

Un modelo difuso evolutivo para la estimación de estrategias de generación eléctrica

Enrique A. de la Cal Marín

Resumen— Con motivo 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, convirtiéndose en un mercado de libre competencia no regulado por el gobierno. Por ello en nuestro trabajo anterior, [1], propusimos un modelo genético coevolutivo simplificado de simulación del mercado eléctrico. Entonces demostramos que ese 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. En el presente trabajo proponemos un nuevo modelo más complejo, en el cual hemos empleado un clasificador basado en reglas difusas. Analizaremos las variables de clasificación empleadas en el clasificador difuso y aplicaremos este nuevo con clasificador modelo difuso a una nube de puntos de mercado reales extraídos del mercado eléctrico español. Comprobaremos que el modelo obtenido es capaz de extraer las estrategias un pool de estrategias generación con clasificador difuso que aproximan con una buena precisión una nube de puntos de mercado reales extraídos del mercado eléctrico español.

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

I. INTRODUCCIÓN

A. Funcionamiento del mercado eléctrico de generación en España

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 úni-

co 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.

B. Objetivo

En este trabajo definiremos un modelo basado en algoritmos genéticos coevolutivos con función de fitness multiobjetivo que nos permite extraer las estrategias de generación de las empresas que han competido en un mercado eléctrico tomando como entrada una nube de puntos de mercado. Cada estrategia incorporará un clasificador basado en variables estacionales difusas que le permitirá alcanzar una mayor precisión de estimación de las estrategias originales.

Los estudios existentes del mercado eléctrico, [3], [4], analizan las estructuras de generación de forma separada para diferentes períodos de demanda. Por ello una de las principales aportaciones del presente trabajo consiste en que las propias estrategias de generación llevan acoplado un clasificador de períodos de demanda, de modo que cada estrategia puede tener un clasificador diferente del resto.

Estudiaremos variables estacionales de clasificación de la demanda a nivel intradía, semanal y anual.

Además aplicaremos el modelo resultante en la resolución dos problemas: uno artificial y otro real, construido a partir de datos reales del mercado eléctrico español, correspondientes al año 2000.

C. Sumario

El índice de este trabajo se organiza como sigue. En la sección II se define la metodología propuesta. El problema artificial sobre el que se ha

validado la metodología se describe en la sección III. La sección IV incluye el diseño del problema real que se empleará para ilustrar la aplicación de nuestro método. El trabajo finaliza con la sección de conclusiones. Además se ha añadido al trabajo el apéndice A con el estudio de las variables estacionales de que depende la demanda del mercado eléctrico español durante el año 2000. Así como el apéndice B, en el que se linealizan las curvas de coste reales de los generadores mayoritarios en el mercado eléctrico español.

II. DESCRIPCIÓN DE LA METODOLOGÍA

En esta sección mostraremos que la coevolución genética de un conjunto de poblaciones (cada una representa la estrategia de una firma del pool) nos permite simular el equilibrio de un mercado artificial similar al mercado eléctrico español.

Los datos que constituyen la entrada de nuestro algoritmo 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 obtenemos un sistema de clasificación 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.

Los individuos de este esquema coevolutivo 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.

A. Representación de los individuos

Los departamentos de planificación estratégica de las compañías generadoras toman en consideración factores externos a las propias firmas como el día de la semana, la hora del día, la estación del año, las previsiones del tiempo (lluvia, temperatura del aire, etc.) y muchos otros, antes de enviar sus ofertas de generación (precio, cantidad) al Operador de Mercado. Nuestro análisis sería muy impreciso si no tuviéramos en cuentas

estos factores.

Por lo tanto, hemos decidido modelar las curvas de generación mediante:

- Un sistema de clasificación, que produce una segmentación de los mercados en un cierto número de clases, y
- Tantas curvas poligonales de generación como clases.

El sistema de clasificación será un sistema basado en reglas difusas y los consecuentes de las reglas serán curvas de generación, con forma de línea poligonal, que denominaremos “estrategias prototipo”. Se han empleado reglas difusas para mantener el número de clases lo más bajo posible; la inferencia difusa logra una interpolación entre las estrategias prototipo, de modo que podamos aproximar las curvas de oferta reales (ya sea en la inducción o la estimación óptima) mediante una combinación de las curvas poligonales, de acuerdo al grado de pertenencia asignado a cada regla en el clasificador difuso. Hay que tener en cuenta que el sistema difuso puede evolucionar concurrentemente con las estrategias prototipo, de modo que la definición de las clases no sólo dependerá de los factores externos sino también de las estrategias prototipo.

En nuestra implementación hemos empleado las siguientes variables de clasificación (en el apéndice A se analiza la influencia de estos factores sobre la demanda del año 2000 en España):

1. Nivel de Energía Relativa al día, “NERdía”. Consistirá en la asignación a cada hora del día del orden que ocupa entre 0 y 23 respecto al nivel de demanda de energía dentro de su día. Este factor será un factor no-cíclico medidor de la estacionalidad intradía, que sustituye al factor natural que sería la hora del día. Tomaremos para este factor dos valores lingüísticos: nivel de energía “alto” y “bajo”. Los valores correspondientes a este factor se representan con funciones de pertenencia fuzzy.

2. También consideraremos el factor “Tipo de día”, como discriminante a nivel de semana, ya que existe una gran salto en el nivel de demanda entre los días laborales y los festivos (Sábado y Domingo). Por esta razón, se tomarán dos valores simbólicos: día “festivo” y “laboral”. Este factor se tomará como una función nítida simbólica.

3. El factor temperatura ambiental, “Temperatura”, se empleará para medir la estacionalidad anual. De nuevo hemos tomado dos valores lingüísticos para este factor: temperatura “frío” y “calor”. Los valores correspondientes a este factor se representan con funciones de pertenencia fuzzy.

En el ejemplo de la figura 1 el clasificador (c_1 , c_2 , c_3 , c_4) representa las particiones de las va-

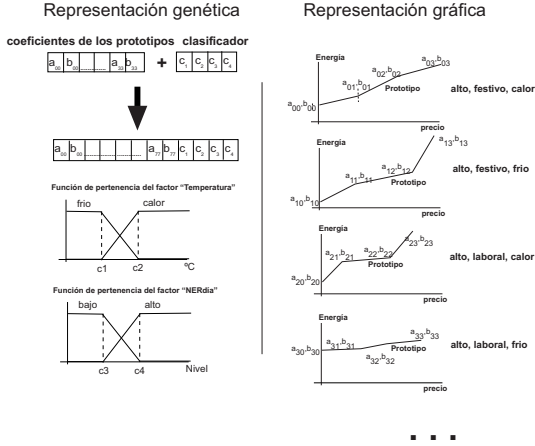


Fig. 1. Estrategia de oferta con prototipos de tres segmentos y un clasificador difuso que segmenta los mercados en cuatro clusters y su correspondiente representación genética

riables difusas “NERdía” y “Temperatura”, y los consecuentes de las reglas están implícitos en el propio clasificador. El factor “Tipo de día”, al ser nítido de tipo simbólico, está implícito y por lo tanto no tiene representación genética. El par (c_1, c_2) representa el soporte de la función de pertenencia de los valores simbólicos del factor “NERdía”, y el par (c_3, c_4) lo hacer para el factor “Temperatura”.

B. Operadores genéticos empleados

El cruce de individuos debe afectar a los dos partes de un individuo (Prototipos y Clasificador):

- Prototipos: Para prevenir una excesiva variación en los individuos y la consecuente dispersión de los datos, hemos determinado experimentalmente que es mejor seleccionar aleatoriamente una de las estrategias prototipo de los individuos y cruzarla, que cruzarlas todas sistemáticamente. El cruce de una estrategia prototipo está basado en la media de los coeficientes de los padres, con una ligera variación aleatoria (cruce aritmético uniforme, [5][6]). Para que la estrategia resultante del cruce sea válida deberá ser creciente en precio y cantidad:

```

i=random(No. de prototipos)
hijo.a = 0.5*(madre[i].a + padre[i].a)
        *random[0.8..1.20]
hijo.b = 0.5*(madre[i].b + padre[i].b)
        *random[0.8..1.20]

```

Donde “a” será precio y “b” energía.

- Parámetros del clasificador: Teniendo en cuenta que los parámetros soporte del clasificador, deben ser crecientes, hemos empleado también un cruce aritmético uniforme, con “operación de reparación”, que mantengan la factibilidad del cla-

sificador resultante del cruce (i.e., que el clasificador resultante del cruce siga siendo creciente). Hemos determinado experimentalmente que es mejor seleccionar aleatoriamente los parámetros soporte de un atributo y cruzarlo que cruzar todos los atributos sistemáticamente, ya que esta última opción introduce excesiva diversidad en los individuos de la población, igual que ocurre con los prototipos.

El algoritmo que se ha empleado es el siguiente:
`atr = random(No. de atributos)`

```

for i:= 1 to NoParámetros do
  hijo.clas[i] =
    1/2*(madre.clas[atr][i]
    + padre.clas[atr][i])
    *random[0.8, 1.2]

```

Donde *NoParámetros* valdrá dos, ya que son dos las variables difusas empleadas.

No ha sido necesario incluir el **operador mutación** dado que el propio operador de cruce incluye un factor aleatorio.

C. Cálculo del fitness para un agente

Se han considerado dos criterios para ordenar dos individuos. Un individuo k_1 es mejor que otro k_2 , cuando la energía total generada por el pool de k_1 para un precio de mercado, está más cerca de la energía real del punto de mercado correspondiente que la energía total generada por el pool en el que haya competido el individuo k_2 y además el beneficio unitario de las firmas seleccionadas para competir contra k_1 es más parecido entre ellos que los de k_2 . Consecuentemente, el fitness multiobjetivo propuesto está basado en dos objetivos.

Sea n_f el número de firmas, n_m el número de puntos de mercado, $q(p)$ la estrategia agregada de generación real, $q'(p')$ la estrategia agregada de generación estimada, p_m el precio marginal real para el punto de mercado m y p'_m el precio marginal estimado para el punto de mercado m . Según esto el primer objetivo será $Fitness_a$:

$$Fitness_a = \frac{\sum_{m=1}^{n_m} (\sum_{f=1}^{n_f} q_f(p_m) - q'_m(p'_m))^2}{n_m}$$

En otras palabras, el $Fitness_a$, es la suma media de los cuadrados de las diferencias entre la energía predicha y la energía realmente vendida. El segundo objetivo, $Fitness_b$, minimiza las diferencias entre los beneficios unitarios (Bu_f^m) de cada firma f respecto a cada punto de mercado m . Siendo q'_f la estrategia estimada de generación para la firma f y C_f la función de coste para la firma f :

$$Bu_f^m = (q'_f(p'_m) * p'_m - C_i(q'_f(p'_m)))/q'_f(p'_m)$$

Hemos decidido medir las diferentes entre beneficios unitarios con su varianza

$$\sigma^2(\text{Bu}^m) = \frac{\sum_{f=1}^{n_f} (Bu_f^m - \text{media}(\text{Bu}^m))^2}{n_f}$$

$$\text{Fitness}_b = \sum_{m=1}^{n_m} \sigma^2(\text{Bu}^m)$$

III. PROBLEMA ARTIFICIAL DE ESTUDIO

Se ha diseñado un problema de validación de nuestro método pensando en un mercado con cuatro agentes (un oligopolio con el mismo número de firmas que el mercado eléctrico español) de comportamiento asimétrico. Las estrategias de generación se componen de 1 prototipo con sólo un segmento lineal, y un clasificador difuso con variables de clasificación:

1. Nivel de Energía Relativo al día, “NERdía”. Indica el orden de un punto de mercado dentro de día en función de la cantidad de energía consumida a esa hora.

2. Tipo de día, “TipoDía”. Esta variable indica si un punto de mercado corresponde a un día festivo o laboral.

3. Temperatura del aire, “Temperatura”. Esta variable indica la temperatura ambiente media durante la hora a la que corresponde el punto de mercado.

Tales variables de clasificación presentarán los valores simbólicos (V. Simbólicos) que se indican en la tabla I, cuya definición dependerá del tipo de variable, nítida o difusa (T. Var.).

TABLA I

CARACTERÍSTICAS DE LOS VARIABLES DE CLASIFICACIÓN DE UN PROBLEMA SIMPLE CON CLASIFICADOR DIFUSO

Variable	T. Var.	V. Simbólicos
NERdía	Difusa	Alto, Bajo
TipoDía	Nítida	Festivo, Laboral
Temperatura	Difusa	Calor, Frio

Hemos modelado el mercado de la siguiente forma:

1. Las funciones de coste (C_i):

$$C_0(q) = 2q + \frac{5e + 06}{\text{mercados_día} * \text{días_año}}$$

$$C_1(q) = 1,75q + \frac{1e + 07}{\text{mercados_día} * \text{días_año}}$$

$$C_2(q) = 1,5q + \frac{2e + 07}{\text{mercados_día} * \text{días_año}}$$

$$C_3(q) = 1,25q + \frac{3e + 07}{\text{mercados_día} * \text{días_año}}$$

donde el coste fijo se divide de forma equilibrada para todos los mercados del año. Por ejemplo, en el año 2000 hubo 24 mercados al día durante 366 días, lo cual suponen 8784 mercados.

2. El escenario del mercado es una serie de 8 funciones de demanda diferentes (D_m), cada una de las cuales es aplicable en 5 puntos de mercado. Esto da lugar a un total de 40 puntos de mercado.

$$D_0(q) = -180,265 * p + 17365,4$$

$$D_1(q) = -597,709 * p + 29861,4$$

$$D_2(q) = -1306,3 * p + 17839,9$$

$$D_3(q) = -6628,66 * p + 31594,8$$

$$D_4(q) = -297,728 * p + 16743,2$$

$$D_5(q) = -558,947 * p + 18423,8$$

$$D_6(q) = -14559,9 * p + 14729,1$$

$$D_7(q) = -173,301 * p + 14391,6$$

3. Los puntos de mercado, $PM_{m=1}^{40} = (\text{precio}_i, \text{cantidad}_i, \text{NERdía}, \text{TipoDía}, \text{Temperatura})$, fueron generados a partir de la intersección (proceso de casación) de las funciones de demanda anteriores (D_j) y la estrategia original agregada. Estos puntos se pueden ver en la figura 2a, representados sobre el eje precio-cantidad. Se han obviado los atributos de clasificación de cada punto por la poca claridad de su representación gráfica.

4. Y, por último, respecto a la representación de las estrategias originales con las que compararemos la salida de nuestro algoritmo, sabemos que cada empresa aplicó una oferta poligonal de un tramo para cada una de las ocho particiones de los valores simbólicos de las variables de clasificación. La función de pertenencia de las variables difusas es trapezoidal. A modo de ejemplo podemos ver a continuación la definición de la estrategia original para la firma 0.

A. Definición de la estrategia de generación de la firma 0

En la tabla II definimos, para cada variable de clasificación (Variable), sus valores simbólicos (V. Simbólico), funciones de pertenencia (F. Pertenencia), así como un código alfabético asociado a cada valor de la variable (Cód.), para un mejor manejo de los datos. En la columna correspondiente a las funciones de pertenencia el símbolo \nearrow representa la rampa de subida de la función de pertenencia del valor de pertenencia 0 al valor de pertenencia 1, siendo los valores anterior y posterior al símbolo los puntos comienzo y fin de la

pendiente. Así $x \nearrow y$ representaría una función de pertenencia de valor:

- 0 para valores inferiores a x ,
- El valor de la recta $(x, 0)$ - $(y, 1)$ para valores entre x e y ,
- 1.0 para valores superiores a y .

TABLA II

DEFINICIÓN DE LAS FUNCIONES DE PERTENENCIA PARA EL CLASIFICADOR DE LA FIRMA 0 EN EL PROBLEMA CON CLASIFICADOR DIFUSO

Variable	V. Simbólico	F. Pertenencia	Cód.
NERdía	Alto	$10 \nearrow 14$	A
NERdía	Bajo	\sim NERdía Alto	B
Tipodía	Festivo	-	F
Tipodía	Laboral	-	L
Temperatura	Calor	$3.1 \nearrow 20.8$	C
Temperatura	Frio	\sim Temp. Calor	F

Por otro lado, en la tabla III, se recogen las estrategias prototipo (Estrategia Prototipo) para cada partición (Partición) de los valores descritos en la tabla II. Cada partición se identifica mediante la combinación de los códigos de los valores de los tres factores empleados, en el orden: NERdía, TipoDía y Temperatura.

TABLA III

ESTRATEGIAS PROTOTIPOS CORRESPONDIENTE A LA FIRMA 0 DEL PROBLEMA CON CLASIFICADOR DIFUSO

Partición	Estrategia Prototipo
AFC	0.987129 959.363 6.74361 9149.37
AFF	5.11535 4179.35 6.71627 8991.96
ALC	2.59407 6247.63 4.73102 6382.89
ALF	1.93559 6286.03 7.37826 6286.03
BFC	1.82279 3712.02 12.0758 8151.08
BFF	4.20021 2205.76 7.04079 7831.55
BLC	2.33496 5111.41 10.8808 9554.46
BLF	2.89714 4621.11 11.8359 6834.83

Todas las ofertas cumplen con la restricción de beneficio unitario igual para cada mercado.

B. Resultados numéricos

En concreto, los parámetros genéticos que hemos empleado para la simulación fueron: 4 poblaciones de 500 individuos cada una, 400 iteraciones, selección por torneo con tamaño 4 y probabilidad de cruce lineal descendentes, desde 100% a 0%. Con el fin de ilustrar visualmente el resultado de nuestra simulación hemos optado por representar gráficamente los puntos de mercado originales

junto con los puntos de mercado estimados (ver figura 2), antes que representar todas las estrategias con clasificador difuso, dado lo poco clarificador que esto sería.

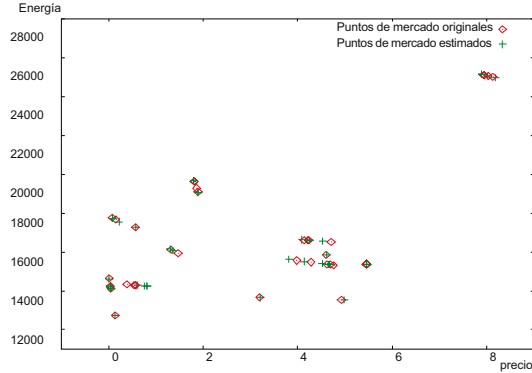


Fig. 2. Puntos de mercado originales (rombos) frente a puntos de mercado estimados mediante nuestro método (cruces)

A la vista de la figura 2 podemos observar que los puntos de mercado estimados (cruces) prácticamente solapan a los puntos de mercado originales (rombos), lo cual origina un error porcentual respecto a las cantidades totales estimadas del 0.94% por mercado y firma.

Y, respecto a las ofertas individuales, se obtuvo un 100% de acierto al hacer un matching lingüístico de las reglas individuales, y los errores porcentuales de estimación de cantidades fueron, de 2.92% para las cantidades de energía y 0.69% para las cuotas de mercado. Esto supone una discrepancia del 0.42% del beneficio total de las firmas estimadas respecto al beneficio obtenido por las firmas originales, y del -1.25% en las unidades de generación.

IV. APLICACIÓN A UN PROBLEMA REAL

Con el fin de ilustrar la aplicación de nuestra metodología a un entorno más real, se ha diseñado un problema basado en una selección de los puntos reales del mercado eléctrico Español del año 2000. Sobre este problema se han aplicado el algoritmo definido en este trabajo.

Los datos que se han elegido para el diseño de este problema real son los siguientes:

- Los competidores que simularemos son las empresas generadoras mayoritarias en el mercado eléctrico Español: Endesa, Fenosa, Iberdrola e Hidrocantábrico (H-C). Esto se traduce únicamente en el uso de sus curvas de coste de generación linealizadas, que se calculan en el apéndice B.

- Un histórico de 40 puntos de mercado, extraídos de los datos publicados del mercado eléctrico español correspondientes al año 2000. El

detalle de la elección de estos puntos de mercado se detalla en el apéndice, IV-A.

- Para cada punto de mercado se ha tomado una demanda relativamente poco elástica con pendiente -2.

- Se han empleado estrategias de generación basadas en un clasificador difuso. Las estrategias prototipo consecuentes del clasificador serán poligonales de tres tramos, y el clasificador estará basado en las variables analizadas en el apéndice A-A: “Nivel de energía relativo al día”, “Tipo de día” y “Temperatura del día”.

A. Elección de puntos de mercado y curvas de demandas correspondientes al año 2000

Se han seleccionado ocho grupos de cinco puntos de mercado. Cada grupo de cinco puntos ha sido seleccionado aleatoriamente dentro de todos los puntos de mercado posibles correspondientes a cada grupo. Cada grupo se corresponde con cada una de las ocho particiones de los posibles valores lingüísticos de las variables de clasificación expuestas en la sección A-A. Las características de los puntos seleccionados se encuentran en la tabla IV¹. Se han tomado las particiones en función de los valores obtenidos en el apéndice A

TABLA IV
CARACTERÍSTICAS DE LOS PUNTOS DE MERCADO REALES SELECCIONADOS

Grupo	NERdía	Festivo	Temp. °C
Grupo BLB	1-9	LABORAL	0-10
Grupo BLA	1-9	LABORAL	16-30
Grupo BFB	1-9	FESTIVO	0-10
Grupo BFA	1-9	FESTIVO	16-30
Grupo ALB	15-24	LABORAL	0-10
Grupo ALA	15-24	LABORAL	16-30
Grupo AFB	15-24	FESTIVO	0-10
Grupo AFA	15-24	FESTIVO	16-30

Se ha tomado como curvas de demanda a un conjunto de rectas, una para cada punto de mercado, con una pendiente relativamente poco elástica de -2, cada una de las cuales corta el punto de mercado correspondiente.

B. Resultados numéricos

Tras aplicar nuestro algoritmo empleando 200 iteraciones, hemos obtenido un fitness medio final correspondiente a los mejores individuos de las

¹Para identificar cada grupo de puntos generado, se ha utilizado la combinación de las iniciales de los valores de las variables implicadas. Por ejemplo, Grupo ALB, se corresponde a NERdía “Alto”, Festivo “Laboral” y Temperatura “Baja”

cuatro poblaciones de $Fitness_{multi} = \langle 0.237802, 0.190358 \rangle$.

Respecto a los resultados de la competición del pool obtenido con nuestro algoritmo, éste presenta los siguientes errores porcentuales respecto a los puntos de mercado reales:

- Error Cantidad (% cantidad por mercado): 0.00190202%/mercado

- Error Precio (% precio por mercado): 7.39138%/mercado

Los resultados obtenidos por las estrategias individuales inducidas que generan los puntos de mercado de entrada se recogen en la tabla V. Estos resultados no pueden ser comparados con los de las estrategias originales, ya que estos últimos no son datos públicos. Los resultados que hemos obtenido únicamente se podrían comparar con los datos de las empresas reales si estos no fueran privados.

TABLA V
RESULTADOS DE LA COMPETICIÓN DEL POOL OBTENIDO MEDIANTE EL ALGORITMO DE INDUCCIÓN DE ESTRATEGIAS APLICADO A UN PROBLEMA REAL

Dato	Endesa	Iberdrola	Fenosa	H-C
Beneficios	120791	84010	46484.2	45386.8
Energía	232621	184512	98545.3	94193.4

V. CONCLUSIONES

Los modelos genéticos coevolutivos se emplean a menudo para simular sistemas naturales con múltiples agentes de comportamiento independiente, donde no es posible aplicar modelos matemáticos.

En este trabajo hemos definido y probado un nuevo modelo para inducir estrategias de generación de energía eléctrica a partir de una nube de puntos de mercado. La principal aportación de este nuevo modelo consiste en que el hecho de añadir el uso de variables difusas al mismo le ha permitido adaptarse a nubes de puntos de mercado complejas. El hecho de emplear reglas difusas permite mantener el número de clases lo más bajo posible; así mismo la inferencia difusa logra una interpolación entre las estrategias prototipo, de modo que podamos aproximar las curvas de oferta reales (ya sea en la inducción o la estimación óptima) mediante una combinación de las curvas poligonales, de acuerdo al grado de pertenencia asignado a cada regla en el clasificador difuso.

Y finalmente se ha aplicado nuestro algoritmo a un problema de puntos de mercado totalmente real, obteniendo unos resultados aceptables.

AGRADECIMIENTOS

La realización de este trabajo ha sido financiada con ayuda del Ministerio de Ciencia y Tecnología bajo el proyecto TIC2002-04036-C05-05.

APENDICES

I. DATOS DE LA DEMANDA HORARIA DEL AÑO 2000

Para demostrar la aplicación de la metodología propuesta a puntos de mercado reales, se han tomado como casos de estudio los puntos de mercado del año 2000. Se ha seleccionado este año, ya que la recopilación de datos para este trabajo se realizó durante finales del año 2001, en el cual los últimos datos disponibles (puntos de mercado del pool español y datos climatológicos) correspondían al año 2000. Para el diseño del problema real ha sido necesario analizar diversos factores externos, de los que depende la demanda de energía diaria, que serán empleados en los clasificadores de las estrategias de generación. En las siguientes secciones se describirán y justificará el uso de los factores seleccionados.

A. Factores externos estudiados

Según los expertos consultados del grupo Hidrocarbónico, las características que pueden condicionar la demanda de energía son las siguientes:

1. Nivel de Energía relativo al día: Factor externo empleado como discriminante intra-día, y que sustituye a la variable “hora del día” .
2. Tipo de día: Factor externo discriminante respecto a la semana.
3. Temperatura media horaria: Factor externo discriminante respecto al año.

Demostremos la estacionalidad de los factores externos elegidos sobre datos del año 2000. Para ello se han recopilado todos los puntos de mercado del pool español durante el año 2000, en concreto 366 días a 24 puntos por día, que suponen 8784 puntos de mercado. La estacionalidad nos ayudará a determinar lo segmentables que son los factores estudiadas.

Con el fin de comprobar la estacionalidad de los factores externos anteriores se ha calculado el IVEN (Índice de Variación Estacional Normalizado) para cada uno de ellos:

$$IVEN(\text{FactorExterno}_t) = \frac{\text{FactorExterno}_t}{\overline{\text{FactorExterno}}}$$

siendo t el dominio de los factores externos. Por ejemplo, para la “Hora del día”, t tomará valores de 1 a 24.

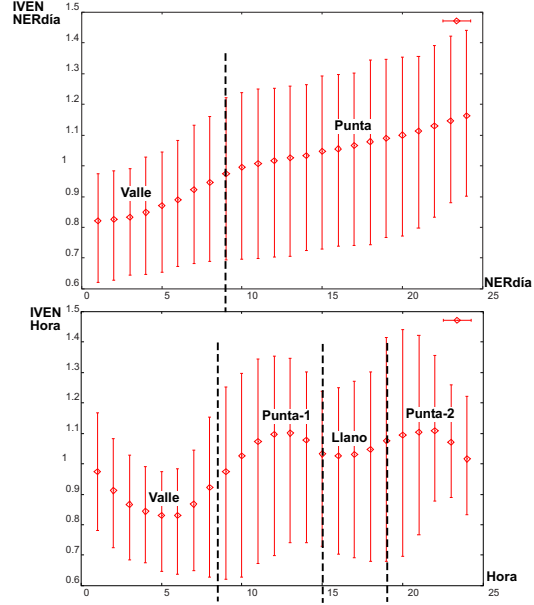


Fig. 3. Comparativa del IVEN para la característica NERdía (arriba) vs. HORA para el año 2000 (abajo). Eje X es orden para NERdía (1 a 24) y hora para HORA (1 a 24)

A.1 Nivel de Energía Relativo al día

Hemos seleccionado el factor Nivel de Energía Relativo al día (NERdía) como factor discriminante dentro del ámbito de un día. Este factor es sustituto del factor hora como factor intra-día, que es “cíclico” y más complejo de aplicar.

En la gráfica 3, hemos representado los valores medio, mínimo y máximo para los índices de variación estacional (IVEN) de los factores intra-día, NERdía y HORA, para el año 2000. En el caso de HORA la curva representada se segmenta en tres tramos cortados verticalmente de diferente IVEN: “Punta-n”, “Llano” y “Valle” (ver figura 3abajo). Donde el tramo “Punta-1” está partido por el tramo “Llano” y el tramo “Punta-2” se uniría de forma cíclica con el tramo “Valle” ya que el factor externo Hora es de por si cíclico. En cambio el factor NERdía, al no presentar picos simplifica de forma acusada su estudio, ya podemos diferenciar sólo dos sectores: “Valle” y “Punta” o como mucho “Valle”, “Llano” y “Punta”, pero totalmente secuenciales (ver figura 3arriba); además de que el factor en si no es cíclico. Por ello, el factor NERdía será válido a todos los efectos como sustituto de la HORA, como factor estacional intra-día.

A.2 Tipo de día

Se ha seleccionado la festividad del día de la semana como factor externo estacional respecto a la semana. Existe una clara relación entre el día

de la semana y la demanda.

Para medir la relación de estacionalidad de este factor con el día de la semana hemos representado el IVEN de la demanda respecto al día de la semana y hemos obtenido la gráfica de la figura 4. En ella puede apreciarse una tendencia al alza en festivos y sábados y una ligera tendencia a la baja en lunes (que es el posterior a festivo más frecuente). Por esto los Sábados se considerarán días festivos a efectos de nuestro experimento.

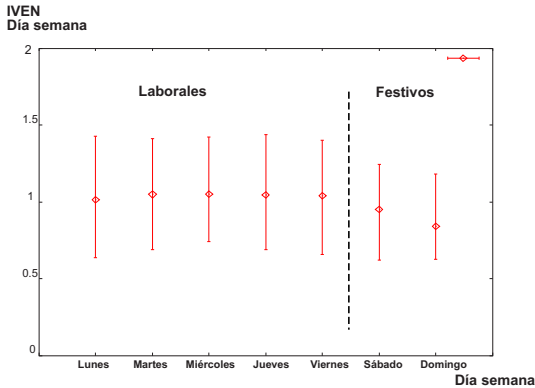


Fig. 4. Variación estacional de la demanda en función del día de la semana para el año 2000.

A.3 Temperatura media horaria

Se ha seleccionado la temperatura del aire como factor externo estacional respecto al total del año. Dado que la demanda de energía disponible no se encuentra disgregada por provincias, sino que se presenta como demanda integral, es del todo inadecuado hacer uso de una sola temperatura para la serie de temperaturas. Por ello, se ha empleado el método introducido por Valor [7], que están basado en el concepto de índice de ponderación de temperaturas (ITE). El ITE es una medida de temperatura representativa de una zona geográfica y se definirá más adelante. El método definido por Valor consiste en tomar temperaturas de una serie de estaciones meteorológicas representativas de diferentes provincias cercanas; en concreto Sevilla, Bilbao, Madrid y Valencia:

1. Bilbao : Galicia, Asturias, Cantabria, Euskadi y Navarra.
2. Sevilla: Andalucía y Extremadura.
3. Madrid: Las dos castillas, La Rioja y Madrid.
4. Valencia: Cataluña, Valencia y Murcia.

a continuación se ponderará cada temperatura media diaria de cada estación por su índice correspondiente de temperatura (ITE). Como factor de ponderación para el cálculo del índice se ha tomado la población relativa existente en el año en cuestión en las zonas representadas por

cada estación (w_i):

$$w_i = \frac{p_i}{\sum_{j=1}^4 p_j}$$

Donde p_i es la población correspondiente a la zona representada por la estación i , (consultar tabla VI).

De esta forma el índice de temperatura ITE único para toda España se calculará como:

$$ITE = \sum_{j=1}^4 \bar{T}_j w_j$$

siendo \bar{T}_i la temperatura media en las provincias del grupo i -ésimo. En la tabla VI hemos recogido los censos acumulados por representantes de las provincias que emplearemos para calcular el ITE, [8].

TABLA VI

POBLACIÓN POR COMUNIDADES A 1 DE ENERO DE 1998

Representate	Población	w_i
Bilbao	6962962	0.1928
Madrid	9555735	0.2646
Sevilla	8305878	0.2300
Valencia	11286119	0.3126
TOTAL	36110694	1.0000

Para el caso de la temperatura, hemos decidido representar gráficamente los valores medio, mínimo y máximo del propio factor, tanto respecto al total de días del año (ver figura 5arriba), como a los meses del año (ver figura 5abajo). En ambos gráficas detectamos los dos puntos de inflexión:

- En torno al mes de Abril.
- En torno al mes de Noviembre.

Estos dos puntos de inflexión cortan el total de puntos en dos clusters de “Invierno” y “Verano” en torno a los 15°C.

II. CARACTERÍSTICAS DE LOS GENERADORES UTILIZADOS EN ESTE ESTUDIO

Dado que estamos trabajando sobre el mercado eléctrico español, las firmas que simularemos son las cuatro principales empresas generadoras del país: Endesa, Iberdrola, Fenosa e Hidrocantábrico. Los únicos datos que hemos tomado para cada una de ellas ha sido el perfil de la función del precio de coste de generación. Para ello hemos linealizado los perfiles de coste reales correspondientes al año 2000. Cálculo que se realizará a continuación.

A. Linealización de las funciones de coste reales de los generadores españoles

Se han recogido del trabajo de Ocaña-Romero, [4] las curvas reales de coste de generación de las cuatro principales generadoras españolas durante el año 2000, (ver figura 6). Y en base a las curvas

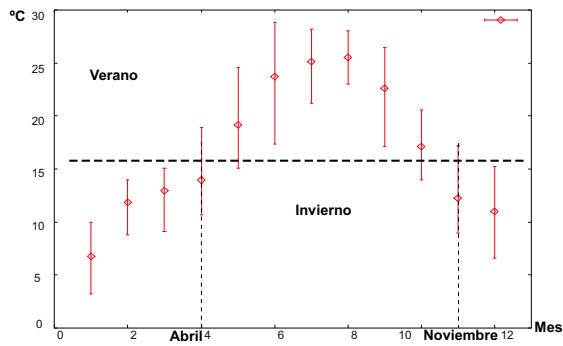
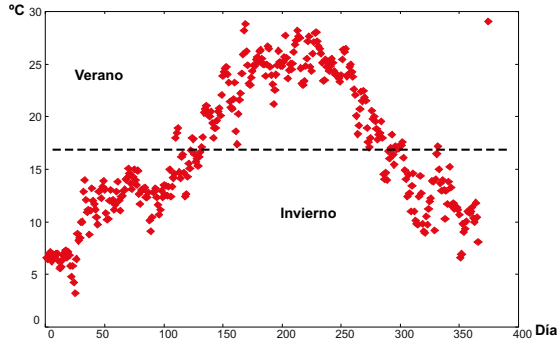


Fig. 5. Variación estacional de la temperatura por día (arriba) y por mes (abajo) para el año 2000.

de esta figura se han calculado las curvas de coste linealizadas, cuyos valores se recogen en la tabla VII.

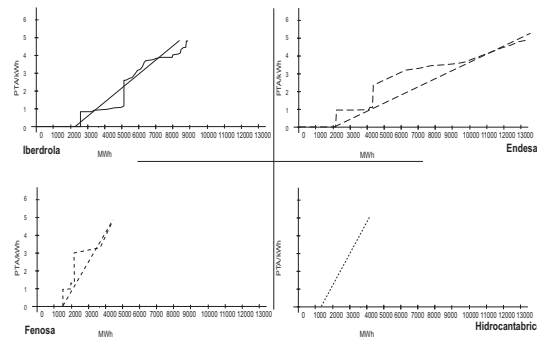


Fig. 6. Curvas de coste reales de los generadores españoles durante el año 2000.

En la figura 7 podemos apreciar que existe una relación de orden en las pendientes de las funciones de coste linealizadas que depende de la cuota de mercado de la firma correspondiente. Siendo Endesa la firma con menor pendiente y por lo tanto con menor coste por unidad producida e Hidrocantábrico la firma con mayor coste.

REFERENCIAS

[1] E.A. de la Cal y L. Sánchez, “Estimación de estrategias de generación de energía eléctrica mediante algorit-

TABLA VII
FUNCIONES DE COSTE DE LOS CUATRO PRINCIPALES GENERADORES ESPAÑOLES, LINEALIZADAS A PARTIR DE CURVAS DE GENERACIÓN REALES REALES

Generador	F. Coste Linealizada
Iberdrola	$7.7e-4q-1.925$
Endesa	$4.17e-4q-0.834$
Fenosa	$1.67e-3q-2.502$
Hidrocantabrico	$1.7e-3q-2.4$

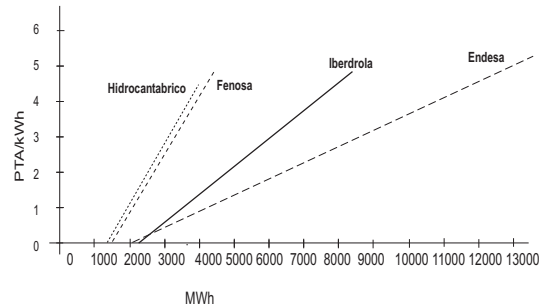


Fig. 7. Curvas de coste linealizadas correspondientes a los generadores españoles durante el año 2000.

mos genéticos coevolutivos con fitness multiobjetivo,” in *AEB'02: 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] 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.

[4] C. Ocaña and A. Romero, “Una simulación de funcionamiento del pool de energía eléctrica en España. dt 002/98,” Tech. Rep., CNSE, 1998.

[5] W.M. Spears and K.A. De Jong, “On the virtues of parameterized uniform crossover,” in *Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, Rick Belew and Lashon Booker, Eds., San Mateo, CA, 1991, pp. 230–236, Morgan Kaufman.

[6] G. Syswerda, “Uniform crossover in genetic algorithms,” in *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, Rick Belew and Lashon Booker, Eds., San Mateo, CA, 1989, pp. 2–9, Morgan Kaufman.

[7] E. Valor, V. Meneu, and V. Caselles, “Daily air temperature and electricity load in Spain,” *Journal of Applied Meteorology*, vol. 40, no. 8, pp. 1413–1421, 2001.

[8] Instituto nacional de Estadística, “Resultados de los censos de población y viviendas 1998,” Tech. Rep., <http://www.ine.es>, 1998.