

Discusión y aplicación práctica de un modelo de estimación de estrategias de generación eléctrica

Enrique A. de la Cal Marín
Luciano Sánchez Ramos

Resumen— A raíz de la liberalización del mercado eléctrico en España en 1998, el precio de la energía comenzó a determinarse a partir de las ofertas de los generadores en el mercado eléctrico, también denominado pool eléctrico, dejando de ser regulada por el gobierno. Por ello en nuestro trabajo anterior, [1], propusimos un modelo genético simplificado de simulación del mercado eléctrico. Entonces demostramos que nuestro modelo era mejor que otros en cuanto a la fidelidad con la que extraía las estrategias de generación a partir de nubes de puntos de mercado artificiales. Ahora, vamos demostrar que nuestro modelo también nos permite simular pequeñas variaciones en las estrategias estimadas y estudiar la influencia de esta modificación en los resultados del pool (beneficio, precio, cuota de mercado). La modificación que se aplicará a las estrategias será lo suficientemente pequeña como para suponer la ausencia de reacción en las estrategias de las firmas que no han sufrido modificación en su estrategia. Aplicando modificaciones de este tipo en las firmas de menor y mayor cuota de mercado compararemos las fluctuaciones de los beneficios, debidas a las modificaciones aplicadas, sobre los modelos estudiados frente a las estrategias reales. Y demostraremos que las fluctuaciones de los beneficios simuladas sobre el modelo genético coevolutivo propuesto, CGM, son más fieles a las fluctuaciones de las estrategias reales que las fluctuaciones obtenidas sobre otros modelos genéticos estudiados, no-coevolutivos, GM y n-KGM.

Palabras clave— Mercado oligopolístico, Estrategia coevolutiva, Fitness multiobjetivo, Agente generador, Operador de mercado.

I. INTRODUCCIÓN

LOS precios de la energía eléctrica en España se calculan para cada hora del día. Y al par de valores precio y cantidad de energía negociada correspondientes a cada hora del día se le denomina punto de mercado. Los agentes generadores planifican su producción y envían los precios que demandan por su energía al Operador de Mercado (OM), el cual calcula el precio para todos los agentes, resultado de combinar la suma de las ofertas con las demandas de los consumidores mediante el proceso de casación, [2]. El cálculo del

precio de la energía para cada hora del día mediante el proceso de casación consiste en tomar el precio de la oferta última más barata necesaria para cubrir la demanda. Este precio será único para todos los agentes. Según esto el principal reto de las empresas generadores consiste en planificar su estrategia de generación, precio y cantidad de energía generada para cada hora del día, lo más ajustados al pool en orden a obtener el mayor beneficio posible. Esto quiere decir que el precio al que se oferta la energía al OM, no debe ser ni demasiado alto, con el fin de vender al menos el soporte de la producción, ni demasiado bajo, ya que cada agente debe obtener un mínimo de beneficios que hagan a la empresa de generación rentable.

A. Objetivo

En nuestro trabajo, [1], propusimos un modelo basado en algoritmos genéticos que realizaba una estimación de las estrategias de oferta que cada agente envía al OM, datos que no son públicos, a partir de los puntos de mercado correspondientes a un período de tiempo determinado, que sí son públicos. Entonces demostramos que nuestro modelo realizaba una mejor estimación de estas estrategias que otros modelos también estudiados en ese trabajo. En las secciones I.D “Aplicaciones de este trabajo y sumario” y VI “CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS”, de nuestro trabajo, [1], comentábamos que una de las aplicaciones posibles de un modelo de estimación de estrategias de generación desde el punto de vista del generador consistía en, “simular el comportamiento de un nuevo pool en el que hayamos modificado ligeramente su estrategia de precios. De esta forma, podremos medir la mejora de nuestro beneficio y, eventualmente, ajustar nuestra curva”. Supondremos que la modificación es lo suficientemente pequeña como para que el resto de agentes no reaccionen reajustando sus precios, cosa que si ocurriera, nos llevaría a otro escenario totalmente diferente, escenario que discutiremos en la sección sobre “Trabajos Futuros”.

El objetivo del presente trabajo consiste por un

lado en la definición de una metodología de trabajo mediante la que aplicaremos modificaciones sobre las firmas del pool y mediremos la influencia de tales modificaciones sobre la firma en el contexto del modelo de estimación empleado, y por otro la aplicación de nuestra metodología de trabajo sobre los modelos de estimación estudiados y la comparación de los resultados obtenidos.

B. Sumario

El índice de este trabajo se organiza como sigue. En la sección II, plantearemos y describiremos en detalle la metodología de modificación de estrategias y medición de variaciones en el pool que emplearemos en este trabajo. A continuación, en la sección III, describiremos de forma resumida los modelos de simulación presentados en, [1], sobre los que se aplicará nuestra metodología. En la sección IV, se analizan los resultados correspondientes a los experimentos numéricos realizados sobre los modelos anteriores, y el trabajo finaliza con el apartado de conclusiones y trabajos futuros.

II. METODOLOGÍA DE ANÁLISIS

Supongamos que deseamos predecir que ocurriría a nivel global en un pool si una firma modifica su estrategia, aumentando por ejemplo la cantidad que oferta pero sin modificar el precio al que la oferta. Si sabemos que la estrategia de una firma es un conjunto de rectas (a cada recta la denominaremos prototipo) en el eje “precio-cantidad” y un clasificador que determina cuando aplicar una u otra recta, se puede lograr la modificación de la siguiente forma: se modifica el coeficiente independiente de algún prototipo de la firma, con el fin de aumentar la cantidad vendida pero sin modificar el precio.

Dado que trataremos con una demanda decreciente (a mayor cantidad demandada menor precio de compra), si la demanda pudiera absorber la nueva oferta, se podría esperar que la cantidad total vendida en el pool se incrementaría y que por lo tanto el precio se decrementaría (ver figura 1). Sin embargo, el reparto de cuota de mercado entre las firmas también cambiará, y la firma que ha modificado su estrategia puede ver aumentado su beneficio, aún con un precio menor.

Hemos asumido que el cambio efectuado en la firma modificada es lo suficientemente pequeño como para que las firmas restantes no reaccionen alterando sus respectivas estrategias. En el caso de que esto no fuera así, los modelos que aplicaremos, revisados en la sección III, no serán válidos y deberíamos aplicar otro algoritmo que se discutirá en la sección sobre “Trabajos Futuros”.

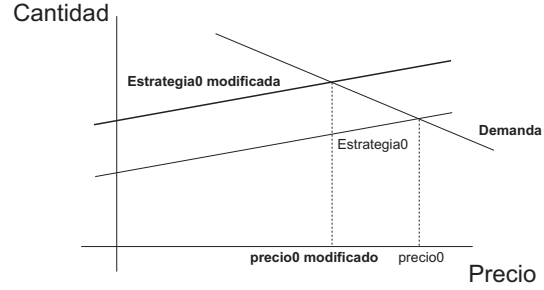


Fig. 1. Representación de la modificación de una estrategia

El esquema que se seguirá para estudiar la bondad del modelo aplicado a la hora de predecir la evolución del mercado ante un cambio ligero en una estrategia es el siguiente:

1. Se lanza una primera simulación sobre el conjunto de puntos de mercado estudiados, en la que el pool estará compuesto por la estrategia original a estudiar (conocida por la firma que aplicará esta metodología) y como estrategias competidoras las estimadas empleando alguno de los modelos revisados en la sección III (CGM, GM o n-KGM). De esta forma obtendremos el beneficio de cada firma sin alteración alguna.
2. A continuación se altera ligeramente la estrategia de la firma de estudio. Esta alteración puede realizarse tanto en el precio como en la cantidad.
3. Una vez realizada la modificación, se calcula de nuevo el beneficio de la firma modificada, empleando de nuevo las estrategias estimadas mediante el modelo empleado en el paso 1, y manteniendo fija la estrategia de la firma modificada. Esto se puede hacer gracias a que hemos supuesto la ausencia de reacción de las firmas competidoras.

De esta forma calcularemos la fidelidad de un modelo determinado a la hora de reflejar las variaciones aplicadas sobre una estrategia del pool. Para calcular esta fidelidad aplicaremos los tres pasos de nuestro esquema de medición de la variación sobre un modelo determinado y compararemos la variación de beneficios para la firma modificada respecto a los resultantes de aplicar también los tres pasos de nuestro esquema pero tomando como estrategias competidoras las estrategias reales y no las estimadas.

III. MODELOS ESTUDIADOS

Con el fin de clarificar los modelos presentados en nuestro trabajo anterior que serán empleados aquí, los resumiremos a continuación.

Los datos que constituyen la entrada de los algoritmos a analizar son un conjunto de puntos de mercado, donde cada punto de mercado incluye el

precio por unidad de energía y número de unidades negociadas. Al final como salida de estos algoritmos obtenemos un sistema de clasificación para cada empresa del pool, que produce una segmentación de la colección de puntos de mercado en un cierto número de clases y una oferta poligonal para cada clase. Cada una de estas ofertas trata de minimizar el error medio entre la cantidad de energía de generación estimada y las cantidades reales para los puntos de mercado estudiados. Los costes de producción se han incluido en el modelo de la siguiente forma: hemos añadido una restricción a la búsqueda, y se ha asumido que los beneficios (por unidad de energía) de todas las firmas son iguales para cada mercado. Estas dos condiciones nos llevan a un problema de optimización multiobjetivo no-lineal.

Según esto presentamos tres modelos que logran extraer a partir de la citada nube de puntos de mercados una estimación de las estrategias de oferta del pool. Los tres modelos emplean un paradigma evolutivo basado en algoritmo genéticos. Con el fin de mejorar la claridad del documento hemos denominado a cada modelo:

- CGM (Coevolutionary Genetic Model).
- GM (Genetic Model).
- KGM (K-means Genetic Model).

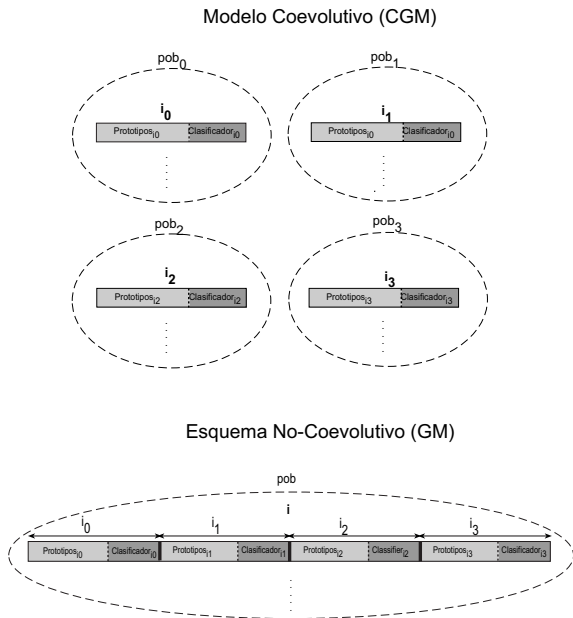


Fig. 2. Equivalencia entre la representación los individuos en el enfoque coevolutivo (arriba) y el enfoque no-coevolutivo (abajo).

Los individuos del esquema CGM se corresponden con la estrategia de un agente; por lo que tendremos tantas poblaciones como firmas compitan en el mercado y el fitness para un individuo se calculará haciéndolo competir contra

una combinación de individuos del resto de poblaciones. Por otro lado, un individuo del esquema no-coevolutivo (GM) es un conjunto de estrategias correspondientes a cada una de las firmas del mercado, por lo que se le puede asignar un fitness directamente (ver figura 2).

El modelo KGM, está basado en la clasificación de una serie de puntos de mercado en base a sus características, y un ajuste de un modelo simple para cada cluster. En concreto se realiza una clasificación previa de los puntos de mercado, con el algoritmo K-means, y a continuación se efectúa un ajuste genético a cada cluster con individuos sin clasificador aplicando CGM, ya que la clasificación se ha realizado previamente mediante el algoritmo K-means (ver figura 3). Este método tiene el gran inconveniente de que obliga a todas las firmas a emplear la misma estrategia de clasificación, que vendrá impuesta por el clustering de los puntos de mercado. Cosa que no ocurre en los otros dos esquemas, CGM y GM, donde el clasificador evoluciona con cada firma.

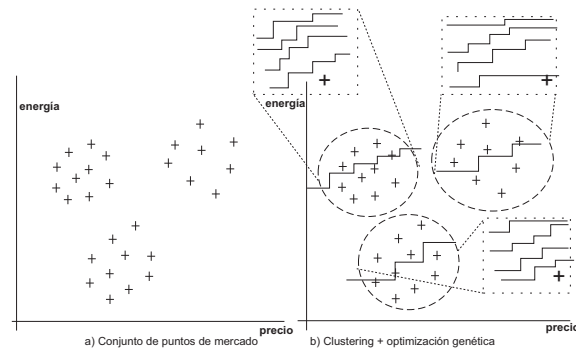


Fig. 3. Aproximación de curvas de generación a partir de a) nube de puntos de mercado mediante la técnica KGM: b) Clustering + optimización genética

IV. RESULTADOS NUMÉRICOS

A. Framework

Nuestro marco de trabajo se divide en dos partes bien diferenciadas:

- Por un lado tenemos un problema artificial de ensayo que trataremos de resolver (nube de puntos de mercado, funciones de coste, ...) mediante los tres modelos propuestos en III, así como la configuración genética con que enfrentaremos dicho problema.
- Por otro lado las firmas y estrategias de generación seleccionadas para su modificación, así como los valores tomados para dicha modificación.

Como problema de ensayo se ha empleado la nube de puntos de mercado con forma de aspa presentada en el trabajo [p. 4, [1]], (ver figura

4). Los puntos de mercado de esta nube corresponden al resultado de la competición de cuatro firmas.

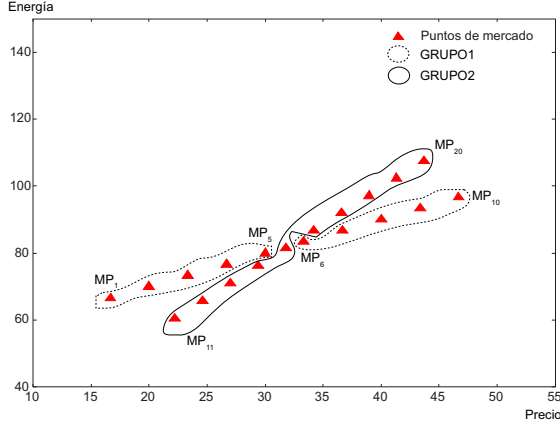


Fig. 4. Nube de puntos de mercado para problema artificial formado por dos clusters que se cortan en forma de cruz

Todos los ensayos se han realizado empleando los parámetros genéticos de la tabla I (nomenclatura tomada de [3]).

TABLA I
CONFIGURACIÓN DE LOS PARÁMETROS GENÉTICO
EMPLEADOS EN LOS EXPERIMENTOS DESARROLLADOS EN
ESTA SECCIÓN.

Parámetro	Valor
Selección:	Torneo
Tam. del torneo:	4
Nº de poblaciones:	4 en CGM
Ind. por población:	500-1000
Nº de iteraciones:	200-500
Prob. de cruce:	Desc.lineal desde 100.0%

Una vez inducidas las estrategias de generación a partir de la nube de puntos de mercado se debe decidir sobre que firmas aplicaremos la modificaciones para su estudio. En el contexto de los mercados estudiados la distribución de cuotas de mercado y beneficios de las estrategias originales son las de la tabla II.

TABLA II
DISTRIBUCIÓN DE LAS CUOTAS DE MERCADO Y BENEFICIO
DE LAS FIRMAS REALES ANALIZADAS RESPECTO A LA NUBE
DE PUNTOS DE MERCADO EN ESTUDIO.

	Firma0	Firma1	Firma2	Firma3
Energía (Kwh)	44.1	157.6	1126.2	329.2
Cuota Energía(%)	2.7	9.5	68.0	19.9
Beneficio (Kwh)	883.2	3189.3	23887.3	6799.7
Cuota Beneficio(%)	2.5	9.2	68.7	19.6

A la vista de las grandes diferencias entre las cuatro firmas hemos decidido tomar como firmas a analizar la firma de menor cuota de energía, la firma 0, y la de mayor cuota de energía, la firma 2. En las secciones siguientes se describirán las modificaciones efectuadas sobre las estrategias de las firmas seleccionadas.

B. Medidas de error

Se han empleado dos tipos de medidas en el análisis de los resultados obtenidos:

- A título informativo se han empleados las funciones de error utilizadas en [1] para medir la distancia entre las curvas estimadas y las curvas de oferta originales:

- $Error_1$ mide el error porcentual medio de la energía estimada para todas las firmas para cada mercado.

- $Error_2$ mide el error porcentual medio de la cuota de energía estimada para cada mercado para todas las firmas.

- En lo que respecta a la medición de las fluctuaciones de los beneficios y energía vendida se han empleados dos medidas diferentes:

- Como medida de la influencia de los cambios aplicados a las estrategias de la firma E_i se ha empleado la variación porcentual del beneficio o la energía según el caso, $\Delta(BE_i)$ o $\Delta(EE_i)$:

$$\Delta(BE_i) = \frac{Beneficio_{después} - Beneficio_{antes}}{Beneficio_{antes}} \%$$

$$\Delta(EE_i) = \frac{Energía_{después} - Energía_{antes}}{Energía_{antes}} \%$$

Donde los subíndices, *antes* y *después* hacen referencia a la medición del valores antes y después de la aplicar la variación sobre la firma de estudio.

- Para medir el error originado por las estrategias estimadas respecto a las estrategias reales a la hora de simular la variación del beneficio se ha empleado la medida $ErrorP$, que sólo mide el error respecto a la firma modificada E_i .

$$ErrorP = \frac{\Delta(BE_i \text{ Pool Estimado}) - \Delta(BE_i \text{ Pool Real})}{\Delta(BE_i \text{ Pool Real})} \%$$

C. Variación de la firma de menor cuota de mercado

En el caso de la empresa 0, y dada que el rango de valores en el que se mueve sus cuotas de energía y beneficio son bastante bajas respecto

al resto de firmas hemos tenido que modificar los coeficientes independientes de sus dos prototipos, para obtener una variación apreciable en sus valores de energía vendida, ΔEE_0 , y beneficio, ΔBE_0 , (ver tabla III). En concreto se ha empleado variaciones del +1% y del +5% (Mod.).

TABLA III

FLUCTUACIÓN DE LAS CANTIDADES DE ENERGÍA Y BENEFICIO DE LA FIRMA 0 TOMANDO EL POOL DE ESTRATEGIAS ORIGINAL

Mod.	$Prototipo_0$	$Prototipo_1$	ΔBE_0	ΔEE_0
+0%	$44e-4p+2.06$	$16-3p+1.68$	+0%	+0%
+1%	$44e-4p+2.08$	$16-3p+1.70$	+1.00%	+0.85%
+5%	$44e-4p+2.17$	$16-3p+1.77$	+4.99%	+4.24%

Las variaciones del +1% y +5% aplicadas a la estrategia de la firma 0 ha ocasionado un aumento similar en términos porcentuales en los valores de energía vendida y beneficio obtenido.

Si calculamos las variaciones para el resto de firmas competidoras, (ver tabla IV); podemos apreciar que prácticamente no existe reacción del resto de firmas a las modificaciones aplicadas sobre la estrategia de la firma 0. De hecho la reacción mayor es de un -0.18% en el caso de la firma 2 frente a una modificación del +4.99% en la firma modificada 0. Esto va a permitir que los modelos a probar, que no tienen en cuenta estas posibles reacciones, simulen correctamente la variación aplicada sobre la firma 0.

TABLA IV

FLUCTUACIÓN DE LAS CANTIDADES DE ENERGÍA Y BENEFICIO DE LAS FIRMAS COMPETIDORAS TOMANDO EL POOL DE ESTRATEGIAS ORIGINAL CUANDO SE RECTIFICA LA FIRMA 0. F = FIRMA

F.	$\Delta B +1\%$	$\Delta E +1\%$	$\Delta B +5\%$	$\Delta E +5\%$
0	+1.00%	+0.85%	+4.99%	+4.24%
1	-0.03%	-0.003%	-0.15%	-0.01%
2	-0.04%	-0.01%	-0.18%	-0.06%
3	-0.03%	-0.006%	-0.17%	-0.03%

D. Variación de la firma de mayor cuota de mercado

En el caso de la firma de mayor cuota de mercado, hemos optado por aplicar una variación porcentual similar al de la firma 0 aunque de signo negativo (Mod.) y sólo en una de las estrategias prototipo, con el fin de obtener una variación más pequeña y de diferente signo en los valores de beneficio, ΔBE_2 , y energía, ΔEE_2 , (ver tabla V).

En concreto las modificaciones aplicadas a la estrategia de la firma 2 han originado un aumento del valor de beneficio muy leve pero por el contrario una disminución también muy leve de la cantidad de energía vendida.

TABLA V

FLUCTUACIÓN DE LAS CANTIDADES DE ENERGÍA Y BENEFICIO DE LA FIRMA 2 TOMANDO EL POOL DE ESTRATEGIAS ORIGINAL

Mod.	$Prototipo_0$	$Prototipo_1$	ΔBE_2	ΔEE_2
+0%	$0,85p+28.35$	$1,71p+0,83$	+0%	+0%
-1%	$0,85p+28.06$	$1,71p+0,83$	+0.05%	-0.18%
-5%	$0,85p+26.93$	$1,71p+0,83$	+0.24%	-0.90%

Si calculamos las variaciones para el resto de firmas competidoras, (ver tabla VI); podemos apreciar que a pesar de que la rectificación elegida para modificar la firma 2 ocasiona variaciones más pequeñas en la energía y en el beneficio que en el caso de la firma 0, (ver sección IV-C) las firmas competidoras experimentan una fluctuación en sus beneficios y energía vendida superior a las fluctuaciones de la firma modificada. Esto nos llevará a un peor comportamiento de nuestros modelos, ya que no esperan tal reacción. En la siguiente sección confirmaremos tal afirmación.

TABLA VI

FLUCTUACIÓN DE LAS CANTIDADES DE ENERGÍA Y BENEFICIO DE LAS FIRMAS COMPETIDORAS TOMANDO EL POOL DE ESTRATEGIAS ORIGINAL CUANDO SE RECTIFICA LA FIRMA 2

Firma	$\Delta B +1\%$	$\Delta E +1\%$	$\Delta B +5\%$	$\Delta E +5\%$
0	+0.25%	+0.01%	+1.23%	+0.05%
1	+0.25%	+0.02%	+1.26%	+0.09%
2	+0.05%	-0.18%	+0.24%	-0.90%
3	+0.26%	+0.03%	+1.29%	+0.16%

E. Comparativa final

En la tabla VII se recogen los beneficios de la firma estudiada antes y después de ser modificada (B_{antes} y $B_{despues}$), el incremento absoluto del beneficio obtenido por la firma (Inc.) y el error porcentual de estimación de la fluctuación de beneficio (ErrorP) cometidos por los diferentes modelos tras las aplicar modificaciones sobre las dos firmas estudiadas, 0 y 2 (Mod.).

Se puede observar que el modelo CGM presenta el error porcentual más bajo de los errores máximos (CGM, error porcentual máximo 5.238%) de todos los modelo estudiados. 1-KGM es el segundo, con un 21% de error, después GM con un 48% y finalmente 2-KGM. Estos resultados sugieren que el clustering desacoplado (KGM) no es excesivamente efectivo. Además aun cuando el ajuste a los puntos de mercado es mejor cuando el número de clusters es 2 (ver tabla VIII) esto no implica que el pool resultante sea más parecido al pool real. Esto se corrobora empíricamente en la tabla VII, donde el método 2-KGM obtiene un error del 83% frente a un

TABLA VII
 ERRORES DE ESTIMACIÓN DE INCREMENTOS DE
 BENEFICIOS OBTENIDOS AL APLICAR LOS POOLS REAL,
 GM, CGM Y N-KGM

Mod.	Modelo	B_{antes}	B_{desp}	Inc.	ErrorP
Firma 0					
1.0 %	Real	883.215	892.036	+8.821	0
1.0 %	CGM	883.159	891.981	+8.822	0.001
1.0 %	GM	881.222	890.113	+8.891	0.794
1.0 %	1-KGM	886.326	895.139	+8.813	0.091
1.0 %	2-KGM	864.214	872.573	+8.359	5.238
5.0 %	Real	883.215	927.287	+44.072	0
5.0 %	CGM	883.159	927.237	+44.078	0.014
5.0 %	GM	881.222	925.650	+44.428	0.808
5.0 %	1-KGM	886.326	930.357	+44.031	0.093
5.0 %	2-KGM	864.214	905.969	+41.755	5.257
Firma 2					
1.0 %	Real	23887.3	23899.6	+12.3	0
1.0 %	CGM	23929.2	23942.0	+12.8	4.065
1.0 %	GM	23593.6	23601.3	+7.7	37.398
1.0 %	1-KGM	23922.9	23932.7	+9.8	20.325
1.0 %	2-KGM	23893.6	23915.5	+21.9	78.049
5.0 %	Real	23887.3	23944.7	+57.4	0
5.0 %	CGM	23989.5	23929.2	+60.3	5.05
5.0 %	GM	23593.6	23629.0	+35.4	38.33
5.0 %	1-KGM	23922.9	23968.1	+45.2	21.25
5.0 %	2-KGM	23893.6	23998.9	+105.3	83.45

21 % del modelo 1-KGM. Además es interesante observar, que como habíamos previsto, los mayores errores ErrorP de todos los modelos, incluido CGM, se dan con la firma 2. Esto último, debido a que las firmas competidoras presentan una reacción incluso mayor que la variación aplicada sobre la firma 2 (ver tabla VI).

TABLA VIII
 RESUMEN DE LOS MEJORES RESULTADOS DE AJUSTE A LAS
 ESTRATEGIAS REALES OBTENIDOS CON LOS MODELOS GM,
 CGM, 1-KGM Y 2-KGM

Modelo	$Error_1, \sigma_{Error_1}$	$Error_3, \sigma_{Error_3}$
GM	7.844, 1.744	0.793, 0.333
CGM	0.780, 0.367	0.136, 0.063
1-KGM	3.716, 0.0	0.423, 0.0
2-KGM	3.580, 0.0	0.515, 0.0

V. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En nuestro trabajo, [1], propusimos un modelo estimación de estrategias de generación que era capaz de inducir con bastante buena precisión las estrategias reales que hubieran dado lugar a una nube de puntos de mercado, únicos datos públicos procedentes del proceso de casación de la energía eléctrica en España, [4]. Pero faltaba por demostrar la aplicación práctica de las estrategias estimadas en un entorno empresarial. Por ello en este trabajo hemos propuesto una metodología que nos permite comprobar si los resultados obtenidos en aquel trabajo podían emplearse en un entorno real en el que el objetivo sea mejorar beneficios. A la vista de los resultados obteni-

dos tras aplicar la metodología estamos en disposición de afirmar que los resultados del modelo CGM permiten simular variaciones sobre las estrategias de una firma sin conocer a priori las estrategias de las firmas competidoras. Empleando para ello una estimación de las estrategias de las firmas competidoras, obtenidas mediante nuestro método CGM. Además se ha comparado la eficacia de las estimaciones de nuestro modelo CGM para estimar las variaciones de beneficio frente a las estimaciones de otros tres modelos, GM, 1-KGM y 2-KGM, y el modelo CGM ha resultado claramente mejor en todos los casos de estudio.

Una de las restricciones claras que presenta nuestra metodología de análisis de variaciones, estriba en la imposibilidad de simular reacciones de las firmas competidoras. Y esto lo hemos demostrado con la variación aplicada a la firma 2, en la que todos los modelos se han presentado su peor comportamiento.

Además, un pool estimado con el método CGM, puede emplearse para detectar la presencia de acuerdos entre generadores, comparándolo con el pool óptimo (en términos del problema de Cournot). Estamos desarrollando un nuevo algoritmo para estimar el pool óptimo, donde puede fijarse la estrategia de una firma para simular la reacción del resto de firmas.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido llevado a cabo en parte gracias al apoyo de la Fundación Banco Herrero. En concreto gracias a la "Ayuda a la investigación 2002" concedida por esta entidad al proyecto de investigación "Simulación y análisis del mercado eléctrico español mediante algoritmos genéticos". La realización de este trabajo también ha sido cofinanciada con ayuda del Ministerio de Ciencia y Tecnología bajo el proyecto TIC2002-04036-C05-05.

REFERENCIAS

- [1] E.A. de la Cal y L. Sanchez Ramos, "Estimación de estrategias de generación de energía eléctrica mediante algoritmos genéticos coevolutivos con fitness multiobjetivo," in *AEB02, Primer congreso iberoamericano de algoritmos evolutivos y bioinspirados*, Mérida, 2002, pp. 479–485.
- [2] Ministerio de Industria y Energía, "Protocolo para el establecimiento de una nueva regulación del sistema eléctrico nacional," Tech. Rep., Ministerio de Industria y Energía, 1996.
- [3] T. Weinbrenner, "Genetic programming kernel version 0.5.2," Tech. Rep., http://www.emk.e-technik.tu-darmstadt.de/thomasw/gpkernel_toc.html, 1997.
- [4] Operador del Mercado Eléctrico español OMEL, "Genetic programming kernel version 0.5.2," Tech. Rep., <http://www.omel.es>, 2002.
- [5] J.F. Nash, "Non-cooperative games," *Annals of Mathematics*, vol. 54, pp. 286–295, 1951.
- [6] H. Dawid, *Adaptative Learning by Genetic Algorithms*, Springer-Verlag, Berlin, 1999.

- [7] W. Fushuan and D. A. Kumar, "A genetic algorithm based method for bidding strategy coordination in energy and spinning reserve markets," *Artificial Intelligence in Engineering*, 15(2001), pp. 71–79, 2001.
- [8] C. Ocaña y A. Romero, "Una simulación de funcionamiento del pool de energía eléctrica en españa. dt 002/98," Tech. Rep., CNSE, 1998.
- [9] H. Juill and e Pollack, "Semantic niching and coevolution in optimization problems," *Fourth European Conference on Articial Life*, 1997.