

05-024

VARIABLES INFLUENCING THE ENERGY CONSUMPTION OF THE RESIDENTIAL BUILDING PARK: ANALYSIS BASED ON REAL CONSUMPTION DATA

Braulio-Gonzalo, Marta; Bovea Edo, M^a Dolores; Ibáñez-Forés, Valeria; Jorge-Ortiz, Andrea

Universitat Jaume I

The upward trend in the residential sector of energy use has significant consequences in terms of environmental impacts and energy dependence. Numerous studies analysed the factors that explain this trend, nonetheless they were mainly based on estimated consumption data obtained from dynamic simulations tools. These also usually considered the construction characteristics of the building, but they missed behavioural patterns related to users' dwellings. This paper analyses the energy performance of existing residential stocks based on real consumption data. To do this, a methodology divided into three stages has been proposed. Stage I addresses the collection of real energy consumption data from a sample of dwellings and its characteristics, both construction features and occupants' behavioural habits, through a survey designed for this purpose. In Stage II, the information collected is disaggregated into a set of covariates (characteristics of the dwelling and occupants' habits) and response variables (energy consumption data). Stage III develops a statistical model that allows analysing how covariates affect the response variables and, therefore, identifying those most influential factors on dwelling's real energy consumption.

Keywords: *Energy use; Residential buildings; Construction characteristics; Technical systems; Users; Statistical analysis*

VARIABLES INFLUYENTES EN EL CONSUMO ENERGÉTICO DEL PARQUE EDIFICATORIO RESIDENCIAL: ANÁLISIS A PARTIR DE DATOS DE CONSUMO REALES

El constante aumento del consumo de energía en el sector de la edificación residencial tiene importantes consecuencias en términos de impacto ambiental y dependencia energética. Numerosos estudios analizan los factores que explican esta tendencia basándose fundamentalmente en datos de consumos estimados a partir de simulaciones dinámicas mediante herramientas informáticas. Éstas habitualmente consideran las características constructivas de la vivienda, pero dejan fuera del alcance los hábitos de uso de la vivienda por parte de sus ocupantes. Este trabajo analiza el comportamiento energético del parque residencial existente a partir de datos de consumo real. Para ello, se ha propuesto una metodología dividida en tres etapas. La Etapa I aborda la recogida de datos de consumos energéticos reales de una muestra de viviendas y de sus características, tanto edificatorias como de hábitos de uso, a través de una encuesta diseñada para tal efecto. En la Etapa II la información recogida se disgrega en un conjunto de covariables (características de la vivienda y hábitos de uso) y variables respuesta (consumo energético). La Etapa III desarrolla un modelo estadístico que permite analizar cómo las covariables afectan a las variables respuesta y, por tanto, identificar aquellos aspectos que tienen mayor influencia en el consumo energético real.

Palabras clave: *Consumo energético; Edificios residenciales; Características constructivas; Instalaciones térmicas; Usuarios; Análisis estadístico*

Correspondencia: M^a Dolores Bovea Edo (bovea@uji.es)

Acknowledgements/Agradecimientos: Las autoras agradecen el apoyo del Plan de Investigación de la Universitat Jaume I (POSDOC-A/2017/17) para la realización de este estudio.



©2019 by the authors. Licensee AEIPRO, Spain. This article is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

1. Introducción

El consumo energético en el sector de la edificación residencial tiene una tendencia al alza que conlleva asociadas consecuencias en términos de impacto ambiental y dependencia energética (Eurostat, 2018). Son diversos los factores que explican esta tendencia en los últimos años, principalmente debido al aumento de las exigencias de los hogares, que cada vez más demandan mayores niveles de confort térmico, que es cubierto a través de las instalaciones de calefacción, refrigeración y agua caliente sanitaria, mayor confort de iluminación y también de equipamiento, incorporando un mayor volumen de aparatos eléctricos y electrónicos para satisfacer estas necesidades. Sin embargo, el aumento del consumo energético derivado de ello se opone a la consecución de los objetivos de la Unión Europea en relación al marco sobre clima y energía para 2030, para reducir un 40% las emisiones de gases de efecto invernadero respecto a los niveles de 1990, alcanzar al menos un 27% de cuota de energías renovables y un 27% de mejora de la eficiencia energética (EC, 2014).

En la literatura existen estudios que analizan los factores que explican la tendencia en el consumo energético del sector residencial, pero generalmente están basados en consumos estimados a partir de simulaciones dinámicas mediante herramientas informáticas (Kavgic et al., 2010) y no integran datos reales. Entre los modelos que abordan la evaluación del parque residencial de edificios, destaca el propuesto por Mavrogianni et al. (2012), que explora el impacto de factores como el arquetipo de edificio, la orientación y los valores de transmitancia térmica de la envolvente. Otros modelos como los de Ascione et al. (2013), Caputo et al. (2013) o Mauro et al. (2015), consideran diversas variables propias del edificio junto con otras relacionadas con la influencia del entorno inmediato sobre el mismo y que afectan a aspectos como el efecto del soleamiento sobre el edificio, entre otros. Sin embargo, todos ellos están basados en datos teóricos derivados de la simulación dinámica.

En el contexto europeo, se desarrolló el informe MESH (García Montes, 2012) que recoge estadísticas de diferentes países en relación a consumo energético real en el sector de la edificación residencial, y propone directrices para la recogida de datos a través de la elaboración de encuestas en hogares y a través de compañías suministradoras. El estudio se realizó en Austria, Alemania, Países Bajos, Polonia, Eslovenia, España y Reino Unido. En el caso de España, la información recogida en MESH deriva del PROYECTO SECH-SPAHOUSEC (IDEA, 2011), cuyo objetivo es el desarrollo de estadísticas energéticas en el sector residencial mediante metodologías *bottom-up* a través de mediciones. El proyecto se efectuó en todo el país, dividiendo los hogares en tres zonas climáticas (atlántica, continental y mediterránea), según la tipología de edificios (plurifamiliares y unifamiliares) y según el tipo de fuente energética utilizada para satisfacer la climatización y calefacción. Sin embargo, no se tuvieron en cuenta las características constructivas de las viviendas ni otros aspectos relacionados con el patrón de uso de sus ocupantes. El proyecto tampoco tenía como objeto desarrollar un modelo e identificar qué variables tienen una mayor influencia en el consumo energético.

Como se observa, los estudios realizados hasta la fecha dejan fuera del alcance los hábitos de uso y patrones de comportamiento de los usuarios de la vivienda, los cuales se prevén susceptibles de influir notablemente en el consumo final.

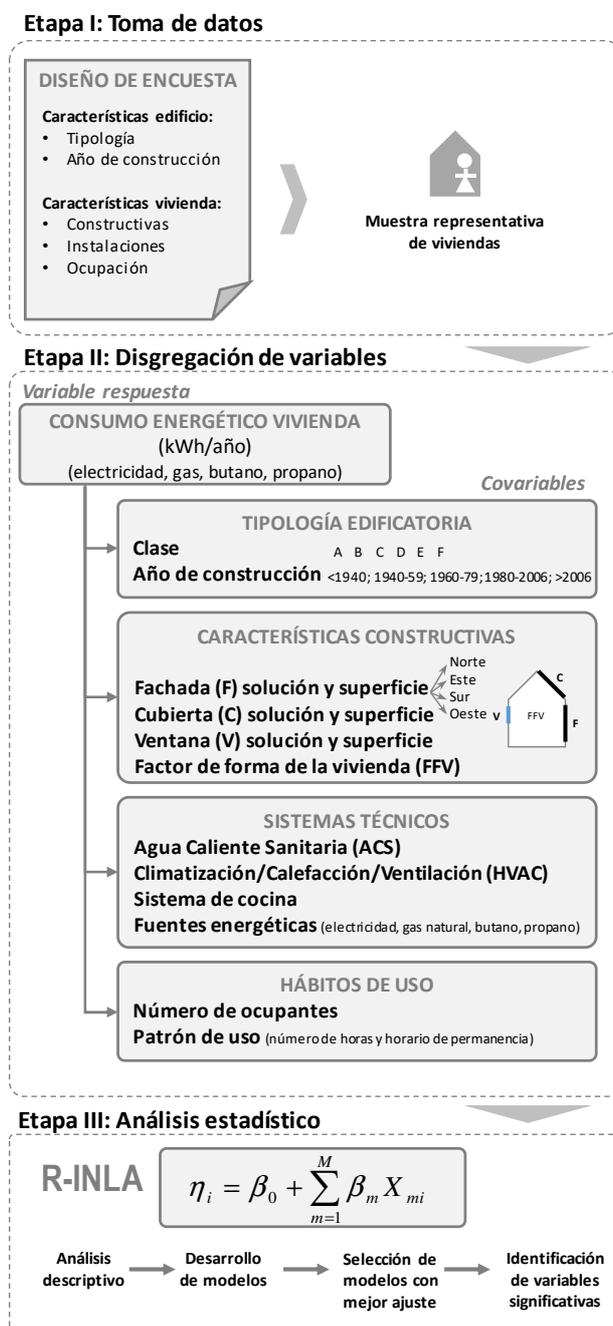
Este trabajo analiza el comportamiento energético del parque residencial existente a partir de datos obtenidos de encuestas, realizando una aplicación al municipio de Castellón de la Plana. El objetivo es, a partir de los datos de consumos energéticos reales recopilados de una muestra representativa de viviendas, identificar las variables de tipo constructivo, instalaciones o hábitos de uso que estadísticamente afectan a dicho consumo, y proponer un modelo de predicción. Para ello, se ha propuesto una metodología dividida en tres

etapas, que se describen en la sección 3 y cuyos resultados de su aplicación al caso de estudio se presentan en la sección 4. Las conclusiones y futuros desarrollos del estudio se presentan en la sección 5.

2. Metodología

El objetivo del estudio es analizar la influencia de variables de diversa índole, inherentes a la vivienda y al edificio, en el consumo energético de las viviendas, así como desarrollar un modelo que permita estimar el consumo energético a partir del conocimiento de dichas variables. Para llevarlo a cabo, se propone una metodología dividida en tres etapas, según se muestra en la Figura 1.

Figura 1: Metodología



En la Etapa I se diseña una encuesta que permitirá y facilitará la recogida de datos en las viviendas. Esta encuesta tiene como objeto identificar todas las covariables que integrarán el modelo estadístico y la misma se realizará sobre una muestra representativa de viviendas pertenecientes al municipio objeto de estudio. El tamaño de la muestra se calcula en base al método propuesto por Bartlett, Kotrlik y Higgins (2001) de acuerdo con la expresión (1):

$$n = \frac{(t)^2 * (p)(1 - p)}{(d)^2} \quad (1)$$

donde n es el tamaño de muestra, t es el valor que corresponde a una distribución normal para un determinado nivel de confianza, p es la proporción de encuestados que eligen una determinada respuesta y d es el margen de error.

En la Etapa II, se disgrega el conjunto de variables. La variable respuesta del modelo corresponde al consumo energético, y el conjunto de covariables se engloban en tres grupos:

- Características constructivas: tipología de edificio, año de construcción, factor de forma de la vivienda, orientación y superficie de las fachadas, soluciones constructivas de la envolvente térmica (fachada y cubierta) y prestaciones de las ventanas.
- Instalaciones: sistema de agua caliente sanitaria (ACS), calefacción, refrigeración, climatización, sistema de cocina, tipo de fuente energética utilizada, etc.
- Hábitos de uso de la vivienda: número de ocupantes y tiempo y horario en que éstos permanecen en la misma.

Finalmente en la Etapa III, se lleva a cabo el análisis estadístico de los datos para desarrollar el modelo matemático que permitirá identificar las covariables significativas, es decir, las que tienen una mayor influencia en el consumo energético, entendida esta como variable respuesta. La metodología seguida para realizar el análisis es la *Integrated Nested Laplace Approximation* (INLA), un algoritmo determinístico propuesto por Rue, Martino y Chopin (2009) basado en la inferencia Bayesiana, que probó la obtención de resultados exactos y rápidos. INLA fue iniciado como un programa independiente, pero pronto fue combinado con R (R Development Core Team, 2011), un software computacional estadístico de uso libre, dando lugar a R-INLA package (INLA, 2016). La estructura general del modelo es:

$$\eta_i = \beta_0 + \sum_i \beta_1 X_i \quad (2)$$

donde β_0 es un escalar que representa el intercepto, β_1 representa el coeficiente que cuantifica el efecto de las covariables en las variables respuesta X_i .

3. Implementación de la metodología a un caso de aplicación

La metodología propuesta se aplica en el municipio de Castellón de la Plana (España), ciudad mediterránea ubicada en zona costera del norte de la Comunidad Valenciana, con un clima moderado propio de la zona climática B3 a la que pertenece, según el Código Técnico de la Edificación (CTE, 2013).

Se describen a continuación los resultados obtenidos tras aplicar cada una de las etapas en el municipio.

3.1 Etapa I: Toma de datos

La encuesta se diseña para recoger toda la información sobre las covariables y la variable respuesta, y se estructura en cuatro secciones.

- Sección 1: incluye información general sobre propietario, la dirección, el año de construcción y la superficie de la vivienda.
- Sección 2: contiene información general sobre la tipología edificatoria, el estado de conservación de los elementos de la envolvente térmica de la vivienda e indicación de si se ha efectuado alguna reforma.
- Sección 3: aborda las características pormenorizadas de la vivienda, es decir, la superficie de cada una de las fachadas por orientación solar; número, superficie y características de las ventanas (marco y vidrio); tipo de sistemas técnicos (calefacción, refrigeración y ACS) y tipo de fuente energética.
- Sección 4: datos de consumo energético. Incluye el consumo mensual de electricidad y gas natural durante un año natural, así como el consumo de gas butano o propano, si lo hubiere. Esta información se extrae de la consulta de facturas proporcionadas por el propietario de la vivienda. Además, se recoge información sobre el número de ocupantes de la vivienda y el horario en que estos permanecen en la misma.

La encuesta se realiza a una muestra representativa de viviendas, cuyo número se calcula considerando en (1) un 95% de nivel de confianza ($t=1.96$), la proporción máxima posible del 50% ($p = 0,5$), que da el mayor tamaño de muestra, y un margen de error del 10% ($d = 0,10$), obteniendo así un tamaño de muestra mínimo de 96.

Este tamaño de muestra se ha distribuido proporcionalmente al número de edificios de cada una de las tipologías identificadas en el municipio objeto de estudio. Las tipologías edificatorias se han clasificado según la clase de edificio y su año de construcción (Braulio-Gonzalo, Bovea y Ruá, 2014). La clase de edificio atiende a si se trata de un edificio unifamiliar o plurifamiliar, al número de plantas del mismo y a si se encuentra aislado o entre medianeras; mientras que el año de construcción se engloba en cinco periodos temporales que atienden a razones tanto normativas y legislativas, como históricas, que han ido marcando la evolución constructiva de los edificios con el paso del tiempo. De acuerdo al número de edificios existente en cada una de las tipologías, el tamaño de muestra calculado se distribuye proporcionalmente en cada una de las tipologías. La clasificación de las tipologías edificatorias se muestra en la Tabla 1.

Tabla 1. Número de edificios existentes en Castellón según tipología
(fuente: Braulio-Gonzalo, Bovea y Ruá (2018))

Clase de edificio						
Plurifamiliar				Unifamiliar		
A	B	C	D	E	F	
PF _{A(≤4)}	PF _{A(>4)}	PF _{M(≤4)}	PF _{M(>4)}	UF _{A(≤4)}	UF _{M(≤4)}	
Aislado	Aislado	Medianeras	Medianeras	Aislado	Medianeras	
Año	≤PB+3	> PB+3	≤PB+3	> PB+3		
1[<1940]	A1	B1	C1	D1	E1	F1
2[1940-59]	A2	B2	C2	D2	E2	F2
3[1960-79]	A3	B3	C3	D3	E3	F3
4[1980-06]	A4	B4	C4	D4	E4	F4
5[>2006]	A5	B5	C5	D5	E5	F5

3.2 Etapa II: Disgregación de variables

Recogidos los datos de las encuestas, estos se disgregan para conformar las variables. La variable respuesta, correspondiente al consumo energético total de la vivienda, se obtiene convirtiendo todas las fuentes energéticas a kWh/año, aplicando los correspondientes coeficientes de paso a energía primaria de diferentes fuentes de energía final consumidas en el sector de la edificación en España (IDAE, 2016).

Las covariables que intervienen en el desarrollo de los modelos y que se obtienen a partir de la información recogida en las encuestas son de índole tanto cualitativa (CL) como cuantitativa (CN) y se agrupan en cuatro conjuntos según se muestra en las siguientes tablas: tipología edificatoria (Tabla 1), características constructivas (Tabla 2), sistemas técnicos (Tabla 3) y hábitos de uso (Tabla 4).

Tabla 2. Conjunto 1 de covariables integrantes del modelo: Tipología edificatoria

Covariable	Tipo	Parámetros	Descripción
Clase de edificio	CL	A,B,C,D,E,F	(ver Tabla 1)
Año de construcción	CL	5 periodos temporales	(ver Tabla 1)

Tabla 3. Conjunto 2 de covariables integrantes del modelo: características constructivas

Covariable	Tipo	Parámetros	Descripción
Solución de fachada	CL	F1,F2,F3,F4	1 hoja, 2 hojas, cámara de aire, existencia de aislamiento térmico, etc.
Superficie de fachada por orientación solar	CN	%	Proporción de superficie de fachada en cada orientación en relación a la superficie total de fachada
Solución de cubierta	CL	RF1,RF2,RF3,RF4,RF5 RS1,RS2,RS3,RS4	Plana: aislamiento, cámara aire, etc. Inclinada: aislamiento, cámara aire, etc.
Superficie de cubierta	CN	%	Proporción de superficie de cubierta en relación a la superficie útil de vivienda
Solución de ventanas	CL	W1,W2,W3,W4,W5,W6	Marco: Aluminio, madera, PVC, etc. Vidrio: doble, simple, doble ventana
Superficie de ventanas	CN	%	Proporción de superficie de ventanas en relación a la superficie total de fachada
Factor de forma de vivienda (FFV)	CN	Coeficiente	Superficie total fachada/Superficie útil vivienda

Tabla 4. Conjunto 3 de covariables integrantes del modelo: sistemas técnicos

Covariable	Tipo	Parámetros	Descripción
Sistema de agua caliente sanitaria (ACS)	CL	ACS, ACS mixta calefacción	Tipo de equipo (termo eléctrico, de gas natural, de butano, etc.)
Fuentes energéticas	CL	Electricidad, Gas natural, butano, propano	Fuente energética empleada en el sistema de ACS
Sistema de climatización, calefacción, ventilación (HVAC)	CL	Frío, Calor, Frío/Calor, Ø	Tipo de unidades terminales (<i>splits</i> , conductos, radiadores, etc.)
Sistema de cocina	CL	Electricidad, Gas natural, butano, propano	Fuente energética empleada en cocina

Tabla 5. Conjunto 4 de covariables integrantes del modelo: hábitos de uso

Covariable	Tipo	Parámetros	Descripción
Número de ocupantes de la vivienda	CN	Valor numérico	Personas
Patrón de uso	CL	Franjas horarias	Horario permanencia entre semana y en fin de semana

3.3 Etapa III: Análisis estadístico

Se desarrollan diversos modelos por combinación de todas las covariables, aplicando la metodología R-INLA. En primer lugar, se combina la variable respuesta con cada conjunto de covariables, de forma independiente. Y, en segundo lugar, se combina la variable respuesta con todas las covariables de forma conjunta.

Una vez obtenidas las baterías de modelos, la comparación entre todos ellos se lleva a cabo mediante el parámetro *Deviance Information Criterion* (DIC) (Spiegelhalter et al., 2002), que mide la bondad de ajuste, y el *Conditional Predictive Ordinate* (CPO) (Pettit et al., 1990), que expresa la probabilidad posterior de observar el valor predicho. El menor valor de DIC y de CPO sugiere el modelo con el menor error asociado. Además, se determinan los coeficientes de correlación y el *Root Mean Square Error* (RMSE), de manera que los modelos mejor ajustados serán aquellos que presenten un coeficiente de correlación alto y un bajo RMSE.

Tras desarrollar los modelos descritos, se observan los resultados que se exponen a continuación. Cuando se desarrolla el modelo teniendo en cuenta únicamente el primer conjunto de variables relacionadas con la tipología edificatoria (clase de edificio y año de construcción), la clase de edificio se presenta como significativa, lo que implica que si el edificio es plurifamiliar o unifamiliar afecta al consumo energético de la vivienda, siendo más significativo el impacto en viviendas unifamiliares.

En cuanto a las características constructivas (conjunto 2) de los elementos de la envolvente térmica (fachada, ventanas y cubierta), se observa que el hecho de considerar el efecto de las orientaciones de fachada tiene influencia, siendo más notable la orientación solar en el consumo cuando la vivienda tiene fachadas a norte y a oeste. Además, se observa que cuando la vivienda tiene superficie cubierta, debido a estar situada en la última planta del edificio, el consumo energético aumenta considerablemente. Por otro lado, el factor de forma de la vivienda (FFV) también se presenta como significativo en el consumo energético, de manera que, a menor FFV, menor consumo energético, pues la superficie de envolvente en contacto con el ambiente exterior (y por tanto, de intercambio térmico) es menor.

En relación a los sistemas técnicos de la vivienda (conjunto 3), cuando se tienen en cuenta todas las variables de forma conjunta, se aprecia que el sistema de ACS mixto (agua caliente y calefacción por gas natural) contribuye a reducir el consumo energético, frente a aquellas viviendas que tienen ambos sistemas independientes con fuentes energéticas diferentes. El modelo que integra todas las instalaciones se presenta como un modelo relativamente bien ajustado, teniendo asociado un coeficiente de correlación de 0,75, un DIC de 1202,22, un CPO de 13,89 y un RMSE de 2159,86.

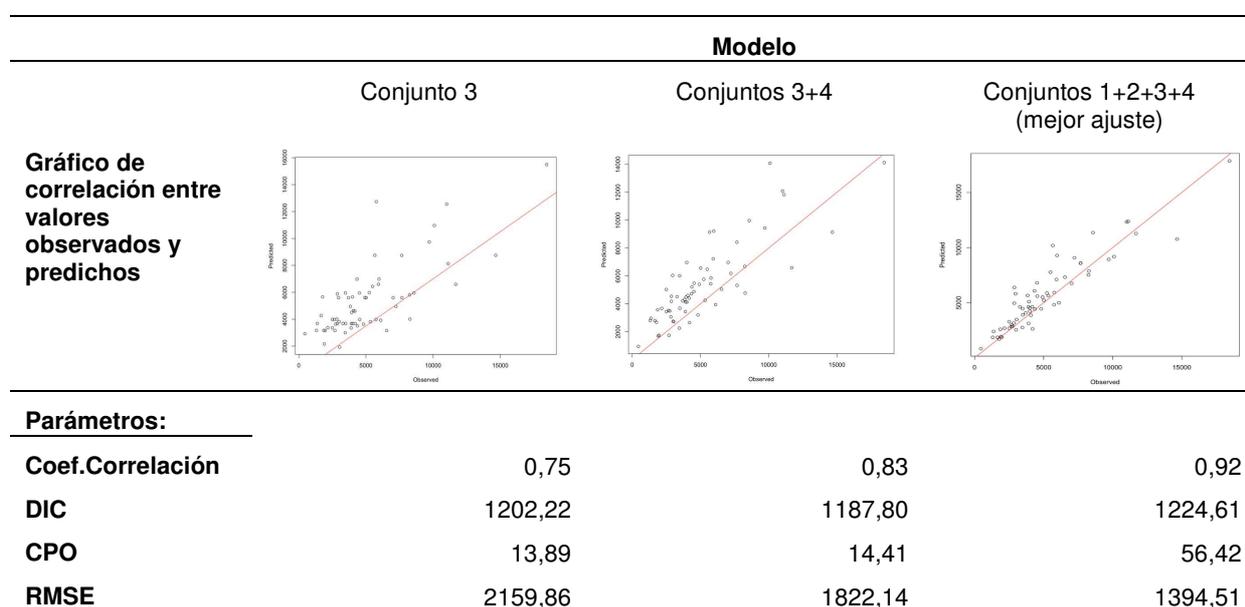
Relativo al último conjunto de variables (conjunto 4, hábitos de uso) la variable número de ocupantes se presenta como más significativa frente al horario de ocupación. Dada la influencia de los sistemas técnicos y de los hábitos de uso en el consumo de la vivienda, se desarrolla un modelo que integra ambos conjuntos de variables, obteniendo un buen ajuste con los siguientes parámetros asociados: coeficiente de correlación de 0,83, un DIC de 1187,80, un CPO de 14,41 y un RMSE de 1822,14. Como se observa, el incorporar más variables al modelo contribuye a mejorarlo, pues aumenta el coeficiente de correlación y disminuyen el DIC y el RSME.

Así pues, por último, se desarrolla un modelo integrando todas las variables de los cuatro conjuntos de forma simultánea, mostrándose éste como el modelo que presenta mejor ajuste. Los parámetros asociados a dicho modelo son los indicados a continuación: coeficiente de correlación de 0,92, DIC de 1224,61, CPO de 56,42 y RMSE de 1394,51. La

covariable que se presenta como más significativa es el número de ocupantes, siendo ésta, por tanto, la que mayor influencia tiene asociada en el consumo energético total de la vivienda. La muestra de viviendas incluye hogares con un número de ocupantes comprendido entre 1 y 5. Concretamente, resulta más significativo cuando el hogar está compuesto por un rango intermedio de ocupantes, de entre 3 y 4 personas, presentando mayor variabilidad en el consumo que cuando se trata de hogares pequeños de 1 o 2 ocupantes o de familias numerosas con al menos 5 ocupantes.

La Figura 2 muestra la comparativa de los tres modelos descritos que presentan mejor ajuste y de sus parámetros, así como el gráfico de correlación entre los valores observados y los predichos. Como se observa, el coeficiente de correlación aumenta al incorporar más variables en el modelo y el error asociado (RMSE) disminuye.

Figura 2: Parámetros de los modelos con mejor ajuste



4. Conclusiones

El estudio que aquí se presenta propone una metodología para estimar el consumo energético de viviendas a través de un modelo de predicción basado en datos de consumo energético real recogidos en una muestra representativa de hogares. El modelo integra variables de diversa índole, tanto cualitativas como cuantitativas, y tanto a nivel de edificio como a nivel de usuario y patrón de comportamiento. A su vez, el análisis estadístico en el que se fundamenta el modelo ha permitido identificar qué variables son las más significativas, resultando la ocupación de la vivienda la más influyente en dicho consumo.

El modelo de predicción que tiene un mejor ajuste, es aquel que integra todas las covariables de forma conjunta, presentando un nivel de correlación muy alto entre los valores observados y los predichos. Ello permite utilizar el modelo con un alto nivel de fiabilidad, de manera que, conociendo las características de una vivienda a través de la recogida de datos mediante la encuesta diseñada, se puede estimar el consumo energético de la misma y por tanto, conocer y evaluar su comportamiento energético.

La metodología propuesta tiene numerosas aplicaciones. Por un lado, permite evaluar de forma rápida y eficaz el comportamiento energético de los edificios residenciales existentes en un municipio e identificar así aquellos que presentan un peor comportamiento y sobre los que habría que implementar medidas de eficiencia energética. Por otro lado, puede servir como apoyo a las administraciones públicas para priorizar líneas de ayuda a la rehabilitación energética de edificios y también para promover campañas de concienciación dirigidas a mejorar los hábitos de uso y comportamiento de los ocupantes de las viviendas, para reducir el consumo energético y con ello, las emisiones de dióxido de carbono asociadas.

Referencias

- Ascione, F., De Masi, R.F., de Rossi, F., Fistola, R., Sasso, M., Vanoli, G.P. (2013). Analysis and diagnosis of the energy performance of buildings and districts: Methodology, validation and development of Urban Energy Maps. *Cities* 35, 270–283. doi:10.1016/j.cities.2013.04.012
- Bartlett, J.E., Kotrlik, J.W., Higgins, C.C. (2001). Organizational research: determining appropriate sample size in survey research appropriate sample size in survey research. *Information Technology, Learning, and Performance Journal*, 19, 43–50. doi:10.1109/LPT.2009.2020494
- Braulio-Gonzalo, M., Bovea, M.D., Ruá, M.J. (2014). Propuesta metodológica para la caracterización energética de edificios existentes, in: *18th International Congress on Project Management and Engineering*. Alcañiz.
- Braulio-Gonzalo, M., Ruá, M.J., Bovea, M.D. (2018). Exploring residential urban form patterns: a Spanish case study. *International Planning Studies*, 1–23. doi:10.1080/13563475.2018.1552124
- Caputo, P., Costa, G., Ferrari, S. (2013). A supporting method for defining energy strategies in the building sector at urban scale. *Energy Policy* 55, 261–270. doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2012.12.006
- España. Orden FOM/1635/2013, de 10 de septiembre, por la que se actualiza el Documento Básico DB-HE Ahorro de Energía del Código Técnico de la Edificación, aprobado por Real Decreto 314/2006, de 17 de marzo.
- European Commission (EC), 2014. 2030 climate & energy framework. Brussels.
- Eurostat, 2018. Eurostat - statistics explained [WWW Document]. URL http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Energy_consumption_in_households (accessed 7.6.18).
- García Montes, J.P., 2012. MESH: Production of a manual for statistics on energy consumption in households.
- IDAE, 2011. Proyecto SECH-SPAHOUSEC. Análisis del consumo energético del sector residencial en España. Informe final. Ministerio de Industria, Energía y Turismo.
- IDAE, 2016. Factores de emisión de CO2 y coeficientes de paso a energía primaria de diferentes fuentes de energía final consumidas en el sector de edificios en España. Madrid.
- INLA, 2016. R-INLA project. Disponible en <http://www.r-inla.org/> (consultado 15 septiembre 2015).
- Kavgic, M., Mavrogianni, A., Mumovic, D., Summerfield, A., Stevanovic, Z., Djurovic-Petrovic, M. (2010). A review of bottom-up building stock models for energy consumption in the residential sector. *Building and Environment*. 45, 1683–1697. doi:10.1016/j.buildenv.2010.01.021
- Mauro, G.M., Hamdy, M., Vanoli, G.P., Bianco, N., Hensen, J.L.M. (2015). A new methodology for investigating the cost-optimality of energy retrofitting a building category. *Energy and Buildings*. 107, 456–478. doi:10.1016/j.enbuild.2015.08.044

- Mavrogianni, A., Wilkinson, P., Davies, M., Biddulph, P., Oikonomou, E. (2012). Building characteristics as determinants of propensity to high indoor summer temperatures in London dwellings. *Building and Environment*. 55, 117–130. doi:10.1016/j.buildenv.2011.12.003
- Pettit, A.L.I., Journal, S., Statistical, R., Series, S. (1990). The conditional predictive ordinate for the normal distribution 52, 175–184.
- R Development Core Team, 2011. R: A Language and Environment for Statistical Computing.
- Rue, H., Martino, S., Chopin, N. (2009). Approximate Bayesian inference for latent Gaussian models by using integrated nested Laplace approximations. *Journal of the Royal Statistical Society*. 72, 319–392.
- Spiegelhalter, D.J., Best, N.G., Carlin, B.P. (2002). Bayesian measures of model complexity and fit. *Journal of the Royal Statistical Society*. 64, 583-639.