

SUBASTAS A PLAZO EN MERCADOS ELÉCTRICOS:

El Efecto Reacción de la Regulación

Sebastián Palacio *



Maestría en Economía
Facultad de Ciencias Económicas
Universidad Nacional de La Plata

TESIS DE MAESTRIA

Director de Tesis: Manuel Calderón

JEL: L51, L94, D43

Resumen

En este trabajo se estudia el impacto que tiene la implementación de tarifas reguladas a plazo mediante subastas en mercados eléctricos liberalizados. A priori, los resultados tanto teóricos (basados en juegos repetidos) como empíricos (mediante modelos OLS, IV y ARMAX) parecen apoyar la hipótesis de que este tipo de regulaciones generan incrementos de precios en los períodos previos a la implementación. El punto principal del trabajo busca hallar qué es lo que motiva a las empresas a “reaccionar” de esta manera. Palabras Claves: Mercados Eléctricos, Subastas, Regulación, Efecto Reacción.

1 Introducción

Parte de los beneficios intrínsecos de los mercados eléctricos de generación liberalizados, parte de presuponer una mayor competencia, que en definitiva derivará en menores precios (traslación mediante) para el consumidor final.

Sin embargo, los mercados de generación eléctricos, por regla general, son mercados cuya regulación es compleja y necesaria. Dado que los mismos poseen una tendencia natural hacia la concentración, en la medida en que sus características estructurales (bajo número de participantes, información transparente, interacción frecuente, altos costos hundidos, elevados market-shares) los impulsan a ello, la regulación emerge como un camino necesario para el buen funcionamiento de un servicio que es esencial. Sumado a ello, los nuevos mercados liberalizados, se enfrentan a la alta volatilidad de los precios, derivado de la naturaleza instantánea de los mismos.

Ante estas características, los reguladores se enfrentan a la titánica labor de mantener los precios asequibles para los consumidores. Para ello países como España, Inglaterra y Gales, introdujeron reformas al sistema tradicional de subasta del mercado diario, con el doble objetivo de la eficiencia productiva y asignativa.

Ahora bien, ¿posee siempre la regulación resultados benignos? ¿La regulación es inocua a las estructuras de mercado? Es decir, ¿Las firmas son solo agentes pasivos de la regulación?

Basado en lo mencionado anteriormente, el objetivo principal del trabajo es analizar el efecto de la introducción de tarifas reguladas a plazo mediante subastas en mercados eléctricos liberalizados. Para ello nos preguntamos, ¿qué efecto tiene este tipo de regulaciones sobre los precios del mercado eléctrico?

Como aportación principal, buscamos desarrollar la hipótesis de la existencia de incentivos fuertes a incrementos de precios en los períodos anteriores a la aplicación de políticas regulatorias, pudiéndose ello derivar por dos cuestiones: Por un lado, las características inherentes de estos mercados, pueden incentivar la colusión, y por tanto la reacción natural ante las regulaciones procompetitivas es justamente evadirlas (reacción por riesgo de competencia). Por otra parte, tarifas a plazo con precios excesivamente volátiles, generan que las empresas busquen reducir los resultados adversos incrementando precios (reacción por riesgo de incertidumbre). Cualquiera sea la razón, es notorio la existencia de lo que hemos dado en llamar el “efecto reacción” de la regulación.

El análisis de la evolución del mercado eléctrico español, nos da una oportunidad única de analizar este posible efecto de la regulación. La disponibilidad de datos detallados de precios y otras variables del mercado diario como del contexto durante el período 2007-2014, nos permiten

tener abundante información de calidad. Pero además en dicho período, emerge la posibilidad de evaluar como experimento natural, la aplicación de subastas con tarifas reguladas a plazo (se realizaron 20 en total), y comparar así, las reacciones de las firmas en fases específicas.

El trabajo se organiza de la siguiente forma. En la próxima sección, se provee un repaso de la literatura más relevante. En la Sección 3, se otorga un panorama general del mercado eléctrico español. En la Sección 4, se presentan las metodologías aplicadas tanto teóricas como empíricas. La Sección 5, contiene los resultados principales y su interpretación, así como un análisis del daño en términos económicos y la robustez de dichos resultados. En la Sección 6, el trabajo concluye.

2 Revisión de la Literatura

2.1 Análisis Teórico

El modelo de Green y Porter (1984) es el precursor de las teorías de colusión, basadas en los beneficios futuros descontados como decisión pivotal para la firma de desviarse o permanecer en el acuerdo (teniendo en cuenta movimientos inciertos de demanda). En la misma línea siguen Rotemberg y Saloner (1986), pero con movimientos de demanda predictibles; y Haltwinger y Harrington (1991), adicionando diferencias en las penalizaciones futuras.

El primer desarrollo de modelos de subastas para el mercado eléctrico, corresponde a von der Fehr and Harbord (1992, 1993), quienes basan su trabajo en el modelo británico. Autores como Fabra et al. (2002), Fabra (2003), Fabra (2006), Fabra et al. (2006), Fabra y Frutos (2010) y Fabra y García (2014), estudiaron los diseños de subastas en mercados eléctricos, planteando cuestiones como el efecto de la capacidad, ofertas múltiples, elasticidad de la demanda, incertidumbre y switching costs, para delucidar como afecta ello a la competencia en el mercado.

Ahora bien, nuestro interés radica en cómo el diseño de las subastas impactan los precios. Marshall y Marx (2009), encuentran para subastas ascendentes y de segundo precio que existe una alta susceptibilidad a la colusión. Así mismo, Benjamin (2011), encuentra para subastas de último término en mercados eléctricos que existen equilibrios en estrategias puras que obligan a mantener precios colusivos para evitar castigos por desviarse. Esto es contrario a la hipótesis planteada por von der Fehr and Harbord (1992, 1993), donde no existen equilibrios en estrategias puras, puesto que las firmas tienen el incentivo a desviarse de los precios colusorios.

2.2 Análisis Empírico

Desde el punto de vista empírico, la referencia esencial refiere al trabajo seminal de Porter (1983) que se focaliza sobre el cartel del transporte de granos de la Joint Executive Committee en EEUU durante el siglo XIX. Para ello utiliza una switching regression, según el régimen de competencia que prevalece sobre el período (colusión o guerra de precios), que en definitiva se basa sobre un proceso estocástico definido sobre la probabilidad de estar en la fase colusiva o no.

Borenstein y Shapard (1996), analizan las predicciones del modelo de Haltwinger y Harrington (1991) para el promedio de precios de gasolina mensuales en 60 ciudades durante 1986-1992, utilizando estimaciones OLS y AR1, encontrando efectos positivos sobre los márgenes cuando se esperan beneficios futuros en la colusión.

Fabra y Toro (2005), analizan las consecuencias de un nuevo esquema del mercado eléctrico sobre la capacidad de sostener conductas colusivas para España en 1998. Se utiliza un modelo Markov-switching autorregresivo en la media mediante Time Varying Transition Probabilities (TVTP) para evaluar la hipótesis sobre la que basan los desvíos óptimos (variaciones en los shares, precios e ingresos) e identificar las variables disparadoras que pueden desalentar la colusión.

Respecto a las dinámicas de precio del mercado eléctrico, su análisis tiene una larga tradición. Autores como Engle (1982), Bollerslev (1986), Escribano et al. (2002), Goto y Karoly (2004), Leon y Rubia (2004), Worthington y Higgs (2004), entre otros, dieron cuenta de la volatilidad de los períodos mediante procesos ARCH y GARCH. Sin embargo, una de las técnicas más empleadas para modelar el mercado eléctrico son los modelos ARIMA y sus modificaciones, del que a pesar de ser un modelo simple, obtiene generalmente mejores predicciones (Contreras et al., 2003; Zhou et al., 2006; Conejo et al., 2004). Nowicka-Zagrajek y Weron (2002) lo emplean incluyendo una especificación hiperbólica del término de error. Cho y Chen (1995), Huang y Shin (2003) utilizan modelos ARIMA para proyecciones de corto plazo, al igual que Huang (1997) lo aplica utilizando un modelo autorregresivo como umbral. La idea de estos autores, es aproximar los procesos no lineales utilizando umbrales en los que efectivamente se pueda aproximar la función lineal. Algunos autores (Ramanathan et al., 1997; Soares y Souza, 2003; Soares y Medeiros, 2005) incluso, comenzaron a aplicar modelos ARIMA y SARIMA para modelos que predicen la demanda por hora.

3 Mercado Eléctrico Español

Como explicamos anteriormente, el caso español, y específicamente la aplicación de subastas CESUR, nos permite analizar las hipótesis planteadas. Por ello, es necesario introducir su fun-

cionamiento.

3.1 Diseño Español de las Subastas

A partir de 1997, el mercado eléctrico español se concibe como un mercado de generación liberalizado (Ley de Energía 54/1997). El mismo se divide principalmente entre el mercado diario y el intradiario, donde el diario concentra la mayor cantidad de operaciones. Este se basa en la oferta de precios y cantidades a las que los agentes están dispuestos a despachar durante las 24 horas del día. El operador del mercado, construye las curvas de oferta y de demanda, según el orden de mérito, de cuya intersección se desprende el precio de mercado para todos a aquellos a quienes se les asigna el despacho.

El origen de las subastas CESUR se remonta a junio de 2007, basado en una doble finalidad, fomentar la liquidez de los mercados a plazo y además estabilizar el costo de la tarifa para los consumidores, que se enfrentaban a la volatilidad del mercado diario. Como toda subasta, su aplicación permitiría competencia por los precios, cuyo ganador se comprometería a suministrar energía por un período de entrega a precio fijo.

En términos generales, la misma comprendía la asignación de contratos para el suministro de clientes, mediante una tarifa que se originaba a través de una subasta de precio descendente que se instrumentaba mediante rondas (cuyo precio inicial lo determinaba el regulador). El equilibrio se alcanzaba cuando, tras varias rondas de ofertas, la oferta se igualaba a la demanda.

La misma contaba con una fase de precalificados y de calificados, bajo la cual se decidían los participantes en función de requisitos exigidos en la normativa. Una vez los agentes enviaban sus ofertas, la ronda se cerraba y el gestor de la subasta analizaba los resultados. Cuando existía exceso de oferta, se abría una nueva ronda con un precio inferior a la anterior.

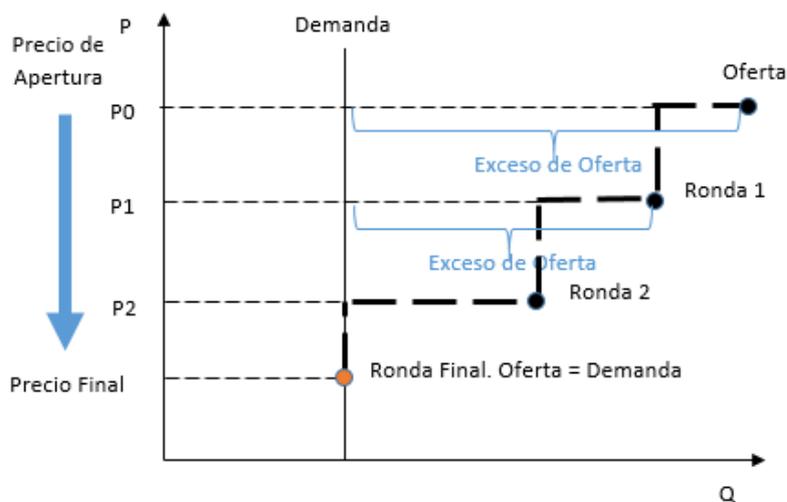


Figure 1: Esquema de la Subasta.

La organización y gestión de las subastas CESUR, así como las liquidaciones, correspondían al operador del mercado ibérico, el OMIE según la Ley 54/1997. En tanto, la supervisión y validación de los resultados, estaba en manos de la CNMC, bajo la Orden ITC/1659/2009 e ITC/1601/2010, según los criterios de transparencia, competitividad y no discriminación.

El 19 de Diciembre de 2013, se celebró la subasta CESUR número 25, bajo los términos de las Resoluciones de la Secretaría de Estado de Energía, de 11 de junio de 2010, de 20 de noviembre y de 11 de diciembre de 2013 y bajo los criterios incluidos en el Anexo de la Orden ITC 1601/2010 y de la Orden ITC 1659/2009. El mismo 20 de Diciembre, la CNMC dio por inválida la misma, presentando un detallado informe explicando sus motivos, basados esencialmente en la baja producción eólica, alta indisponibilidad, reducción en las negociaciones en el intradiario, incrementos en la demanda y de los costos de generación y limitaciones de la capacidad de interconexión.

Todo ello, en palabras de la propia CNMC, generó un comportamiento atípico por parte de los participantes de la subasta. Por un lado, un volumen calificado inferior a las anteriores subastas, así como retiradas de volumen durante las rondas superiores a otras subastas. Excesos de oferta en rondas muy tempranas generaron que la subasta finalizara en la ronda de cierre más temprana de todas las subastas, resultando en un precio base casi un 7% superior a los de referencia del día anterior.

Lo llamativo es que la CNMC, a pesar de encontrar evidencia de incrementos de precios y de invalidar la subasta, enmarca la situación en cuestiones que parecen exógenas a los agentes, subrayando lo extraordinario de la situación. En definitiva, entiende, que la caída en la presión competitiva se derivó de un entorno desfavorable para las empresas, y si bien no convalida el

resultado, de alguna manera justifica su accionar.

Ahora bien, ¿Y si realmente el resultado no fue del todo extraordinario, sino más bien una acción repetida que se oculta en la volatilidad de los precios de la energía? Lamentablemente, el análisis realizado por la CNMC no abarca el total del espectro de las subastas, focalizándose solo en las tres últimas, y basando todas sus conjeturas en cuestiones meramente conceptuales.

3.2 Concentración del Sector

Hasta el año 1997, el sector eléctrico se destacaba por empresas verticalmente integradas en todas las etapas del proceso de provisión de energía bajo el Real Decreto 1538/1987. La entrada en vigencia de la Ley del Sector Eléctrico de 1997 supuso una clara separación vertical, liberalizando el mercado de generación bajo una óptica marginalista.

La estructura actual del sector de generación viene de la mano del proceso de privatizaciones y concentraciones anteriores a 1997 (absorción de Viesgo, Gesa, Sevillana de Electricidad y FECSA por parte de Endesa, fusión de Iberduero e Hidroeléctrica).

Actualmente el mercado es dominado por dos empresas, Endesa e Iberdrola, que controlan el 64% de la capacidad de generación tal como se observa en la tabla siguiente de Potencia Neta para el Régimen Ordinario¹.

Table 1: Potencia Instalada por Grupo Empresarial

Generador	Potencia Neta (Régimen Ordinario)	
Iberdrola Generación S.A.	20,017	34.8%
Endesa Generación S.A.	16,614	28.9%
Unión Fenosa Generación S.A.	5,959	10.4%
Gas Natural SDG, S.A.	2,791	4.9%
Hidroeléctrica del Cantábrico, S.A.	2,428	4.2%
Enel Viesgo Generación, S.L.	2,259	3.9%
Resto	7,408	12.9%
Total	57,476	

Fuente: Agosti et al. (2006)

Además de tener alta concentración en su mercado, la capacidad de interconexión está limitada con respecto a Francia, y por tanto, con el resto de Europa (aunque hay posibilidad de

¹El régimen ordinario incluye las instalaciones con potencia instalada superior a 50 MW, que representa en España cerca del 80% del origen de la energía suministrada.

interconectar con Marruecos y Portugal). Esto implica que está por debajo del límite de capacidad de interconexión de 10% que recomienda la Comisión Europea.

Así mismo, basados en los índices de pivotalidad² publicados por la Comisión Europea, solo dos empresas han tenido un índice inferior al 110% durante más del 5% de las horas (el límite para considerar que existe poder de mercado). Estos son justamente, Endesa e Iberdrola.

4 Metodología y Datos

4.1 Modelo Teórico

Para analizar teóricamente las posibles implicancias de la introducción de este tipo de subastas sobre los mercados eléctricos, presentamos un modelo muy sencillo que permite capturar este problema estructural. Consideramos solo dos firmas que se sostienen infinitamente, y que compiten en cada período realizando ofertas de precio. Suponemos que son simétricas y que ofrecen un producto homogéneo, enfrentándose a funciones de costos marginales constantes. Así mismo, suponemos que son capaces de cubrir toda la demanda.

El mecanismo de precios, se basa en función de la regla de subastas uniforme, donde la firma que ofrezca el precio que cierra la cantidad de mercado, es aquella en la que en definitiva establece el precio. Con probabilidad p , la firma i ofrece el precio que cierra el mercado b_i .

Cada firma ofrece toda su capacidad q_{it} en cada período, lo que es cubierto perfectamente por la demanda.

Por tanto, para cada período las firmas obtienen beneficios de acuerdo a:

$$\pi_{it}(b, q) = p(b_{it} - c)q_{it} + (1 - p)(b_{jt} - c)q_{it} \quad (1)$$

Supongamos ahora que se introduce una subasta en el período $t + 1$ y que funciona cada dos períodos para cubrir parte de la demanda (\tilde{q}) asociada a dicho período. La misma funciona como una subasta de menor precio, donde aquella firma que ofrezca el menor precio P cubre dicha porción de demanda. Con probabilidad μ , la firma i gana la subasta.

Sin embargo, quien gane la subasta para cubrir la demanda \tilde{q} , no tendrá capacidad para ofrecer dicha cantidad en el mercado diario. Por tanto, solo podrá subastar $\hat{q} = q - \tilde{q}$. Pero una vez que alguno gane la subasta, el precio que se aplica a esa porción será el que se obtenga del resultado del proceso de la subasta, incluso si resultase que $P < b$.

²Estos índices miden el grado de pivotalidad de un generador, teniendo en cuenta hasta qué punto la capacidad instalada de un operador es necesaria para cubrir la demanda en un período concreto, por tanto el operador pivotal tiene capacidad para ejercer poder de mercado.

Este grado de incertidumbre genera que la estrategia óptima para las firmas sea establecer ofertas tal que el precio de la subasta sea como mínimo igual al precio que se estableció en el mercado spot en el período anterior (sino tendrían menores beneficios) y no desviarse de esa estrategia. Para ello, ambas firmas deben coludir, a fin de que la competencia por la demanda no los lleve a un equilibrio con menores beneficios.

Analíticamente, supongamos que en el período t se define que en el período $t + 1$ (y cada dos períodos) se realice la subasta por \tilde{q} . Por tanto, las firmas en t , si coluden, incrementan el precio ofrecido en la subasta (ofertando \bar{b}), a fin de asegurarse en el período $t + 1$ un precio $\bar{P} \geq b$. Así mismo, suponemos que este juego se repite infinitamente. Por tanto el flujo de beneficios de la firma i será:

$$\begin{aligned} \pi^C = & p(b_i - c)q_i + (1 - p)(b_j - c)q_i + (\delta + \delta^3 + \delta^5 \dots)[p(\bar{b}_i - c)q_i + (1 - p)(\bar{b}_j - c)q_i] \\ & + (\delta^2 + \delta^4 + \delta^6 \dots)[\mu(\bar{P}\tilde{q}_i + p(b_i\hat{q}_i - cq_i) + (1 - p)(b_j\hat{q}_i - cq_i)) + (1 - \mu)(p(b_iq_i - cq_i) + (1 - p)(b_jq_i - cq_i))] \end{aligned} \quad (2)$$

En tanto, que si no colude en la subasta, ofrecerá el precio competitivo \underline{P} :

$$\begin{aligned} \pi^{NC} = & p(b_i - c)q_i + (1 - p)(b_j - c)q_i + (\delta + \delta^3 + \delta^5 \dots)[p(b_i - c)q_i + (1 - p)(b_j - c)q_i] + \\ & (\delta^2 + \delta^4 + \delta^6 \dots)[\mu(\underline{P}\tilde{q}_i + p(b_i\hat{q}_i - cq_i) + (1 - p)(b_j\hat{q}_i - cq_i)) + (1 - \mu)(p(b_iq_i - cq_i) + (1 - p)(b_jq_i - cq_i))] \end{aligned} \quad (3)$$

Consideramos las estrategias disparadoras que implican que las firmas sostienen un precio de colusión del conjunto $\{\hat{b}, \hat{P}\}$ en cada período, en la medida en que las firmas no se hayan desviado en períodos previos.

Entonces, el sendero de precios de colusión es un equilibrio del subjuego perfecto si y solo si se satisface:

$$\pi^C(t; \delta) \geq \pi^{NC}(t) \forall t \quad (4)$$

Formalmente:

$$\begin{aligned} \pi^C - \pi^{NC} = & \sum_{t=2}^{\infty} \delta^{t-1} [p(\bar{b}_i - c)q_i + (1-p)(\bar{b}_j - c)q_i - p(b_i - c)q_i + (1-p)(b_j - c)q_i] + \\ & \sum_{t=2}^{\infty} \delta^t [\mu(\bar{P}\tilde{q}_i + p(b_i\hat{q}_i - cq_i) + (1-p)(b_j\hat{q}_i - cq_i)) - \mu(\underline{P}\tilde{q}_i + p(b_i\hat{q}_i - cq_i) + (1-p)(b_j\hat{q}_i - cq_i))] \geq 0 \end{aligned} \quad (5)$$

O lo que es lo mismo:

$$\pi^C - \pi^{NC} = \sum_{t=2}^{\infty} \delta^{t-1} [pq_i(\bar{b}_i - b_i) + (1-p)q_i(\bar{b}_j - b_j)] + \sum_{t=2}^{\infty} \delta^t \mu(\bar{P} - \underline{P})\tilde{q}_i \geq 0 \quad (6)$$

Si no acordaran un precio en el mercado diario, no obtendrían beneficios en el mismo ($\bar{b} = b$). Esto implicaría que la única posibilidad de beneficios recaería sobre la subasta a plazo. Pero en este punto, puede haber incentivos a ofrecer $\bar{P} - \epsilon$ y quedarse con los beneficios extraordinarios de la subasta, hasta el punto en que \bar{P} tienda a b (para mantener los mismos beneficios que en el mercado diario). Entonces, para que ambos se vean beneficiados, y uno no decida desviarse en la subasta a plazo, debe obtener beneficios también por perder la misma. Por tanto, el equilibrio dinámico exige que $\bar{b} > b$.

Proposición 1 *Existe $\hat{\delta} \in (0, 1)$ tal que el conjunto de precios $\{b_i, b_j, \bar{P}, \underline{P}\}_{i=1}^{\infty}$ es un equilibrio sostenible del subjuego perfecto si y solo si $\delta \in (\hat{\delta}, 1)$.*

Lo interesante del caso, es observar los incentivos perversos que introduce la regulación mediante un mecanismo que genera una reacción de las firmas a protegerse de alguna manera de la pérdida de beneficios. Observemos la ecuación (6). Sin la regulación, los incentivos a coludir serían iguales a los de no coludir, puesto que no habría motivación a subir los precios en el período previo a la subasta. Pero con la introducción de la subasta, ambas firmas deben acordar precios superiores a los promedios (b_i, b_j) , para asegurarse que el ganador de la subasta obtenga por lo menos dichos valores, y mantenga su rentabilidad (y que el perdedor también obtenga beneficios).

Así mismo, para obtener por lo menos los mismos beneficios sobre la ración de demanda \tilde{q}_i , la firma deberá establecer precios \bar{P} por lo menos superiores a (b_i, b_j) , lo que lo incentiva también a coludir (término de la derecha).

Esto no es una crítica a la regulación de los mercados, al contrario. Esto devela que bajo mercados concentrados, con capacidad para coludir en definitiva, regulaciones deficientes que

generen distorsiones sobre las expectativas de las firmas, generan que las mismas reaccionen “naturalmente” (por su condición de oligopolio) con el fin de absorber dicho efecto. El problema bajo este escenario, es que el enfoque regulatorio busca generar competencia bajo un ambiente que esencialmente es propenso a la colusión, en lugar de romper la concentración estructural para luego buscar la competencia por precios.

Proposición 2 *Sea ϵ un shock de precios exógeno que se origina una vez realizada la subasta, entonces el equilibrio de subjuego perfecto es uno donde $P > P^*$, donde P^* es el precio obtenido de la subasta cuando no existe shock de precios.*

Para demostrar la Proposición 2, suponemos un shock ϵ que afecta a los precios del mercado spot y que se origina inmediatamente después de que se cierre la subasta. Por tanto, la firma obtiene beneficios de la forma:

$$\begin{aligned} \pi^C = & p(b_i - c)q_i + (1 - p)(b_j - c)q_i + (\delta + \delta^3 + \delta^5 \dots)[p(b_i - c)q_i + (1 - p)(b_j - c)q_i] \\ & + (\delta^2 + \delta^4 + \delta^6 \dots)[\mu(P\tilde{q}_i + p((b_i + \epsilon)\hat{q}_i - cq_i) + (1 - p)((b_j + \epsilon)\hat{q}_i - cq_i)) + \\ & (1 - \mu)(p((b_i + \epsilon)q_i - cq_i) + (1 - p)((b_j + \epsilon)q_i - cq_i))] \end{aligned} \quad (7)$$

Si derivamos la ecuación respecto a ϵ , y recordando que $\hat{q}_i = q_i - \tilde{q}_i$ se obtiene que:

$$\frac{\partial \pi}{\partial \epsilon} = q_i - \mu\tilde{q}_i \quad (8)$$

Dado que $\mu \in (0, 1)$ y que $\tilde{q}_i < q_i$, si $\epsilon > 0$, entonces observamos que la relación (8) es estrictamente positiva. Dado que las cantidades no están en control de la firma (si gana tiene que ofrecer \tilde{q}_i , en tanto que siempre ofrece toda la cantidad q_i), el único parámetro que puede controlar la firma es μ (si bien supusimos que analíticamente es exógeno). μ representa la probabilidad de ganar la subasta que se realiza cada dos períodos. Observamos que si las firmas esperan un shock positivo de los precios después de la subasta, les es cada vez menos conveniente ganar la misma, pues se atan a un precio P para satisfacer \tilde{q}_i , cuando podrían gozar de un precio mayor (si el shock es lo suficientemente importante) a toda la demanda. Si μ es la probabilidad de ganar la subasta, la manera de perder la subasta es ofreciendo precios mayores a los que ofrecería si no se esperara ningún shock, pues en todo caso si gana también lo hará a un mayor precio. A menor probabilidad de ganar, se magnifica el efecto que genere el shock, por tanto, la firma establecerá $P > P^*$. Pero la respuesta lógica es que las otras firmas hagan lo mismo, hasta el punto donde el precio establecido equilibre las posibles ganancias del shock. En

el caso extremo, si existieran varias firmas con diversas tecnologías, algunas quizás encontrarían más provechoso no participar, lo que genera menor competencia y más facilidad de colusión en este tipo de subastas.

En conclusión, los resultados teóricos nos revelan que, aplicando este tipo de subastas que regulan tarifas a plazo, es indudable que existen los incentivos a subir los precios en el período anterior, ya sea por una cuestión estructural de colusión que induce a que acuerdos en la subasta implique subas en los precios en el mercado diario (Proposición 1) o bien porque la incertidumbre en el mercado diario empuja las empresas a subas en las ofertas de las subastas (Proposición 2). En definitiva, cualquiera sea la cuestión, no podemos perder de vista el “efecto reacción” de la regulación, que en busca de reducir la volatilidad de la tarifa pagada por el usuario, solo logra incrementarla. A continuación pasamos a comprobar empíricamente si tal efecto es consistente con la evidencia hallada.

4.2 Descripción de los Datos

Para el análisis empírico, utilizaremos precios aritméticos medios diarios, cantidades (en MWh) y otras variables a nivel industria. La muestra parte desde Enero 2007 a Diciembre 2014.

Dentro de las variables de precios, consideramos el precio medio aritmético diario de España (en €/MWh). Así mismo, utilizaremos como control los precios de Portugal, a partir del 01 de Julio de 2007, momento en que se unifican los mercados de Portugal y España. Esta variable nos dará cuenta de las posibles restricciones de capacidad existente en España, para capturar aquellos períodos en que incrementos del precio español se deban a restricciones de capacidad que induzcan a subir el precio de Portugal. En tanto como variable asociada al costo, utilizaremos el Precio Internacional del Petróleo para el mercado europeo (en Euros el barril), debido a su relación como insumo básico de los generadores.

También queremos analizar el posible efecto de la incertidumbre o riesgo en las tarifas. Para ello introducimos la prima de riesgo para España en comparación con Alemania.

Otros factores a tener en cuenta en el precio, son las posibles fluctuaciones del suministro de energía eólica, que en definitiva es precio aceptante pues sus ofertas son siempre cero, por lo que caídas en dicha producción (que durante el período oscila entre el 12 y el 21% del total de la producción) generan despachos de generadores menos eficientes. Es por ello que utilizaremos el porcentaje de producción eólica respecto al total, para determinar su posible impacto en el precio.

Otra de las posibles causas del precio de la energía, es la alta indisponibilidad de las centrales, lo que también provoca que las unidades marginales que entran sean menos eficientes, y por

tanto ofrezcan mayores precios. Así mismo, los posibles traslados de operaciones del intradiario al mercado diario, provoca despachos de tecnologías de carbón y ciclo combinado, que si se entiende que los precios reflejan el costo marginal de la tecnología marginal, puede implicar mayores precios en el mercado. A esto puede sumarse un contexto de incremento en el precio del gas natural, principal insumo de los ciclo combinados, cuyas tecnologías también han sufrido un encarecimiento de sus precios de oferta. Todo ello en definitiva, pudo generar incertidumbre en los participantes de la subastas, que puede tener como consecuencia menor presión competitiva sobre la mismas. Dado que no poseemos datos de los efectos en costo de las tecnologías de carbón y ciclo combinado, siendo esta última la más cara, utilizaremos como proxy el precio del gas natural, principal insumo de este tipo de tecnología.

Por el lado de la demanda, se utilizan variables asociadas a los desplazamientos, para poder instrumentar en la ecuación de oferta. Estas son las temperaturas medias, mínimas, máximas diarias en C° , y las precipitaciones en milímetros. Así mismo, para capturar la estacionalidad de la demanda, utilizaremos dummies mensuales.

4.3 Estadísticas Descriptivas

La tabla siguiente provee un resumen de las estadísticas principales de las variables implicadas en el análisis.

Table 2: Summary Statistics

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Precio de España	2,919	46.33	14.43	0.13	130.00
Precio del Petróleo	2,116	92.25	22.97	34.09	143.61
Cantidad de Energía España	2,921	524,192.30	86,874.10	241,356.00	804,087.00
Prima de Riesgo	2,078	178.69	144.84	1.00	637.00
Precio de Portugal	2,737	47.40	15.08	0.04	93.35
% Energía Eólica	2,921	0.15	0.05	0.06	0.28
Precio del Gas	2,006	4.94	2.11	1.91	13.57
Temperatura Media	2919	15.04	7.89	-2.2	31.9
Temperatura Mínima	2919	8.40	6.74	-8.8	25.8
Temperatura Máxima	2919	21.85	8.89	1	42
Precipitaciones	2918	0.90	3.38	0	57.4

Podemos observar que para el período analizado, los precios de España y Portugal se mueven de manera muy similar, reflejando la interdependencia que poseen sus mercados. Así mismo,

notamos que hay una alta volatilidad, con valores oscilantes de manera abrupta a la baja.

Respecto a la Energía producida, observamos cierta estabilidad en la tendencia a lo largo de los años, con una leve tendencia a la baja desde 2008.

El precio del petróleo, comienza con fuertes shocks de precios durante 2007-2009, recuperándose durante 2010 estabilizándose entre 2011 y finales de 2013, para luego presentar una caída profunda durante 2014.

Asimismo, definimos una variable dummy *PI* (Período de Investigación), que toma valores uno para los 30 días anteriores a la realización de las subastas, a priori exógeno (en la sección de robustez se brinda un análisis más detallado de su validez). La misma, pretende ser parámetro pivotal para la construcción de las switching-regressions, decantándose en fases colusivas o no colusivas. Se entenderá como escenario de posible colusión los días anteriores a la subasta, entendiéndose como el período de ajuste que podrían realizar las empresas en el mercado diario para obtener mejores precios en la subasta a plazo. Por tanto, partiendo de la hipótesis de que existe colusión, es posible testear mediante esta variable si efectivamente la misma ocurre, comparando los períodos mencionados. Es aquí donde radica la importancia de tal variable dicotómica, y emerge como eje central de la discusión planteada.

A continuación realizamos un simple test de medias como análisis previo, para determinar si efectivamente durante los períodos considerados como de posible sobre-reacción poseen precios medios superiores a los períodos normales (si bien no puede inferirse causalidad).

Table 3: Test de Diferencia de Medias

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf.	Interval]
0	2298	45.55	0.31	14.90	44.94	46.15
1	623	49.07	0.50	12.40	48.09	50.04
combined	2921	46.30	0.27	14.48	45.77	46.82
diff		-3.52	0.65		-4.80	-2.25
diff = mean(0) -mean(1)					t = -5.4145	
Ho: diff = 0					degrees of freedom=2919	
Ha: diff < 0		Ha:diff!0		Ha: diff > 0		
Pr(T < t) = 0.0000		Pr(T> t) = 0.0000		Pr(T>t) = 1.0000		

Como observamos, en promedio, se rechaza la hipótesis nula de no existencia de diferen-

cia de precios. Incluso, el test nos indica que efectivamente los precios son superiores en los períodos bajo análisis respecto a los demás.

4.4 Modelo Empírico

Si bien los resultados principales se trabajarán sobre un modelo ARMAX, es menester tener en cuenta los modelos tradicionales para poder realizar las comparaciones pertinentes.

4.4.1 Mínimos Cuadrados Ordinarios

La estimación por Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS) se basa en los supuestos clásicos, de los cuales uno de ellos es el supuesto de exogeneidad estricto, es decir que la esperanza del término de error condicional en los regresores es igual a cero para todas las observaciones, lo que implica que los regresores son ortogonales al término de error y por tanto no están correlacionados con el mismo.

Supongamos entonces que estimamos el siguiente modelo OLS:

$$y_t = \beta_0 + \beta x_t + \gamma PI + \alpha q_t + \mu_t$$

Con y_t el logaritmo del precio de España, q_t el logaritmo de la cantidad de Energía suministrada, x_t como variables asociadas al costo, y PI el indicador que refleja los cambios de fase.

Puede notarse que en esta ecuación de oferta, el término de error μ_t puede estar correlacionado con la cantidad, debido a que depende de otros factores que pueden afectar la estimación. Esto surge por un lado por la simultaneidad en la estimación de la oferta y de la demanda, y por otro, por la existencia de variables omitidas. Esto es, porque las firmas pueden estar estableciendo tarifas basadas en variables tanto de oferta como de demanda.

Esto genera que ni la demanda ni la oferta pueden ser consistentemente estimadas, porque a priori no podemos inferir si los cambios en precios se deben a desplazamientos de la oferta o de la demanda.

Así mismo, es de esperar que haya graves problemas de correlación serial y estacionariedad de la serie, como la posible existencia de no normalidad y heterocedasticidad de los residuos, que bajo un simple OLS no estamos teniendo en cuenta.

4.4.2 Variables Instrumentales

El método de Variables Instrumentales (IV) nos permite obtener una solución general al problema de variables endógenas. Para ello, necesitamos instrumentos Z que satisfacen dos condiciones. Primero, que estén correlacionadas con las variables endógenas y segundo, que sean ortogonales al término de error, obteniendo así un estimador insesgado.

Como instrumentos del logaritmo de la cantidad, utilizaremos el logaritmo de la temperatura media y el logaritmo de la temperatura máxima, pues ambos instrumentos superan los tests de subidentificación, de identificación débil, de inferencia robustos sobre la debilidad de los instrumentos y de sobreidentificación. Esto, con desvíos estándar robustos, nos permite solucionar parcialmente los problemas derivados de la estimación OLS.

Sin embargo, persisten los problemas de correlación serial, estacionariedad y no normalidad de los residuos.

4.4.3 ARMAX

Numerosos modelos han sido propuestos para evaluar las dinámicas de precios. Sin embargo, las mejores estimaciones se obtienen con los modelos ARIMA y ARIMAX. Las variables explicativas consideran en general el margen de costos y los shifters de demanda, permitiendo utilizar un modelo simple de una única ecuación, sin perder demasiada información.

Un modelo ARIMAX se basa en una regresión múltiple, con uno o más términos autorregresivos (AR) y/o con una o más medias móviles (MA). Los términos autorregresivos de la variable dependiente son simplemente sus rezagos, que tienen una relación significativa con los valores recientes. Los términos de media móvil, no son más que los residuos (rezagados) que resultan de la estimación previa. Esto es, estimar un modelo general ARMAX(p,q) de la siguiente forma:

$$y_t = \delta + \beta_1 x_t + \rho_1 y_{t-1} + \rho_2 y_{t-2} + \dots + \rho_p y_{t-p} - \theta_1 \epsilon_{t-1} - \theta_2 \epsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \epsilon_{t-q} + \epsilon_t$$

Dado que no utilizaremos la diferenciada de la variable dependiente dentro del modelo (pues como se verá la serie es estacionaria), el modelo que se aplicará propiamente es un ARMAX. La diferencia, de este modelo con las estimaciones múltiples comunes es que este modelo adhiere fuertemente a los siguientes supuestos estadísticos:

- La serie debe ser estacionaria.
- La serie de residuos no debe exhibir correlación serial (para ello se implementan los términos

AR y MA).

- Los coeficientes estimados de variables exógenas deben ser significativamente distintos de cero.
- Las variables exógenas no deben estar influenciadas por la variable dependiente.
- El signo de los coeficientes de las variables exógenas debe ser razonable.
- Las variables exógenas no deben exhibir un grado significativo de multicolinealidad.

La utilidad del modelo radica en que permite corregir la correlación serial de los errores, que con otras estimaciones podrían sesgar los resultados, un efecto muy presente en los precios del mercado eléctrico. De esta manera, podremos calcular la significatividad de las variables dependientes de manera adecuada.

4.4.4 Estacionariedad de la Variable Dependiente

Uno de los aspectos claves del análisis de series de tiempo, es la estacionariedad de los datos. La serie de residuos debe ser estacionaria para el modelo ARMAX, lo que implica que tanto el valor esperado como su autocovarianza deben ser independientes del tiempo. Para ello realizamos un test de raíz unitaria de Dickey-Fuller. Bajo la hipótesis nula, la variable del logaritmo del Precio de España contiene una raíz unitaria, y bajo la alternativa, la variable generada sigue un proceso estacionario.

Table 4: Augmented Dickey-Fuller Test

	Test Statistic	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
Z(t)	-16.54	-3.96	-3.41	-3.12

Puede observarse que efectivamente, para casi cualquier nivel de significatividad se rechaza la hipótesis alternativa de raíz unitaria, por lo que trabajaremos con un modelo ARMAX, es decir, sin necesidad de diferenciar las variables.

4.4.5 Elección de Variables Exógenas

La elección de variables exógenas se basa en determinadas condiciones esenciales. Por un lado, evaluamos la estacionariedad de las mismas mediante tests de Dickey-Fuller, así como la necesidad o no de diferenciar dichas variables. La estacionariedad permite que las correlaciones sean más estables en el tiempo.

Así mismo, debe analizarse la posible existencia de doble causalidad, mediante el test de Granger, eliminando aquellas variables que no cumplan el supuesto referido a la relación con su variable dependiente.

Por último, iteramos las variables hasta que se descarten todas aquellas que no son significativas. El proceso se realiza escogiendo a los candidatos con menor p-value y adicionandolos al modelo, y descartando aquellos que no superen el umbral mínimo de significancia. Esto se realiza hasta que se hallen variables que cumplan el criterio. En nuestro caso, las variables que sobreviven a todo el proceso son las siguientes:

Table 5: Elección de Variables Exógenas

Nombre	Descripción
PI	Período de Investigación
log(qpor)	Logaritmo de Energía en Portugal (MWh)
log(eolica)	Logaritmo de Energía Eólica (en % sobre el total)
log(tmaxesp)	Logaritmo de la Temperatura Máx (en C)
log(ltmedesp)	Logaritmo de la Temperatura Media (en C)
log(pintpet)	Logaritmo del Precio Internacional del Petróleo en Europa
log(qesp)	Logaritmo de Energía en España (MWh)
log(qesp)_1	Rezago 1 de log(qesp)
log(qesp)_2	Rezago 2 de log(qesp)
log(qesp)_3	Rezago 3 de log(qesp)
log(pgas)	Logaritmo del Precio del Gas
Oct	Dummy Octubre=1

4.4.6 Estacionariedad de los Residuos

El nivel de significancia de estas variables independientes se calculan bajo el supuesto de que los residuos son ruido blanco. Por ello, debemos testear que los mismos son estacionarios y no poseen correlación serial. Realizamos entonces, un test aumentado de Dickey-Fuller sobre la predicción de los residuos:

Table 6: Augmented Dickey-Fuller Test

Test Statistic	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
Z(t)	-3.70	-3.46	-2.57

Observamos entonces, que para casi cualquier nivel de significatividad (la aproximación de

Mackinnon nos arroja un p-value de 0.0041) rechazando la hipótesis alternativa de raíz unitaria, por lo que podemos afirmar que los residuos son estacionarios.

4.4.7 Correlación Serial de los Residuos

Una vez analizada la estacionariedad, utilizamos el proceso iterativo de identificación propuesto por Box y Jenkins (1976). El mismo se basa en el análisis subjetivo de las series de autocorrelogramas y autocorrelogramas parciales. El proceso de definición del modelo requiere introducir apropiadamente los rezagos de los términos AR y MA, basados en los patrones de significatividad de sus funciones de correlación, para así, establecer la forma correcta del modelo seleccionado.

Primeramente realizamos el Q test refinado por Ljung y Box (1978) para analizar la posible existencia de correlación serial en el modelo sin términos AR y MA.

Table 7: Serial Correlation Test

	Statistic	p-value
Portmanteau (Q)-chi2	1945.77	0.000

Observamos que rechazamos la hipótesis nula de no correlación serial, y por tanto los errores están correlacionados y no podemos definir que son ruido blanco. Esto provee una clara señal de que debemos incluir términos AR y/o MA para remover la correlación serial. Para ello, introducimos términos AR y MA, en base a las funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF).

Para ello, comenzamos introduciendo el modelo más sencillo posible (con un término AR o MA) y volvemos a reexaminar la autocorrelación del mismo. En la medida en que no hallemos correlación serial de los residuos, y se cumplan las propiedades de independencia, homocedasticidad y normalidad, establecemos que el modelo es el correcto.

Aplicando el criterio Bayesiano de Schwarz³, así como un conjunto de técnicas de optimización (Berndt-Hall-Hall-Hausman, Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno, Davidon-Fletcher-Powell y Newton-Raphson), podemos inferir que el modelo debe incluir los términos AR(2), MA(1), MA(2) y MA(3). Así mismo, se comprueba que las variables incluidas, continúan siendo significativas por lo que no deben excluirse.

Así mismo, un simple análisis de colinealidad, nos refleja que no existe multicolinealidad entre las variables propuestas.

³Criterio estadístico para la selección de modelos entre un conjunto finito de modelos, eligiéndose aquel con el menor valor.

Podemos realizar el test de Ljung-Box para determinar, si con el modelo nuevo propuesto, continua ocurriendo que los residuos no se comportan como ruido blanco.

Table 8: Serial Correlation Test

	Statistic	p-value
Portmanteau (Q)-chi2	3.07	0.381

Podemos ver aquí, que la hipótesis nula de ruido blanco no puede ser rechazada. Por tanto, el modelo final ARMAX, contiene un término AR(2), y términos MA(1), MA(2) y MA(3), en tanto que las variables de la Tabla 4 continuan siendo significativas y por tanto deben incluirse.

5 Resultados

A continuación se presentan los resultados principales de los distintos modelos propuestos.

Table 9: Dependant Variable:log(Precio (€/MWh))

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	ARMAX	OLS	IV	Sin Demanda	Sin Seasonal
PI	0.0919*** (3.24)	0.213*** (10.15)	0.149*** (7.29)	0.0860*** (3.01)	0.0859*** (3.12)
log(Energía Portugal (MWh))	0.590*** (7.58)	0.436*** (8.03)	0.402*** (6.99)	0.612*** (7.93)	0.590*** (7.57)
log(% Energía Eólica)	-0.396** (-2.05)	-0.585*** (-13.89)	-0.569*** (-12.15)	-0.390** (-2.11)	-0.382* (-1.94)
log(Temp Máx C°)	0.185*** (3.50)				0.189*** (3.60)
log(Temp Media C°)	-0.155*** (-5.37)				-0.155*** (-5.39)
log(Precio del Petróleo)	0.321** (2.31)	0.0814** (2.51)	0.253*** (7.23)	0.316** (2.05)	0.330** (2.25)
log(Energía (MWh))	-1.081*** (-5.01)	-1.022*** (-4.20)	0.731*** (3.20)	-1.101*** (-4.98)	-1.084*** (-5.01)
log(Precio del Gas)	0.194* (1.77)	0.0898*** (3.04)	-0.0969** (-2.09)	0.199* (1.80)	0.198* (1.79)
L.log(Energía (MWh))	0.263*** (2.86)	0.200 (1.29)		0.263*** (2.86)	0.264*** (2.88)
L2.log(Energía (MWh))	0.202*** (3.06)	-0.00466 (-0.04)		0.212*** (3.15)	0.202*** (3.08)
L3.log(Energía (MWh))	0.178** (2.10)	-0.0725 (-0.68)		0.184** (2.14)	0.178** (2.11)
Oct	0.143* (1.94)	0.155*** (7.48)	0.268*** (9.85)	0.149** (2.02)	
Constant		8.881*** (3.83)	-12.70*** (-4.22)		
L2.ar	0.932*** (18.47)			0.933*** (18.92)	0.936*** (19.40)
L.ma	0.666*** (7.94)			0.670*** (8.00)	0.665*** (8.02)
L2.ma	-0.644*** (-6.05)			-0.641*** (-6.11)	-0.649*** (-6.32)
L3.ma	-0.342*** (-3.81)			-0.341*** (-3.79)	-0.344*** (-3.90)
σ	0.257*** (8.33)			0.258*** (8.42)	0.258*** (8.36)
Observations	1606	1615	1606	1615	1606

t statistics in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

A priori, los signos, son los esperados. Las variables asociadas al costo, como el precio del petróleo o del gas se asocian con mayores precios. Así mismo, las restricciones de capacidad

producto de la demanda de Portugal, también se asocia con un mayor precio. También observamos que las restricciones de oferta, aproximadas por la energía eólica, involucran mayores precios.

Por el lado de la demanda, observamos que incrementos en la temperatura máxima implican mayores incrementos de precio, asociado probablemente a los desplazamientos de demanda que involucran. Sin embargo, cuando se incrementa la temperatura media, este efecto se ve revertido, probablemente porque pondera más el efecto de pasar de una temperatura baja a una más alta, reduciendo así el consumo y por tanto el precio del mercado. Así mismo, Octubre parece ser un mes asociado a mayores precios, asociado quizás al comienzo del período invernal y por tanto con un shock más pronunciado en la demanda. Por último, notamos que la cantidad demandada influye en el precio significativamente hasta durante tres días antes de que se efectivice en el mercado spot. Esto puede deberse a que las firmas utilizan dichos días para especular sobre el precio a ofrecer.

Respecto al parámetro de cambio de fases que nos interesa, puede notarse que, la estimación OLS por ejemplo, casi duplica el impacto marginal del cambio de fase respecto a los otros modelos. Esto se debe en parte a que no contempla los efectos derivados de la demanda, como así también realiza supuestos excesivos sobre los residuos.

La estimación IV, en cambio, parece aclarar un poco el efecto sobre la demanda, al introducir como instrumentos los shifters asociadas a la misma. Sin embargo, la correlación serial presente, parece sobreestimar todavía el resultado.

Si bien el modelo ARMAX es utilizado generalmente para hacer análisis de forecasting, además de ser exigente en los supuestos que deben cumplirse, nos permite lidiar con los principales problemas de los análisis de series de tiempo ganando precisión respecto a los otros modelos. Como puede observarse, hallamos evidencia que soporta nuestra hipótesis que durante la diferenciación de períodos, la serie se caracteriza por precios distintos. Hallamos dos fases, que surgen para casi cualquier nivel de significatividad, donde existen precios superiores en un promedio casi del 9,6% en los períodos establecidos como anormales, respecto al resto de los períodos (no contemplar los efectos de la demanda (4) o de la estacionalidad (5), implican una subestimación del impacto en precios).

5.1 Cálculo del Daño

Una de las ventajas del modelo ARMAX, es justamente la capacidad para ser utilizado en análisis de forecast, por lo que como novedad, compararemos sus resultados en términos de estimación de daños, con otros modelos tradicionalmente utilizados.

5.1.1 Comparación de Medias

La comparación de medias es una medida simple de estimación que compara el precio medio entre dos períodos, el período de posible acuerdo de precios respecto al utilizado como contrafactual.

Esto es, calcular:

$$harm1 = [E(p_t | p_{i_t} = 1) - E(p_t | p_{i_t} = 0)] q_t P I_t$$

Esta es una herramienta simple y fácil de utilizar, útil sobre todo cuando comparamos mercados similares, es decir, que estamos suponiendo que la estructura del mercado no varía entre ambos períodos. Este supuesto es bastante exigente, teniendo en cuenta que el comportamiento difiere, por lo que es poco probable que si no hubiese habido acuerdo las firmas se hubieran comportado como en el período no colusivo.

Por otra parte, la obtención de un precio medio, no captura todos los factores relevantes del período. Por ejemplo, aumentos de costos que hayan elevado el precio en algún momento del tiempo, afecta a la media del precio que en definitiva determina el daño correspondiente.

Por último, la simplificación basado en un promedio de precios no deja de ser más que discutible, en la medida en que se aplican dos precios uniformes para ambos períodos, sin considerar las variaciones específicas existentes, lo que en última instancia castiga o premia semanas en las que la el precio difiere a la media.

5.1.2 Overpricing

Otro de los métodos utilizados consiste en comparar el contrafactual de la media de precios del período de guerra de precios respecto al precio observado en dicho periodo. Esto es:

$$harm2 = [p_t - E(p_t | p_{a_t} = 0)] q_t P I_t$$

Si bien a priori necesita más información en la medida en que requiere recoger los precios durante todo el período del acuerdo y no solo el promedio, permite disminuir las variaciones que afectan a la media como indicador. Sin embargo, todavía persiste el efecto de considerar como contrafactual un promedio simple de precios de los períodos sin acuerdo, lo que reduce la precisión de la estimación del daño, además de no tener en consideración factores estructurales que pueden estar afectando estos precios.

5.1.3 Overpricing Regression OLS

Otra de las técnicas que puede utilizarse es la aplicación de regresiones para estimar el contrafactual. En este caso, predecimos a partir de la regresión OLS dada por (2) en la Tabla 9, en el período que no hay acuerdo. Es decir, que extendemos los precios observados durante el período normal de precios para hacerlos comparables cuando hay acuerdo de precios.

$$harm3 = [p_t - p_t^{OLS}]q_tPI_t$$

Esta técnica nos permite explicar los precios en función de otras variaciones del precio no asociadas a la colusión. Ello permite resolver uno de los cuestionamientos de la utilización de valores promedios, que es la necesidad de que el mercado no se modifique bajo ningún concepto para hacer comparable los períodos. Con esta estimación podemos controlar por las diferencias en el mercado así como en el comportamiento de las firmas. Su aporte principal es justamente aislar el elemento de la diferencia de precios debido a conductas anticompetitivas respecto de los otros factores que pueden afectar el precio como la calidad o el tamaño de las firmas por ejemplo.

Sin embargo, el problema principal es la necesidad de abundante información, tanto de precios como de características del mercado. Así mismo, en este modelo asumimos que las relaciones entre el precio y las variables explicativas es lineal, y que dichas variables no están correlacionadas con el término de error.

También, la existencia de inobservables que si pueden estar correlacionadas con las explicativas, y por tanto son fuente de sesgo en la estimación, puede ser un problema a la hora de determinar el daño.

5.1.4 Overpricing Regression IV

La estimación anterior basada en un OLS no tiene en cuenta la endogeneidad discutida en apartados anteriores. En tales casos, técnicas como 2SLS o variables instrumentales pueden ser más apropiadas.

Ahora bien, con las estimaciones propuestas en la Tabla 9, procedemos a predecir el precio en los momentos de acuerdo de precio, para comparar con el contrafactual de qué hubiese pasado sin el mismo, de tal manera que calculamos:

$$harm3 = [p_t - p_t^{IV}]q_tPI_t$$

Al igual que la estimación OLS, el procedimiento requiere de bastante información, a la cual debemos adicionar los datos para especificar los instrumentos. Así mismo, debemos encontrar que dichos instrumentos sean válidos, lo que implica un esfuerzo adicional. Por último, y quizás más relevante, emerge el trade-off entre resolver el problema de endogeneidad de las variables, y la evidente existencia de correlación serial.

5.1.5 Overpricing Regression ARMAX

Generalmente el daño se estima con la aplicación de los anteriores modelos (o alguna variante que controle por la simultaneidad). Como novedad, se propone aprovechar el potencial del modelo ARMAX en las predicciones. Si bien requiere de mucha información y de rigurosos tests que debe superar, la cantidad de datos que se dispone en el mercado eléctrico lo convierte en una herramienta muy poderosa para el análisis de daños.

A continuación, comparamos los resultados del modelo ARMAX (*harm5*) con los obtenidos por los predecesores.

Table 10: Estimación de Daños en €

variable	mean	sum	min	max
harm1	1,839,169	1,150,000,000	1,196,620	2,801,012
harm2	5,478,644	2,190,000,000	19,953	26,900,000
harm3 (OLS)	5,720,395	2,010,000,000	12,369	28,200,000
harm4 (IV)	5,377,600	1,790,000,000	35,387	26,800,000
harm5 (ARMAX)	1,909,029	487,000,000	6,328	13,400,000

Puede notarse el efecto de pasar de considerar las diferencias de medias (*harm1*) a considerar la diferencia del precio observado respecto a la media del período normal (*harm2*). El efecto casi se duplica, por el solo hecho de considerar el verdadero precio observado. Lo interesante de comparar justamente deriva en estas asimetrías que pueden llevar a sobre o subcompensar, según el ángulo en que la estimación se posiciona. En este caso, la diferencia surge a partir de comparar dos valores promedios que no capturan los efectos intradiarios de las variaciones. Una vez que consideramos el precio observado, surge el problema que la base que comparamos es uniforme, y si bien absorbe tanto las diferencias hacia arriba y hacia abajo, cada día se pondera por una cantidad diferente, lo que puede magnificar el efecto.

Así mismo, si pasamos a utilizar estimaciones OLS para predecir (*harm3*), vemos que nos establecemos por debajo de *harm1*. Si bien es un mejor ajuste a *harm2*, debido a que utilizamos un contrafactual basado en una predicción de la estimación que controla por otros factores es-

estructurales, probablemente esté influenciada la estimación por cuestiones de endogeneidad. Sin embargo, la misma permite capturar las diferencias entre el precio observado, y las variaciones del precio que hubiera habido si el período hubiese sido normal, controlando por los factores observables. Así notamos que respecto a *harm2* por ejemplo, que mantenía la base constante del contrafactual, vemos que en realidad los precios que hubieran existido si no hubiese existido la subasta, habrían sido mayores al promedio de los períodos normales, pero por cuestiones exógenas referidas a los desplazamientos de oferta y de demanda en este caso.

Ahora bien, si bien el OLS permite disminuir ciertas asimetrías estructurales, falla en capturar los efectos derivados de la demanda, así como de la correlación serial. Esta estimación no está contemplando que el precio depende de la cantidad (que a su vez depende del precio), generando en este caso una subestimación del efecto. Esto es notorio cuando comparamos con la estimación IV (*harm4*), donde el daño estimado es un poco menor. Este efecto surge porque se incluye la cantidad en la predicción, pero de manera exógena, reflejando menores precios a la estimación OLS porque captura los efectos que tienen los shifters de demanda que esta no hacía. Por tanto, en dicho período se produjeron desplazamientos de la oferta y de la demanda que implicaron cambios en las cantidades y por tanto en los precios que el OLS no llega a considerar. Por ello, el efecto sobre el daño es menor.

El ARMAX se presenta como alternativa superadora en términos de resolver los problemas de correlación serial de la serie. Bajo esta herramienta, el daño generado por las empresas a los consumidores ronda los 487 millones de euros para los días establecidos como bajo análisis, una cifra considerablemente menor a las anteriores, pero no menos relevante.

5.2 Análisis de Robustez

Todo el modelo anterior se basa en el supuesto único de que el período donde las firmas participantes inflan el precio ocurre durante los 30 días anteriores a la subasta. En principio no podemos afirmar que esto sea cierto, puesto que en definitiva radica en una arbitrariedad. Sin embargo, a continuación presentamos el mismo modelo pero para diferentes ventanas de tiempo en las que suponemos que hay reacción de precios, a fin de establecer si el período considerado es a priori tan subjetivo.

Table 11: Dependant Variable:log(Precio (€/MWh))

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	-30 días	-20 días	-10 días	-5 días	-15/+15 días	-60/-30 días	+30 días
PI	0.0919*** (3.24)	0.0673*** (2.66)	0.0871** (2.41)	0.0654* (1.87)	-0.0535 (-1.43)	-0.00871 (-0.39)	-0.00565 (-0.10)
log(Energía Portugal (MWh))	0.590*** (7.58)	0.594*** (7.60)	0.585*** (7.57)	0.586*** (7.57)	0.592*** (7.59)	0.592*** (7.59)	0.592*** (7.55)
log(% Energía Eólica)	-0.396** (-2.05)	-0.391** (-2.03)	-0.398** (-2.09)	-0.398** (-2.10)	-0.395** (-2.10)	-0.399** (-2.09)	-0.400** (-2.11)
log(Temp Máx C°)	0.185*** (3.50)	0.185*** (3.50)	0.185*** (3.49)	0.185*** (3.48)	0.186*** (3.50)	0.183*** (3.45)	0.183*** (3.45)
log(Temp Media C°)	-0.155*** (-5.37)	-0.154*** (-5.35)	-0.156*** (-5.38)	-0.154*** (-5.33)	-0.154*** (-5.32)	-0.154*** (-5.33)	-0.154*** (-5.31)
log(Precio del Petróleo)	0.321** (2.31)	0.326** (2.28)	0.333** (2.32)	0.333** (2.32)	0.328** (2.33)	0.332** (2.32)	0.331** (2.33)
log(Energía (MWh))	-1.081*** (-5.01)	-1.070*** (-4.97)	-1.072*** (-4.99)	-1.070*** (-4.97)	-1.071*** (-4.97)	-1.070*** (-4.94)	-1.069*** (-4.96)
log(Precio del Gas)	0.194* (1.77)	0.191* (1.73)	0.188* (1.70)	0.191* (1.71)	0.192* (1.70)	0.193* (1.72)	0.193* (1.72)
L.log(Energía (MWh))	0.263*** (2.86)	0.257*** (2.81)	0.263*** (2.87)	0.261*** (2.85)	0.264*** (2.87)	0.260*** (2.83)	0.260*** (2.83)
L2.log(Energía (MWh))	0.202*** (3.06)	0.195*** (2.99)	0.199*** (3.04)	0.198*** (3.03)	0.193*** (2.96)	0.192*** (2.94)	0.191*** (2.88)
L3.log(Energía (MWh))	0.178** (2.10)	0.176** (2.08)	0.175** (2.07)	0.174** (2.06)	0.175** (2.07)	0.177** (2.08)	0.176** (2.08)
Oct	0.143* (1.94)	0.139* (1.87)	0.141* (1.89)	0.137* (1.83)	0.132* (1.74)	0.134* (1.77)	0.133* (1.73)
L2.ar	0.932*** (18.47)	0.933*** (18.96)	0.933*** (19.26)	0.933*** (19.47)	0.935*** (20.25)	0.933*** (19.32)	0.933*** (19.37)
L.ma	0.666*** (7.94)	0.668*** (7.94)	0.744*** (6.14)	0.670*** (7.97)	0.670*** (8.04)	0.741*** (6.10)	0.671*** (7.98)
L2.ma	-0.644*** (-6.05)	-0.640*** (-6.14)	-0.658*** (-6.88)	-0.637*** (-6.27)	-0.639*** (-6.37)	-0.656*** (-6.86)	-0.635*** (-6.19)
L3.ma	-0.342*** (-3.81)	-0.340*** (-3.83)	-0.367*** (-3.87)	-0.339*** (-3.86)	-0.342*** (-3.95)	-0.363*** (-3.82)	-0.339*** (-3.83)
σ	0.257*** (8.33)	0.257*** (8.33)	0.248*** (7.11)	0.257*** (8.34)	0.257*** (8.34)	0.249*** (7.08)	0.257*** (8.35)
Observations	1606	1606	1606	1606	1606	1606	1606

t statistics in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Como puede notarse, consideramos un período anterior a los 30 días de la subasta (1), que no es ni más ni menos que el modelo presentado anteriormente. Luego consideramos los 20 días anteriores a la subasta (2), los 10 días anteriores (3), y los 5 días anteriores a la subasta

(4). Como vemos, todos siguen siendo significativos, con valores más o menos similares, aunque empezamos a perder precisión probablemente influenciado por la reducción del número de observaciones a medida en que achicamos el espacio temporal.

A continuación, tomamos el intervalo entre 15 días anteriores y 15 días posteriores a la subasta (5). El mismo nos indica que no podemos rechazar la hipótesis nula de que el coeficiente es igual a cero. Esto es consistente en la medida en que los 15 días posteriores los incrementos de los 15 días anteriores se vean compensados con un promedio de precios promedio o inferior a la muestra, lo que implica que hay un quiebre posterior a la subasta donde los precios dejan de inflarse respecto a la media.

Así mismo, si consideramos una ventana entre los 60 días y 30 días anteriores a la subasta (6), tampoco encontramos evidencia de que haya incrementos de precios respecto a la media. Algo que también encontramos si consideramos los 30 días posteriores a la subasta (7).

En definitiva, puede deducirse que en los 30 días anteriores a la subasta (o lapsos menores), se encuentra que los precios del mercado diario son superiores al promedio, en tanto que no podemos deducir lo mismo para períodos diferentes a los mencionados.

6 Conclusión

Hemos analizado el efecto de la introducción de tarifas reguladas a plazo mediante subastas en mercados eléctricos liberalizados. Desde el punto de vista teórico hallamos incentivos fuertes a incrementos de precios en los períodos anteriores a la aplicación de la regulación. Esto puede derivarse por dos cuestiones. Por un lado, las características inherentes de estos mercados, incentivan la colusión, y por tanto la reacción natural a las regulaciones procompetitivas es justamente evadirlas. Por otra parte, tarifas a plazo con precios excesivamente volátiles, generan que las empresas busquen reducir los resultados adversos incrementando precios. Cualquiera sea la razón, es notorio la existencia de lo que hemos dado en llamar el “efecto reacción” de la regulación.

Basados en el caso excepcionalmente atractivo de las subastas CESUR en España, hallamos fuerte evidencia empírica de la existencia de fases de reacción de precios anteriores a la introducción del mecanismo regulatorio, lo que apoya la hipótesis planteada en la teoría. Específicamente se encuentran incrementos en promedio superiores al 9 % en los precios de la energía suministrada, que es convalidado por todos los modelos planteados (OLS, IV, ARMAX). Así mismo, en términos de cuantificación del daño generado sobre los consumidores, podemos concluir que el mismo está por encima de los 487 millones de euros.

Desde lo conceptual, nos encontramos ante un efecto nada despreciable y que debe tenerse

en cuenta a la hora de introducir mecanismos regulatorios en mercados específicos. Por ello, en primer término debe tenerse en cuenta que las características del mercado eléctrico difieren sustancialmente de otros mercados, por lo que la regulación debe diseñarse en función de dichas particularidades.

Lo anteriormente expuesto, no debe ser una crítica a la regulación, sino al diseño de la misma. Es indudable que, mientras esté al alcance de las firmas, las mismas reaccionaran naturalmente a evadir todo aquello que pueda afectarlas negativamente. Es justamente ese “poder de reacción” lo que no debe perder de vista el regulador, pues es en definitiva lo que le da el margen de maniobrabilidad a la empresa, margen que se deriva de estructuras anticompetitivas. Por ello, es imprescindible que la regulación tenga como primer objetivo esencial romper esa flexibilidad, para que no haya efecto reacción, y pueda cumplirse así la finalidad buscada en los mecanismos implementados.

“Uno de los más grandes errores es juzgar a las políticas y programas por sus intenciones, en lugar de por sus resultados.” Milton Friedman (1912-2006) Economista.

7. Referencias Bibliográficas

- [1] Agosti, L. y Padilla, A. (2006), El Mercado de Generación Eléctrica en España: Estructura, Funcionamiento y Resultados. Organización y Competencia en los Mercados de Generación, LECG, pp. 21-37.
- [2] Benjamin, R.M. (2011), Tacit Collusion in Real-Time U.S. Electricity Auctions. USAEE Working Paper No. 11-085.
- [3] Bollerslev, T. (1986), Generalised Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, Journal of Econometrics, vol. 31, 307-327.
- [4] Borenstein, S. y Shepard, A. (1996), Dynamic Pricing in Retail Gasoline Markets. RAND Journal of Economics, Vol. 27, No. 3, pp. 429-451.
- [5] Box, G.E.P., and Jenkins, G. (1976), Time Series Analysis, Forecasting and Control, HoldenDay, San Francisco.
- [6] Cho M.Y., Hwang J.C., Chen C.S. (1995), Customer short term load forecasting by using ARIMA transfer function model, Proceedings of the international conference on energy management and power delivery, vol.1, 1995, pp. 317-322.

- [7] Conejo A.J., Contreras J., Espinola R, Plazas M.A. (2005), Forecasting electricity prices for a day-ahead pool-based electric energy market, *International Journal of Forecasting*, vol. 21, 2005, pp. 435-462.
- [8] Contreras J., Espinola R., Nogales F.J., Conejo A.J. (2003), ARIMA models to predict next-day electricity prices, *IEEE Transaction on Power Systems*, vol. 18, No. 3, August 2003, pp. 1014-1020.
- [9] Engle, R.F. (1982), Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation, *Econometrica*, vol. 50, 987-1008.
- [10] Escribano A., Pena J.I., Villaplana P. (2002), Modeling electricity prices: international evidence, working paper, 02-27, University Carlos III, Madrid.
- [11] Fabra, N. (2003), Tacit collusion in repeated auctions: uniform versus discriminatory. *The Journal of Industrial Economics*. Volume LI, No 3.
- [12] Fabra, N. (2006), Collusion with capacity constraints over the business cycle. *International Journal of Industrial Organization*. No. 24, pp. 69-81.
- [13] Fabra N. y de Frutos M. (2010), Endogeneous capacities and Price competition: The role of demand uncertainty. *International Journal of Industrial Organization*. No. 29, pp. 399-411.
- [14] Fabra, N. y García, A. (2014), Dynamic Price Competition with Switching Costs. Working Paper.
- [15] Fabra, N. y Reguant, M. (2014), Passthrough of Emission Costs in Electricity Markets.. *American Economic Review* 104(9), 2872-2899.
- [16] Fabra, N. y Toro, J. (2005), Price Wars and collusion in the Spanish electricity market. *International Journal of Industrial Organization*, No 23, pp. 155-181.
- [17] Fabra, N., von der Fehr, N. y Harbord, D. (2002), Modeling Electricity Auctions. *The Electricity Journal*. Aug/Sept 2002.
- [18] Fabra, N., von der Fehr, N. y Harbord, D. (2006), Designing Electricity Auctions. *RAND Journal of Economics*, Vol. 37, No. 1, pp.23-46.
- [19] Green E. y Porter R. (1984), Noncooperative Collusion Under Imperfect Price Information. *Econometrica*, Vol. 52, No.1, pp. 87-100.

- [20] Haltiwanger, J. y Harrington, J. (1991), The Impact of Cyclical Demand Movements on Collusive Behavior. *RAND Journal of Economics*, Vol. 22, No. 1, pp. 89-106.
- [21] Goto M., Karolyi G. (2004), Understanding electricity price volatility within and across markets, working paper, Ohio University.
- [22] Huang, S. R. (1997), Short term load forecasting using threshold autoregressive models, *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, vol. 144, No. 5, 1997, pp. 477-481.
- [23] Huang S.J., Shih K.R. (2003), Short-term load forecasting via ARMA model identification including non-Gaussian process consideration, *IEEE Transaction on Power Systems*, vol. 18, n.2, 2003, pp. 673-679.
- [24] Leon A., Rubia A. (2004), Forecasting time-varying covariance matrices in the intradaily spot market of Argentina, in (ed.: D.W. Bunn) *Modelling prices in competitive electricity markets*, Wiley and Sons, Chichester, pp. 177-189.
- [25] Leon A., Rubia A. (2004), Testing for weekly seasonal unit roots in the Spanish power pool, in (Bunn D.) *Modelling prices in competitive electricity markets*, John Wiley and Sons, Chichester, pp. 131-145.
- [26] Ljung G. M., Box G. E. P.(1978), On a Measure of a Lack of Fit in Time Series Models. *Biometrika* 65 (2), pp. 297–303. doi:10.1093/biomet/65.2.297.
- [27] Marshall R.C. and Marx L.M. (2009), The Vulnerability of Auctions to Bidder Collusion. *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 124, issue 2, pages 883-910.
- [28] Nowicka-Zagrajek J., Weron R. (2002), Modeling electricity loads in California: ARMA models with hyperbolic noise, *Signal Processing*, vol. 82, 2002, pp. 1903-1915.
- [29] Porter, R. (1983), A Study of Cartel Stability: The Joint Executive Committee, 1880-1886. *The Bell Journal of Economics*, Vol. 14, No. 2, pp. 301-314.
- [30] Ramanathan R., Engle R., Granger C.W.J., Vahid-Araghi F. (1997), Short-run forecasts of electricity loads and peaks, *International Journal of Forecasting*, vol. 13, 1997, pp. 161-174.
- [31] Soares L. J., Souza L.R. (2003), Forecasting electricity demand using generalized long memory, working paper, EPEE.

- [32] Soares L. J., Medeiros M.C. (2005), Modelling and forecasting short-term electricity load: a two step methodology, working paper, University of Rio De Janeiro.
- [33] von der Fehr N, Harbord D (1992) Spot market competition in the UK electricity industry. Memorandum no. 9/1992, Department of Economics, University of Oslo.
- [34] von der Fehr N, Harbord D (1993) Spot Market Competition in the UK Electricity Industry. *Economic Journal* 103(418):531-546.
- [35] Worthington A.C., Higgs H. (2004), Transmission of price and volatility in the Australian electricity spot markets, in (ed.: D.W. Bunn) *Modelling prices in competitive electricity markets*, Wiley and Sons, Chichester, pp. 217-229.
- [36] Zhou M., Yan Z., Ni Y.X., Li G., Nie Y. (2006), Electricity price forecasting with confidence-interval estimation through an extended ARIMA approach, *IEEE Proc. in Generation, Transmission and Distribution*, vol. 153, n. 2, 2006, pp. 187-195.