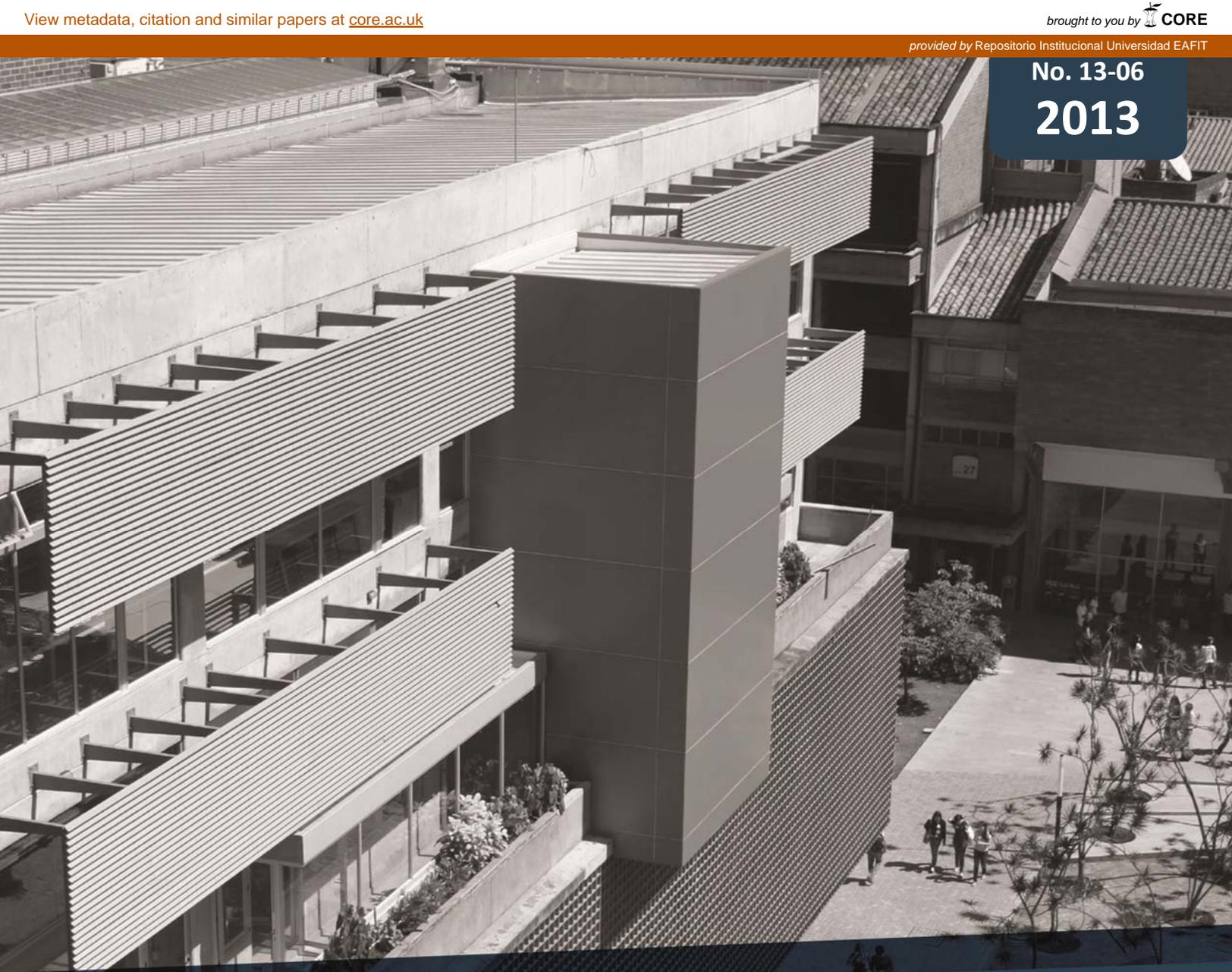


No. 13-06

2013



INTELIGENCIA DE MERCADOS: COMPORTAMIENTOS ESTRATÉGICOS SOBRE PRECIOS DE OFERTA EN EL MERCADO SPOT ELÉCTRICO COLOMBIANO

Manuela Bastidas Olivares

Olga Lucía Quintero

Jhon Jairo García

Documentos de trabajo

Economía y Finanzas

Centro de Investigaciones Económicas y Financieras (CIEF)



**UNIVERSIDAD
EAFIT**
Abierta al mundo

**Inteligencia de Mercados: Comportamientos estratégicos sobre precios de oferta en el
mercado spot eléctrico Colombiano**

Market Intelligence: Strategic behaviors with prices in the Colombian electricity spot

Manuela Bastidas Olivares*

O. Lucia Quintero M**

John J. García ***

Abstract— The energy market is one of the most competitive Colombian industry sectors, and represents one of the main strategic focus in economy and development of the country. This market has been under study of many knowledge areas such as electric engineering, economy, financial and others. In this work, is presented an analysis of all the possible strategic behaviors of major industry players, from the basis of artificial intelligence oriented to market intelligence, that is, a multidisciplinary work focused on the explanation and emulation of intelligent behavior and possibly strategic of the actors involved in each market activities and in particular the behavior of energy-generating agents in Colombia.

Keywords: energy market, Colombia, artificial intelligence, clustering techniques, ANFIS.

Resumen— El mercado de energía mayorista es uno de los sectores industriales más competitivos de Colombia, y representa uno de los ejes principales en la economía del país. Este

* Estudiante de Ingeniería Matemática, Universidad EAFIT.

** Profesora Departamento de Ciencias Básicas, Universidad EAFIT (Colombia). A. A. 3300 Medellín (Colombia). Teléfono: (+574) 261 95 00 Ext. 9064. Correo electrónico: oquinte1@eafit.edu.co

*** Profesor Departamento de Economía, Universidad Eafit (Colombia). A. A. 3300 Medellín (Colombia). Teléfono: (+574)2619549, Fax: (+574)2664284. Correo electrónico: jgarcia@eafit.edu.co. Para efectos de cualquier comentario por favor comunicarse con John J. García.

mercado ha sido objeto de estudio de varias áreas de conocimiento como la ingeniería eléctrica, economía, finanzas y otros. Aquí se presenta un análisis de los posibles comportamientos estratégicos de los principales agentes de la industria, desde la perspectiva de la inteligencia artificial orientada a la inteligencia de mercados, es decir, un trabajo multidisciplinar centrado en la explicación y emulación de la conducta inteligente y posiblemente estratégica de los agentes involucrados en la actividad de generación de energía en Colombia.

Palabras clave: Mercado eléctrico mayorista, Colombia, inteligencia artificial, técnicas de agrupamiento, ANFIS.

I. INTRODUCCIÓN

Colombia, igual que otros países a nivel mundial, presentó cambios sustanciales en el funcionamiento del sector eléctrico en la década de los noventa. Las Leyes 142 (Ley de servicios públicos domiciliarios) y 143 (Ley eléctrica) de 1994 condujeron a la creación de un mercado mayorista competitivo, con el fin de lograr la eficiencia en la prestación del servicio de electricidad y la libre entrada a los agentes interesados en prestarlo. Este mercado es conocido como el Mercado de Energía Mayorista – MEM.

La electricidad es un bien homogéneo, no almacenable, indiferenciable y con baja elasticidad precio de la demanda a corto plazo, y considerada como un recurso fundamental en la actividad económica; es por esto que durante los últimos años, el análisis de los comportamientos de los agentes en este mercado se ha vuelto un tema importante de estudio para los investigadores interesados en conocer las estrategias existentes en los mercados eléctricos.

Utilizando la inteligencia artificial orientada a la inteligencia de mercados, es decir, un estudio multidisciplinario enfocado a la explicación y emulación de la conducta inteligente y posiblemente estratégica de los agentes que intervienen en la actividad de generación de energía

en Colombia; el objetivo de este trabajo es analizar los posibles comportamientos estratégicos de los principales agentes en este mercado, diferenciando entre las dos tecnologías más importantes de generación: la hidráulica y la térmica.

La importancia de este trabajo radica en la utilidad del conocimiento de uno de los mercados necesarios para el funcionamiento de la actividad económica, estableciendo una propuesta para el control y el análisis riguroso del comportamiento de los agentes en este mercado, que puede ser utilizado en otros mercados similares para establecer elementos de políticas públicas que ayuden a la toma de decisiones, tanto en Colombia como a nivel internacional.

Este estudio mediante el uso de herramientas heredadas de los sistemas de control, como parte de la interdisciplinariedad del problema, utiliza la teoría de redes neuronales artificiales y de lógica difusa para crear modelos de redes tipo ANFIS para resolver el problema de predicción de los precios de oferta en el pool eléctrico colombiano, basado en supuestos de causalidad entre algunas variables técnicas y económicas.

Para esto se determinan posibles comportamientos estratégicos en el pool eléctrico en Colombia sobre los precios de oferta. En este sentido, se realiza una categorización de las variables con el fin de detectar desviaciones de los precios de oferta del costo marginal. La información sobre la base de datos se obtiene de la base de datos Neón de XM, ente encargado de la operación del mercado eléctrico mayorista en Colombia y es tomada con una periodicidad diaria entre 2005 y 2010 [1].

Es importante resaltar que el problema de los comportamientos estratégicos en la industria eléctrica ha sido un tema en auge durante los últimos años, ya que en países con industrias estables y donde los mercados son menos regulados y con menores volatilidades, se ha logrado modelar, en el sentido económico, muchas de las posibles variables que influyen en la demanda y la oferta de electricidad, estableciendo predicciones de alto nivel, con buenos fundamentos

teóricos. Algunos de los trabajos que abordan la formación de precios en este tipo de mercados son: [2], quienes estiman las estrategias de oferta de precios modelándolas de manera continua. [3] con la teoría de subasta de unidades múltiples, hicieron predicciones del comportamiento de los precios, encontrando que los oferentes fijaban precios por encima del coste marginal. [4] utilizando mínimos cuadrados ordinarios y variables instrumentales, realiza un análisis empírico para el pool en Inglaterra y Gales, encontrando factores estratégicos por parte de los agentes que determinan el precio en este mercado. Para el mercado eléctrico español [5] analizan el desempeño de los precios, utilizando el modelo de Cournot y [6] analiza el desempeño de los precios de las empresas de generación eléctrica en el mercado de California.

Para modelar el mercado Colombiano han sido estudiados los métodos puramente econométricos [1] donde se analiza la relevancia de diferentes tipos de variables en el comportamiento del precio, pero dada la legislación del país, el análisis de dichas relaciones se ha dificultado.

Este trabajo se estructura de la siguiente manera: en la sección II se hace la descripción del mercado eléctrico colombiano y se referencian cada uno de los modelos utilizados para caracterizar el problema. En la sección III se presenta brevemente la metodología a utilizar, la sección IV presenta los resultados y finalmente las conclusiones.

II. MARCO TEÓRICO

El sector eléctrico Colombiano está compuesto por las actividades de generación, transmisión, distribución y comercialización. Las actividades de generación y comercialización en teoría son consideradas como de libre competencia, aunque en la realidad son un oligopolio con participación de inversión privada y al igual que en las otras actividades existe la regulación por parte del Estado [7]. La transmisión y distribución son monopolios, dadas las economías a escala y

por tanto las altas inversiones que se requieren para la prestación del servicio en estas actividades de la cadena productiva.

Este trabajo se focaliza en la inteligencia de los agentes en la actividad de generación de energía conocida en Colombia como el Mercado Eléctrico Mayorista MEM. Las principales fuentes de generación en Colombia son la hidráulica (entre 75% y 80%, dependiendo el periodo), la térmica y otras energías como cogeneración y renovables. Las seis empresas más grandes de generación del país concentran aproximadamente el 80% de la capacidad de generación, lo cual muestra que se trata de un mercado moderadamente concentrado de acuerdo a los estándares internacionales (acorde a la regulación de la Comisión Federal de Regulación de los Estados Unidos – FERC). Lo anterior implica la posibilidad de que este oligopolio pueda dar lugar a comportamientos estratégicos de los participantes que repercutan en precios superiores al costo marginal de producción.

Además de las transacciones en la bolsa de energía eléctrica (o mercado spot), existe el mercado de largo plazo de electricidad (o contratos bilaterales). En el primero las empresas ofrecen cantidades para cada hora del día siguiente sujeto a sus costos variables, ofertan un precio promedio para el día y el operador del mercado eléctrico en Colombia, con base a un pronóstico de demanda organiza por orden de mérito los precios de las ofertas necesarias para satisfacer dicha demanda. Así el último precio ofrecido que se requiere para satisfacer la demanda es el que forma el precio marginal del sistema o precio en bolsa en Colombia y es entonces este precio el que se les paga a todas las empresas que son asignadas para generar energía (despachadas).

Ahora bien, el poder de mercado se define como el grado de control que ejerce una empresa o un grupo de empresas sobre las decisiones de los precios y/o la producción en una industria, por ejemplo, [8] establece que existe poder de mercado “cuando alguna empresa de forma individual, o algunas empresas de forma colectiva, disponen de la habilidad de tomar decisiones estratégicas

que alteren el equilibrio del mercado con respecto al de un mercado competitivo”. De igual forma, el poder de mercado es definido por [9], como la capacidad para alterar los precios por encima del nivel competitivo. Para efectos de este trabajo se utiliza la definición de poder de mercado como el conjunto de estrategias por parte de los agentes haciendo ofertas de un precio por encima del costo marginal, reflejando la capacidad del ejercicio de poder de mercado por parte de los agentes, no solo sobre el precio ofrecido, sino sobre el precio en bolsa.

El precio ofrecido será entonces la variable a modelar, o salida del sistema y está determinado por el conjunto de entradas correspondientes a factores estratégicos de los agentes como el costo marginal, los aportes hídricos, las condiciones climáticas, la disponibilidad ofrecida y algunas variables de organización industrial como el índice de oferta residual (IOR) y el *Herfindahl-Hirschman Index* (HHI).

Como lo determina la teoría económica, las principales variables que determinan la formación del precio en un mercado son: el costo de producción (generación), el cual presenta una relación directa con el precio; para el caso de la generación de energía en aquellos mercados con un gran componente hidráulico las condiciones climáticas son un determinante importante del precio, ya que en la medida que el clima es muy seco (fenómeno de El niño-disminución de los niveles de embalse), el recurso se encarece y por tanto el precio tiende a subir; esto justifica a su vez, que los aportes hídricos sean también un determinante importante del precio. Las condiciones climáticas tienen un efecto importante en la disponibilidad ofrecida por los agentes en el mercado, en la medida que se presenta el fenómeno de El niño, la disponibilidad ofrecida tenderá a caer y por tanto es posible que el precio aumente.

A continuación se presentan cada una de las entradas del sistema a modelar, que es el precio promedio de oferta de los principales agentes de la industria. Por razones de confidencialidad, se presentan los datos normalizados.

1. Costo marginal:

Precio de referencia del gas y para la energía hidráulica se toma el precio marginal o el precio en bolsa del día anterior (precio rezagado) (Fig. 1).

Figura 1. Precio de bolsa de la energía hidráulica.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de XM, 2012

2. HHI:

Herfindahl-Hirschman Index (HHI) [1] mide la concentración de la industria, (Fig 2). El HHI de acuerdo con la Comisión Federal de Regulación de la Energía de los EEUU, se calcula como la suma de las cuotas de mercado al cuadrado. Este determina que un mercado es altamente concentrado si el HHI es superior a 1800 y que el mercado es competitivo si está por debajo de 1000. Un HHI entre 1000 y 1800 es considerado como moderadamente concentrado.

Figura 2. HHI del sistema

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de XM, 2012

3. IOR:

Es el índice de oferta residual, este refleja la existencia de poder de mercado. Se puede hallar como la relación entre la oferta residual para el agente en cuestión y la demanda total, establece cuando un agente es o no pivote (Fig 3). Un valor de IOR mayor a 100% en una hora específica, significa que el generador tiene poca capacidad para afectar el precio. Los otros generadores tendrían capacidad suficiente para abastecer la demanda. Por el contrario, un valor de IOR, por debajo del 100% refleja la existencia de cierto potencial para ejercer poder de mercado, debido a que la capacidad del generador es necesaria para abastecer la demanda.

Figura 3. Índice de oferta residual

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de XM, 2012.

4. Aportes Hídricos:

Este es el caudal medio mensual histórico en unidades de energía, es el promedio de los valores de cada mes para todos los años, teniendo en cuenta el porcentaje de participación de cada agente en el sistema (Fig 4).

Figura 4. Aportes hídricos

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de XM, 2012

5. Fenómeno climático:

Está medido por el fenómeno de “El Niño” y de “La Niña”. Este índice es conocido como MEI (siglas en inglés: Multivariante ENSO Index). Este ciclo natural global tiene dos extremos: una fase cálida conocida como El Niño y una fase fría, conocida como La Niña (Fig 5). En el caso de la primera, hace que el recurso agua sea escaso y por tanto el precio tiende a subir. Sucede lo contrario con La Niña que implica mejores condiciones del recurso hídrico, aunque en la realidad no siempre trae consigo una disminución del precio. Existen 61 números de clasificación, el más bajo (1) denota el caso más fuerte del fenómeno de “La Niña”, mientras que el número más alto (61) indica el caso más fuerte de “El Niño”.

Figura 5. Fenómeno de El niño y de La niña.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Earth System Research Laboratory (2011).

6. Disponibilidad ofrecida:

La disponibilidad ofrecida está dada por la capacidad de cada uno de los recursos que ha sido declarado por los agentes del sistema y que se encuentra disponible para la operación (Fig 6).

Existen otros factores que posiblemente afectan la toma de decisiones por parte de los agentes en el MEM y que pueden afectar en gran medida el ejercicio del poder de mercado por parte de estos. Ellos son el servicio de regulación secundaria de frecuencia (o en inglés *automatic generation control* -AGC), indicador importante en el control de las acciones de los agentes más

grandes y las posibles intervenciones por medio de la Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG) [10], que se ha evidenciado que radicalmente han afectado las interacciones en el mercado y han desviado el comportamiento de los agentes; en este trabajo estos indicadores aún no se incorporan por razones de medición.

Figura 6. Disponibilidad ofertada

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de XM, 2012.

III. METODOLOGÍA

○ AGRUPACIÓN DIFUSA DE DATOS (*DATA FUZZY CLUSTERING*)

Durante los últimos años los algoritmos de *Clustering* son considerados, como una de las mejores aproximaciones para encontrar similitudes entre grupos de datos, es decir, para realizar particiones de los datos en grupos donde las características de los datos que pertenezcan a un grupo sean más similares entre sí que con otros datos que pertenezcan a otros grupos.

El objetivo principal de este enfoque es lograr caracterizar los datos en un número pequeño de grupos es decir, encontrar segmentaciones de los datos que logren explicar muchos comportamientos de estos al mismo tiempo y así facilitar el análisis. Muchos de los análisis que se realizan con estas técnicas de agrupamiento se basan en la forma como los humanos segmentan por grupos las cosas, personas y clasificamos casi todas las cosas que podemos percibir, pero se ha encontrado que los métodos computarizados que se usan para este tipo de problemas son un poco más complicados de lo que se espera, aunque se han logrado avances significativos y ahora se encuentran excelentes resultados con algunos algoritmos simples como *C-means*, *Mountain-Clustering*, *subtractive Clustering* [11], que son técnicas novedosas para realizar particiones correspondientes a los datos, basados en encontrar los “centros de los grupos”, es decir, algoritmos que buscan puntos centrales que puedan representar características

principales de algunos de los datos que se analizan, y luego de esto, se clasifican los datos según la similitud que se encuentre con el centro, es decir, buscando un centro que lo represente. Estas técnicas de segmentación de datos son usadas en conjunto con redes neuronales artificiales y modelos basados en lógica difusa para predecir comportamientos futuros, para analizar tendencia en un grupo de datos y para realizar un análisis correcto y concreto de los mismos.

- *ANFIS*

Los modelos ANFIS (*Adaptive Network based Fuzzy Inference System*) son básicamente un sistema híbrido de predicción y aprendizaje que contiene algunas características de los sistemas *fuzzy* y otras de las redes neuronales artificiales. Es decir, las ventajas de los sistemas *fuzzy* como la flexibilidad y la adaptabilidad se ven reflejadas en algunos modelos ANFIS y por otro lado la linealidad, las posibilidades de control y la aplicabilidad de las redes neuronales también son heredadas por este tipo de algoritmos.

Uno de los principales modelos de las técnicas de entrenamiento de los sistemas ANFIS son la actualización y predicción de los parámetros de las funciones que estos usan para lograr un correcto entrenamiento de las redes. Para esto es usual implementar métodos basados en el gradiente descendiente para la minimización de los errores o algoritmos de búsquedas locales que evitan problemas en casos de mínimos locales como el PSO [12].

La principal habilidad de los sistemas híbridos como el ANFIS es la capacidad que tienen para convertir fácilmente la arquitectura de un modelo basado en lógica *fuzzy* a un modelo de redes neuronales y viceversa, es decir, se pueden obtener parámetros de comportamiento muy buenos, con los algoritmos de minimización de error y los resultados se pueden interpretar fácilmente en términos de variables lingüísticas. La arquitectura de una red ANFIS tiene principalmente dos partes que corresponden a las del modelo *fuzzy*, un antecedente y un consecuente, donde las 5

capas ocultas corresponden al cumplimiento de las reglas y la transformación de las ponderaciones de cada una de las entradas [11].

Figura 7. Arquitectura de un ANFIS (5 capas-ocultas)

Fuente: R. J. Jyh-Shing , S. Chuen-Tsai y M. Eiji. (1997).

En la Figura 7 se muestra la arquitectura de ANFIS que normalmente se usa para hibridizar modelos de lógica difusa y redes neuronales, en la primera capa se fuzzyfican las entradas, es decir, se asignan los valores de pertenencia de cada entrada a cada uno de los grupos, en la segunda capa se ejecutan los procesos de los antecedentes y se calcula el grado de cumplimiento de cada una de las reglas, la tercera capa normaliza los pesos que corresponden a las funciones de pertenencia, la cuarta capa ejecuta el consecuente como combinación lineal de los pesos y las entradas y la última capa computa la salida que corresponde a la suma de los consecuentes, es importante resaltar que esto corresponde a una estructura ANFIS de dos entradas y una salida y a su vez, a un modelo de lógica difusa Sugeno y reglas de cumplimiento con conectores lógicos de *min-max* y *and*.

En conclusión, los algoritmos ANFIS combinan de la mejor manera los modelos *fuzzy* y las redes neuronales y dan resultados que se pueden mejorar según las técnicas de agrupamiento y de optimización de parámetros que se utilicen. La Tabla 1 muestra la técnica de propagación de error en el consecuente y de asignación de los valores del antecedente (*forward* y *backward*).

	Forward	Backward
Antecedente	Fije	Gradiente Descendiente
Consecuente	Mínimos cuadrados	Fije
	Salidas	Errores

Tabla 1. Tabla de algoritmos de un ANFIS (básico).

Fuente: Comparación de los autores.

- *MODELO ANFIS*

La propuesta que se presenta a continuación para la estimación de los precios de oferta en el pool eléctrico colombiano y a partir de estos resultados obtener una aproximación sobre posibles comportamientos estratégicos por los agentes en este mercado, está basada, como se mencionó anteriormente en modelos híbridos tipo ANFIS.

La estrategia para implementar una red ANFIS con buenas predicciones del comportamiento de los agentes del mercado fue, en primera medida, hacer simulaciones con diferentes arquitecturas de redes usando Matlab® y las funciones de matlab “*Genfis*” y “*Anfis*”, la primera genera un sistema difuso simple, existen 3 formas de generarlo con *Genfis*: “*Genfis1*” que genera una estructura de tipo Sugeno a partir de un conjunto de datos de entrenamiento, utilizando una partición simple de los datos (sin clustering); “*Genfis2*” que genera un sistema difuso utilizando *clustering* substractivo, utilizando primero un *subclust* para determinar el número de reglas y funciones de pertenencia y luego utiliza estimación de mínimos cuadrados lineales para determinar ecuaciones consiguientes cada regla; y por último “*Genfis3*” que genera un sistema difuso usando *fuzzy c-means* (FCM), es decir, primero se utiliza como método de extracción de reglas la función FCM y se determinan el número de reglas y funciones de pertenencia de los antecedentes y consecuentes. Por último, la función “*Anfis*” que es la sintaxis o rutina de entrenamiento para los sistemas de inferencia difusos tipo Sugeno, utiliza un algoritmo de aprendizaje híbrido para identificar los parámetros de los sistemas difusos y luego es posible aplicar una combinación del método de mínimos cuadrados o el *backpropagation* para entrenar y emular la adaptación del sistema al conjunto de datos de entrenamiento.

Luego, el objetivo es el análisis del error de la última era de entrenamiento obtenido con cada una de las funciones anteriores y los posibles errores de estimación para datos de validación y prueba.

El error calculado corresponde a la varianza de los vectores de error que resultan de la función de salidas y los resultados objetivos que se tienen para el entrenamiento de red. Para realizar el modelado mediante la herramienta ANFIS, se seccionan los datos de la siguiente forma: el 60% se utilizan para entrenamiento, el 20% para validación y el 20% restante para prueba.

Primero, para hacer un análisis correcto de la segmentación de los datos, se realiza un análisis de la agrupación de los mismos, en la Tabla 2 se presentan 4 resultados del número de centros óptimos que resultan del *clustering* substractivo (cada uno depende de un radio de influencia)[11].

Subclust (Número Óptimo de clusters)	
Radio	# Centros
0.2	121
0.3	25
0.4	12
0.5	6

Tabla 2. Comparación del número óptimo de Clusters.

Fuente: Comparación de los autores.

Los resultados anteriores aunque muestran el número óptimo de centros, no son viables computacionalmente, ya que una cantidad demasiado grande de funciones de pertenencia representa la creación de una gran cantidad de reglas o nodos en la segunda capa oculta del ANFIS que dificultan el proceso de computación de cada uno de los parámetros de entrenamiento, por esta razón, los modelos ANFIS que se presentan, usan modelos *fuzzy* generados por las 3 funciones “*genfis*” de Matlab.

La Tabla 3 presenta los resultados de 9 modelos ANFIS generados en Matlab® y su respectivo error absoluto obtenido en el entrenamiento de la red, el Anfis8 es generado por un genfis1, es decir, con un sistema difuso tipo Sugeno generado por medio de una partición simple de los datos (no *clustering*), con 10 épocas de entrenamiento, con un paso de aprendizaje de 0.02 y usando el método híbrido o combinación de los métodos de *backpropagation* y mínimos cuadrados ordinarios para la propagación de las estimaciones, este es el modelo que menores errores absolutos de entrenamiento genera; es muy importante resaltar que los errores que se presentan son la media de los errores absolutos de las épocas de entrenamiento.

	1	2	3	Ep	Paso	Method	Error
Anfis1	X	-	-	10	0.01	Hibrido	0.1574
Anfis2	-	X	-	10	0.01	Hibrido	0.158
Anfis3	-	-	X	10	0.01	Hibrido	0.1736
Anfis4	X	-	-	5	0.01	Hibrido	0.1576
Anfis5	X	-	-	15	0.01	Hibrido	0.1570
Anfis6	X	-	-	20	0.01	Hibrido	0.1567
Anfis7	X	-	-	10	0.015	Hibrido	0.1570
Anfis8	X	-	-	10	0.020	Hibrido	0.1568
Anfis9	X	-	-	10	0.020	B-Propa	0.2907

Tabla 3. Comparación de ANFIS.

Fuente: Comparación de los autores.

IV. RESULTADOS

En las Figuras 8, 9 y 10 se presentan los resultados obtenidos con el algoritmo (Modelo ANFIS8. Tabla 3) propuesto. Las Figuras 8 y 9 corresponden a la validación de los datos para los mejores agentes, Agente 1 y Agente 3, es decir, agentes con comportamientos naturales en términos del pool eléctrico y de la competencia del mercado.

Figura 8. Validación de datos. Anfis8 (Agente 1)

Fuente: Estimaciones propias a partir de datos de XM, 2012

Figura 9. Validación de datos. Anfis8 (Agente 3)

Fuente: Estimaciones propias a partir de datos de XM, 2012

La figura 10 muestra las pruebas realizadas con los datos de prueba, es decir, las pruebas finales que se realizaron con los datos que corresponden a todos los agentes.

Figura 10. Prueba de datos. Anfis8.

Fuente: Estimaciones propias a partir de datos de XM, 2012

Los resultados de las validaciones y de la prueba pueden mejorarse, para lo cual se propone que los modelos *fuzzy* iniciales sean el resultado de modelos híbridos anteriores, pero es importante resaltar que los errores promedio de las salidas se consideran buenos (errores absolutos del orden de 0.0034 en validación) y además es visible que la tendencia de las predicciones se adaptan al comportamiento normal de los precios ofertados por los agentes del mercado.

Por otra parte, sin descartar el comportamiento de los demás agentes que se tuvieron en cuenta para la modelación y predicción de los precios, es posible decir que los agentes que se mostraron anteriormente, se comportan de la manera estratégicamente esperada y no están sesgados a otros posibles factores de estabilización o desestabilización de los precios del mercado.

V. CONCLUSIONES

Se puede asegurar que el modelo ANFIS que se presenta es una forma de relacionar de una manera válida y certera unas variables de entrada con unas salidas que corresponden a variables dependientes o endógenas de algunos modelos que tienen características específicas, es decir, en particular los problemas relacionados con la inteligencia de mercados cumple con las características de propagación necesarias para ser adaptados a las estructuras de las redes neuronales y sobretodo, son muy adaptables y muy predecibles de acuerdo al conocimiento experto y es por esta razón que los modelos tipo ANFIS logran adaptar de manera muy

satisfactoria los datos tanto de entrenamiento como de validación y prueba a los resultados reales esperados de cada agente.

Los modelos ANFIS predicen bien, tanto en entrenamiento como en validación los precios ofertados, pero cuando las estructuras comienzan a ser más complejas o cuando otras variables que no se han tenido en cuenta (intervención de los entes reguladores por ejemplo) estas dejan de adaptarse a cambios ocasionales y a datos atípicos que correspondan al comportamiento de los agentes y además las predicciones comienzan a depender de factores externos y de la naturaleza del agente, es evidente por ejemplo en los agentes que se especializan en la generación hidráulica.

Por último puede asegurarse que el poder de mercado, es una característica bastante ligada al mercado eléctrico, pero aun así, asegurar poder de mercado solo porque los principales agentes del mercado ofertan precios por encima del costo marginal es solo una primera aproximación porque la dependencia del precio de otra cantidad de variables no predecibles, que varían todos los días y hasta por hora, hace que el tratamiento y predicción del comportamiento estratégico de cada agente sea un poco más complejo y menos determinista; y es en este punto donde es posible proponer nuevas técnicas de análisis para este tipo de problemas, entre estas como ya se había mencionado y a la expectativa de no crear redes sobre-aprendidas, existe la posibilidad de mejorar los modelos ANFIS propuestos, implementación de algoritmos heurísticos que puedan determinar parámetros óptimos para cada modelo que se ha planteado y además la inclusión de variables tanto temporales como cualitativas al entrenamiento del modelo.

REFERENCIAS

- [1] D. Galvis. “Comportamientos Estratégicos sobre Precios de Oferta en el Pool Eléctrico Colombiano”. Tesis de Maestría en Economía, Universidad EAFIT. 2011.

- [2] R. J. Green y D.M. Newbery. “Competition in the British Electricity Spot Market”. *Journal of Political Economy*, Vol. 100, Issue 5. 1992. pp. 929–53.
- [3] N. von der Fehr y D. Harbord. “Spot Market Competition in the UK Electricity Industry”. *The Economic Journal*, Vol. 103, Issue 418, Issue 418. 1993. pp. 531-546.
- [4] C. Wolfram. “Strategic Bidding in a Multiunit Auction: An Empirical Analysis of Bids to Supply Electricity in England and Gales”. *Rand Journal of Economics*. Vol. 29, Issue 4. 1998. pp. 703-725
- [5] N. Fabra y J. Toro. “Price Wars and Collusion in the Spanish Electricity Market”. *International Journal of Industrial Organization*, Vol. 23, Issues 3-4. 2005. pp. 155-181.
- [6] S. Puller. “Pricing and Firm Conduct in California's Deregulated Electricity Market”. *Review of Economics and Statistics*, Vol. 89, Issue 1. 2007. pp. 75-87.
- [7] I. Dyner, C. J. Franc y S. Arango. *El Mercado Mayorista de Electricidad Colombiano*. Universidad Nacional de Colombia, 1ra edición. 2009.
- [8] N. Fabra. (2008) *The Performance of the Spanish Electricity Market Under the Law of the Electricity Sector*. forthcoming in *Energy: from monopoly to market*. Madrid: Thomson-Civitas.
- [9] P. Twomey, J. Richard, N. Karsten y D. Newbery. “A Review of the Monitoring of Market Power” CMI Working capítulo 71. The Cambridge-MIT Institute. Marzo. 2006.
- [10] Asignación de la reserva de generación AGC. Documento CREG 080. Sesión No. 542. (Comisión de Regulación de Energía y Gas) Disponible en: http://www.creg.gov.co/html/i_portals/index.php.
[http://apolo.creg.gov.co/Publicac.nsf/1aed427ff782911965256751001e9e55/f0c76c7f633d95f105257ad700805ed1/\\$FILE/D-080-12%20ASIGNACI%C3%93N%20DE%20LA%20RESERVA%20DE%20REGULACI%C3%93N%20\(AGC\).pdf](http://apolo.creg.gov.co/Publicac.nsf/1aed427ff782911965256751001e9e55/f0c76c7f633d95f105257ad700805ed1/$FILE/D-080-12%20ASIGNACI%C3%93N%20DE%20LA%20RESERVA%20DE%20REGULACI%C3%93N%20(AGC).pdf) Noviembre 30. 2012.

[11]R. J. Jyh-Shing , S. Chuen-Tsai y M. Eiji. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. Septiembre, 1997.

[12]V.Seydi Ghomsheh , M. Aliyari Shoorehdeli. V. Seydi Ghomsheh, M. Aliyari Shoorehdeli y M. Teshnehlab. “Training ANFIS Structure with Modified PSO Algorithm”. Paper/10789042. 2007.

FIGURAS

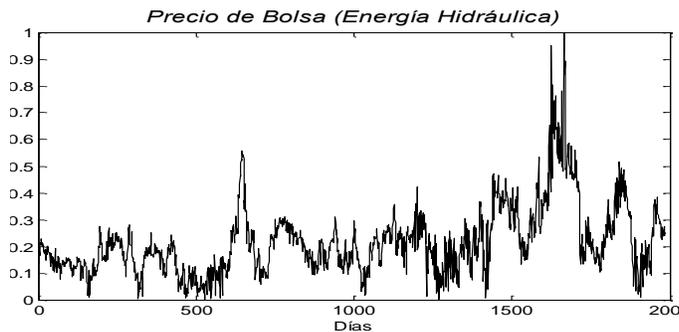


Figura1. Precio de Bolsa de la energía Hidráulica.
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de XM, 2012

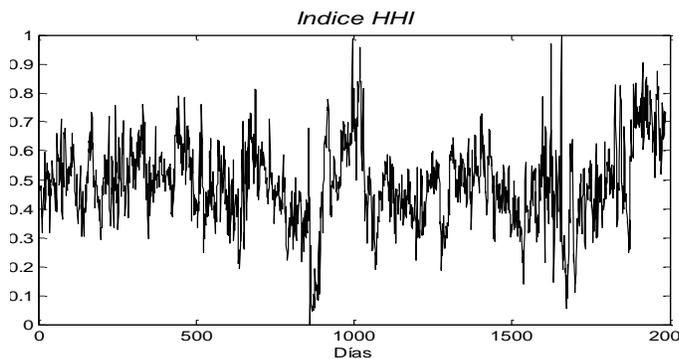


Figura 2. HHI del sistema
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de XM, 2012

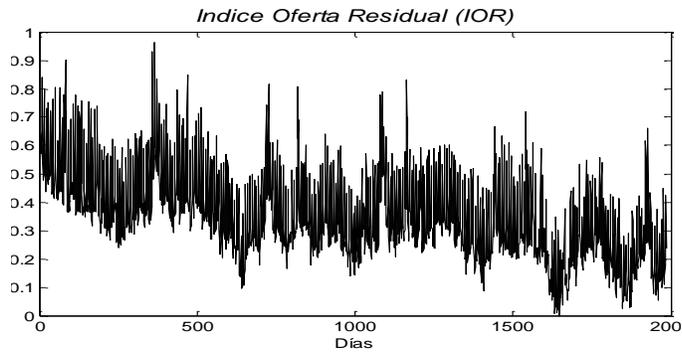


Figura 3. Índice de oferta residual
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de XM, 2012.

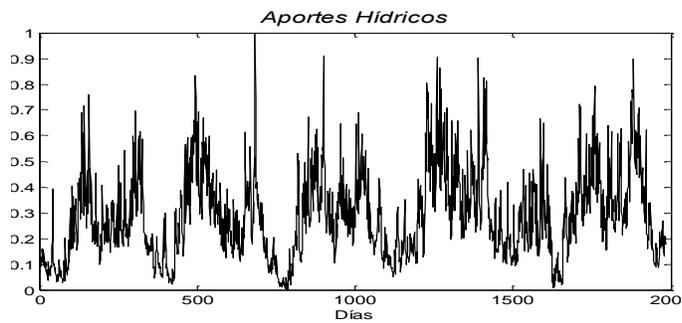


Figura 4. Aportes hídricos
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de XM, 2012

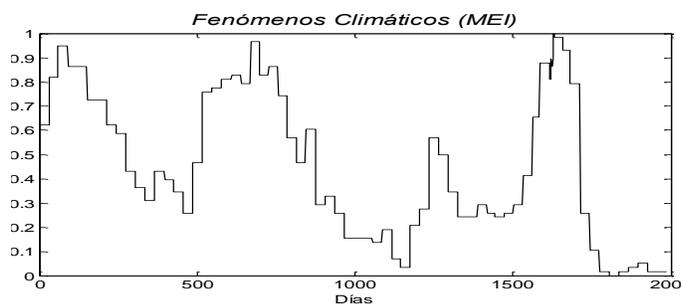


Figura 5. Fenómeno del niño y de la niña.
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Earth System Research Laboratory (2011).

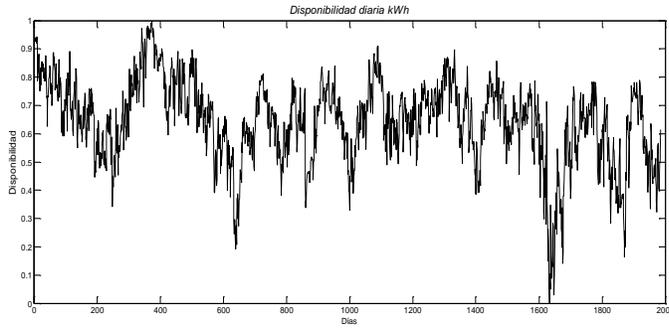


Figura 6. Disponibilidad ofertada
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de XM, 2012.

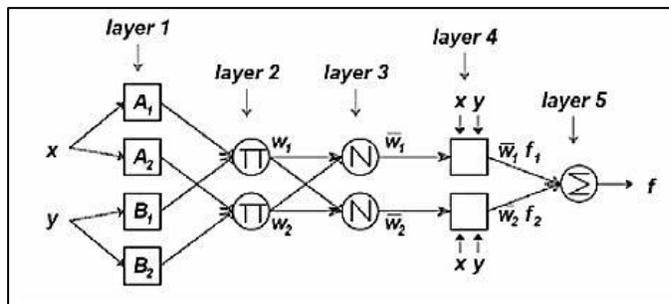


Figura 7. Arquitectura de un ANFIS (5 capas-ocultas)
Fuente: Neuro-Fuzzy and soft computing. (Jyh-Shing Roger Jang)

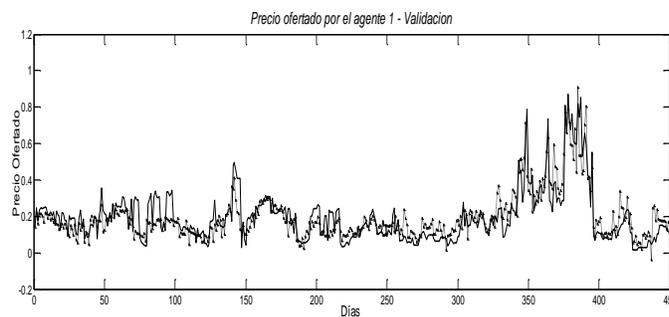


Figura 8. Validación de datos. Anfis8 (Agente 1)
Fuente: Estimaciones propias a partir de datos de XM, 2012

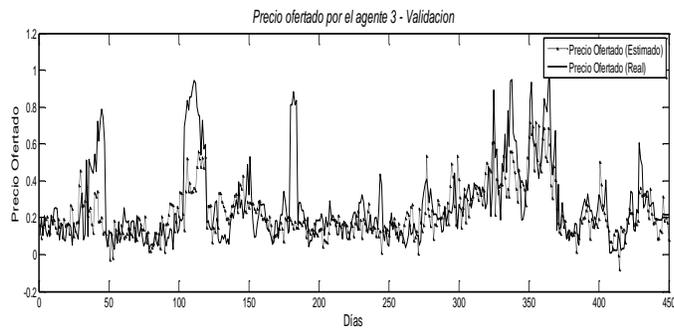


Figura 9. Validación de datos. Anfis8 (Agente 3)

Fuente: Estimaciones propias a partir de datos de XM, 2012

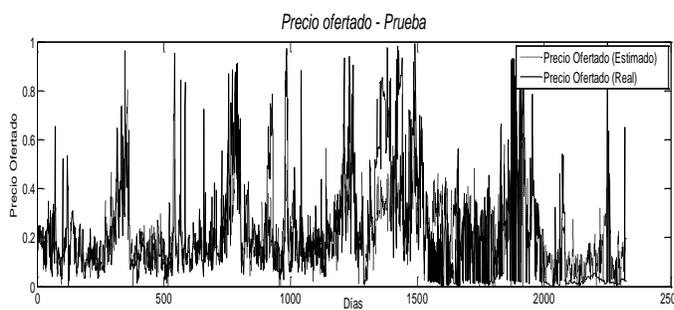


Figura 10. Prueba de datos. Anfis8.

Fuente: Estimaciones propias a partir de datos de XM, 2012