

Minería y visualización de datos del mercado eléctrico español

Eugenio Fco. Sánchez Úbeda, Antonio Muñoz, José Villar

Instituto de Investigación Tecnológica
Escuela Técnica Superior de Ingeniería (ICAI)
Universidad Pontificia Comillas
28015 Madrid

Eugenio.Sanchez@iit.upco.es, Antonio.Munoz@iit.upco.es, Jose.Villar@iit.upco.es

Resumen

El volumen de datos disponible para las empresas que participan en el mercado eléctrico español es muy elevado y con información potencialmente muy rica. La extracción de conocimiento sobre el comportamiento estratégico de la competencia en el mercado, condensado en las curvas de oferta, supone una ventaja competitiva. En este artículo se propone una metodología de análisis de las curvas de oferta basada en el empleo de técnicas de minería de datos. Se presentan numerosos ejemplos del tipo de conocimiento que se puede obtener.

1. Introducción

Los recientes cambios acaecidos en las políticas regulatorias de todo el mundo han favorecido la introducción de la competencia en muchos sectores industriales tradicionalmente regulados, como por ejemplo la electricidad, el gas o las telecomunicaciones. Para conseguir una mejor eficiencia económica, los gobiernos están fomentado el desarrollo de distintos tipos de mercados liberalizados para el comercio de estos bienes. La principal característica de estos mercados es la libre concurrencia de ofertas de compra y venta [1].

Cuando lo que se negocia es energía eléctrica, los mercados son convocados según un horario preestablecido y los agentes acuden a ellos manifestando su disposición de adquirir o vender determinadas cantidades de energía (o potencia) a un precio dado. A la hora de cierre, las ofertas de compra y venta son casadas (Figura 1) y se comunican las cantidades que han resultado adjudicadas, y el precio al que se liquidan las transacciones. El precio de la energía se obtiene, para cada hora, por intersección de las curvas de

oferta agregada (venta) y de demanda agregada (compra).

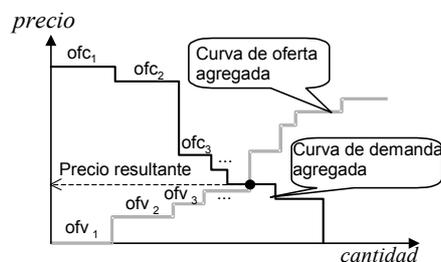


Figura 1 Casación de las curvas de compra y de venta agregadas

En estos entornos los participantes tratan de construir sus ofertas para maximizar su beneficio esperado. La complejidad de estos nuevos mercados y la incertidumbre que genera su desconocimiento está favoreciendo el desarrollo de nuevas y complejas herramientas informáticas que combinan las técnicas más tradicionales con las últimas tecnologías en optimización, análisis de datos y sistemas distribuidos [1][2][3][4][5].

El comercio de energía eléctrica en el sistema español está repartido en distintos tipos de mercados, como son el mercado diario, los mercados intradiarios, y los mercados de servicios complementarios (mercado de reserva secundaria, mercado de reserva terciaria y mercados de desvíos). A su vez estos mercados están gestionados por dos tipos de operadores, el Operador del Mercado (OM), que utiliza criterios principalmente económicos para realizar las casaciones, y el Operador del Sistema (OS), que combina los criterios económicos con criterios técnicos para garantizar la seguridad y fiabilidad de la red [6][7][8].

El OM es el encargado de gestionar el mercado diario y los mercados intradiarios [6]. El objetivo del mercado diario es permitir la realización de las

transacciones energéticas necesarias para el establecimiento del programa diario de energía del día siguiente, dividiendo este horizonte de programación en veinticuatro horas consecutivas. Se convoca una única sesión cada día, y el programa de energía que resulta contiene las energías que cada unidad deberá producir o consumir las 24 horas del día siguiente. Por otro lado, el objetivo de los mercados intradiarios consiste en permitir aquellos ajustes que sean necesarios para corregir y mejorar (mediante varias sesiones convocadas en tiempo real a lo largo del día) la programación resultante del mercado diario.

En ambos tipos de mercados, diario e intradiarios, las ofertas enviadas por los participantes están compuestas de un número limitado de bloques de energía horarios con diferentes precios cada uno. Pueden ser ofertas simples, en cuyo caso cada conjunto de bloques horarios es independiente de los bloques del resto de horas, o bien compuestas, en cuyo caso se permite el establecimiento de condiciones transversales que ligan los bloques ofertados en horas distintas. Un ejemplo de condición transversal es la de aceptación completa del primer bloque, que permite asegurar que los generadores que arranquen vayan a seguir acoplados durante todo el horizonte de programación posterior a su arranque, evitando arranques y paradas innecesarios.

Los mercados diario e intradiarios van siempre seguidos de un análisis de restricciones realizado por el OS para determinar si existen restricciones técnicas que impidan la casación de algunas de las ofertas, siempre con objeto de mantener la seguridad y fiabilidad del sistema eléctrico nacional. Con la información enviada por el OS, el OM restablece el equilibrio energético utilizando las ofertas restantes no casadas previamente, dando lugar a una nueva programación energética. Como resultado de éstos análisis de restricciones, y para evitar que sus imposiciones se incumplan en mercados posteriores, el OS publica las limitaciones superiores o inferiores que haya considerado necesario imponer a las unidades generadoras.

Además de los análisis de restricciones, el OS es también el encargado de los mercados de servicios complementarios, cuyo objetivo es dotar al sistema de reservas y energía en tiempo real para garantizar su seguridad y fiabilidad [8].

El mercado de reserva secundaria se convoca una vez al día después del mercado diario para dotar al sistema de la reserva positiva o negativa de potencia para cada hora del horizonte de programación, que permita mantener el equilibrio de potencia del sistema en tiempo real. El OS estima y publica las necesidades de reserva secundaria, recibe las ofertas de los generadores y casa las ofertas necesarias para cubrir su estimación de necesidades. Por otro lado, el mercado de reserva terciaria se utiliza para obtener la energía necesaria que permita restablecer la reserva secundaria que esté siendo utilizada, mediante una reprogramación de las unidades generadoras.

Por último, el mercado de desvíos lo convoca el OS cuando predice desviaciones significativas, positivas o negativas, entre la generación de energía programada y el consumo real previsto para las próximas horas, ya que las desviaciones pequeñas son normalmente resueltas haciendo uso de la reserva terciaria. Las desviaciones predichas son comunicadas a los agentes participantes que deben enviar sus ofertas de energía para compensar el desvío en un plazo inferior a los treinta minutos.

Por tanto, la estructura global del mercado español de energía eléctrica es bastante compleja y exige a cada participante preparar cinco tipos de ofertas distintas y enviarlas a los operadores varias veces al día. Además las ofertas deben prepararse siempre a partir de la última programación energética disponible, de las últimas limitaciones publicadas por el OS, respetando los compromisos de secundaria adquiridos por las distintas unidades y, por supuesto, con los datos de disponibilidad real de las unidades más recientes para asegurar que las ofertas tienen en cuenta los recursos realmente disponibles.

Dentro de este mercado de energía el volumen de datos disponible es muy elevado y con información potencialmente muy rica. La extracción de conocimiento sobre el comportamiento estratégico de la competencia, condensado en las curvas de oferta, juega una baza muy importante. Además, dada la dinámica del mercado, la ventaja competitiva que supone dicho conocimiento tiene un periodo de validez limitado, siendo necesario actualizarlo periódicamente.

Todos estos condicionantes han motivado la construcción de sistemas de información y análisis

para caracterizar y modelar el comportamiento de la competencia, y así poder optimizar las estrategias de precios empleadas en la elaboración de las ofertas. En este artículo se describe una metodología de análisis de las curvas de oferta basada en el empleo de técnicas de minería de datos.

El resto del artículo se ha organizado como sigue. En la sección segunda se describe el tratamiento de las curvas de oferta propuesto, mientras que en la sección tercera se detallan las técnicas propuestas para el análisis de variables explicativas. Finalmente se esbozan las principales conclusiones a las que se ha llegado.

2. Minería y visualización de curvas de oferta

El primer paso para analizar las curvas de oferta agregadas consiste en construirlas a partir de la información publicada por los operadores. Se pueden calcular las curvas de oferta agregadas de compra y de venta de cada agente o agrupaciones de las mismas para varios agentes. Una vez disponibles, es posible proceder al análisis de las mismas.

La caracterización del comportamiento de los agentes propuesta en este artículo se basa en la extracción de conocimiento utilizando técnicas de minería de datos. Como resultado de este análisis, normalmente interactivo e iterativo, se obtienen, por un lado, los patrones característicos de oferta, y por otro, la distribución estadística de las curvas reales de oferta en torno a estos patrones. Los patrones característicos de oferta son una descripción simplificada y fácilmente interpretable del comportamiento tipo de los agentes. El análisis de la activación temporal de estos patrones y de su relación con otras variables son una fuente de conocimiento del mercado muy importante que permite por ejemplo analizar cambios temporales de estrategia.

2.1. Codificación de las curvas de oferta

Dado que en el mercado español hay entorno a unas 400 unidades oferentes y cada una puede realizar unas 25 ofertas a la hora, una curva de oferta agregada puede contener unas 1,000 ofertas (bloques precio-cantidad). Por ejemplo, en la Figura 2 se muestran las 2160 curvas de oferta

enviadas por un agente entre el 1/1/2003 y el 31/3/2003.

Para que estas curvas sean fácilmente tratables desde el punto de vista de análisis y aplicación de técnicas de aprendizaje automático, existen varias alternativas. El método más sencillo consiste en muestrear la curva original en unos puntos previamente decididos (por ejemplo todas las curvas representadas en la Figura 2 han sido previamente muestreadas en 200 puntos uniformemente distribuidos entre dos precios dados).

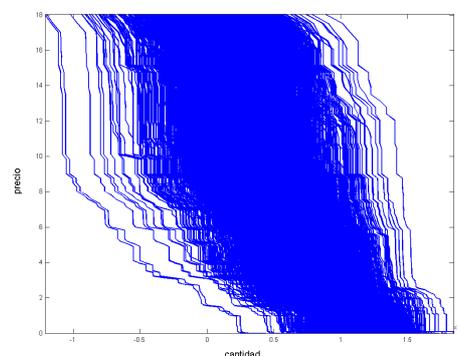


Figura 2 Curvas de oferta agregada entre el 1/1/2003 y el 31/3/2003

Aparte de esta codificación básica, en la literatura se han propuesto otros mecanismos de codificación más sofisticados basados en modelos que permiten no sólo comprimir los datos, sino también extraer conocimiento importante sobre las mismas por la propia estructura de los modelos empleados. Por ejemplo, en [10] los autores proponen modelar la curva en torno al punto de casación mediante una recta de pendiente variable. En [11] se propone utilizar el modelo de bisagras lineales LHM (*Linear Hinges Model* [12][13]). Este modelo resume la curva inicial mediante un conjunto de rectas conectadas. La Figura 3 muestra los modelos Bisagra obtenidos para las curvas de oferta de las 24 horas del 15/1/2003. Se puede observar que el modelo captura la forma principal de las curvas de oferta, filtrando los pequeños escalones consecutivos.

En [14] se propone el modelo Sigmo como alternativa al modelo LHM. El Sigmo es un modelo especialmente diseñado para modelar curvas de oferta agregadas como una suma ponderada de sigmoidales en donde se asegura

que la salida es siempre creciente o decreciente, dependiendo de si es una curva de compra o de venta.

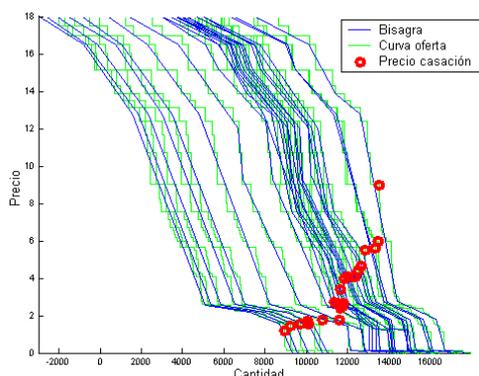


Figura 3 Modelos de bisagras LHM para las 24 curvas de oferta del 15/1/2003

Tanto el modelo LHM como el modelo Sigmo son modelos aditivos basados en funciones base. El primero utiliza funciones triangulares con soporte local, mientras que en el segundo son sigmoideas. El número y posición de estas funciones base se determina automáticamente durante el ajuste, pudiendo ser diferente para cada curva de oferta modelada.

Estos modelos permiten obtener información útil. Por ejemplo se puede utilizar la pendiente de la curva obtenida por el modelo como estimación de la variación conjetural del precio respecto a la producción de las empresas en torno al punto de casación. Esta variación conjetural juega un destacado papel en los modelos de mercado de energía eléctrica, como el presentado en [15], al ser una de las conjeturas que cada empresa debe realizar para modelar el comportamiento del resto de agentes que participan en el mercado.

2.2. Construcción de patrones de curvas

Otra manera de obtener conocimiento relevante sobre el comportamiento estratégico de los agentes del mercado consiste en analizar la evolución temporal de las curvas de oferta presentadas. Sin embargo, dado que para cada hora existe una curva de oferta agregada, si se quiere analizar de una forma sistemática un periodo de tiempo de varios meses, es necesario

III Taller de Minería de Datos y Aprendizaje

agrupar las curvas según patrones o perfiles de oferta tipo suficientemente representativos.

En [4][5] se propone utilizar técnicas de agrupamiento y de estimación de funciones de densidad para identificar los perfiles, así como caracterizar la dispersión de las curvas reales de oferta en torno a estos patrones. En concreto el modelo de estimación utilizado es la red neuronal PRBFN (*Probabilistic Radial Basis Function Network*, [14]) ya que el mismo modelo realiza las labores de agrupamiento, estimación de funciones de densidad y generación de los perfiles tipo.

En la Figura 4 se muestran los seis patrones obtenidos para las curvas de oferta representadas en la Figura 2, indicándose para cada patrón el número de curvas reales de oferta que representa (NVR). Según esta gráfica, se puede apreciar que en este ejemplo las curvas de oferta del agente considerado son, fundamentalmente, translaciones de un mismo perfil básico.

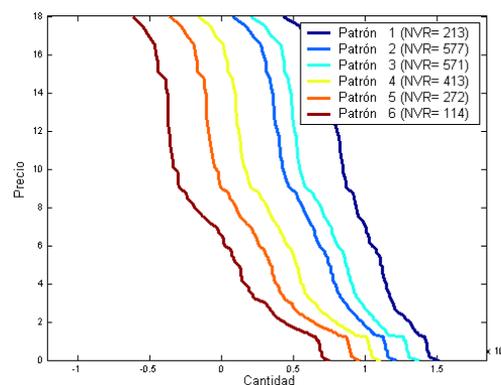


Figura 4 Patrones para las curvas de oferta agregada enviadas entre el 1/1/2003 y el 31/3/2003

Por otro lado, una representación más detallada de los patrones (Figura 5) permite conocer la dispersión de las curvas reales de oferta en torno a estos patrones. Por ejemplo, el patrón 6 representa un menor número de curvas que el resto, pero es también el que tiene una dispersión mayor.

Este análisis aporta una información muy valiosa sobre el comportamiento de los agentes, ya que como resultado del mismo se puede obtener, además de los perfiles característicos, la secuencia temporal de activación de dichos patrones. El análisis de esta secuencia temporal permite identificar cambios de estrategia, así como la probabilidad estimada de cada curva de

oferta, facilitando la detección de situaciones anómalas.

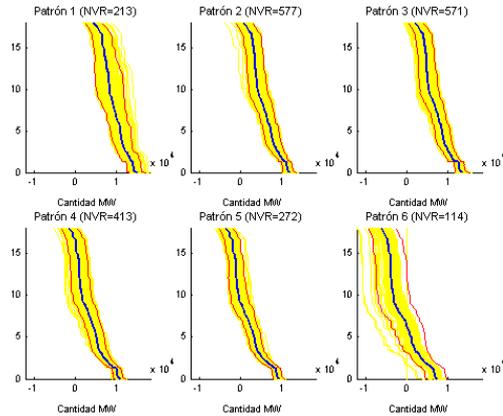


Figura 5 Patrones (detalle) para las curvas de oferta agregada enviadas entre el 1/1/2003 y el 31/3/2003

La Figura 6 representa la secuencia temporal de activación de los patrones anteriores utilizando la representación mapa día-hora (ver la sección 3.1). En este gráfico aparece claramente el efecto de las horas de llano, punta y valle, así como el efecto de los días festivos. Los patrones 4, 5 y 6 aparecen básicamente en los valles de los laborables y en los festivos salvo en las horas de punta de la noche. Por otro lado, el patrón 1 aparece a mediados de enero de 2003, coincidiendo con valores muy altos de demanda eléctrica (ver Figura 9).

Aunque la representación de la Figura 6 es muy ilustrativa, es posible utilizar modelos supervisados de aprendizaje automático para explicar no sólo la evolución temporal del patrón activado, sino la dependencia de dicha variable con otras variables explicativas apropiadas para el estudio del mercado que se quiera realizar. Por ejemplo, en el caso del mercado de reserva secundaria puede ser interesante utilizar como variables explicativas la demanda prevista del mercado diario, las necesidades de reserva de secundaria o el precio del mercado diario. En la siguiente sección se profundiza en este enfoque.

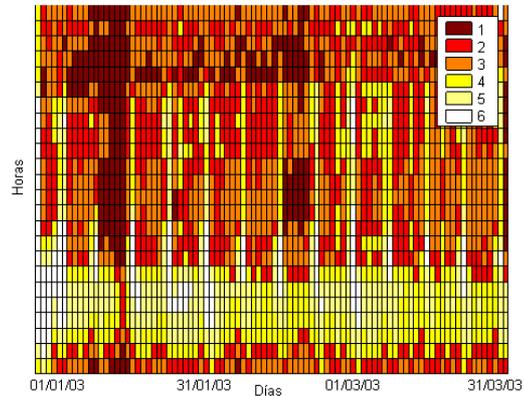


Figura 6 Activación de los patrones de curvas de oferta identificados en la Figura 4

Otro análisis preliminar de la activación de los patrones obtenidos puede hacerse utilizando árboles de decisión (ver por ejemplo [13] para una descripción de la representación utilizada). Por ejemplo, en el árbol de decisión de la Figura 7 se puede observar que los patrones 4 y 5 son patrones de horas de demanda muy baja (horas de la 1 a 6), mientras que el patrón 1 aparece fundamentalmente entre el 13/01/2003 y el 18/01/2003 a partir de la hora 7.

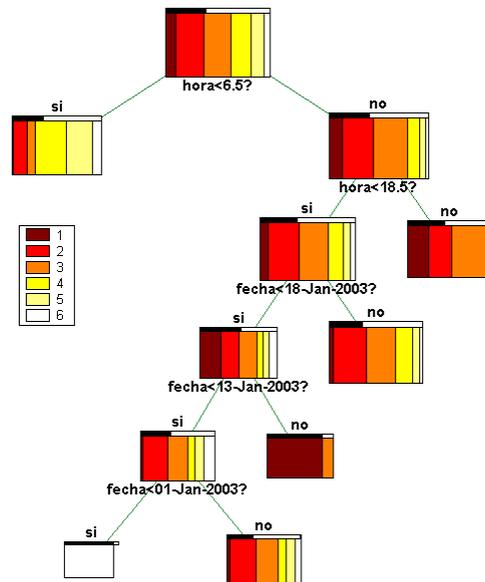


Figura 7 Árbol de decisión para explicar la evolución temporal de los patrones representada en la Figura 6

3. Minería y visualización de variables explicativas

El número de variables publicadas para los distintos mercados es lo suficientemente elevado como para que el mero análisis exploratorio de los datos no sea una tarea sencilla. Entre estas variables se puede citar, por ejemplo: la última programación disponible, ya sea por empresa, tecnología, o grupo, el nivel de hidráulicidad, la estimación de demanda, las necesidades de cada mercado, el tipo de día (laborable, semi-festivo, festivo, ...) y de hora (llano, punta, valle, ...) etc. Además, muchas de ellas están interrelacionadas, siendo su seguimiento una tarea ardua si no se dispone de herramientas específicas que simplifiquen la tarea.

3.1. Mapas día-hora

Esta representación gráfica de datos horarios permite extraer mayor conocimiento sobre el comportamiento de una determinada variable ya que facilita la búsqueda de relaciones temporales, así como la detección de posibles valores anómalos. Básicamente, es una representación matricial en donde cada fila corresponde a una determinada hora y cada columna a un determinado día. Dentro de cada elemento o celda de la matriz se muestra el valor que toma la variable utilizando un código de colores.

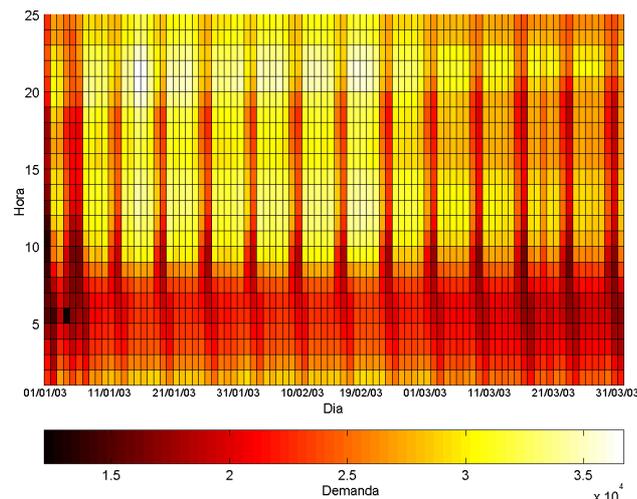


Figura 9 Mapa día-hora mostrando la evolución temporal de la demanda eléctrica entre el 1/1/2003 y el 31/3/2003

Por ejemplo, la gráfica de la Figura 8 muestra la representación habitual de la evolución temporal de la demanda horaria para el periodo de estudio considerado. Esta misma variable se ha representado utilizando un mapa día-hora en la Figura 9.

Observando la Figura 9 se puede identificar fácilmente las estacionalidades típicas de la demanda eléctrica: la modulación de la demanda según las horas (horas de valle, llano y punta) y las variaciones semanales, con consumos claramente inferiores durante los fines de semana y los festivos. También se puede observar que las puntas de demanda del periodo considerado se dieron fundamentalmente a mediados del mes de enero, durante las horas de mayor consumo de la noche.

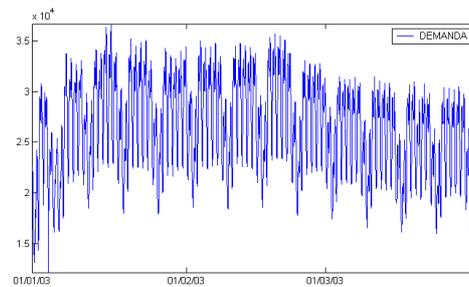


Figura 8 Evolución temporal horaria de la demanda eléctrica española entre el 1/1/2003 y el 31/3/2003

Este tipo de representación gráfica permite comparar fácilmente diferentes variables entre sí. Por ejemplo, en la Figura 10 se muestra la evolución del precio del mercado diario para el mismo periodo de tiempo. Se puede observar que el precio sigue en general a la demanda (representada en la Figura 9) pero al final del periodo los precios no bajan como lo hace la demanda, debido al empleo de tecnologías de generación más caras. También resultan llamativos los precios que se alcanzaron a mediados de enero, coincidiendo con las puntas de demanda anteriormente indicadas.

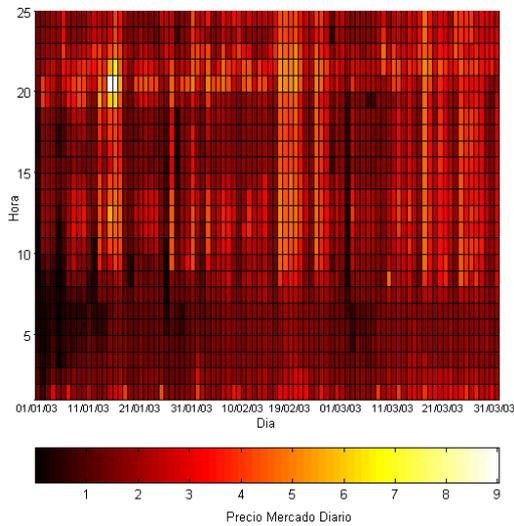


Figura 10 Evolución de los precios del mercado diario entre el 1/1/2003 y el 31/3/2003

3.2. Gráficos de bloque

Esta representación gráfica de datos permite explorar visualmente las interrelaciones entre variables con la finalidad de obtener un conocimiento más profundo sobre el comportamiento del mercado. Se basa en representar un conjunto de gráficos para una serie de variables en función de alguno de los valores que pueda tomar otra variable.

A modo de ejemplo, en la Figura 11 se ha representado un gráfico de cajas horarios para la demanda eléctrica española entre el 1/1/2003 y el 31/3/2003. En este caso el tipo de gráfico elegido

es “diagrama de cajas” para la variable “demanda” y según los valores que tome la variable “hora”. Se puede observar en dicha figura la modulación con las horas, así como la dispersión, menor para las horas de valle y mayor para el resto ya que se han considerado todos los días del periodo, sin separar laborables de festivos.

En la Figura 12 se muestran dos gráficos de bloque, uno con los diagramas de cajas para el precio del mercado diario y otro para la demanda, según el patrón al que pertenece la curva de oferta (Figura 4). Estos gráficos permiten analizar fácilmente la relación de los patrones determinados anteriormente con el precio y la demanda. Así, por ejemplo, el patrón 1 corresponde a demandas y precios muy altos.

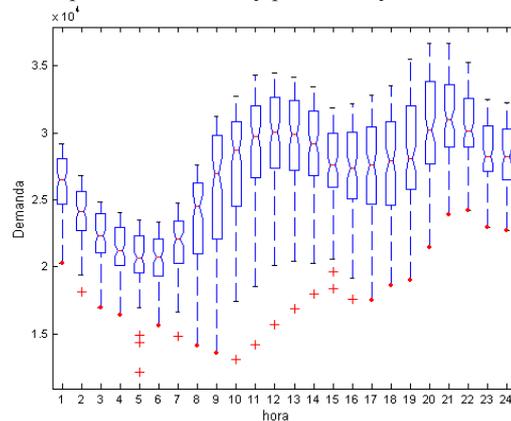


Figura 11 Diagramas de cajas horarios para la demanda eléctrica española entre el 1/1/2003 y el 31/3/2003

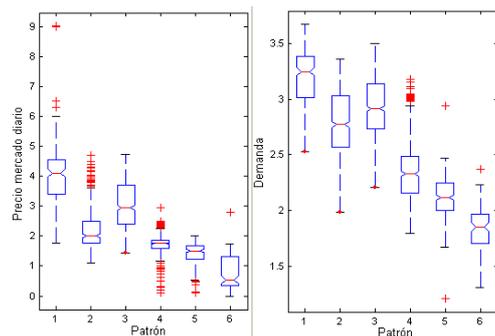


Figura 12 Diagramas de cajas para el precio del mercado diario y la demanda, según el patrón de curva de oferta activado (periodo 1/1/2003 - 31/3/2003)

3.3. Minería con modelos supervisados

Lógicamente, siempre es posible utilizar modelos de aprendizaje automático supervisado (como los Perceptrones Multicapa [17], los Árboles de decisión o los modelos ORTHO [13]) para analizar la dependencia funcional entre variables. Por ejemplo, se puede plantear la estimación del patrón de oferta asignado a partir de un conjunto de variables candidatas como un problema de aprendizaje supervisado para obtener una explicación razonable.

En el caso de utilizar un Árbol de Decisión, el propio mecanismo de aprendizaje es capaz de seleccionar las variables de entrada más relevantes. La Figura 13 muestra el árbol de decisión construido para explicar el patrón de oferta el precio del mercado diario en función de un subconjunto de variables explicativas disponibles (demanda, precio del mercado diario, hora, etc). Según este árbol de decisión, el patrón 6 se ha presentado cuando la demanda y el precio son bajos, justo al contrario que el patrón 1.

Por otro lado, si se ajusta un Perceptrón Multicapa, el Análisis Estadístico de sus Sensibilidades [18] permite identificar el subconjunto de variables de entrada que realmente aportan información para predecir el patrón activado.

Los modelos obtenidos pueden ser utilizados para generar escenarios de curvas de oferta. En concreto, a partir de la estimación de los patrones característicos y de la distribución estadística de las curvas de oferta en torno a estos patrones, es posible generar escenarios de la competencia mediante técnicas de Monte Carlo [19]. Estos

escenarios pueden ser utilizados para evaluar con criterios estocásticos la calidad y robustez de una determinada estrategia de oferta frente a un conjunto de posibles comportamientos de la competencia.

4. Conclusiones

En este artículo se ha tratado la aplicación de técnicas de minería de datos y aprendizaje para la realización de análisis del mercado eléctrico español. El volumen de datos disponible en este mercado es muy elevado y con información potencialmente muy rica.

En concreto se han presentado técnicas específicas para el tratamiento de las curvas de oferta. Mediante los modelos de aprendizaje supervisado LHM y Sigmo se puede obtener la esencia de las estrategias de oferta de los distintos agentes, mientras que la aplicación de técnicas de agrupamiento facilita la visión conjunta de las mismas.

También se han presentado técnicas de visualización específicas para extraer conocimiento relevante por mero análisis exploratorio.

La combinación de estas técnicas con la aplicación sistemática de métodos de aprendizaje supervisado para analizar la dependencia funcional entre variables permite disponer de un conjunto de herramientas aptas para realizar análisis de diversa índole, tanto para mantener actualizado el conocimiento disponible sobre el comportamiento estratégico de la competencia como para realizar estudios puntuales que puedan surgir.

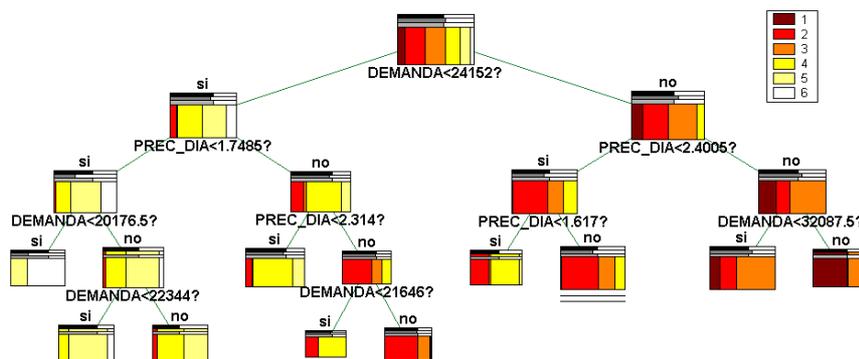


Figura 13 Árbol de decisión para explicar la pertenencia a un patrón de la Figura 6 en función del precio y la demanda

Referencias

- [1] D. Friedman, J. Rust (eds.), *The Double Auction Market. Institutions, Theories and Evidence*, Addison-Wesley, 1993.
- [2] G.P. Azevedo, B. Feijó, M. Costa, "Control Centers evolve with Agent Technology", *IEEE Computer Applications*, vol 13, n. 3, Julio 2000.
- [3] Simulator for Electric Power Industry Agents (SEPIA): Complex Adaptive Strategies, en <http://www.epri.com>.
- [4] J. Villar, A. Muñoz, E.F. Sánchez Úbeda, "SGO: Sistema de información para la realización de ofertas en el mercado eléctrico español", *Anales de Mecánica y Electricidad*, vol. LXXX(I), pp. 40-50, Enero-Febrero 2004.
- [5] J. Villar, A. Muñoz, E.F. Sánchez Úbeda, A. Mateo González, et al, "SGO: Management information system for strategic bidding in electrical markets", 2001 IEEE Power Tech. Conference, Vol. I, POM6-394, Oporto (Portugal), Septiembre 2001.
- [6] A. Mateo González, A. Muñoz, J. García González, "Modeling and forecasting electricity prices with input/output hidden Markov models", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 20, no. 1, pp. 13-24, Febrero 2005.
- [7] Reglas del Mercado de Producción de Energía Eléctrica, <http://www.omel.es>.
- [8] Contrato de adhesión, www.omel.es
- [9] Procedimientos de operación del mercado eléctrico español, www.ree.es
- [10] A. M. Calmarza and J. I. Fuente, "New Forecasting Method for the Residual Demand Curves using Time Series (ARIMA) Models," *PMAPS 2002*, Napoles, Italia, 2002.
- [11] E.F. Sánchez-Úbeda, J. García-González, "Management of sealed-bid auction curves: Applications of the Linear Hinges Model", *IPMU'2000*, Madrid, Julio 2000.
- [12] E.F. Sánchez-Úbeda, L. Wehenkel, "The Hinges model: A one-dimensional continuous piecewise linear model", *Proc. of IPMU'98*, pp. 878-885, Paris, Julio 1998.
- [13] E.F. Sánchez-Úbeda, "Models for data analysis: contributions to automatic learning", Tesis doctoral, Univ. Pontificia Comillas, 1999.
- [14] A. Mateo, E. F. Sánchez-Úbeda, A. Muñoz, J. Villar et al., "Modeling bidding curves: the linear hinges model versus the sigmo model", *IEEE Power Tech 2001 Conference*, Portugal, Sept 2001.
- [15] J. García-González, "Optimización de la explotación en el corto plazo y elaboración de ofertas en un sistema eléctrico liberalizado. Naturaleza del problema y métodos de solución", Tesis doctoral, Univ. Pontificia Comillas, 2001.
- [16] A. Muñoz, M.A. Sanz-Bobi, "An incipient fault detection system based on the probabilistic radial basis function network. Application to the diagnosis of the condenser of a coal power plant", *International Journal of Neurocomputing (Elsevier Science)*. No. 23, (1998), pp. 177-194.
- [17] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams, "Learning internal representations by error propagation", *Parallel Distributing Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition (D.E. Rumelhart, J.L. McClelland, eds)*, vol.1, capítulo 8, Cambridge, MA: MIT Press, 1986
- [18] A. Muñoz, T. Czernichow, "Variable selection using feedforward and recurrent neural networks", *International Journal of Engineering Intelligent Systems*. Vol 2, pp. 91-102, 1998.
- [19] R.Y. Rubinstein, *Simulation and the Monte Carlo Method*, John Wiley and Sons, 1981.