

**ANÁLISIS DE LOS FUNDAMENTALES DEL PRECIO DE  
LA ENERGÍA ELÉCTRICA: EVIDENCIA  
EMPÍRICA PARA COLOMBIA\***

**ON THE FUNDAMENTALS OF ELECTRIC ENERGY  
PRICE: EMPIRICAL EVIDENCE FOR COLOMBIA**

Jorge Barrientos Marín\*\*  
Mónica Toro Martínez\*\*\*

---

\* Este artículo es derivado del proyecto de investigación sobre el precio en Bolsa en el mercado mayorista de energía, realizado por el Grupo de Investigaciones Económicas –GIVENCO– y financiado por la Dirección de Investigaciones de la Universidad Autónoma Latinoamericana, UNAULA. Para ellos nuestro reconocimiento. Todo error o interpretación es exclusiva responsabilidad de los autores. Se agradece el apoyo de las asistente Laura González.

\*\* Docente del Departamento, Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Antioquia y profesor de medio tiempo de la Universidad Autónoma Latinoamericana (UNAULA). Dirección postal: Universidad de Antioquia, calle 67 n°53-108, Bloque 13, Medellín 050010, Colombia. Dirección electrónica: jorge.barrientos@udea.edu.co

\*\*\* Economista, Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Antioquia. Dirección postal: Universidad de Antioquia, calle 67 n° 53-108, Bloque 13, Medellín 050010, Colombia. Dirección electrónica: monitorom25@gmail.com

## RESUMEN

En este trabajo estamos interesados en estudiar los fundamentales del mercado que afectan la formación de los precios de la energía eléctrica en Colombia, así como evaluar el efecto de choques positivos en algunas variables identificadas como responsables de la formación del precio. Para el objetivo se estiman procesos VAR. Adicionalmente se lleva a cabo un ejercicio de pronósticos exploratorios para determinar la trayectoria futura del precio de la energía en los próximos diez años. La conclusión principal del trabajo es que, dadas las condiciones del mercado eléctrico colombiano, las variables que afectan principalmente los precios de la energía son: la demanda, la hidrología y la disponibilidad declarada. En cuanto al pronóstico, los precios muestran una tendencia creciente para los próximos años con una caída y recuperación en 2018.

**PALABRAS CLAVE:** Mercado de energía de corto plazo, precio, VAR, Función de Impulso Respuesta, pronóstico.

**CLASIFICACIÓN JEL:** C22, C53, D43, L94, Q47.

## ABSTRACT

in this paper, we are interested in investigating the market fundamentals that influences energy prices formation in Colombia and evaluating the impact of the some market variables on the behavior of energy price by estimating the impulse-response function. To this end we estimate VAR specification. In addition, we carried out an exploratory analysis for forecasting the future energy prices in the next 10 years. Our main conclusion is that the set of variables which most affects the evolution of the energy prices is the hydrology and the declared availability. About the forecasting, we found that the energy prices going to increase for the next years with a kind of fall around 2018 just for recovery ahead.

**KEYWORD:** Spot market, electricity prices, VAR, forecasting, , impulse response function.

**JEL CODES:** C22, C53, D43, L94, Q47..

## 1. INTRODUCCIÓN

La liberalización de algunos de los mercados energéticos en el mundo significó dramáticos cambios en el funcionamiento de la industria de generación de electricidad, y Colombia, por supuesto, no fue la excepción. Las leyes 142 y 143 de 1994 crearon el mercado mayorista de energía eléctrica (MEM), y uno de los cambios introducidos fue la desregulación, parcial de la demanda; así como la creación de agentes comercializadores, quienes representan dicha demanda, este nuevo agente permite al usuario final elegir su proveedor de energía; las leyes también crearon el operador y administrador del mercado y estableció la entrada en operación en 1995 de la Bolsa de Energía. El MEM funciona de manera similar a algunos mercados internacionales desregulados, tales como el Nord Pool, Pennsylvania- New Jersey -Meryland (PJM), el mercado eléctrico británico, y de hecho la arquitectura del MEM fue inspirado en este último.

En algunos de los mercados eléctricos más importantes del mundo existen dos maneras de transar energía: primero, en el corto plazo a través de la bolsa de energía, o mercado spot, que en Colombia es un mercado diario con resolución horaria. Segundo, a través de contratos de largo plazo (contratos forward). A diferencia de los precios de la energía en contratos, los precios de bolsa recogen en mayor medida las señales de mercado. Más aun, los precios de generación en bolsa se forman a través de una subasta en sobre sellado, los cuales son dados a conocer al público por administrador de mercado al día siguiente en el que se hizo la operación.

A causa de la gran componente hidráulica (cerca del 78 % de la generación del país) en Colombia existe una alta vulnerabilidad a eventos secos, sea por la estacionalidad climática de acuerdo con el ciclo anual o por fenómenos climáticos extemporáneos y de difícil predicción como el ENSO (El Niño - Southern Oscillation); por lo cual es importante el estudio de los aportes hídricos como parte de los fundamentales que afectan el precio de energía en bolsa; otros posibles variables fundamentales son la demanda de electricidad, la disponibilidad declarada de energía, el precio de escasez, la generación real, la actividad económica, el margen de reserva (capacidad/deman-

da máxima de potencia), la tasa de cambio y precios del gas natural, entre otros. Es importante entonces concentrarse en los factores que afectan la formación del precio de energía en bolsa.

En este trabajo estamos interesados en identificar los fundamentales del mercado que afectan la formación de precios de energía en la bolsa. Esto permite, de un lado, identificar el proceso generador de datos y, de otro, estimar el impacto en el corto plazo de algunas variables de mercado sobre el precio del kWh. Más aun, es posible, sobre la base del modelo empírico estimado, proyectar la evolución del precio y obtener señales económicas de mediano plazo. El pronóstico es importante para saber cuál es la evolución futura del precio y estimar en qué medida es necesario estimular la expansión de la capacidad instalada que requiere el país para aumentar la eficiencia del mercado eléctrico colombiano. Más aún, la evolución del precio debe proveer señales de mercado sobre el retorno que obtendrían los inversionistas al emprender proyectos de generación (Botero y Cano, 2008).

Desde el punto de vista metodológico, el objetivo de identificar los fundamentales del precio de energía en bolsa se lleva a cabo de la siguiente manera. Primero, se estiman vectores autoregresivos (VAR). Segundo, se calcula la función impulso respuesta (IRF) para estimar las elasticidades de largo plazo. Finalmente, sobre la base del VAR se hace un análisis exploratorio sobre el comportamiento futuro del precio de energía. Luego de una revisión exhaustiva en las principales revistas académicas nacionales e internacionales, se puede afirmar que son muy pocos los estudios recientes relacionados con los fundamentales del precio de generación en bolsa. Desde ese punto de vista, este trabajo es una contribución a la literatura empírica sobre los fundamentales de formación del precio en mercados eléctricos.

Un artículo reciente de (Barrientos, Tobón, Villada y Velilla, 2014) realiza un estudio de las variables que influyen en la formación de precios de energía en la bolsa; allí los autores presentan una revisión exhaustiva de la relación del precio de contrato y la hidrología en el mercado eléctrico colombiano, y concluyen que dada la estacionalidad de los recursos hídricos en Colombia y la dependencia de estos para el suministro de energía eléctrica, los precios de los contratos serán menores en temporadas de lluvia y mayores en temporadas secas.

Otro trabajo interesante es el de Barrientos et al.(2012), en el cual se estiman modelos econométricos univariados y de redes neuronales, usando datos trimestrales, para modelar el comportamiento del precio y su relación con variables del sistema eléctrico y la economía. La estimación econométrica está basada en mínimos cuadrados ordinarios y en procesos cointegrados utilizando también la función impulso respuesta para observar cómo los choques en la demanda afectan el precio.

En el trabajo realizado por Sierra y Castaño (2010), luego de hacer una revisión de las variables de mercado, consideraron únicamente la demanda y los aportes hídricos como fundamentales. Se basaron en la estimación a través de un modelo de parámetros cambiantes para el precio mensual de la electricidad en Colombia y sugieren que dicho modelo tiene mejor desempeño que otros modelos aplicados a la serie de precios. Los autores identificaron la necesidad de especificar un modelo con la capacidad de adaptarse a la relación cambiante entre el precio y sus fundamentales para realizar un pronóstico aceptable cuando las condiciones del mercado cambian, como ocurre en presencia del ENSO; con relación a otros enfoques como redes neuronales, su conclusión es que estos no permiten una interpretación directa sobre los parámetros.

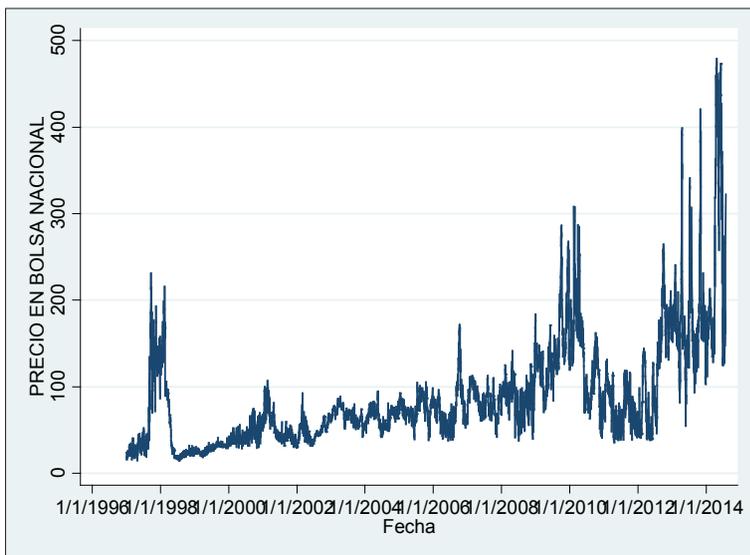
Como es natural, no existe un consenso entre los diferentes autores al momento de elegir la metodología adecuada para analizar los fundamentales del precio y poder pronosticar los precios de la energía.

## 2. CARACTERÍSTICAS DEL MERCADO ELÉCTRICO COLOMBIANO

La naturaleza de los mercados de electricidad conlleva a que la dinámica de los precios de bolsa sea parcialmente comprendida y que tanto la determinación de los fundamentales de mercado como el pronóstico (incluso en un horizonte de días) sea un desafío para los distintos agentes del mercado (generadores, comercializadores, reguladores, operadores, etc.). La evidencia en la literatura sugiere que son muchas las características de los mercados de energía que influyen en los precios, como por ejemplo, la estructura y naturaleza oligopólica de la oferta en el mercado, la asimetría de información a la que son sometidos los agentes, la elasticidad-precio de la demanda en el corto plazo y los riesgos regulatorios, entre otros.

Es por esto que el modelo estadístico puro, que no involucra los fundamentales del mercado ni el comportamiento de los agentes, se considera inadecuado tanto para analizar las variables que afectan el precio como la realización de cualquier tipo de pronóstico. Los modelos con fundamentales están relacionados directamente con la estructura autoregresiva y las respuestas del precio ante choques en la demanda o la hidrología.

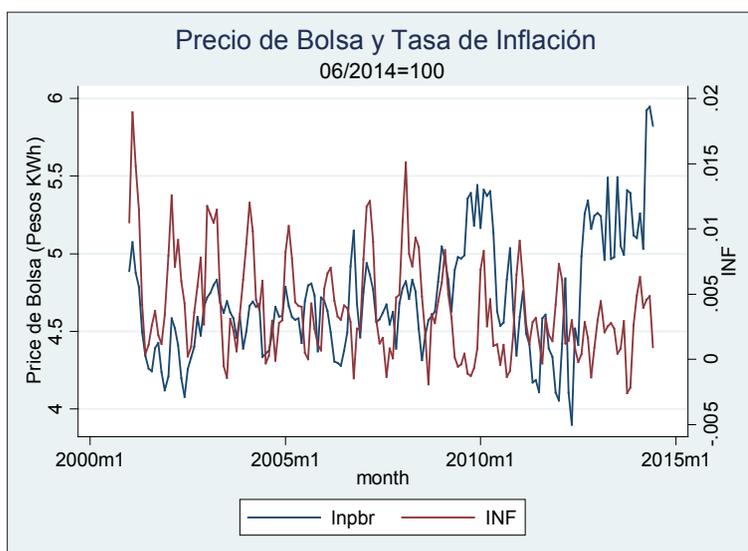
Así, las estructuras basadas en VAR son muy útiles para el objetivo de analizar los fundamentales, sin embargo, en materia de pronóstico tales modelos presuponen desafíos importantes. Primero supone que el pronóstico de las variables explicativas como el nivel de demanda y el margen de capacidad es información de dominio público. Segundo, es incierto si la estimación del modelo con fundamentales del precio, estimada con datos históricos, pueda generalizar bien lo que esté por fuera de la muestra. Así que el pronóstico dentro de la muestra funciona bastante bien, pero fuera de esta la precisión del pronóstico es incierta, aun con estimaciones de los errores estándar robustos.



Fuente: elaboración propia a partir de los datos de la compañía XM.

**Gráfico 1. Precio Diario de Bolsa (\$/KWh)**  
01/06/1998 – 30/09/2012

En los estudios realizados para el MEM colombiano se presentan diversas opiniones en cuanto a los modelos estadísticos que deben usarse para alcanzar una proyección de los precios spot acertada; esto debido a la naturaleza no lineal de precios de la electricidad del mercado eléctrico colombiano y a la volatilidad de las variables que determinan dichos precios. El gráfico 1 muestra el precio de energía diario que se exhibe las características típicas del precio spot de electricidad, como volatilidad pronunciada, oblicuidad positiva, exceso de Kurtosis, estacionalidad, saltos y heroscedasticidad condicional. (Karakatsani y Bunn 2008). El gráfico 2 muestra la evolución mensual 01/2000-06/2014 de la tasa de inflación, los precios reales y nominales de bolsa con mes base junio de 2014.



Fuente: elaboración propia a partir de datos de la UPME y el DANE.

**Gráfico 2.** Tasa de Inflación & Precio Nacional de Bolsa (\$/kWh) 01/2005– 06/2014

En el diseño del mercado colombiano no existe en la regulación una resolución que obligue a los generadores a reportar los costos variables de generación, lo cual, junto con la vulnerabilidad a eventos secos, in-

centiva a los generadores a especular con los precios en el mercado spot. Así entendido, es de vital importancia el estudio de los aportes hídricos y la generación hídrica, como parte de los fundamentales que afectan el precio de bolsa de la energía; a su vez, son fundamentales la demanda de electricidad, la disponibilidad declarada de energía, el precio de escasez, la generación real, el Índice de Precios Industrial (IPI), el PIB real y el margen de reserva (capacidad/ demanda máxima de potencia).

Por otro lado, el margen de reserva no es una variable de oferta endógena (en el sentido de estar correlacionada con los errores del modelo subyacente); en lugar de eso, puede ser percibido como una señal instrumental del riesgo del precio. En el largo plazo, por el contrario, el margen de capacidad sería endógeno, pues la expectativa de precios más elevados induciría más capacidad, y viceversa. Sin embargo, en el corto plazo, la capacidad disponible es fija en cuanto a la determinación del precio spot. (Ver Karakatsani y Bunn, 2008).

El mercado colombiano de electricidad fue adaptado del modelo usado en Inglaterra y Gales, a pesar de que la situación en Colombia era más similar a la Noruega, antes de la creación de Nord Pool; esto debido a la dependencia del agua para la generación de energía. Por lo tanto, como se evidencia en el análisis de la evolución del mercado desregulado colombiano en el artículo de Larsena, Dynerb, Bedoya y Franco (2004), los precios spot de la energía varían en parte debido a las condiciones hídricas, las cuales proveen las señales para la expansión de la capacidad y muestran los problemas que predominan en un sistema eléctrico basado en generación hidráulica, como la volatilidad de los precios, lo cual ha causado dificultades en la confiabilidad del sistema, al generar por medio de plantas térmicas a gas y carbón, reduciendo así la eficiencia del sector.

### 3. LA LITERATURA INTERNACIONAL

Referente a la evidencia internacional, específicamente para la Unión Europea Lutz, Pigorsch y Rotfuß (2013) estudian la relación no lineal existente entre los precios de la energía y sus fundamentales, los factores de riesgo macroeconómicos y las condiciones climáticas a través de la estimación a través del modelo Markov regime-switching; los

autores encontraron una relación entre los precios de energía de la Unión Europea y sus fundamentales, que varían a través del tiempo. Se puede identificar un régimen de baja y otro de alta volatilidad, los cuales muestran un fuerte impacto en los fundamentales del precio de la UE, al igual que los precios de los combustibles, tales como gas, carbón y petróleo.

En un estudio realizado por Haldrup, Nielsen y Nielsen (2010) directamente motivado por la estructura y funcionamiento del mercado noruego (Nord Pool), se evidencia que en la mayoría de los casos, la convergencia de precios es una propiedad del modelo de regime-switching en lugar de un mecanismo de vector de corrección de error convencional. En el artículo se modelan múltiples series de tiempo a través de un Vector Autorregresivo (VAR) con memoria larga y regime-switching, que permiten estimar la serie de tiempo integrada. También se estudia la importancia de utilizar memoria larga, regime-switching y estacionalidad en la construcción de un modelo para describir el proceso de formación de precios en cada mercado, para lo cual se parte de un análisis de modelos uni-variados y bivariados.

Para el mercado británico, Karakatsani y Bunn (2008) proponen tres modelos estadísticos para la predicción de los precios spot de la electricidad; los autores intentan capturar el impacto de los factores económicos, técnicos, estratégicos y los factores de riesgo sobre los precios diarios, así como la dinámica de estos efectos sobre el tiempo. Consideran primero un modelo de regresión lineal simple, basada en los factores del mercado, los cuales capturan el precio promedio de formación en el periodo de muestra; luego un modelo de regresión de parámetros variantes en el tiempo (TVP), para una estructura de precios constantemente adaptativa debido a los cambios presentes en los agentes, la regulación y la estructura de mercado. Por último consideran un modelo de regresión de regime-switching, el cual permite discontinuidades en el precio debido a las irregularidades y efectos de escasez.

Concluyen los autores que los modelos que incluyen los fundamentales de los precios y los coeficientes de variables en el tiempo muestran un desempeño ligeramente mejor en cuanto a su rendimiento predictivo entre varias alternativas para el mercado analizado.

Definiendo, a la luz de los resultados empíricos obtenidos para el mercado británico, que los modelos de precios basados en los fundamentales del mercado y en los efectos variantes en el tiempo son más efectivos y potencialmente útiles en la práctica. Adicionalmente, los modelos autorregresivos, basados únicamente en precios pasados, pueden adaptar más fácilmente las nuevas condiciones. Los modelos con fundamentales pueden ser exitosos en los periodos turbulentos si los conductores del precio son revisados apropiadamente para reflejar los nuevos riesgos y estructura del mercado.

Teniendo en cuenta que para el mercado eléctrico cada periodo del día transado (hora o media hora) genera un precio diferente, que refleja la variación diaria de la demanda, los costos y las restricciones operacionales, Karakatsani y Bunn (2008) han propuesto estimar sus modelos por separado para cada periodo con el fin de controlar estas diferencias. Este enfoque multimodelo ha mejorado generalmente el pronóstico en su precisión.

Por otra parte, el trabajo realizado por López y Ferrer (2005) para el caso español, busca analizar la evidencia empírica disponible sobre el comportamiento de los precios de la electricidad, relacionándolos con los elementos fundamentales que los determinan. Para lograrlo realizaron un análisis considerando saltos, efectos periódicos, reversión a la media, variabilidad cambiante y correlación serial en los datos. En la revisión realizada los autores se limitan a la categoría de modelos descriptivos - predictivos de series temporales, que no incorporan explícitamente la influencia de las variables fundamentales en los precios eléctricos, tales como la demanda, variables climáticas o la capacidad de generación disponible. Los autores realizan una revisión de tres grupos de modelos principalmente, en la que concluyen dos cosas: primero, que los mejores resultados predictivos se obtienen con un modelo que cuenta con un componente determinista de carácter periódico, junto con la posible influencia no lineal del nivel de la temperatura y una estructura ARMA para las perturbaciones. Segundo, que la experiencia observada en los distintos países es que la regulación puede tener importantes consecuencias en el comportamiento final de los precios eléctricos.

Otros autores, como Huisman y Mahieu (2003), argumentan que la liberalización de los mercados de energía conduce necesariamente a una exposición de los agentes a un alto riesgo de mercado debido a las características de formación del precio. Específicamente, los precios de la energía son volátiles con reversión a la media y están sujetos a frecuentes e inesperados (spikes) incrementos. Los autores consideran necesario (pero no suficiente) incorporar tales características en la modelación del comportamiento de los precios y proponen un modelo de cambio de régimen para modelar los spikes separado de la usual tendencia de reversión a la media.

#### 4. LA METODOLOGÍA EMPÍRICA

##### 4.1. METODOLOGÍA ECONOMETRICA

La estrategia empírica está basada en análisis de series de tiempo, específicamente, en procesos generadores de datos que corresponden a vectores autorregresivos (VAR). Estos modelos admiten la inclusión de variables endógenas y exógenas. De manera general, un modelo vectorial autorregresivo se puede escribir como

$$Y_t = c + \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + \beta X_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

donde  $Y_t = [y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{kt}]'$  es un vector  $k \times 1$   $\forall_t \in \{1, 2, \dots\}$ ,  $\varepsilon_t$  un término de perturbación el cual es un ruido blanco posiblemente gaussiano,  $\Phi_j$  es una matriz de dimensión  $k \times k$   $\forall_j \in \{1, 2, \dots, p\}$ ,  $X$  es una matriz de dimensión  $L$ . Note que la inclusión de más variables y más retardos hacen la estimación menos eficaz en términos de significancia de los parámetros, pues la evidencia sugiere que un gran número de retardos podría no ser apropiado. Se hace necesario entonces un contraste de longitud de retardo basado en máxima verosimilitud. .

Los supuestos implícitos del VAR se pueden resumir del siguiente modo: primero, para un proceso estacionario en covarianza (media y covarianzas no dependen de  $t$ ), los parámetros  $c$ ,  $\Phi_1$ ,  $\Phi_2, \dots, \Phi_p$  en el modelo (1) pueden ser definidos como los coeficientes en la proyección de  $Y_t$  sobre una constante y sobre  $p$  retardos, esto es,  $Y_{t-1}$ ,  $Y_{t-2}, \dots$ ,

$Y_{t-p}$ . Así  $\varepsilon_t$  está no correlacionado con  $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$  por el modo como está definido  $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$ , y los parámetros del VAR pueden ser estimados consistentemente por Máxima Verosimilitud y/o mínimos cuadrados ordinarios, estimando  $k$  ecuaciones independientes. (Hamilton, 1994). Segundo, el supuesto de que  $Y_t$  sigue un proceso VAR de orden  $p$ , es básicamente que  $p$  retardos son suficientes para resumir todas la correlaciones dinámicas entre elementos de  $Y_t$ . Bajo estacionaridad, el vector  $Y_t$  en (1) puede ser escrito como

$$Y_t = b + \sum_{s=1}^{\infty} D_s X_{t-s} + \sum_{s=1}^{\infty} \Psi_s \varepsilon_{t-s} \quad (2)$$

La cual es la representación vectorial de un proceso de media móvil (VMA) de un VAR,  $D_s$  son los multiplicadores dinámicos y  $\Psi_s$  es una matriz  $n \times n$  conocida como la *función impulso-respuesta* (IRF). Técnicamente, en modelos VAR, es la mejor manera de estimar la elasticidad o cambio en una variable ante cambios (choque) en otra variable. En este contexto se entiende la IRF como el cambio que sufre  $Y_{t+s}$  cuando hay un choque en la innovación  $\varepsilon_t$ , lo que se expresa formalmente como

$$\frac{\partial y_{t+s}}{\partial \varepsilon_t} = \Psi_s \quad (3)$$

donde  $\Psi_s$  es una matriz  $k \times k$ , siempre que el VAR sea estacionario y pueda expresarse como un proceso vectorial de media móvil.

Esta ecuación, entonces, admite la siguiente interpretación: el elemento  $i, j$  de la matriz  $\Psi_s$  identifica las consecuencias de un choque (incremento en una unidad o desviación estándar) en las innovaciones en el momento  $t$ , denotadas por  $\varepsilon_{jt}$ , sobre los valores de la variable  $i$  en  $t+s$ , esto es, para  $Y_{i,t+s}$  manteniendo constantes las innovaciones en los demás momentos. Se puede mostrar que

$$\frac{\partial y_{i,t+s}}{\partial \varepsilon_{j,t}} = \Psi_s = \frac{\partial y_{i,t+s}}{\partial y_{j,t}} \quad (4)$$

Es decir, que el elemento  $(i, j)$  de la matriz  $\Psi_s$  identifica las consecuencias de una variación de la variable  $y_j$  en el momento  $t$ , sobre los valores de la variable  $y_i$  en  $t+s$ , esto es para  $y_{i,t+s}$ . (Hamilton, 1994). Estrictamente hablando, un choque en una variable tiene un efecto en cadena que se expande a las demás variables, de modo que una vez estimado el VAR, lo que es posible calcular, o simular, son los choques en los precios de la energía ( $P_t$ ) y su efecto sobre la demanda de energía eléctrica ( $D_t$ )  $s=1,2,3,\dots$  períodos adelante, y viceversa, el efecto sobre el precio de un choque en la demanda o cualquier variables del sistema vectorial, es decir:

$$\frac{\partial \ln D_{t+s}}{\partial \varepsilon_t} = \Psi_s = \frac{\partial \ln D_{t+s}}{\partial \ln P_t} \quad (5)$$

Como se dijo antes, los VAR admiten la inclusión de variables exógenas, entonces el vector  $\beta$  en (1) solo indica el impacto de las variables exógenas sobre las endógenas, pero no es posible calcular la IRF. Un análisis reciente basado en las ecuaciones (1) a la (4) se puede encontrar en Barrientos et al. (2015).

## 5. RESULTADOS EMPÍRICOS

### 5.1. DESCRIPCIÓN DE LA INFORMACIÓN

En este trabajo se utiliza información mensual desde enero de 2001 hasta junio de 2014. Las series de datos son tomadas del DANE y del operador del MEM, la compañía XM que se encarga del despacho, la remuneración, etc.; el precio considerado aquí es el de generación, que solo incluye el cargo por confiabilidad –en adelante CCo– y el FAZNI (Fondo para zonas no interconectadas). Las variables incluidas en el estudio como fundamentales del precio son la hidrología, representa los caudales en energía (kWh) de los ríos que aportan agua a algún embalse del sistema interconectado nacional. Se incluye una medida de la actividad económica medida a través del Índice de Producción Industrial (IPI). También se incluye la demanda de energía, que se considera un dato, pues generalmente es inelástica en el corto plazo.

Es importante anotar que los consumidores son representados por un agente comercializador (distinto del generador o distribuidor), así que la demanda no es completamente desregulada. También se incluyen en el estudio el margen de reserva ( $MR = \text{capacidad}/\text{demanda máx. potencia}$ ) y la disponibilidad declarada de energía.

Con respecto a la regulación se estudia el efecto de la resolución 119 de 2007, expedida por la CREG, por la cual se aprueba la fórmula tarifaria general que permite a los comercializadores minoristas de electricidad establecer los costos de prestación del servicio a usuarios regulados en el Sistema Interconectado Nacional (SIN) bajo criterios de eficiencia económica, suficiencia financiera, neutralidad, solidaridad y redistribución del ingreso, simplicidad y transparencia. Se establece además la posibilidad de incluir dentro de las formulas tarifarias un cargo fijo que refleje los costos económicos involucrados en garantizar la disponibilidad permanente del servicio para el usuario, independientemente del nivel de uso. (CREG, 2007).

Se incluye también el CCo, pues su establecimiento (en diciembre 2006) implicó un cambio de reglas importante, al cual los generadores debieron ajustarse cambiando los patrones de oferta de precios, a cambio de una predictibilidad en el ingreso mínimo, pues dichos generadores se comprometieron a ofertar sus obligaciones de energía firme (OEF) al precio de escasez. La CREG modificó la reglamentación del Cargo por Confiabilidad para evitar incentivos negativos que pudieran existir. No obstante, la disponibilidad comercial promedio mensual no se comportó de manera diferente de los años anteriores. En cuanto al sistema de ofertas, los generadores térmicos explican los altos costos de sus ofertas, los cuales incluyen costos de arranque y parada, basándose en un despacho errático en condiciones hidrológicas anormales y en periodos de transición climática. (María et al., 2009).

La resolución CREG-119 y el CCo se incluyen como variables exógenas (a la generación y operación del mercado) binarias, las cuales toman valores uno a partir del mes en el que se implementaron y cero para los demás meses. El IPI y el MR se incluyen en principio como variable endógena, luego se tratan como exógenas, pues solo así se captura el efecto esperado sobre los precios, coherente con las predicciones teóricas.

## 5.2. ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LA INFORMACIÓN

Como es habitual el primer paso para implementar un VAR es contrastar la estacionaridad de las variables individuales, usando un contraste de Dickey - Fuller aumentado y un contraste de Cavaliere y Georgiev (2006), para controlar por los cambios de nivel en variables como la disponibilidad declarada y el precio de energía en bolsa. Los contrastes se realizaron al 1 %, 5 % y 10 % de significancia. En la tabla 1 se muestran los resultados del test para cada serie analizada; el número de observaciones depende de la información disponible para cada variable, con un promedio de 155 observaciones, establecidas entre el 31 de enero de 2001 y el 30 de junio de 2014.

De acuerdo con los resultados presentes en la tabla 1 se puede rechazar con seguridad la presencia de raíz unitaria en las series, dado que el estadístico de contraste es mayor. Incluso el precio de bolsa real muestra estacionaridad al 10 % de significancia. Una vez llevado a cabo los contrastes de estacionaridad procedemos a estimar un VAR en niveles, esto es sin necesidad de diferenciar las series involucradas. Al no tener presencia de raíz unitaria, se definen todas las variables como estacionarias, rechazando de esta forma la hipótesis nula.

Tabla 1. Contraste de Estacionaridad

Variables	p-valor	Estadístico de contraste	Valores críticos		
			1%	5%	10%
Precio de bolsa +	0.097	-3.14	-4.02	-3.4	-3.14
Precio de bolsa deflactado +	0.1001	-3.08	-4.02	-3.4	-3.14
Hidrología	0.062	-3.32	-4.02	-3.4	-3.14
Margen de reserva	0.027	-1.94	-2.35	-1.65	-1.29
Demanda	0.0003	-4.93	-4.02	-3.4	-3.14
IPI	0.054	-1.61	-2.35	-1.6	-1.28
Disponibilidad Dec. +	0.070	-1.87	-2.35	-1.6	-1.28

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la UPME y compañía XM.

Todas las series en logaritmo natural. Las regresiones auxiliares incluyen tendencia y constante (+) Contraste de Cavaliere y Georgiev (2006).

### 5.3. PREESTIMACIÓN: MODELO AUTORREGRESIVO DE RETARDO DISTRIBUIDO

En los modelos VAR es posible incluir variables exógenas como *dummies* temporales o con tendencia en el tiempo, por lo tanto, con el fin de obtener el efecto de la regulación sobre el precio de bolsa real se incluyeron en la regresión la resolución CREG 119 y CCo como variables categóricas o *dummy*. Las variables mencionadas no tienen retardos, son medidas en meses y toman valor uno a partir de su implementación, para CCo a partir de diciembre de 2006, y para la resolución CREG 119 a partir de febrero de 2008.

Un ejercicio preliminar consiste en estimar un modelo clásico de regresión por mínimos cuadrados ordinarios con las variables de mercado, e incluyendo un retardo del precio de bolsa y observar la dinámica del ajuste, así como evaluar preliminarmente el efecto de las resoluciones CREG 119 y el CCo. El modelo especificado es el siguiente:

$$p_t = c + \alpha p_{t-1} + \beta_1 h_t + \beta_2 Disp_t + \beta_3 MR_t + \beta_4 Dem_t + \beta_5 Dem_{t-1} + \beta_6 IPI_t + \gamma C119 + \pi CCo + \varepsilon_t \quad (6)$$

Los resultados obtenidos al incluir las variables *dummy* en la regresión lineal sobre el precio de bolsa real, como variables explicativas, al igual que a la hidrología, la disponibilidad declarada y el margen de reserva se encuentran consolidados en la tabla 2 para diferentes especificaciones de la regresión (ecuación (6)).

El modelo de la ecuación (6) proporciona un buen ajuste, sin embargo, las variables *dummy* para capturar el efecto de la resolución CREG119 no muestra un efecto estadísticamente significativo sobre el precio de la energía. La variable *dummy* para capturar el efecto del CCo, por el contrario, muestra el signo esperado y es estadísticamente significativa, al igual que la disponibilidad declarada. El margen de reserva tiene el signo esperado, pero no es significativo; quizá no debe ser incluida simultáneamente con la demanda. El IPI no es relevante si se incluye conjuntamente con la demanda de energía; ambas en la práctica recogen una medida de la actividad económica. La demanda, por el contrario, si se incrementa, aumenta el precio de bolsa. En con-

secuencia, la variable demanda captura muchos efectos compartidos, y es por ello que el modelo VAR especificado en términos del precio de bolsa real tiene como variables fundamentales la hidrología, la disponibilidad declarada, la demanda y el CCo.

**Tabla 2.** Estimación preliminar por OLS

Variable dep. Precio Bolsa	Coeficientes Estimados							
Var. Explicativas	(1)	(2)	(3)	(3)	(4)	(5)	(8)	(9)
Precio (t-1)*	0.99 (0.065)	0.76 (0.059)	0.57 (0.054)	0.61 (0.053)	0.61 (0.053)	0.61 (0.053)	0.57 (0.05)	0.61 (0.05)
Hidrología	-0.07 (0.046)	-0.16 (0.035)	-0.30 (0.039)	-0.30 (0.039)	-0.30 (0.039)	-0.30 (0.040)	-0.30 (0.04)	-0.32 (0.038)
Disponibilidad Declarada	1.44 (0.37)	1.0 (0.28)	-1.12 (0.328)	-0.91 (0.268)	-0.90 (0.26)	-0.9 (0.27)	-1.1 (0.34)	-0.80 (0.27)
Demanda	---	---	2.47 (0.65)	2.04 (0.377)	2.03 (0.36)	2.02 (0.44)	2.44 (0.7)	1.53 (0.49)
Demanda (t-1)	---	---	---	---	---	---	---	0.63 (0.36)
Margen de Reserva	---	-2.24 (0.19)	---	---	---	-0.0063 (0.29)	-0.57 (0.29)	-0.65 (0.4)
IPI	---	---	-0.31 (0.37)	---	---	---	-0.32 (0.37)	---
CCo	---	---	-0.14 (0.062)	-0.16 (0.057)	-0.16 (0.055)	-0.16 (0.055)	-0.142 (0.061)	-0.16 (0.05)
CREG 119	---	---	-0.035 (0.052)	-0.005 (0.045)	---	---	-0.033 (0.053)	---
Constante	-31.5 (8.5)	-14.7 (6.46)	-19.0 (8.7)	-15.9 (6.67)	-15.7 (6.5)	-15.7 (7.5)	-18.7 (9.6)	-21.5 (8.3)

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la UPME y compañía XM.

Errores estándar en paréntesis. No. Observaciones: 160.

\* Todas las series en logaritmo natural.

#### 5.4. LA LONGITUD DEL RETARDO Y ESTABILIDAD

El segundo paso es contrastar la longitud del retardo. Existen diversos contrastes para elegir la cantidad de rezagos óptima; entre ellos se encuentra el contraste de la razón de verosimilitud (LR) y el estadístico de Lütkepohl (además del AIC). Este y otros criterios se

extienden para el caso del VAR, sin embargo, el número óptimo es en general diferente bajo cada criterio utilizado. El contraste de razón de verosimilitudes en este caso sugiere usar entre 15 y 16 retardos para recoger todas las correlaciones dinámicas entre las variables utilizadas en la estimación (Lütkepohl, 2006). Es importante mencionar que el criterio del AIC sugiere exactamente el mismo número de retardos.

Se realizó un contraste de estabilidad para verificar si los valores propios de la matriz vectorial para el sistema están todos dentro del círculo unidad. Si todos los valores propios sean menores a uno, el modelo VAR es estable; esta condición es la extensión al vector de la condición de estacionaridad de un proceso ARMA, en el que las raíces del polinomio autorregresivo para cada variable se encuentran dentro del círculo unidad. El contraste de estabilidad para el VAR estimado con 9 retardos indica concluye que todos los valores propios se encuentran dentro del círculo unidad, lo cual garantiza que se satisface la condición de estabilidad.

### 5.5. ESTIMACIÓN DEL VAR Y LA FUNCIÓN IMPULSO-RESPUESTA

La estimación del VAR estacionario puede hacerse usando OLS o MLE. El modelo con variables exógenas arroja los siguientes resultados:

**Tabla 3.** Estimación de los parámetros de variable exógenas

Variable dep. Precio de Bolsa	Parámetro	Abs. valor-t
CCo	-0.13	1.98
Creg119	0.047	0.60
IPI	-0.60	1.5
MR	-2.1	3.2
Constante	-70.6	>2

Fuente: cálculos propios.

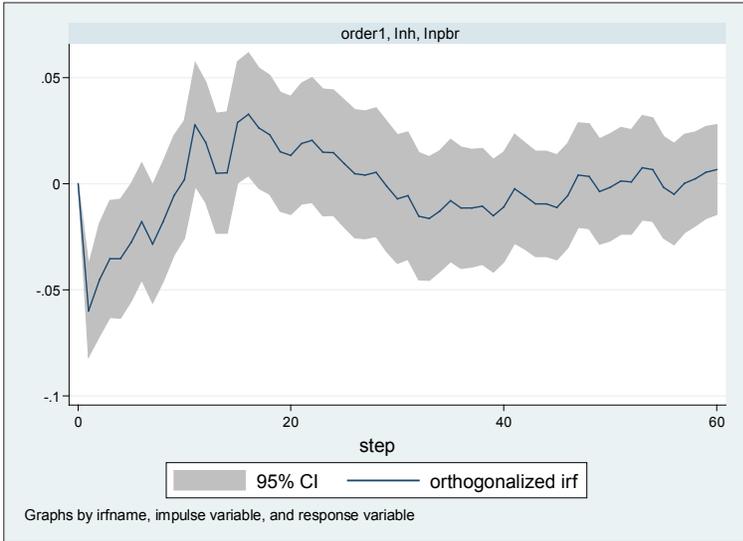
Algunas de las aplicaciones más usadas en la estimación de VAR es la Función Impulso-Respuesta (IRF). En concordancia con el objetivo del este trabajo, se estima un VAR con el fin de capturar el efecto que tienen los fundamentales del mercado sobre el precio de bolsa real.

Por medio de la función impulso respuesta se busca identificar los cambios presentes en el precio de bolsa ante choques en otras variables; para lo cual se llevaron a cabo tres simulaciones, a saber: se simuló un choque positivo en 1 KWh en la hidrología, en la disponibilidad declarada y en la demanda para determinar cómo responde el precio de bolsa en el corto plazo.

Es importante anotar que la IRF mide los efectos dinámicos marginales de cada shock en cada una de las variables a través del tiempo. En un VAR estable, la IRF suele converger a cero en el corto plazo, es decir que los choques sobre las variables no tienen efectos permanentes sobre otras variables de interés.

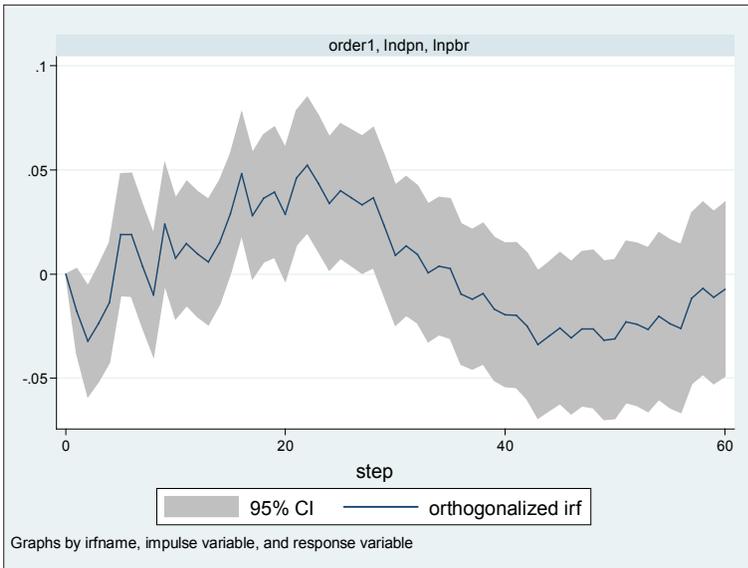
Como es de esperarse para el VAR implementado, los efectos en el precio de bolsa real son transitorios; este exhibe un comportamiento significativo durante los primeros meses después del choque. El efecto del choque de la disponibilidad declarada y la hidrología en el precio real es negativo, puesto que a mayor cantidad de agua (con la cual puedan generar energía las hidroeléctricas) y a mayor disponibilidad de electricidad, el precio de bolsa tiende a descender. Se debe tener en cuenta que al generarse un choque en la hidrología, siendo esta estacional, el efecto será una baja en el precio durante el primer mes, seguido de un aumento aproximadamente hasta el cuarto mes y la consecuente convergencia a cero, características de un VAR. Por el otro lado, el choque en la demanda genera un aumento en el precio de bolsa real, en el que existe una relación directamente proporcional, a mayor demanda de electricidad, el precio de bolsa tenderá a aumentar en el corto plazo.

Los resultados obtenidos a través de la IRF para las tres series analizadas son confiables durante aproximados cuatro meses, luego el choque en las variables explicativas deja de ser representativo y estas tienden a normalizarse (gráficos 4 al 6).



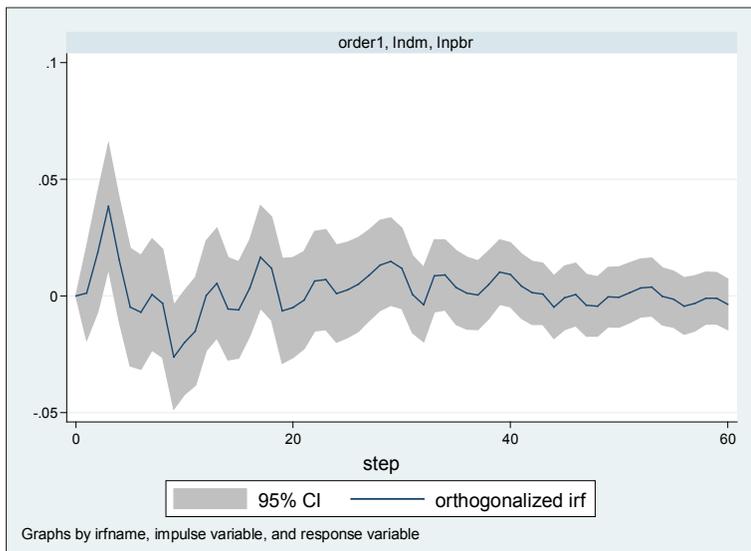
Fuente: elaboración propia.

**Gráfico 4.** Hidrología vs. Precio de bolsa real



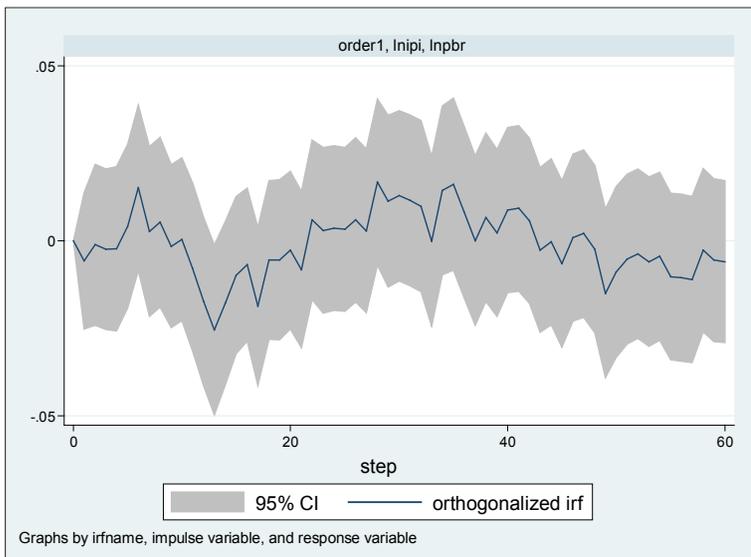
Fuente: elaboración propia.

**Gráfico 5.** Disponibilidad declarada vs. Precio de bolsa



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 6. Demanda vs. Precio de bolsa



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 7. IPI vs. Precio de bolsa

La IRF usualmente es presentada gráficamente; en este caso se simula un choque hasta 60 meses, representado en la abscisa y el impacto generado de los retardos en la ordenada. Cada uno de los gráficos muestra cómo el choque en una variable afecta otra, en este caso, el precio real de bolsa para los todos los gráficos. Es importante ortogonalizar la IRF, ya que esta da respuestas de impulso asumiendo que los residuos del VAR no están correlacionados.

Los gráficos del 4 al 7 muestran los efectos de los choques en las variables definidas previamente sobre el precio de bolsa real. Para los tres casos, el efecto del choque disminuye rápidamente, lo cual refleja la estacionaridad de las variables.

## 5.6. PRONÓSTICO DEL PRECIO DE ENERGÍA

Un sistema VAR simple, con la estructura del modelo (1), se puede usar como un método para generar pronósticos para la variable dependiente. La estructura de la ecuación (1) está diseñada para modelar los valores de las variables en el periodo  $t$  que están relacionadas con valores pasados; esto hace al VAR un modelo natural para pronosticar las trayectorias futuras del precio de bolsa condicionado a sus valores pasados. Uno de los mayores atributos de un VAR es que puede ser usado de manera recursiva para extender el pronóstico en el futuro. Al pronosticar con un VAR se asume que no existe correlación serial en el término de error.

Frente al procedimiento de pronóstico es importante aclarar que se incluye como un análisis preliminar y exploratorio, pues no es el objetivo del trabajo. Sin embargo, es de resaltar que los resultados obtenidos son prometedores como para pensar que se puede profundizar su estudio refinando el proceso generador de datos y usando métodos alternativos de pronóstico con propósito de comparación.

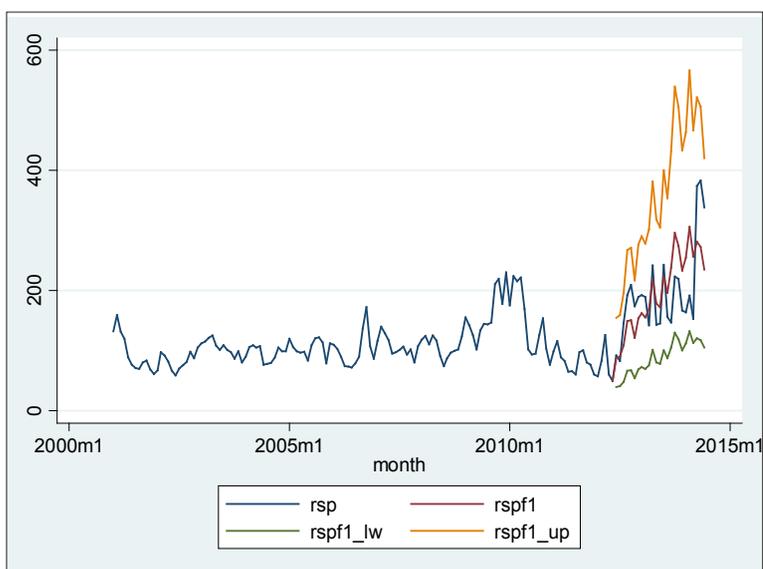
El pronóstico óptimo  $b$ -pasos-adelante  $y_{t+b}$  está dado por

$$Y_t(h) = \hat{c} + \hat{\Phi}_1 Y_t(h-1) + \dots + \hat{\Phi}_p Y_t(h-p) \quad (7)$$

Como lo muestra Lütkepohl (2006), el estimador asintótico de la matriz de covarianzas del error de predicción es

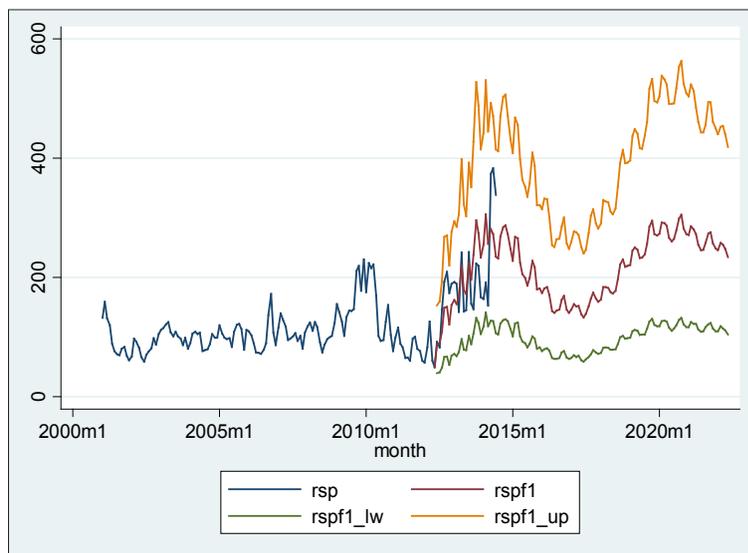
$$\hat{\Sigma}_Y(h) = \hat{\Sigma}_Y(h) + \frac{1}{T} \hat{\Omega}(h) = \text{MSE} + \text{FORECAST. ERROR} \quad (8)$$

De acuerdo con el procedimiento de pronóstico implementado, basado en proyecciones lineales, para los próximos 10 años (120 meses, respectivamente) se obtiene que la tendencia del precio spot de energía es creciente, con una caída alrededor de 2018; m lo cual probablemente indica que los planes de expansión a futuro (entrada de grandes hidroeléctricas a operar) podrían tener un efecto apreciable, sin embargo, el pronóstico también indica que esto no sería suficiente.



Fuente: elaboración propia.

**Gráfico 8.** Pronóstico precio de la energía dentro de la muestra



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 9. Pronóstico precio de la energía – 120 meses

El gráfico 8 muestra un ejercicio preliminar de pronóstico dentro de la muestra; el gráfico 9, por su lado, muestra el pronóstico fuera de la muestra para 120 meses, ambas basadas en la ecuación (7) y (8). Cada gráfica es acompañada de los respectivos errores (*bootstrap*) obtenidos con 1000 repeticiones.

La demanda y el IPI son estacionales, no obstante, se llevó a cabo un ajuste estacional, usando CENSUS-X12, lo cual no produjo cambios significativos en los resultados; por lo tanto, las conclusiones hechas a lo largo del estudio se mantienen. Los resultados obtenidos son coherentes con la realidad de la economía y el sector eléctrico colombiano.

## 6. CONCLUSIONES E INVESTIGACIÓN FUTURA

Con el fin de incluir el efecto presente de la regulación en los precios de la energía se llevó a cabo una preestimación, la cual permitió concluir que las variables *Creg 119* y el *CCo* incluidas en el modelo como variables *dummy* temporal no muestran efectos estadísticamente

significativos. Es de anotar que el CCo muestra signo negativo, lo cual es coherente con lo que predice la teoría económica.

Luego de aplicar el VAR se puede afirmar que las estructuras basadas en este modelo son muy útiles para el objetivo de analizar los fundamentales del precio de la energía. Para los tres casos estudiados con IRF, es decir, choques en la hidrología, la disponibilidad declarada y la demanda se evidencia un efecto transitorio, pero coherente con lo que predice la teoría: un aumento de la hidrología y la disponibilidad disminuye el precio y un coque de demanda lo aumenta. No obstante, el precio rápidamente vuelve a su estado original, lo cual refleja la naturaleza de corto plazo de los procesos VAR.

Sobre la base del VAR propuesto se realizó una estimación del precio de bolsa real para los meses futuros; nuestro modelo es capaz de adaptarse a la relación cambiante entre el precio y las variables fundamentales previamente definidas, con las cuales se pudo realizar un pronóstico relativamente aceptable, aunque de naturaleza exploratoria, puesto que el pronóstico dentro de la muestra funciona bastante bien, pero fuera de ella tiene una precisión incierta, aun con estimaciones de los errores estándar robustos.

## REFERENCIAS

Barrientos, J., Rodas, E., Velilla, E., Lopera, M. y Villada, F. (2012). Modelo para el pronóstico del precio de la energía eléctrica en Colombia. *Lecturas de Economía* (Universidad de Antioquia, Medellín, Col.), pp. 91-12.

Barrientos, J., Tobón, D., Villada, F. y Velilla, E. (2014). Opportunities for Seasonal Forward Contracts in the Colombian Electricity Market. Documento de Trabajo. Universidad de Antioquia, Medellín (Colombia).

Barrientos, J., Tobón, D., Villada, F., Velilla, E. y López-Lezama, J.A (2015). "On the estimation of the price elasticity of electricity demand in the Colombian manufacturing industry". (Submitted).

Botero, S. y Cano, J. A. (2008). Análisis de series de tiempo para la predicción de los precios de la energía en la bolsa de Colombia.

*Cuadernos de Economía* (Universidad Nacional de Colombia Sede Bogotá), XXVII, 173-208.

Cavaliere, G. y Georgiev, I. (2006). "A Note on the Unit Root Testing in the Presence of the Level Shifts". *STATISTICA*, LXVI (1), 100-110.

CREG (2007). Resolución 119

CREG, C. d. r. d. E. y. G.-. (2014). Cargo por confiabilidad. Recuperado el 11 de agosto de 2014 de: [http://www.creg.gov.co/cxc/secciones/que\\_es/que\\_es.htm#notas](http://www.creg.gov.co/cxc/secciones/que_es/que_es.htm#notas)

Hamilton, J. D. (1994). *Time Series analysis*. Princeton University Press.

Huisman, Ronald & Mahieu, R. (2003). Regime Jumps in Electricity Prices. *Energy Economics*, 25, 425-434.

Haldrup, N., Nielsen, F. S. y Nielsen, M. O. (2010). A vector autoregressive model for electricity prices subject to long memory and regime switching. *Energy Economics*, 32, 1044-1058.

Karakatsani, N. V. y Bunn, D. W. (2008). Forecasting electricity prices: The impact of fundamentals and time-varying coefficients. *International Journal of Forecasting*, 24, 764-785.

Laserna, E. R., Dyner, I., L. y Franco, C. J (2004). Lessons from deregulation in Colombia: successes, failures and the way ahead. *Energy Policy*, 1767-1780.

López, J. L. y Ferrer, V. M. (2005). Los precios en los mercados reestructurados de electricidad: algunas lecciones básicas para la negociación derivada. *Cuadernos Económicos de Ice*, Universidad de Valencia, 28.

Lutz, B. J., Pigorsch, U. y Rotfuß, W. (2013). Nonlinearity in cap-and-trade systems: The EUA price and its fundamentals. *Energy Economics*, 40, 222-232.

Lütkepohl, H. (2006). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis* (p. 765). New York: Springer (Ed.)

María, M. S., Fehr, N.-H. V. D., Millán, J., Benavides, J., Gracia, O. y Schutt, E. (2009). El mercado de la energía eléctrica en Colombia: características, evolución e impacto sobre otros sectores. *Cuadernos de Fedesarrollo*, 30.

Sierra, J. y Castaño, E. (2010). Pronóstico del Precio Spot del Mercado Eléctrico Colombiano con Modelos de Parámetros Variantes en el Tiempo y Variables Fundamentales. *Documento de trabajo*, 14. Universidad Nacional de Colombia.