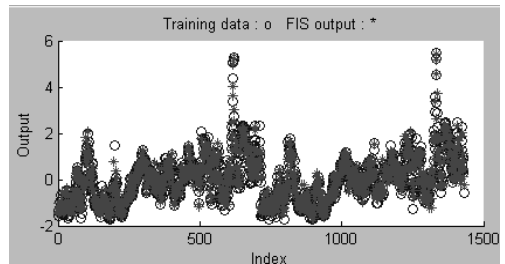


Figura 9. Superposición serie de datos inicial y pronóstico de entrenamiento

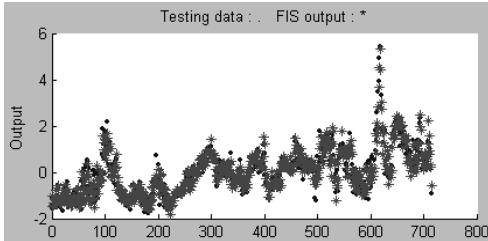


Figura 10. Superposición serie de datos inicial y pronóstico de prueba

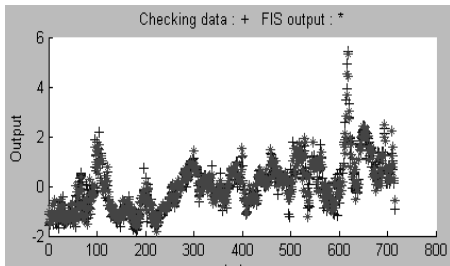


Figura 11. Superposición serie de datos inicial y pronóstico chequeo

Resultados

Parámetros de los conjuntos difusos

	Bajo	Medio
X1 =	[-8,975 -1,582 5,412]	[-1,927 5,460 12,63]
X2 =	[-8,290 -1,678 4,872]	[-1,684 4,934 11,54]
X3 =	[-7,067 -2,676 1,756]	[-2,632 1,695 6,117]

Funciones lineales (para las reglas):

1	[-49,53 -2,147 26,79 -31,63]
2	[5,234 -14,66 25,85 -62,16]
3	[5,765 -1,37 -9,242 -2,609]
4	[-56,79 -15,24 -7,405 -24,83]
5	[-52,67 -12,98 -46,20 146,8]
6	[5,797 50,99 -44,18 140,1]
7	[8,169 -14,70 6,569 48,51]
8	[-60,96 52,77 2,939 70,28]

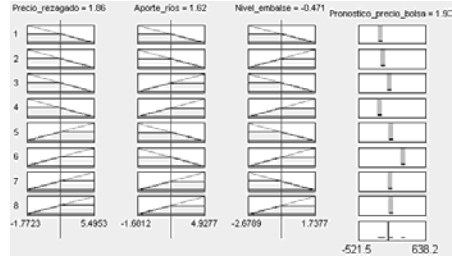


Figura 12. Reglas para los pronósticos (variables normalizadas)

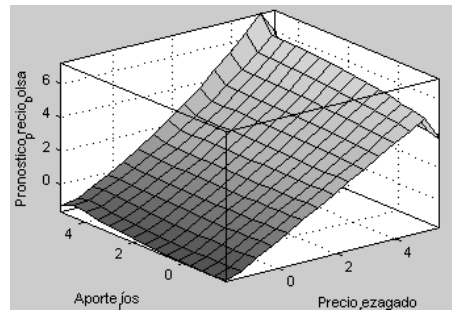


Figura 13. Superficie generada por el modelo ANFIS

En la figura 14, se puede observar un ejercicio para 14 precios observados y el pronóstico realizado por el modelo ANFIS. Cabe anotar que un ejercicio más elaborado sería hacer un análisis con base en el error cuadrado medio (RMSE) no normalizado para probar la calidad de ajuste del modelo.

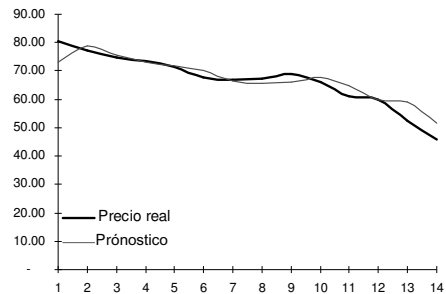


Figura 14. Pronóstico del modelo para un ejercicio de 14 precios de energía eléctrica

6. Conclusiones

Se ha mostrado que los modelos ANFIS son modelos altamente no lineales y que pueden ser muy útiles para el estudio de series de tiempo altamente poco lineales. El nivel de ajuste y el nivel de predictibilidad para el caso estudiado son muestra de que un modelo ANFIS puede ser una herramienta poderosa en el estudio del comportamiento de los precios de la energía eléctrica en Colombia.

Un trabajo posterior apunta a desnormalizar la serie de precios para hacer un ejercicio de robustez del modelo en términos estadísticos, esto es, medir el grado de ajuste de las series de pronósticos por medio del análisis del RMSE y mirar en series no normales cuánto es dicho error. El ejercicio realizado para una serie corta de precio (14) muestra un nivel de ajuste aceptable entre los precios reales y los pronosticados, pero no se pueden sacar conclusiones sin un ejercicio estadístico más técnico.

En el análisis de series temporales los fenómenos complejos suelen ser abordados desde diferentes enfoques y recientemente se han usado modelos híbridos con los que se intenta capturar la mayor cantidad de características conocidas para una serie específica. En esta diversidad de enfoques, la inteligencia

artificial ha cumplido un papel importante con el uso de redes neuronales y otra clase de técnicas para el modelado de series temporales. Este trabajo intentó una aproximación a la validez que tienen estos enfoques y buscó una demostración práctica, con una serie compleja, de la viabilidad que tiene un estudio más profundo del tema.

Bibliografía

- [1] DYNER R. Isaac y VELÁSQUEZ, Juan D. Modelación de series temporales usando ANFIS. Medellín, Universidad Nacional de Colombia, 2005.
- [2] ZAPATA G., Elizabeth. Modelado de series temporales usando sistemas adaptativos de inferencia neuro difusa ANFIS con heterocedasticidad condicional autorregresiva. Medellín, Universidad Nacional de Colombia, 2007.
- [3] G. E. P. Box and G. M. Jenkins. Time series analysis: forecasting and control. Holden-Day, 1970.
- [4] T. C. Mills. The econometric modelling of financial time series. Cambridge Press University, 1993.
- [5] HANS FRANSES, Philip. Non-linear time series models in empirical finance. Cambridge University Press, 2000.
- [6] MAYA OCHOA, Cecilia. Modelación de la volatilidad de los precios de la energía eléctrica en Colombia. Universidad EAFIT, 2007.
- [7] TRILLAS, Enric; ALSINA, Claudi y TERRICABRAS, Josep-Maria. Introducción a la lógica borrosa. Ariel Matemática, 1995.
- [8] ZOPOUNIDIS, Constantin; PARDALOS, Panos M. and BAOURAKIS, George. Fuzzy sets in management, economics and marketing. World Scientific, 2001.
- [9] VON ALTROCK, Constantin. Fuzzy logic and neurofuzzy applications in business and finance. Prentice Hall, 1997.