



Perfil de Coyuntura Económica

ISSN: 1657-4214

malopez@economics.udea.edu.co

Universidad de Antioquia

Colombia

Barrientos Marín, Jorge; Toro Martínez, Mónica

La hidrología como predictor del comportamiento del precio de energía en bolsa

Perfil de Coyuntura Económica, núm. 25, julio, 2015, pp. 125-140

Universidad de Antioquia

Medellín, Colombia

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=86145265007>

- ▶ Cómo citar el artículo
- ▶ Número completo
- ▶ Más información del artículo
- ▶ Página de la revista en redalyc.org

La hidrología como predictor del comportamiento del precio de energía en bolsa*

Jorge Barrientos Marín**
Mónica Toro Martínez***

DOI: 10.17533/udea.pece.n25a07

-Introducción. -I. Características del mercado eléctrico colombiano -II. La literatura internacional. -III. La metodología Empírica. -IV. Resultados Empíricos –Conclusiones e Investigación Futura. –Bibliografía.

Primera versión recibida el: 10 de Febrero de 2015; versión final aceptada el: 25 de Mayo de 2015

Resumen: En este trabajo estamos interesados en estudiar el efecto de la hidrología sobre los precios de la energía eléctrica en Colombia y determinar si es un buen predictor del comportamiento del precio spot de energía. Para el objetivo se estiman modelos autoregresivos de retardo distribuido ARDL y una aproximación preliminar usando vectores autoregresivos VAR para estimación y pronóstico. La conclusión principal del trabajo es que dadas las condi-

ciones del mercado eléctrico colombiano, la hidrología en efecto determina buena parte del comportamiento del precio de bolsa, aunque la demanda de energía también juega un papel preponderante. En cuanto al pronóstico los precios muestran una tendencia creciente para los próximos años.

Palabras clave: Mercado de energía de corto plazo, precio, VAR, Función de Impulso Respuesta, pronóstico.

* 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 asistentes de investigación de Laura González Nanclares.

** Docente del Departamento, Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Antioquia y Economía y profesor de cátedra de la Universidad Autónoma Latinoamericana (UNAULA). Dirección postal: Universidad de Antioquia, calle 67 No.53-108, Bloque 13, Medellín 050010, Colombia. Dirección electrónica: jbarr.udea@gmail.com.

*** Economista, Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Antioquia. Dirección postal: Universidad de Antioquia, calle 67 No.53-108, Bloque 13, Medellín 050010, Colombia. Dirección electrónica: monitorom25@gmail.com

Abstract: In this paper we are interested in investigating the effect of the hydrology and the weather on the energy spot prices in the Colombian electric market. To this end we perform dynamic models, specifically we estimate autoregressive distributed lag models (ARDL) and vector autoregressive models (VAR). In addition, we use VAR for simulating impulse-response function and forecasting. Our main conclusion is that given the structure of the Colombian electric market, hydrology has an appreciable effect on energy pricing as well as energy demand. About forecasting energy prices, these display an increasing trend for the next years.

Keywords: Spot market, electricity prices, VAR, forecasting, impulse-response function.

Clasificación JEL: C22, C53, D43, L94, Q47.

Résumé : L'objectif de cet article est analyser l'effet des certaines variables hydrologiques sur le prix de l'énergie électrique en Colombie, afin de savoir si elles peuvent constituer ou pas un bon prédicteur de la variation du prix spot de l'énergie. Pour ce faire, nous estimons des modèles autorégressifs à retards distribués (ARDL) ainsi que des modèles à vecteurs autorégressifs (VAR). Étant donné les conditions du marché électrique, nous concluons que les variables de l'hydrologie déterminent en grande partie le comportement des prix en bourse de l'énergie électrique, ainsi que la demande d'énergie. Nous montrons également que les prix l'énergie électrique auront une tendance à la hausse dans les prochaines années.

Mots-clés: marché de l'énergie à court terme, prix, VAR, fonction de réponse impulsionnelle, pronostique.

Clasificación JEL: C22, C53, D43, L94, Q47.

Introducción

Existen dos maneras de transar energía en Colombia, primero, en el corto plazo a través de la bolsa de energía, o mercado spot, que en el país es diario con resolución horaria. Segundo, a través de contratos forward. A diferencia de los precios de los contratos, los precios de bolsa recogen en mayor medida la hidrología y las señales de mercado. Más aún, los precios de generación en bolsa se forman a través de una subasta en sobre sellado, los cuales el administrador de mercado los da a conocer al público al día siguiente en el cual la operación se hizo efectiva.

A causa de la gran componente hidráulica (aproximadamente un 78% de generación hidráulica) en Colombia existe una alta vulnerabilidad a eventos secos, ya 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 predictor del comportamiento de precio de energía en bolsa, aunque otra posible variable fundamental es naturalmente la demanda de energía.

En este trabajo estamos interesados en identificar hasta qué punto la hidrología determina el comportamiento del precio

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 un choque en la hidrología sobre el precio del KWh. Más aún, es posible, sobre la base del modelo empírico estimado, proyectar la evolución del precio y obtener señales económicas de mediano plazo. El pronóstico no solo es importante para saber cuál es el precio final de la energía, sino para estimar en qué medida es necesario estimular la expansión de la capacidad instalada que requiere el país para aumentar la eficiencia del mercado eléctrico y que tal precio refleje un retorno confiable para los inversionistas.

Desde el punto de vista metodológico, el objetivo de identificar el efecto de la hidrología en el precio se lleva a cabo estimando procesos autoregresivos de retardo distribuido, conocidos como ARDL y procesos vectoriales autoregresivos VAR. La ventaja de estos modelos es que permite el cálculo del multiplicador dinámico sobre la base del ARDL y de la función impulso respuesta (IRF) para estimar las elasticidades de mediano y largo plazo. Finalmente, sobre la base del VAR es posible hacer un análisis exploratorio sobre el comportamiento futuro del precio de energía.

Luego de una revisión exhaustiva en las principales revistas académicas nacionales podemos decir que son escasos los estudios recientes relacionados con la relación de precios e hidrología basada en modelos dinámicos. Más aún, la evidencia empírica sugiere que una de las características de los mercados eléctricos es que la relación entre los precios de energía y sus determinantes

están ligados a la estructura autoregresiva de la información lo que determina en gran medida las respuestas del precio ante choques en la demanda o la hidrología. Esta observación es una motivación adicional para elaborar este trabajo. Desde ese punto de vista, este artículo es una contribución a la literatura empírica sobre los determinantes del precio en mercados eléctricos.

Un artículo relacionado con este es el de (Barrientos, Tobón, Villada, & 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 precios de contrato y la hidrología en el mercado eléctrico colombiano, donde 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.

En el trabajo realizado por (Sierra & 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 opinión es que estos no permiten una interpretación directa que los parámetros.

I. Características del mercado eléctrico colombiano

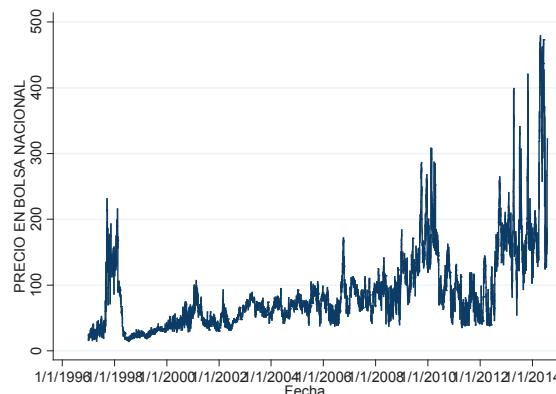
La naturaleza de los mercados de electricidad conlleva a que la dinámica de los precios de bolsa sea parcialmente comprendida y que tanto la determinación del efecto de la hidrología sobre el precio como el pronóstico sea un trabajo estadísticamente y computacionalmente exhaustivo para los agentes en el mercado. La evidencia en la literatura sugiere que son muchas las características de los mercados de energía que influyen en los precios, además de ser un fenómeno dinámico, es la asimetría de información a la que son sometidos los agentes y los riesgos regulatorios.

Las estructuras basadas en modelos ARDL y VAR son muy útiles para el objetivo de

analizar el efecto de la hidrología, pues el precio hoy está influenciado no solo por la hidrología de hoy sino por la de ayer, así como por la demanda pasada e incluso el precio pasado. Es de esperar entonces que el retardo en la hidrología explique una parte importante en el comportamiento del precio.

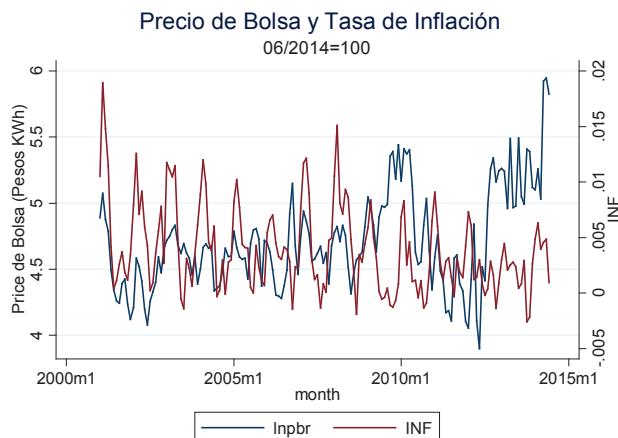
Sin embargo, en materia de pronóstico tales modelos presuponen desafíos importantes. Primero supone que el pronóstico de las variables explicativas como el nivel de demanda es información de dominio público. Segundo, es incierto si la estimación del modelo con fundamentales del precio, estimada con datos históricos, pueda generalizar bien lo que esté por fuera de la muestra. Así, que en nuestro caso particular, como veremos, el pronóstico dentro de la muestra funciona bastante bien, pero fuera de ésta la precisión del pronóstico es incierta, aún con estimaciones de los errores estándar robustos.

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



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

Gráfico 2.
Tasa de Inflación & Precio Nacional de Bolsa (\$/KWh)
01/20050 – 06/2014



Fuente: elaboración propia a partir de datos de XM

Todo lo anterior implica una enorme volatilidad en los mercados donde el componente hídrico en la generación es importante. El Gráfico 1 muestra el precio de energía diario exhibiendo las características típicas del precio spot de electricidad, como volatilidad pronunciada, estacionalidad, saltos y heteroscedasticidad condicional (Karakatsani & Bunn, 2008). El Gráfico 2 muestra la evolución mensual 01/2000-06/2014 de la tasa de inflación y el precios nacional bolsa. Los datos mensuales en efecto disminuyen la volatilidad haciendo que lo más importante, desde el punto de vista econométrico, sea modelar la media condicional.

Pero no es sorprendente el comportamiento del precio de bolsa en Colombia, pues el mercado de electricidad fue adaptado del modelo usado en Inglaterra y Gales (a pesar de que la situación en el país es más similar a la Noruega, antes de la creación de Nord Pool). Por lo tanto, como se

evidencia en el análisis de la evolución del mercado desregulado colombiano en el artículo de (Larsena, Dynerb, Bedoya, & Franco, 2004), los precios spot de la energía varían de acuerdo 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.

II. La literatura internacional

Referente a la evidencia internacional, específicamente para la Unión Europea (Lutz, Pigorsch, & 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 varián a través del tiempo. Otro estudio interesante es el de (Haldrup, Nielsen, & Nielsen, 2010) directamente motivado por la estructura y funcionamiento del mercado Noruego en el cual 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.

Para el mercado británico los autores (Karakatsani & Bunn, 2008) proponen tres modelos estadísticos para la predicción de los precios spot de la electricidad. Primero, consideran 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. Segundo, 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. Finalmente, 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.

Teniendo en cuenta que para el mercado eléctrico cada periodo del día transado

(hora o media hora) genera un precio diferente, reflejando la variación diaria de la demanda, los costos y las restricciones operacionales (Karakatsani & Bunn, 2008) proponen estimar sus modelos por separado para cada periodo con el fin de controlar estas diferencias. Este enfoque multimodelo, ha mejorado generalmente el pronóstico en exactitud.

Por otra parte el trabajo realizado por (López & 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, donde 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 pueden 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.

III. La Metodología Empírica

A. Modelos econométricos

La estrategia empírica está basada en análisis de series de tiempo, específicamente en procesos generadores de datos que corresponden a modelos autoregresivos de retardo distribuido de orden r y p , denotados por ARDL($r; p$), y vectores autoregresivos de orden p comúnmente denotado como VAR(p). Estos modelos admiten la inclusión de variables endógenas y exógenas. Un modelo ARDL($r; p$) admite una estructura de regresores rezagados (incluyendo la variable dependiente retardada como regresor):

$$y_t = c + \sum_{q=0}^r a_j y_{t-j} + \sum_{l=0}^p \beta_j x_{t-j} + v_t \quad (1)$$

donde v_t es el término de error de media cero, varianza constante y no autocorrelacionado. La estimación (1) requiere asumir todas las hipótesis del modelo clásico de regresión lineal.

De manera general, un modelo vectorial autorregresivo se puede escribir como:

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

donde $Y_t = [y_{1,t}, y_{2,t}, \dots, y_{k,t}]'$ es un vector $k \times 1$, ε_t es un término de perturbación el cual es un ruido blanco posiblemente Gaussiano, Φ_j es una matriz de dimensión $k \times k \forall j \{1, 2, \dots, p\}$. Tanto para el ARDL como para el VAR Se hace necesario un contraste de longitud de retardo basado en máxima verosimilitud o criterios como el AIC (Hamilton, 1994). Como es habitual, bajo estacionaridad el vector Y_t en (2), puede ser escrito como:

$$Y_t = b + \sum_{s=1}^{\infty} \Psi_s \varepsilon_{t-s} \quad (3)$$

La cual es la representación vectorial de un proceso de media móvil (VMA) de un VAR, la matriz Ψ_s de tamaño $n \times n$ es conocida como la función impulso-respuesta (IRF). Las condiciones necesarias y suficiente para poder expresar un VAR(p) como un MA(∞) es que el VAR(p) sea estacionario, lo que garantiza su invertibilidad. Técnicamente, en modelos VAR la IRF es la mejor manera de estimar la elasticidad o cambio en una variable ante cambios (choque) en otra variable. Se entiende en este contexto la IRF como el cambio que sufre Y_{t+s} cuando hay un choque en la innovación ε_t , lo que se expresa formalmente como:

$$\frac{\partial y_{t+s}}{\partial \varepsilon_t} = \Psi_s \quad (4)$$

La ecuación (4), entonces, admite la siguiente interpretación: ψ_s^{ij} de la matriz Ψ_s captura la respuesta de la variable y_i en el momento $t + s$, $y_{i,t+s}$, ante un choque (impulso) aleatorio en las innovaciones de la variable y_j en el

momento t , denotadas ε_{jt} , manteniendo constantes las innovaciones en los demás variables. Se puede mostrar que:

$$\frac{\partial y_{i,t+s}}{\partial \varepsilon_{jt}} = \Psi_s = \frac{\partial y_{i,t+s}}{\partial y_{jt}} \quad (5)$$

Es decir, que el elemento (i,j) de la matriz Ψ_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). Un análisis reciente basado en las ecuaciones (1) a la (5) se puede encontrar en Barrientos et. al (2015).

II. Resultados empíricos

A. Descripción de la Información

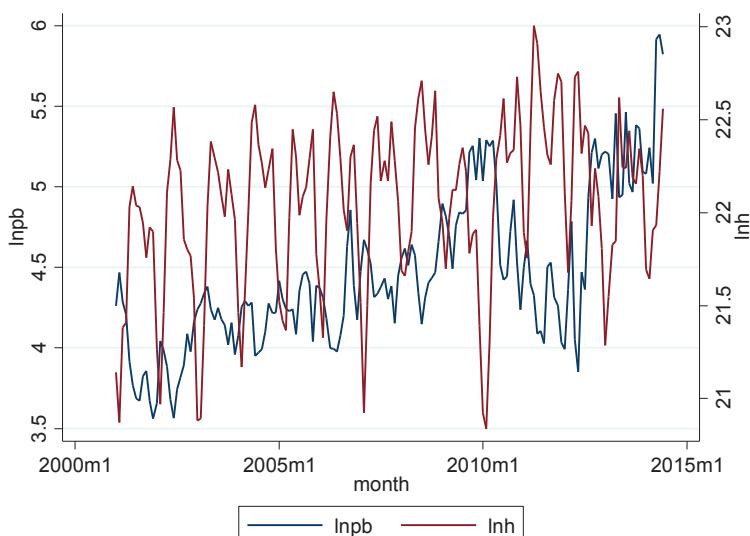
En este trabajo se utiliza información mensual del precio de bolsa, la hidrología y la demanda del mercado desde enero

de 2001 hasta junio de 2014. Las series de datos son tomadas del DANE y la compañía XM (el operador del mercado de energía) el precio considerado aquí es el de generación que solo incluye el cargo por confiabilidad y el FAZNI (Fondo para zonas no interconectadas). La hidrología, representa los caudales en energía (KWh) de los ríos que aportan agua a algún embalse del sistema interconectado nacional.

B. Análisis estadístico de la información

Es importante preguntarnos en principio cual es la evolución del precio de bolsa y la hidrología. El gráfico 3 muestra tal relación. Se puede notar que evidentemente el precio actúa con retardo frente a la hidrología. De ahí que en nuestro modelo empírico incluyamos hasta dos retardos de la hidrología.

Gráfico 3.
Hidrología & Precio Nacional de Bolsa (\$/KWh)
01/20050– 06/2014



Fuente: elaboración propia a partir de datos de XM

Como es habitual el primer paso para implementar un ARDL y un VAR es contrastar la estacionariedad de las variables individuales, usando un contraste de Dickey-Fuller aumentado. El contraste se realizó 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 160 observaciones, establecidas entre el 31 de enero de 2001 y el 30 de junio de 2014.

De acuerdo a 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 los respectivos modelos ARDL y VAR se puede llevar a cabo en las series sin necesidad de diferenciarlas. Al no tener presencia de raíz unitaria, se definen todas las variables como estacionarias, rechazando de esta forma la hipótesis nula.

C. Modelo Autoregresiva de Retardo Distribuido

Un ejercicio preliminar consiste en estimar un modelo clásico de regresión por mínimos cuadrados ordinarios con las variables dependientes dadas por retardos del precio, de la hidrología y la demanda. El modelo especificado es el siguiente,

$$\begin{aligned} p_t = & c + \alpha p_{t-1} + \beta_1 b_t + \beta_2 b_{t-2} + \\ & \beta_4 D_t + \beta_5 D_{t-1} + \nu_t \end{aligned} \quad (6)$$

Los resultados obtenidos se encuentran consolidados en la tabla 2 para diferentes especificaciones de la regresión. En el modelo planteado anteriormente hay varias cosas a destacar. Primero, el efecto persistente del retardo del precio, de la hidrología y el retardo. Cuando el precio pasado es alto, se espera que continúen alto un periodo más, no así para más de dos periodos. Se obtiene el signo esperado en cuanto a la hidrología, pues el efecto marginal es negativo, indicando que un aumento en los aportes de los ríos disminuye el precio de energía en bolsa. Pero este efecto es también transitorio. Si se incrementa la demanda de energía

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
Hidrología	0.062	-3.32	-4.02	-3.4	-3.14
Demanda	0.0003	-4.93	-4.02	-3.4	-3.14

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 y hasta 14 retardos.

aumenta el precio de bolsa e igual relación con el primer retardo de la demanda. Queda entonces claro, que hay evidencia

de estructura autoregresiva que justifica dar un paso adelante estimando el VAR.

Tabla 2.
Estimación del Modelo ARDL

Variable dep. Precio Bolsa	Coeficientes Estimados					
Var. Explicativas	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Precio (t-1)	----	0.65 (0.05)	0.64 (0.09)	0.63 (0.094)	0.65 (0.10)	0.64 (0.10)
Precio (t-2)	-----	-----	0.003 (0.085)	-0.005 (0.08)	-0.009 (0.08)	0.06 (0.096)
Hidrología	-0.47 (0.046)	-0.28 (0.037)	-0.28 (0.038)	-0.28 (0.038)	-0.32 (0.06)	-0.27 (0.063)
Hidrología (t-1)	----	----	----	----	0.039 (0.059)	-0.064 (0.73)
Hidrología (t-2)	----	----	----	----	----	0.11 (0.065)
Demanda	3.63 (0.22)	1.5 (0.23)	1.55 (0.23)	1.03 (0.37)	1.67 (0.43)	1.63 (0.44)
Demanda (t-1)	---	---	---	0.61 (0.33)	0.79 (0.45)	0.80 (1.76)
Demanda (t-2)	----	----	----	----	-0.9 (0.48)	-1.099 (0.48)
Constante	-65.5 (4.82)	-25.8 (4.7)	-260 (4.69)	-28.7 (4.54)	-26.7 (5.5)	-23.1 (6.4)
R2	0.65	0.84	0.83	0.84	0.83	0.82

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.

D. La estimación del VAR: 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). Éste 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 14 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, donde las raíces del polinomio autoregresivo para cada variable se encuentran dentro del círculo unidad. El contraste de estabilidad para el VAR estimado con 14 retardos, indica concluye que todos los valores propios se encuentran dentro del círculo unidad, lo que garantiza que se satisface la condición de estabilidad.

C. Estimación del VAR y la Función impulso – respuesta

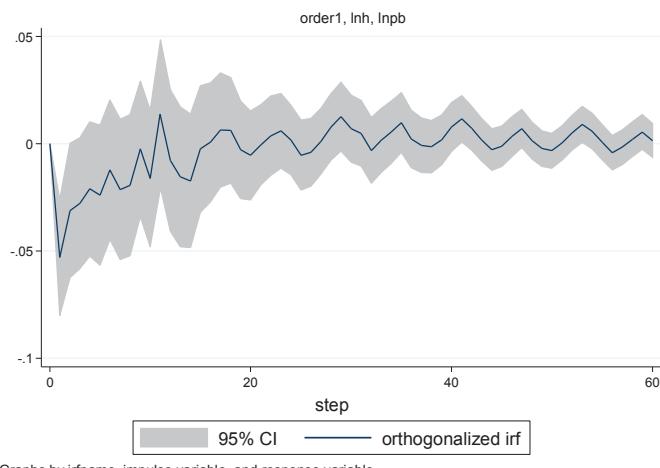
Algunas de las aplicaciones más usadas en la estimación de VAR es la Función Impulso-Respuesta (IRF). En concordancia con el objetivo del este trabajo se estima un VAR con el fin de capturar el efecto que tienen los fundamentales del mercado sobre el precio de bolsa real. Por medio de la función impulso 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 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, además la IRF se calcula sobre la base de algunos supuestos de identificación esta y si estos cambian probablemente se tendrán conclusiones diferentes. Para un VAR estable, la función impulso respuesta puede converger a cero en el tiempo donde los choques sean mayores, el choque en un momento dado puede no tener efectos permanentes.

Como es de esperarse para el VAR implementado, los efectos en el precio de bolsa real son transitorios, éste exhibe un comportamiento significativo durante los primeros meses después del choque. El efecto del en la hidrología en el precio de bolsa es negativo, puesto que a mayor cantidad de agua (con la cual puedan generar energía las hidroeléctricas) 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, donde existe una relación directamente proporcional, a mayor demanda de electricidad el precio de bolsa tenderá a aumentar en el corto plazo.

Gráfico 4.
Hidrología v.s. Precio de bolsa real



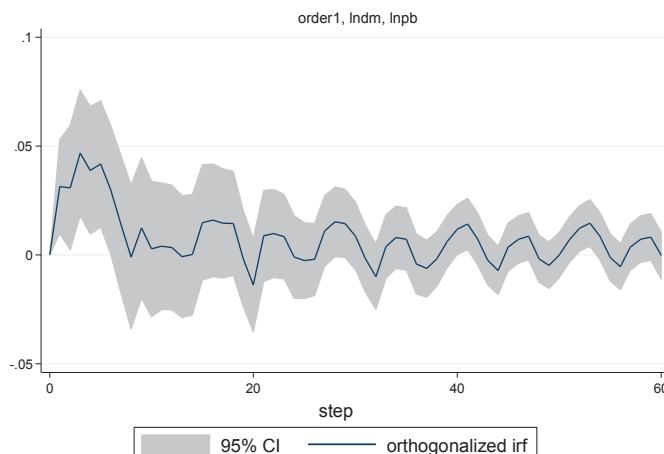
Graphs by irfname, impulse variable, and response variable

Fuente: elaboración propia

Los resultados obtenidos a través de la IRF para las 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 y 6). En ambos casos el efecto del choque disminuye rápidamente, lo que refleja la estacionariedad de las variables.

Gráfico 5.
Demand vs. Precio de bolsa



Graphs by irfname, impulse variable, and response variable

Fuente: elaboración propia

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 de bolsa para los todos los gráficos. Es importante ortogonalizar la IRF ya que ésta da respuestas de impulso asumiendo que los residuos del VAR no están correlacionados.

E. Pronóstico del precio de energía

Un sistema VAR simple, con la estructura del modelo (2), se puede usar como un método para generar pronósticos para la variable dependiente. La estructura de la ecuación (2) está diseñada para modelar los valores de las variables en el periodo 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 h -pasos-adelante \hat{Y}_{t+h} esta dado por:

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

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

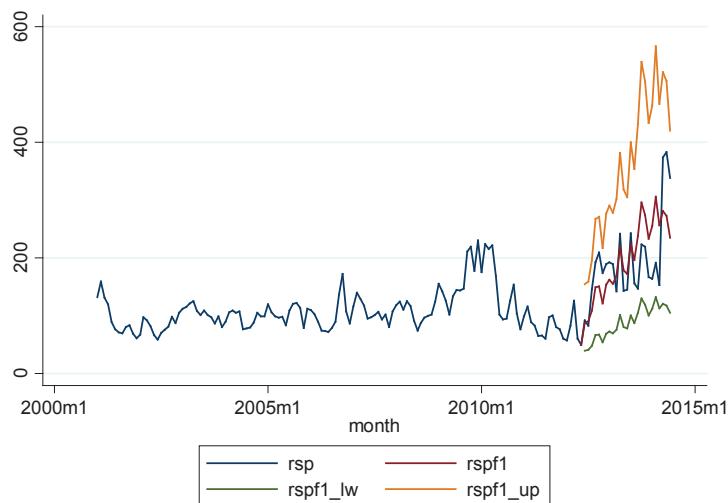
$$\hat{\Sigma}_y(h) = \hat{\Sigma}_y(h) + \frac{1}{T} \hat{\Omega}(h) = \\ \text{MSE+FORECAST.ERROR} \quad (8)$$

$$\hat{\Sigma}_y(h) = \sum_{i=0}^h \hat{\Phi}_i \hat{\Sigma} \hat{\Phi}_i' \quad (9)$$

De acuerdo con el procedimiento de pronóstico implementado, basado en proyecciones lineales, ecuaciones (7)-(9), para los próximo 10 años (120 meses respectivamente) se obtiene que la tendencia del precio spot de energía es creciente, con una caída alrededor de 2018, probablemente indicando que los planes de expansión futuro (entrada de grandes hidroeléctricas a operar) podrían tener un efecto apreciable, sin embargo el pronóstico también indica que esto no sería suficiente.

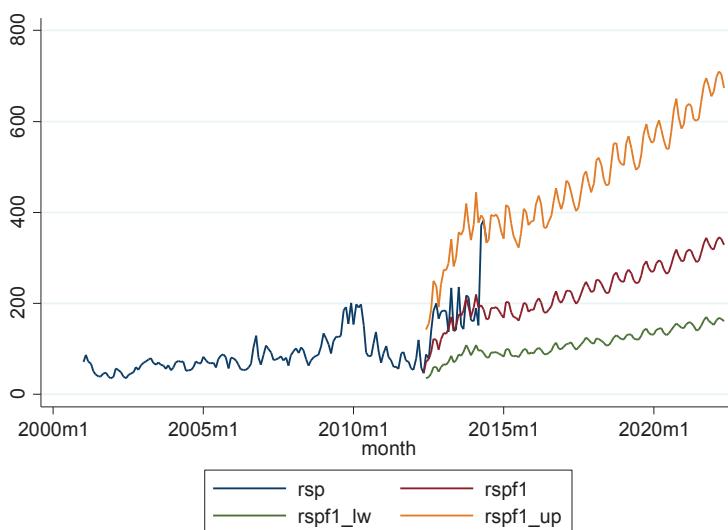
El grafico 7 muestra un ejercicio preliminar de pronóstico dentro de la muestra, el grafico 8 por su lado muestra el pronóstico fuera de la muestra para 120 meses. Cada gráfica es acompañada de los respectivos errores estándar obtenidos con procedimientos de remuestreo (bootstrap).

Gráfico 6 .
Pronóstico precio de la energía dentro de la muestra



Fuente: elaboración propia

Gráfico 7 .
Pronóstico precio de la energía – 120 meses



Fuente: elaboración propia

La demanda es estacional, no obstante se llevó a cabo un ajuste estacional, usando CENSUS-X12, lo que no produjo cam-

bios 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.

Conclusiones e investigación futura

Luego de aplicar el ARDL y el VAR se puede afirmar que las estructuras basadas en estos modelos autoregresivos son muy útiles para el objetivo de analizar la relación entre el precio de bolsa de energía y la hidrología. Para los dos casos estudiados con IRF, es decir, choques en la hidrología y la demanda se evidencia un efecto transitorio, pero coherente con lo que predice la teoría: un aumento de la hidrología disminuye el precio y un choque de demanda tiende a aumentarlo. Así confirmarnos que la hidrología es un buen predictor de lo que puede suceder con el precio de bolsa.

No obstante el precio rápidamente vuelve a su estado original lo que 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 la hidrología, con las cuales se pudo realizar un pronóstico aceptable aunque de naturaleza preliminar, el pronóstico dentro de la muestra funciona bastante bien, pero fuera de ella tiene una precisión incierta, aún con estimaciones de los errores estándar robustos.

De esta manera se concluye que los resultados obtenidos son coherentes con la realidad económica colombiana y el sector eléctrico colombiano durante el periodo analizado.

Referencias Bibliográficas

- BARRENTOS, J., TOBÓN, D., VILLADA, F., & VELILLA, E (2014). Opportunities for Seasonal Forward Contracts in the Colombian Electricity Market. Documento de Trabajo. Universidad de Antioquia, Medellín.
- BARRENTOS, J., TOBÓN, D., VILLADA, F., VELILLA, E., & LÓPEZ-LEZAMA, J.A (2015). “On the estimation of the price elasticity of electricity demand in the Colombian manufacturing industry “. (Submitted).
- EMILY HICKEY, DAVID G. LOOMIS, & MOHAMMADI, H. (2012). Forecasting hourly electricity prices using ARMAX–GARCH models: An application to MISO hubs. Energy Economics - Elsevier, 307-315.
- 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., & 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., & 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., & FRANCO, C. J (2004) Lessons from deregulation in Colombia: successes, failures and the way ahead. *Energy Policy*, 1767-1780.
- LÓPEZ, J. L., & 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., & 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* Springer (Ed.) (pp. 765).
- MARÍA, M. S., FEHR, N.-H. V. D., MILLÁN, J., BENAVIDES, J., GRACIA, O., & SCHUTT, E. (2009). El mercado de la energía eléctrica en Colombia: características, evolución e impacto sobre otros sectores. *Cuadernos de Fedesarrollo*, 30.
- SIERRA, J., & 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. Universidad Nacional de Colombia, 14.