Predicción de la demanda de la energía eléctrica a largo plazo: un reto en ingeniería computacional

Gabriel Winter, Antonio Pulido-Alonso, Begoña González-Landín, Mustapha-Maarouf, Jonay González-Guerra, Manuel Cruz- Pérez, Blas Galván-González
Universidad de Las Palmas de Gran Canaria (ULPGC)

DOI: http://dx.doi.org/10.6036/7834

NECESIDAD Y REPERCUSIÓN DE LA PREDICCIÓN DE LA DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCRICA A LARGO PLAZO

Empresas privadas y públicas requieren estimaciones a largo plazo de la demanda de energía eléctrica (DEE). Entre las eléctricas: el transportista y gestor del sistema, la distribuidora, las empresas de generación y las comercializadoras. También las empresas suministradoras de combustibles a las centrales de generación. Asimismo, las Administraciones Públicas responsables de la Planificación y Gestión del Territorio, para reservar suelo donde ubicar las infraestructuras que garanticen el suministro energético a las distintas actividades que se desarrollan en el mismo. Los autores han participado en los Planes Territoriales Especiales de Ordenación de Infraestructuras Energéticas de varias islas de Canarias [1-3]. Destacar que, si las predicciones realizadas resultan ser muy bajas, podrían producirse deficiencias en el suministro de energía, con inconvenientes para distintos sectores económicos, pero si resultan ser excesivas, se podría incurrir en una elevada e improductiva inversión económica.

NUEVOS ESCENARIOS

Nuevos factores influirán cada vez más en la predicción de la DEE: la eficiencia energética global, el autoconsumo con la integración de energías renovables en los edificios, el uso de bombas de calor aerotérmicas, la incorporación del vehículo eléctrico. También cambios sociales como el tipo de familia, la edad de la población y el número de personas por vivienda, condicionando el consumo per cápita. El cambio climático y la implantación de los contadores inteligentes afectarán al consumo, entre otras cuestiones, modificando la sensibilidad social. Cada vez será más complejo predecir una evolución futura de la DEE.

INGENIERÍA COMPUTACIONAL PARA LA BÚSQUEDA DE MEJORES PREDICCIONES

Se han utilizado variados métodos de ingeniería computacional (de inteligencia artificial, de búsqueda heurística, y métodos de investigación operativa entre otros) con el fin de obtener predicciones de la DEE [4-8]. Motivado por la observación de apreciables oscilaciones del PIB e IPC en el periodo de la actual crisis económico-financiera, y buscando mejores predicciones, en [9] se analizan los resultados de predicción de la DEE obtenidos al incorporar el IPC como una nueva variable explicativa.

CASO DE ESTUDIO

A partir de datos históricos del consumo de energía eléctrica y la población (POB) en Canarias (Instituto Canario de Estadística, ISTAC, http://www.gobiernodecanarias.org/istac/), y datos del PIB e IPC de Canarias (Instituto Nacional de Estadística, INE, http://www.ine.es), en [9] se realiza un ajuste de la DEE en Canarias. En la figura 1 se observa una marcada linealidad de la DEE hasta 2007. Tendencia que se rompe a partir de 2008.

En [9] se evalúa el poder predictivo de distintos métodos: Regresión Lineal y Regresión Logarítmica Múltiple (RLM y RLog), dos Máquinas de Vectores Soporte (SVM), un Algoritmo Genético (AG), una Red Neuronal Artificial (RNA); reservando algunos años para testear los ajustes. Estos años test se eligieron aleatoriamente, si bien se forzó a que entre ellos hubiera al menos un año de la actual crisis económico-

	MAPE %(Datos Test)	
Métodos	POB, PIB	POB, PIB, IPC
RLM	3,04	3,41
RLog	1,66	2,46
MVS (Lineal)	3,42 (C=30)	3,63 (C=3)
MVS (Gaussiana)	2,38 (C=5, σ=0,5)	2,09 (C=10, σ=0,05)
ED	2,51 (CR=0,1, F_{ini}=0,7, F_{fin}=0,1, S=10)	1,76 (CR=0,4, Fini=0,7 ,F_{fin}=0,1, S=100)
AG	2,77	1,71
RNA	1,58	1,22

Tabla I: Evaluación del error de los distintos métodos con /sin IPC

financiera y, como es usual en la literatura, se incorporó el último año-dato. También se presenta una comparativa de los resultados de eficiencia de los distintos métodos, evaluando el porcentaje del error medio absoluto (MAPE), para los años test 1992, 2001, 2004, 2009 y 2014, y para los casos de incluir o no la variable IPC.

Aquí se incorpora un método de Evolución Diferencial (ED), elegido por su demostrada eficiencia en la resolución de diversos casos test complejos [10]. Se han ajustado los parámetros que intervienen en todos los métodos considerados con el fin de lograr el mejor ajuste posible (ver Tabla I). Con el DE se ajusta la misma función exponencial no lineal que con el AG, y los mejores resultados se obtuvieron con un parámetro de mutación (F) variable:

$$F(n) = F_{ini} - \frac{(F_{ini}-F_{fin})}{1+e^{2\cdot\ln(S)-\frac{4}{N_{max}}\cdot\ln(S)\cdot n}} \quad (1)$$

, siendo n el número de iteraciones, F_{ini} y F_{fin} valores de las ordenadas de las asíntotas horizontales de la función F(n), N_{max} el número máximo de iteraciones y S un factor de forma.

La Fig. 2 muestra el mejor ajuste obtenido, que se corresponde al uso de la RNA.

CONCLUSIONES

En la aplicación considerada, la incorporación de la variable IPC mejoró las predicciones de todos los métodos no lineales (como se puede observar en la tabla I), y contribuyó a obtener el mejor resultado de predicción de la DEE. La eficiencia energética, el autoconsumo, el uso de bombas de calor

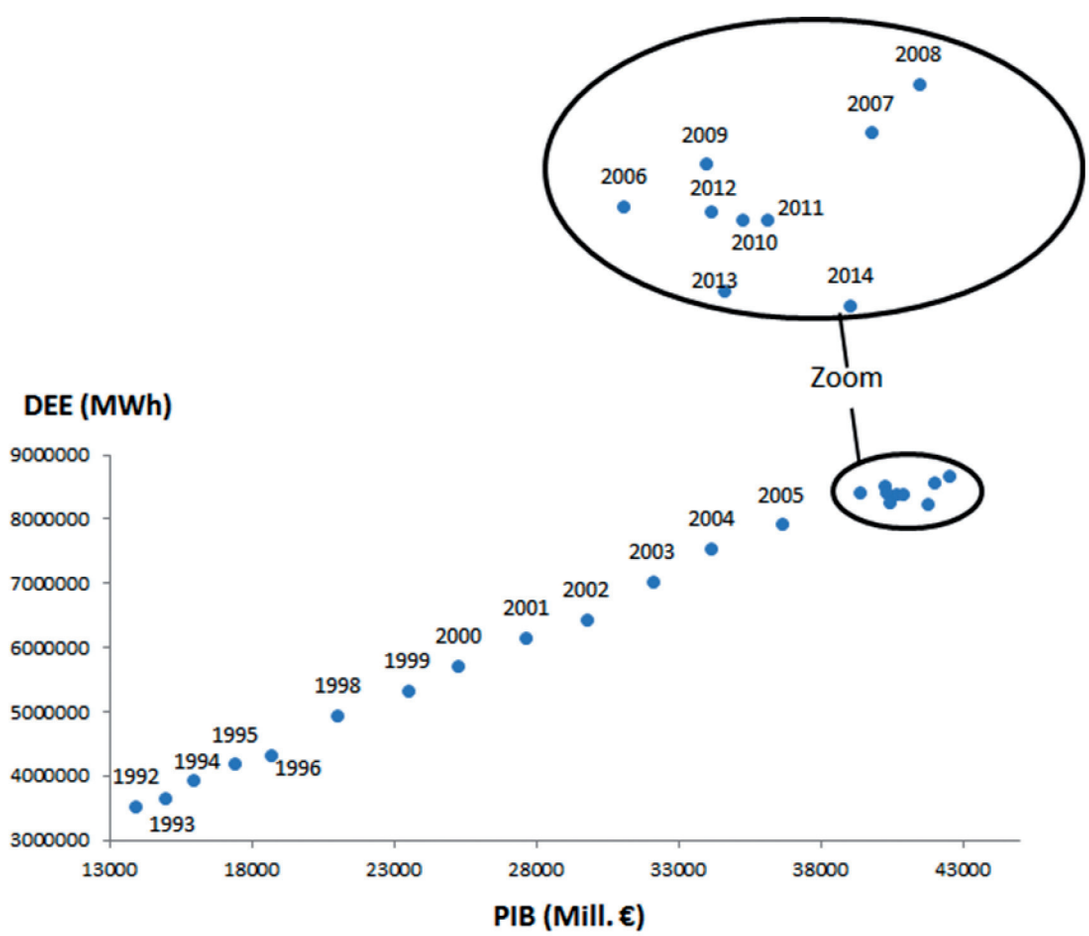

Fig. 1: DEE respeto a PIB (Región Canaria, 1991-2014)

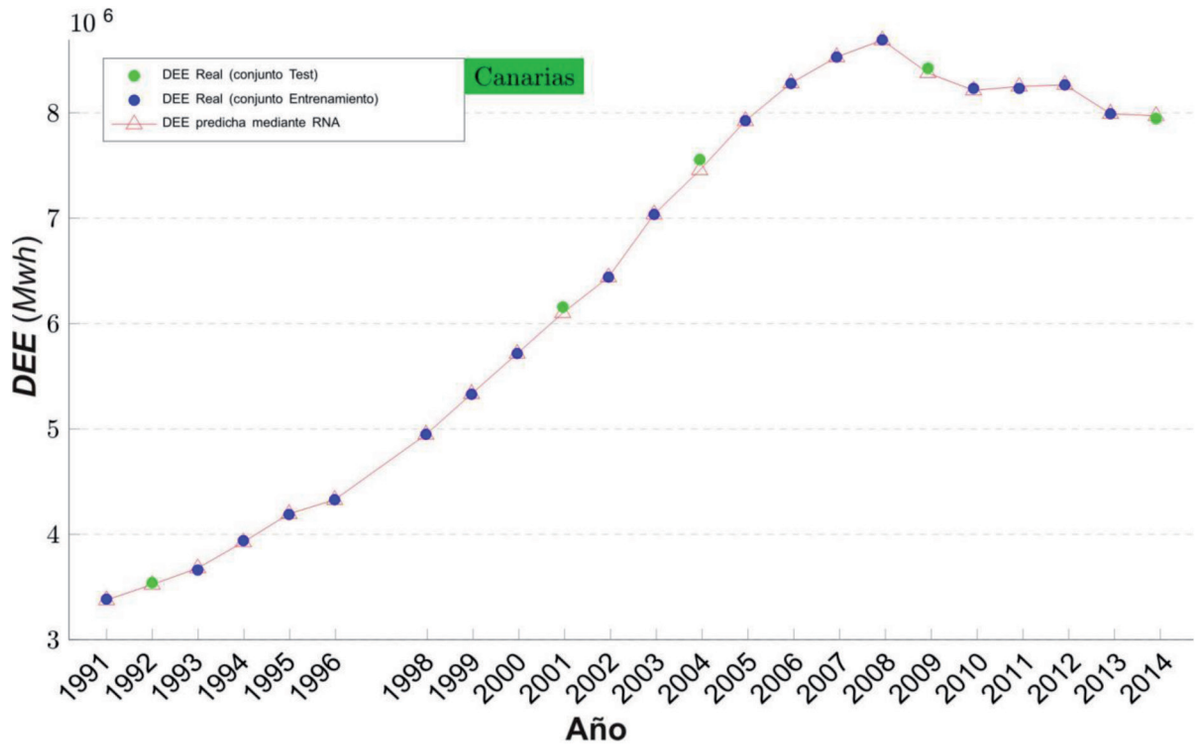

Fig. 2: Predicciones de la RNA frente a los datos reales de la DEE (1991-2014)

aerotérmicas, la incorporación del vehículo eléctrico son entre otros, nuevos factores, que conlleva a precisar nuevas variables explicativas en las predicciones de la demanda de energía eléctrica. Ante los nuevos escenarios emergentes, un reto de la ingeniería computacional para la predicción de la DEE es el diseño de nuevos métodos, que sean eficientes tratando con los niveles de incertidumbres que existen en la evolución temporal de las nuevas variables.

REFERENCIAS

[1] http://www.gobiernodecanarias.org/ceic/energia/doc/pteoie/LP1/DOCUMENTACION_La_Palma/Mem_Inf_I.pdf

[2] http://www.gobiernodecanarias.org/ceic/energia/doc/pteoie/GOM1/DOCUMENTACION_La_Gomera/Mem_Inf_I.pdf

[3] http://www.gobiernodecanarias.org/ceic/energia/doc/pteoie/ELHIERRO/avance/Mem_Inf_I.pdf

[4] Singh, A. K., Ibraheem, S. K., Muazzam, M. (2013). "An overview of electricity demand forecasting techniques". Network and Complex Systems, 3(3), 38-48. ISSN (Paper) 2224-610X ISSN (Online)2225-0603

[5] Rueda, V., Velásquez Henao, J. D., Franco Cardona, C. J. (2011). Avances recientes en la predicción de la demanda de electricidad usando modelos no lineales. Dyna, 78 (167). pp. 36-43. ISSN 0012-7353

[6] Ghods, L., Kalantar, M.. (2011). "Different methods of long-term electric load demand forecasting; a comprehensive review". Iranian Journal of Electrical & Electronic Engineering, 7(4), 249-259, http://ijeee.iust.ac.ir/browse.php?a_code=A-10-257-2&slc_lang=en&sid=1

[7] Ghods, L., Kalantar, M. (2008). "Methods for long-term electric load demand forecasting; a comprehensive investigation". In Industrial Technology, ICIT 2008. IEEE International Conference on pp. 1-4. DOI: 10.1109/ICIT.2008.4608469

[8] Suganthi, L., Samuel, A. A. (2012). "Energy models for demand forecasting—A review". Renewable and sustainable energy reviews, 16(2), 1223-1240. http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032111004242

[9] Winter-Althaus, G., Gonzalez-Landin, B., Pulido-Alonso, A., Galvan-Gonzalez, B., Maarouf, M. (2015). Forecasting electricity consumption including data of the present economic and financial crisis. Application to Canary Islands. DYNA Energía y Sostenibilidad, 4(1). 1-13. DOI: http://dx.doi.org/10.6036/ES7782

[10] Das, S., Suganthan, P. N. (2011). "Differential Evolution: A Survey of the State-of-the-Art". IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2011, Vol.15-1., pp. 4–31. DOI: 10.1109/TEVC.2010.2059031