

**MODELO REDUCIDO DE PREDICCIÓN DE DEMANDA DE EDIFICIOS RESIDENCIALES EN BASE A PARÁMETROS METEOROLÓGICOS**

**Díaz J.A.\*, Soutullo S.\*, Bujedo L.A.\*\*\*, Castellanos A.\*, Heras M.R.\*, Samaniego J.\*\*\*, Ferrer J.A.\***

\*Departamento de Energía, Unidad de Eficiencia energética en la Edificación, CIEMAT, Avda. Complutense, 40, Madrid, 28040, (Madrid) España, [alberto.diaz@ciemat.es](mailto:alberto.diaz@ciemat.es)

\*\*División de Energía, Centro Tecnológico CARTIF, Parque Tecnológico de Boecillo, parc. 205, Boecillo 47151, (Castilla y León) España

<https://doi.org/10.34637/cies2020.2.2125>

**RESUMEN**

En el proyecto Girter se desarrolló una herramienta inteligente de control de redes de distrito de calor y frío que gestione de forma conjunta generación y demanda. En este trabajo se busca anticipar la evolución de la demanda, lo que permitirá optimizar la producción, maximizando el aporte de energía renovable. Para ello se obtendrá una ecuación de orden reducido que caracterice el comportamiento energético del edificio en base a sus variables constructivas. Esta formulación matemática permite predecir, de forma estimada, la climatización de un edificio dentro de un horizonte de predicción climático disponible. Analizando los valores de energía obtenidos de una batería de simulaciones dinámicas, se escoge un modelo de calidad probada y se obtienen los parámetros correspondientes a 6 tipos de edificios. Estos permiten definir la predicción de demanda de un distrito completo.

**PALABRAS CLAVE:** Eficiencia Energética, Redes de Distrito, Predicción, Reducción de la Demanda

**ABSTRACT**

In Girter project we developed an intelligent tool to control district heating and cooling networks, managing jointly generation and demand. The aim of this work is to anticipate the evolution of demand, which will optimize production and maximize the contribution of renewable energy. To this end, we will obtain a reduced order equation characterizing the energy behavior of the building based on its construction variables. This mathematical formulation allows to predict an estimation of the HVAC energy of a building within an available climate prediction time horizon. After analyzing the energy values obtained from a battery of dynamic simulations, we chose model of proven quality, and the associated parameters corresponding to 6 types of building are obtained. These allow a whole district demand prediction to be defined.

**KEYWORDS:** Energy Efficiency, District Networks, Forecasting, Demand Reduction

## INTRODUCCIÓN

En las redes de calor y frío de distrito existen muchas interacciones y factores que hacen compleja su gestión (volumen de agua en la distribución, tiempos de propagación, pérdidas, capacidad y volumen de cada caldera – aporte de energías renovables como la solar térmica). El proyecto GIRTER tiene como objetivo el desarrollo de una herramienta inteligente de control de redes, que permita la gestión conjunta de los diferentes equipos de generación y las demandas conectadas. Para ello se deben tener en cuenta previsiones de contorno de operación: uso necesario, características climatológicas.

Con ello se pretende optimizar la operación, reduciendo el consumo de calderas y maximizando la integración de fuentes de generación renovable y el aprovechamiento de calor residual de procesos cercanos. Para realizar bien este ajuste es muy importante tener un buen conocimiento de la demanda, estimando cómo es su evolución temporal y cómo se espera que sea.

Las referencias disponibles en GIRTER son dos redes de distrito: una de uso residencial y educativo (Ciudad Universitaria) situada en Valladolid capital y otra de uso residencial en Cuéllar.

## OBJETIVO

El objetivo principal de la actividad que se presenta en este documento, es obtener una ecuación de orden reducido que caracterice el comportamiento energético del edificio en base a sus variables constructivas. Esta ecuación permite predecir, de forma estimada, la demanda de climatización de un edificio dentro de un horizonte de predicción climático disponible y para unas condiciones deseadas. Este modelo se integrará con la producción de energía, optimizándola gracias a la anticipación. Con ello se persigue maximizar el aporte de energía solar y reducir el consumo de calderas.

Una vez identificados los modelos asociados a edificios de distinta tipologías, se podrá ampliar el estudio mediante modelos a nivel de distrito. Estos modelos facilitan la toma de decisiones a la hora de optimizar el dimensionamiento y el funcionamiento de una red de distrito.

## METODOLOGÍA

Para escoger el modelo de ecuación se van a comparar datos reales con datos de predicción: Esto se realiza partiendo del estudio de unos valores reales de demanda y condiciones de contorno y clima, y se obtienen ecuaciones de predicción de demanda. Para cada ecuación propuesta y datos meteorológicos correspondiente (análogos a los que se obtendrían en una predicción meteorológica) se obtendrá una predicción de demanda para un periodo de tiempo, que será comparada con la demanda de referencia para determinar hasta qué punto se parecen y determinar la calidad del modelo de predicción. Por lo tanto, el punto de partida es disponer de datos de demanda energética de edificios, climáticos y de condiciones en el interior del edificio (temperatura) relacionados.

### Bases para la ecuación

Se plantean dos métodos para relacionar la demanda energética con las variables meteorológicas: mediante un modelo físico que define demanda como un equilibrio entre ganancias y pérdidas (obtenidas a partir de estas magnitudes), o mediante un modelo matemático que relacione demanda y magnitudes a través de una ecuación o algoritmo obtenido de forma estadística. Partiendo del modelo físico:

$$(1) \text{ Demanda} = \text{Pérdidas} - \text{Ganancias.}$$

Las pérdidas de un edificio fundamentalmente se producen por conducción y ventilación. La conducción, que relaciona la diferencia entre temperatura interior y exterior, se puede calcular conocidos sus materiales de construcción, pues cada componente del cerramiento del edificio tiene un coeficiente de transmisión global de calor ( $U_n$ ). La pérdida también es proporcional a la superficie ( $A_n$ ). A partir de estos valores se puede obtener un valor  $UA$  definitorio del edificio:

$$(2) \text{ Pérdidas} = U \cdot A \cdot (T_i - T_e)$$

Un edificio real es complejo, con varias estancias, existen huecos, infiltraciones y ventilación. Por ello, se emplea una versión corregida del  $UA$  que incluye estas pérdidas por renovaciones de aire, el término HLC:

$$(3) \text{ Pérdidas} = \text{HLC} \cdot (T_i - T_e).$$

En función de la localización, el uso y las características constructivas, se consideran más términos en el balance energético. Se consideran especialmente la ganancia solar (relacionada directamente con la radiación incidente y la superficie en cada orientación de fachada) y las ganancias internas (por iluminación, equipos, ocupación...).

El modelo matemático, a partir de valores medidos o simulados conocidos, estima una ecuación o algoritmo. Para ello se toman valores de demanda y se relacionan con las condiciones exteriores así como a las condiciones interiores conocidas, realizando un ajuste estadístico. Este método tiene el inconveniente de que quizás no tenga un sentido físico justificable (funciona como una caja negra), pero matemáticamente puede llegar a ser muy acertado. Un modelo físico completo real requeriría mucha información, siendo complejo de definir y trabajar. En este trabajo se define un modelo sencillo donde es muy importante conocer los principios físicos (como el orden de magnitud de influencia de los parámetros que se conocerán en una predicción meteorológica) a modo de referencia para definir la ecuación matemática: En vez de tener un término físico HLC que se multiplique por el salto de temperatura, se utiliza uno término estadístico  $k_1$ .

Obtención de datos

Para poder realizar un análisis numérico son necesarios datos fiables de referencia: climatológicos, operacionales y condiciones de consumo. Dado que se quiere conocer el comportamiento de edificios con diferentes características, se decide utilizar datos de simulaciones numéricas basados en los valores normativos españoles. El modelado numérico se ha realizado con el programa de simulación dinámica TRNSYS. El entorno de simulación se ha realizado mediante el acoplamiento de modelos estándar disponibles (types) en este programa, en concreto los siguientes: Lector de datos climatológicos, tratamiento de la radiación, edificio, horarios, sistemas de control y salidas de la simulación. Las condiciones climáticas provienen del año meteorológico facilitado por el Código Técnico de la Edificación (CTE). En este trabajo se han empleado los ficheros sintéticos de Valladolid y Cuéllar.

Se ha definido un edificio base en TRNSYS sobre el que se modifican distintos parámetros. Se ha considerado un modelo de 2 plantas y 400 m<sup>2</sup> de superficie, con una sola zona térmica por planta y sin sombras, Se han definido dos tipologías constructivas en función de las normativas constructivas españolas de 1979 (CT79) y 2006 (CTE06) (ver Tabla 1). También se han considerado distintos ratios de acristalamientos sobre la superficie de la fachada: 25, 50 y 75%. La elección de estos parámetros es debido a su influencia sobre la demanda de climatización del edificio. Partiendo del modelo del edificio base se ha realizado un análisis paramétrico donde se modifican los cerramientos de la envolvente del edificio según normativa y el porcentaje de acristalamiento sobre la fachada.

Tabla 1- Valores de los parámetros definitorios de envolvente del edificio según las dos normativas analizadas

Valores	CT79	CTE2006
U fachada [W/m <sup>2</sup> ·K]	1,4	0,66
U contacto terreno [W/m <sup>2</sup> ·K]	2	0,66
U suelos [W/m <sup>2</sup> ·K]	1	0,66
U cubiertas [W/m <sup>2</sup> ·K]	0,9	0,68
U vidrios [W/m <sup>2</sup> ·K]	3,44	2,15
U marcos [W/m <sup>2</sup> ·K]	4 (14,4 kJ/h·m·K)	2,2 (7,92 kJ/h·m·K)
g vidrios [p.u]	0,76	0,466
Infiltración[renov/h]	0,8	0,24

Se definen las condiciones de trabajo de la batería de simulaciones. Dos periodos de acondicionamiento térmico (verano e invierno) con dos temperaturas de consignas diferenciadas para cada uno (26°C y 21°C respectivamente, con un rango de 2°C de variabilidad), y ventilación relacionada con la época del año. La envolvente está relacionada tanto con la transmisión como con la infiltración. El resto de las cargas internas de los edificios residenciales están definidas por sus valores de ocupación, iluminación y equipos – los horarios de uso y ocupación también son definidos y fijados. Una vez establecidas las condiciones iniciales y de contorno, se ejecutan las baterías de simulaciones de 6 edificios distintos. La salida obtenida por estas baterías es un archivo que proporciona la demanda energética y la temperatura interior con frecuencia horaria para un año y para cada caso estudiado.

Ecuación

En base al modelo físico y matemático, para la caracterización simplificada de la demanda de un edificio se presentan en este artículo 2 modelos con dos versiones, con un término independiente que puede equivaler a ganancias no definibles y sin él:

- Modelo 1: Relacionando la demanda sólo con las pérdidas del edificio con el medio.
- Modelo 2: Relacionando demanda con pérdidas y el efecto de la radiación solar.

Tabla 2 – Modelos de ecuación planteados

		Sin término independiente		Con termino independiente
Modelo 1	(M1)	$P = k_1 \cdot (T_i - T_e)$	(M1b)	$P = k_1 \cdot (T_i - T_e) + b$
Modelo 2	(M2)	$P = k_1 \cdot (T_i - T_e) + k_2 \cdot I_{dh}$	(M2b)	$P = k_1 \cdot (T_i - T_e) + k_2 \cdot I_{dh} + b$

La ecuación se ha planteado para estimar una demanda bajo una predicción de condiciones meteorológicas y de uso. Donde P (demanda),  $T_i$  (Temperatura interior),  $T_e$  (Temperatura exterior), e  $I_{dh}$  (radiación horizontal) son conocidos, a partir del archivo climático de entrada, y de la salida de simulación; y los valores "k" y "b" serán las incógnitas, que se obtendrán mediante métodos estadísticos de estimación lineal. A partir de estos valores "k" y "b" se puede evaluar el modelo. Tomando estos valores de los propios datos estudiados, se hace una predicción de demanda estimada bajo la ecuación simplificada, con la misma frecuencia horaria con la que se está trabajando. La comparación de predicción de demanda a través de los modelos con la demanda tipo simulada en TRNSYS indicará la calidad del modelo. En este estudio el error de referencia va a ser el error absoluto horario, puesto que lo que se busca en el proyecto es la mayor fiabilidad en los valores horarios de demanda:

$$(4) \text{ Error}[\%] = \frac{P_{Real} - P_{prediccion}}{P_{Real}} \cdot 100$$

SELECCIÓN DE MODELO

A la hora de elegir un modelo, es necesario tomar una serie de decisiones.

- Selección de modelo simplificado: Evaluar y poder comparar cuál de las ecuaciones planteadas es más fiable a la par que sencilla.
- El periodo de estudio: Año completo o un periodo representativo.
- El periodo de integración para la estimación: La frecuencia de medición y frecuencia de repetición.

El estudio ha considerado diferentes opciones de cálculo. Se ha estudiado el caso del año completo frente a dos meses simbólicos: Enero y Julio, considerando parámetros distintos en función del modo de operación. La calidad del ajuste de predicción (comparativa visual predicción/consumo, cualitativa) y el error (medida cuantitativa) serán lo que permita decidir entre los modelos propuestos. Se plantean 4 periodos de integración distintos, con dos bases temporales: Horaria y diaria.

Aunque el estudio se ha realizado de forma más extensa, a modo explicativo se toma un modelo fijo (CTE07\_25V) y un mes (enero), sobre el que se realizarán comparativas visuales de distintos casos frente al original (predicción considerando distintas ecuaciones, periodo de estudio y de integración); se considerarán el error y gráficas.

Selección de Ecuación:

Mediante interpolación de los valores horarios de demanda para el mes de enero, se obtienen valores de los parámetros correspondientes a los 4 modelos de ecuación planteados. La figura 2 muestra la comparación entre la demanda de referencia y la predicción de demanda correspondiente a la previsión meteorológica y condiciones deseadas. La tabla 2 muestra los errores obtenidos con las 4 ecuaciones planteadas para el periodo horario.

Figura 1 – Comparativa en Enero de las 4 ecuaciones (valores horarios)

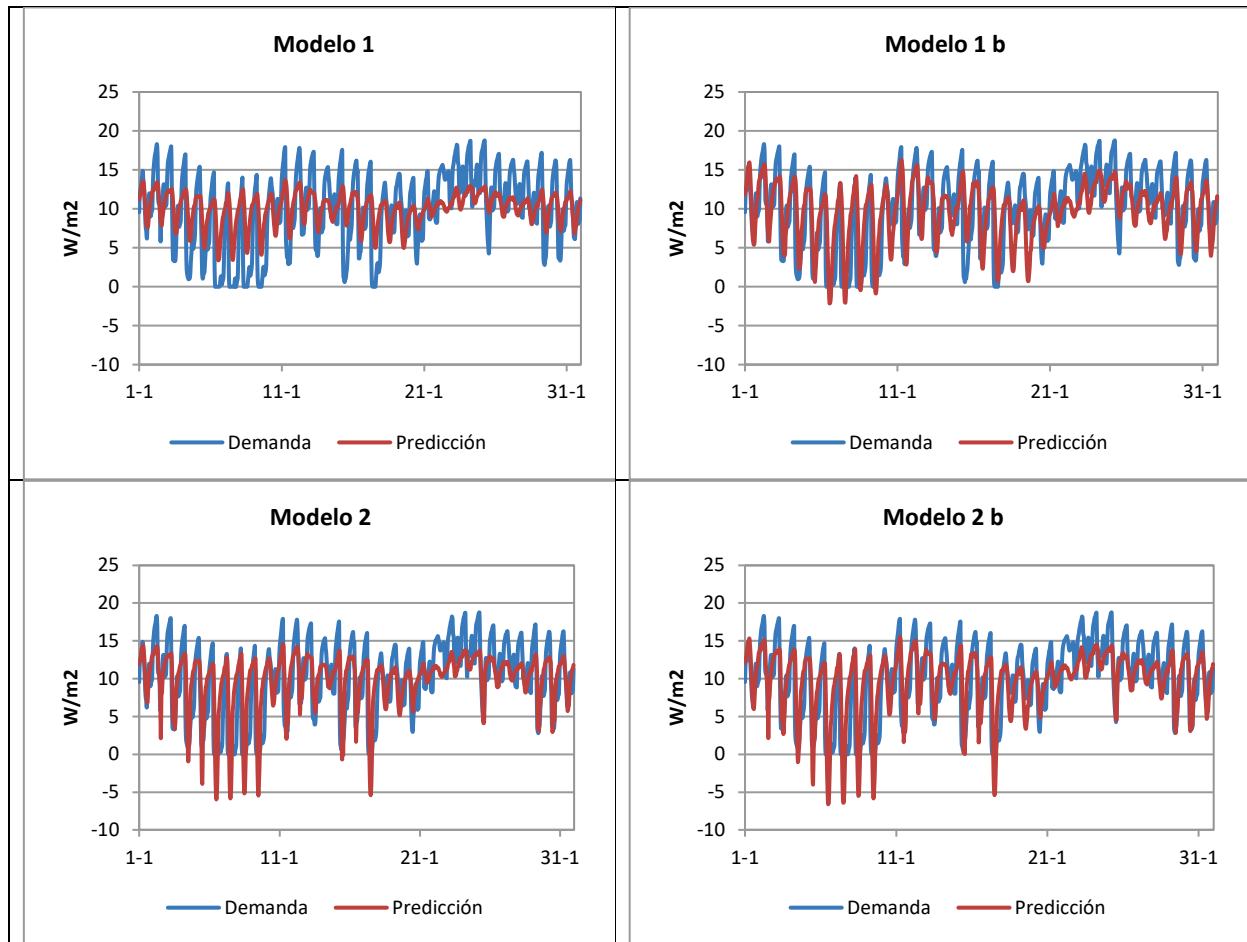


Tabla 2 – Error horario de los de ecuación planteados (%)

Modelo 1	32,79	Modelo 1b	29,83
Modelo 2	26,59	Modelo 2b	26,49

El modelo 1 se descarta directamente. Los otros 3 tienen un mayor ajuste, siendo mejores los modelos que consideran la influencia de la radiación solar – si bien existen picos de refrigeración que no son óptimos (pero serían fácilmente ajustables al tratarse de un único pico en los días que acontece). Aunque se prioriza la predicción horaria, se analiza la diaria en la Figura 3. La tabla 3 muestra los errores obtenidos con las 4 ecuaciones planteadas para el periodo diario.

Figura 2 – Comparativa en Enero de las 4 ecuaciones (valores diarios)

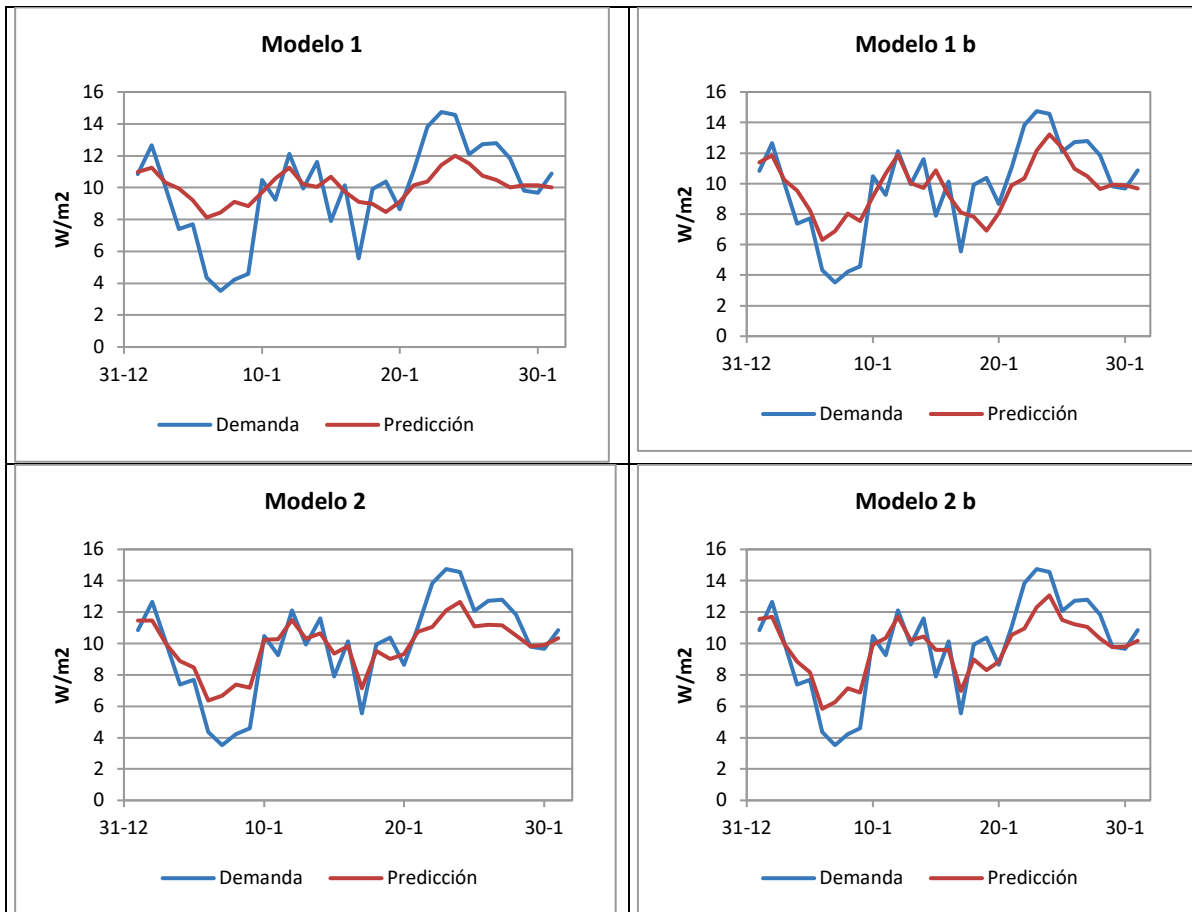


Tabla 3 – Error horario de los de ecuación planteados (%)

Modelo 1	19.47	Modelo 1b	13.19
Modelo 2	17.87	Modelo 2b	13.10

En base al error obtenido con frecuencia diaria, la elección del modelo estaría entre el modelo 2 (más sencillo) y el modelo 2b (menos error). Con el objetivo de seleccionar uno de estos dos modelos, se comparan los errores producidos en todos los casos disponibles (Tabla 4).

Tabla 4 –Comparación errores modelo 2 y 2b (%)

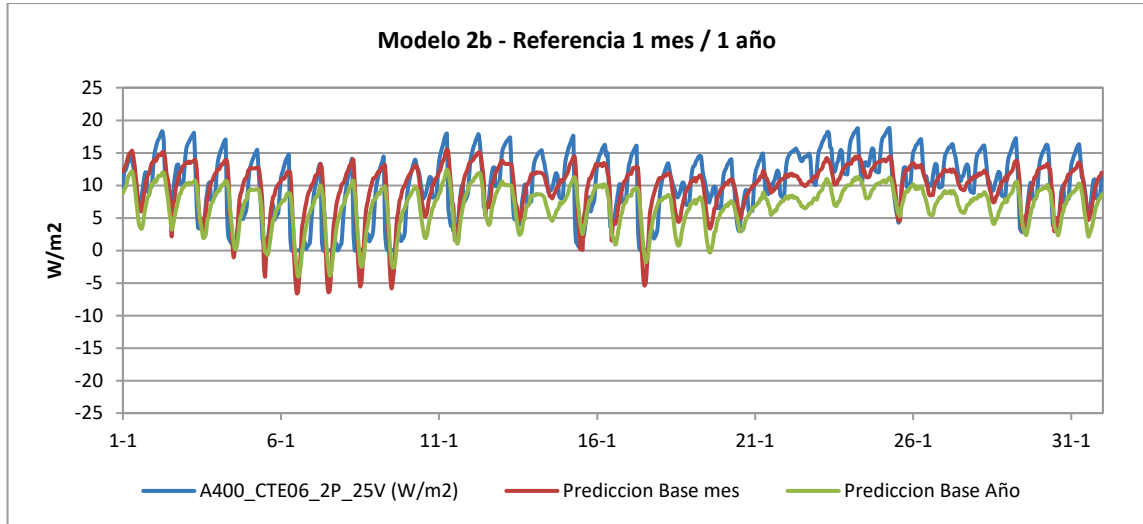
	M2 - Invierno		M2b - Invierno		M2 - Verano		M2b - Verano	
	Horarios	Diarios	Horario	Diario	Horarios	Diarios	Horario	Diario
CT79_25V	9.5	5.3	9.1	5.4	82.0	56.9	55.9	42.9
CT79_50V	11.1	6.0	11.0	6.1	53.4	35.6	32.3	17.5
CT79_75V	12.7	6.4	12.7	6.4	45.1	29.1	27.8	11.2
CTE06_25V	26.6	13.2	26.5	13.1	66.4	35.0	50.3	19.0
CTE06_50V	35.5	17.3	34.0	17.3	46.4	23.9	35.9	7.2
CTE06_75V	38.4	18.4	36.9	18.9	40.8	20.5	32.4	5.1

Analizando los resultados de los errores obtenidos en todos los casos estudiados, se escoge es el Modelo 2b.

Selección del Periodo de estudio

Se ha realizado una prueba considerando todo el año, cuyo valor de error promedio absoluto es del orden de 70%. Al analizar los datos, las épocas en torno a la fecha de cambio de régimen y consigna son la que se corresponde con unos valores de predicción más alejados de la referencia. En la Figura 3 se comparan las predicciones de dos casos para el mes de Enero:

Figura 3 – Comparativa en Enero de las 4 ecuaciones



Tomando los valores de k correspondientes al estudio anual, se analiza a modo de ejemplo un mes del año (enero). Esto permite comparar tanto con la demanda de referencia como con la predicción (en base estacional) energética. El error del modelo de predicción en base anual para el mes de enero es de 39.55%, siendo un ajuste mejor que el promedio anual. Aún así el error obtenido es superior al del modelo en base a estudio mensual. Por lo tanto, se considera más atinado realizar estudio de valores de verano e invierno de forma independiente para el sistema de GIRTER.

Elección del periodo de integración.

Se consideran 4 periodos:

- Caso 1: Integración de todas las horas del mes
- Caso 2: Promedio de las integraciones de todas las horas de cada día
- Caso 3: Integración de valores promedio diarios
- Caso 4: Promedio de las integraciones de grupos de 10 días

A lo largo del estudio de las distintas ecuaciones (y también del estudio de otros periodos de análisis y edificios), el caso1 generalmente es el que muestra menos error. Esto es debido a que la referencia de datos que toma es horaria y considera un periodo largo. Por ese motivo ha sido empleado en los otros pasos de la selección del modelo. A modo de ejemplo, se muestran los modelos de predicción obtenidos para el modelo 2b (Figura 2), así como los errores asociados obtenidos (Tabla 2).

Figura 4 – Comparativa en Enero de las 4 periodos de integración

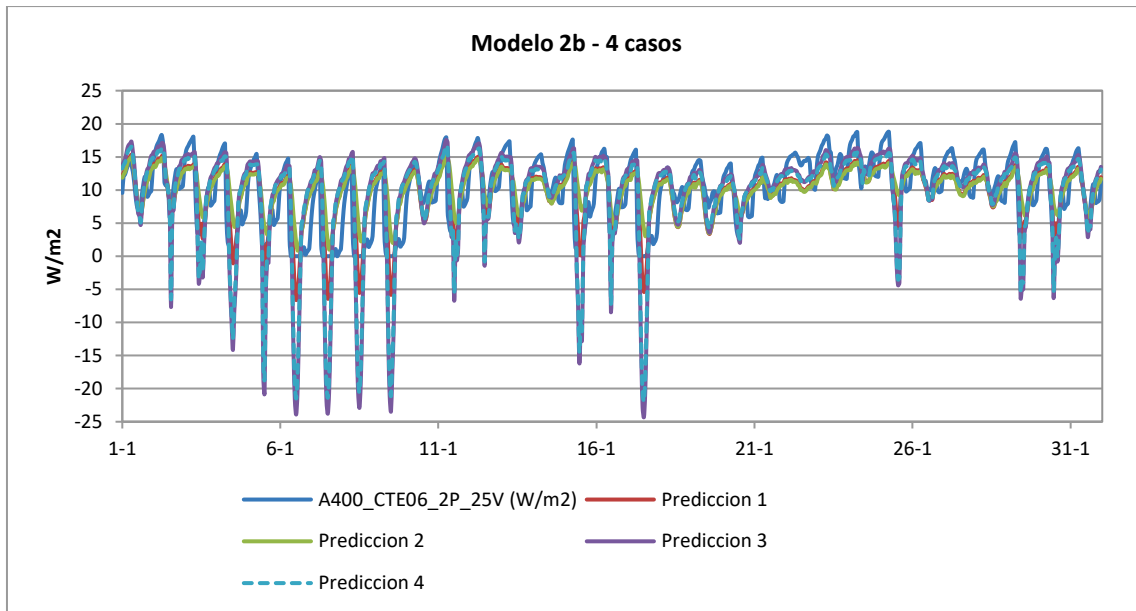


Tabla 2 – Error horario de los de ecuación planteados (%)

Caso 1	26.49	Caso 3	33.45
Caso 2	29.48	Caso 4	31.99

## RESULTADOS

En base a lo visto no sólo en este estudio, sino al análisis más amplio realizado en Girtter, se considera que lo más adecuado es un modelo de ecuación 2b. Este modelo considera la predicción horaria de temperatura exterior y radiación vertical, así como un término independiente. Los parámetros más fiables son los de un modelo estacional, obtenidos por interpolación de un mes. Los parámetros concretos que se pueden aplicar a cualquier edificio de uso residencial en la zona climática de Valladolid y Cuéllar, en función de su tipología son los siguientes:

Tabla 5. Constantes de predicción de demanda energética para invierno y verano

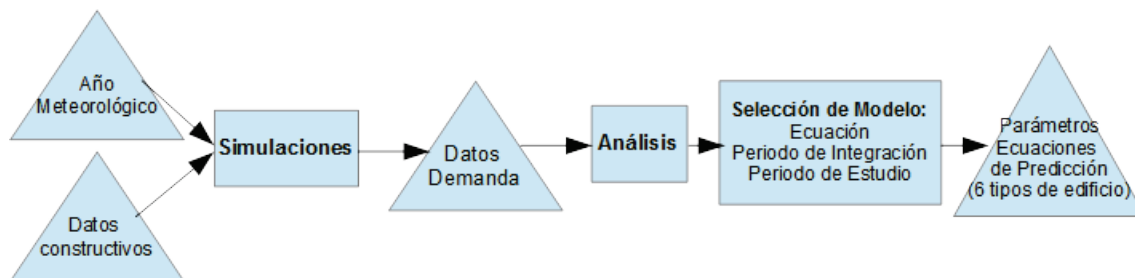
Edificio	Invierno			Verano		
	$k_1$ [W/m <sup>2</sup> ·K]	$k_2$ [-]	$b$ [W/m <sup>2</sup> ]	$k_1$ [W/m <sup>2</sup> ·K]	$k_2$ [-]	$b$ [W/m <sup>2</sup> ]
CT79_25V	1.54	-0.0371	6.13	1.12	-0.0005	-5.95
CT79_50V	1.81	-0.0714	4.80	1.57	-0.0122	-9.28
CT79_75V	2.08	-0.0981	3.81	1.81	-0.0237	-11.29
CTE06_25V	0.82	-0.0272	-3.37	0.93	-0.0020	-7.24
CTE06_50V	1.15	-0.0460	-7.52	1.30	-0.0189	-10.78
CTE06_75V	1.34	-0.0771	-8.73	1.46	-0.0349	-13.05

Donde las unidades son referentes a plantas de edificios de 3 metros de altura. El error asociado es el indicado en la tabla de análisis de error de ecuación correspondiente a los modelos 2b.

## CONCLUSIONES

Se ha desarrollado una metodología para conseguir un modelo de orden reducido de predicción de demanda de climatización de edificios en base a parámetros meteorológicos

Figura 5 – Metodología Resumida



Una vez obtenido el modelo, se han analizado 6 edificios de referencia: Dos tipos de envolvente según NBE-CT79 y CTE2006 y tres porcentajes de vidrio con respecto a la fachada.

El estudio estacional, realizado para los meses de enero y julio, muestra más fiabilidad y menos error que el estudio anual, obteniendo constantes para las ecuaciones dependiendo del modo de funcionamiento calor / frío. El periodo de integración con un menor error en el horizonte temporal del proyecto es el que considera directamente la integración de valores de todas las horas de un mes.

La ecuación que mejor se ajusta considera la temperatura exterior, el efecto de la radiación solar y un término independiente. Los modelos tienen menor error en invierno que en verano. En invierno los correspondientes a CTE79 y a menor porcentaje de ventanas son los que menos error muestran. En verano las dos envolventes se corresponden con un error similar – siendo en este caso los edificios con mayor porcentaje de ventanas los que tienen un mejor ajuste.

## AGRADECIMIENTOS

El Proyecto GIRTER, Referencia RTC-2016-5800-3, es un Proyecto financiado por el Programa Estatal de Investigación, Desarrollo e Innovación Orientada a los Retos de la Sociedad, en el marco del Plan Estatal de Investigación Científica y Técnica y de Innovación 2013-2016 de la Agencia Estatal de Investigación (Ministerio de Economía, Industria y Competitividad), cofinanciado con Fondos FEDER

## REFERENCIAS

*Artículo en Actas de Congreso:*

J. Samaniego et al. Desarrollo de un Gestor Inteligente de Redes TERMicas (GIRTER). *II Congreso Iberoamericano de Ciudades Inteligentes (ICSC-CITIES 2019)*.

*Artículo en Actas de Congreso:*

Cristina Cano et al. Calefacción de distrito urbana con biomasa de la Universidad de Valladolid: Objetivo 20/20/20. *Congreso Nacional del Medio Ambiente CONAMA2014*.

*Artículo de Revista:*

Soutullo, S.; Giancola, E.; Heras M.R. Dynamic energy assessment to analyze different refurbishment strategies of existing dwellings placed in Madrid. *Energy 2018*; 152, 1011-1023.

*Página Web:*

Código Técnico de la Edificación - <https://www.codigotecnico.org/>

*Programa informático:*

TRNSYS: A transient Simulation Program (1990). Solar Energy Laboratory, University of Wisconsin, Madison WI.