XX Simposio CEA de Control Inteligente

25-27 de junio de 2025, Huelva

Compromiso precisión-interpretabilidad en la identificación de modelos térmicos

Gómez-Ruiz, G.[a, *], Sánchez, A.J.[b], Márquez, M.[a], Sánchez-Herrera, R.[a], Andújar, J.M.[a]

[a] *Centro de Investigación en Tecnología, Energía y Sostenibilidad (CITES), Universidad de Huelva, 21007 Huelva, España.*
[b] *Departamento de Ingeniería Mecánica, Biomédica y de Manufactura, Munster Technological University, Bishopstown, Cork, T12 P928, Irlanda.*

To cite this article: Gómez-Ruiz, G., Sánchez, A.J., Márquez, M., Sánchez-Herrera, R., Andújar, J.M, 2025. Accuracy-interpretability trade-off in the identification of thermal models. XX Simposio CEA de Control Inteligente, Huelva (Spain), 2025.

Resumen

Este artículo presenta la identificación del modelo térmico de una vinoteca doméstica, utilizada como ejemplo representativo de una carga controlada termostáticamente. Estas cargas desempeñan un papel fundamental en las estrategias de respuesta a la demanda, debido a su flexibilidad y amplia presencia en entornos residenciales, comerciales e industriales. Se formuló un modelo de caja gris basado en una red de parámetros térmicos que permitió capturar la dinámica del sistema. Los parámetros del modelo se estimaron a partir de datos experimentales mediante una optimización no lineal con restricciones. A través de una estrategia de simulación paramétrica, se exploró el compromiso entre la precisión y la interpretabilidad del modelo identificado. Se obtuvo un valor normalizado de la raíz del error cuadrático medio de 0.132 y una desviación media de los parámetros respecto a sus valores teóricos de 0.226. Estos resultados demuestran la viabilidad de la estrategia propuesta para identificar modelos térmicos que logren un equilibrio entre precisión predictiva e interpretabilidad física.

Palabras clave: identificación para control, modelado de caja gris, validación de modelos.

Accuracy-interpretability trade-off in the identification of thermal models

Abstract

This paper presents the identification of the thermal model of a household wine cooler, used as a representative example of a thermostatically controlled load. These loads play a key role in demand response strategies due to their flexibility and widespread presence in residential, commercial, and industrial settings. A grey-box model based on a thermal parameter model was formulated to capture the system's dynamics. The model parameters were estimated from experimental data using constrained nonlinear optimization. A parametric simulation strategy was used to explore the trade-off between model accuracy and physical interpretability. The identified model achieved a normalized root mean square error of 0.132 and a mean deviation from theoretical parameter values of 0.226. These results demonstrate the feasibility of the proposed strategy to identify thermal models that balance accuracy with interpretability.

Keywords: grey box modeling, identification for control, model validation.

1. Introducción

Las cargas controladas termostáticamente (*thermostatically controlled load*, TCL) abarcan un amplio abanico de sistemas térmicos que forman parte de nuestro día a día, como aires acondicionados, frigoríficos o termos eléctricos. Su funcionamiento se basa en el mantenimiento de la temperatura dentro de un rango predefinido mediante ciclos de encendido y apagado.

En el contexto energético actual, las TCL se han consolidado como un recurso esencial para mejorar la sostenibilidad del sistema eléctrico, gracias a tres características fundamentales: su elevada penetración en entornos residenciales, comerciales e industriales; su inercia térmica, que les permite mantener condiciones térmicas estables durante cortos periodos sin consumo energético activo; y su capacidad de respuesta casi instantánea, considerablemente superior a la de tecnologías convencionales como la generación hidráulica o nuclear (Gomez-Ruiz et al., 2024).

Gracias a esta flexibilidad operativa, las TCL pueden ajustar sus condiciones de operación en función de las necesidades de la red eléctrica sin comprometer el confort del

*Autor para correspondencia: gabriel.gomez@diesia.uhu.es

usuario. Por ello, desempeñan un papel estratégico en escenarios donde se busca reducir picos de demanda, disminuir costes energéticos o facilitar la integración de recursos energéticos distribuidos, como turbinas eólicas (Clavijo-Camacho et al., 2024), o sistemas de respaldo basados en hidrógeno (Fernández et al., 2020). Un ejemplo destacado se encuentra en California, donde compañías eléctricas como PG&E y Southern California Edison (SCE) se han asociado con fabricantes de termostatos inteligentes, como Nest y Ecobee, para controlar de forma remota sistemas térmicos durante periodos de alta demanda en la red ("PG&E," n.d.; "Southern California Edison," n.d.).

Para que las TCL puedan cumplir eficazmente este papel, es imprescindible contar con modelos térmicos que sean tanto precisos como interpretables (Manfren et al., 2024). La precisión garantiza predicciones fiables, evita ciclos innecesarios de calentamiento o enfriamiento y contribuye a mantener la participación continua de los usuarios. Por su parte, la interpretabilidad facilita la comprensión del comportamiento del sistema, permitiendo que tanto los usuarios como los operadores entiendan claramente las acciones ejecutadas. Este aspecto cobra especial relevancia en modelos térmicos basados en parámetros físicos, donde las resistencias térmicas (R) y las capacitancias térmicas (C) deben reflejar fielmente las propiedades de los materiales, las dimensiones del sistema y los fenómenos asociados a la transferencia y el almacenamiento de calor. Si bien varios estudios han abordado individualmente la precisión o la interpretabilidad en la identificación de modelos térmicos, hasta ahora no se han encontrado trabajos que evalúen de manera simultánea y cuantitativa ambos criterios, ni que exploren formalmente la relación de compromiso entre ellos (Sun et al., 2024).

Este trabajo presenta la identificación del modelo térmico de una vinoteca doméstica, considerada como un caso representativo de TCL. El objetivo principal es formular un modelo que capture la termodinámica del sistema y proporcione un equilibrio aceptable entre precisión predictiva e interpretabilidad física. Para lograrlo, se propone un modelo de caja gris basado en una red de parámetros R y C, junto con una estrategia de identificación paramétrica que evalúa dicho equilibrio a partir de datos experimentales obtenidos mediante un sistema de adquisición de datos y de control.

Las principales contribuciones de este artículo son:

(1) Definir la interpretabilidad como la desviación normalizada respecto a los valores teóricos de los parámetros físicos del modelo (R y C);
(2) Llevar a cabo un barrido de simulaciones parametrizadas sobre el espacio de búsqueda para construir empíricamente la frontera de Pareto entre precisión e interpretabilidad;
(3) Seleccionar cuantitativamente un modelo de compromiso basado en ambos criterios y validarlo experimentalmente a través de datos reales.

El resto del artículo se organiza de la siguiente manera: la Sección 2 describe los materiales y métodos empleados en esta investigación; la Sección 3 detalla el procedimiento de identificación del modelo propuesto; la Sección 4 presenta y discute los resultados obtenidos; y, finalmente, la Sección 5 recoge las principales conclusiones del trabajo.

2. Materiales y métodos

Los materiales y métodos empleados en este trabajo se organizan en cuatro apartados: el primero describe el marco teórico y la formulación del modelo; el segundo describe las características físicas del sistema a modelar; el tercero aborda la plataforma de adquisición de datos y de control empleada; y el cuarto presenta los ensayos experimentales para la identificación y la validación del modelo.

2.1. Marco teórico

Para modelar la dinámica de un sistema físico de forma precisa e interpretable, es necesario seguir un enfoque de modelado de caja gris. En este trabajo, se adopta un modelo de resistencia-capacitancia (RC) de segundo orden que permite representar los fenómenos de transferencia y almacenamiento de calor del sistema objeto mediante resistencias térmicas y capacitancias térmicas, respectivamente. El modelo RC propuesto se muestra en la Figura 1. En él se definen tres nodos térmicos: T_i, que representa la temperatura en el interior de la vinoteca, T_e, que corresponde a la temperatura en la pared exterior de la vinoteca, y T_a, que describe la temperatura del ambiente en el que se encuentra la vinoteca. Estos nodos térmicos están conectados entre sí a través de tres resistencias térmicas: $\mathrm{R_{ie}}$, $\mathrm{R_{ia}}$ y $\mathrm{R_{ea}}$, que modelan la oposición a la transferencia de calor entre pares de nodos adyacentes. En el sistema objeto de modelado, estas resistencias representan, respectivamente: el aislamiento térmico entre el interior de la vinoteca y su pared exterior, entre el interior y el ambiente, y entre la pared exterior y el ambiente. Por otro lado, a los nodos térmicos T_i y T_e se les asocian las capacitancias térmicas $\mathrm{C_i}$ y $\mathrm{C_e}$, que modelan la capacidad del sistema para almacenar energía térmica en el interior y en la pared exterior de la vinoteca, respectivamente. Este conjunto de resistencias y capacitancias térmicas debe ser identificado a partir de datos experimentales.

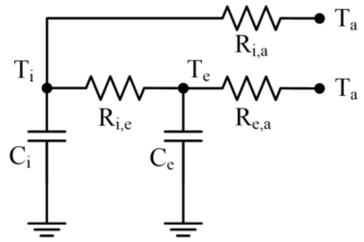

Figura 1: Modelo RC propuesto.

A partir del modelo RC que se presenta en la Figura 1 y aplicando el principio de conservación de la energía y la ley de Fourier en los nodos térmicos T_i y T_e, se llega a las ecuaciones (1) y (2):

$$\mathrm{C_i}\frac{\mathrm{d}T_\mathrm{i}}{\mathrm{dt}} = \frac{T_\mathrm{e} - T_\mathrm{i}}{\mathrm{R_{i,e}}} + \frac{T_\mathrm{a} - T_\mathrm{i}}{\mathrm{R_{i,a}}} + Q_\mathrm{i}(\mathrm{t}) \tag{1}$$

$$\mathrm{C_e}\frac{\mathrm{d}T_\mathrm{e}}{\mathrm{dt}} = \frac{T_\mathrm{i} - T_\mathrm{e}}{\mathrm{R_{i,e}}} + \frac{T_\mathrm{a} - T_\mathrm{e}}{\mathrm{R_{e,a}}} + Q_\mathrm{e}(\mathrm{t}) \tag{2}$$

donde $Q_\mathrm{i}(\mathrm{t})$ representa el calor extraído del interior de la vinoteca, y $Q_\mathrm{e}(\mathrm{t})$ el calor liberado hacia su pared exterior, definidos según (3) y (4):

$$Q_\mathrm{i}(\mathrm{t}) = -P(\mathrm{t}) \cdot \eta_\mathrm{i} \tag{3}$$

$$Q_\mathrm{e}(\mathrm{t}) = P(\mathrm{t}) \cdot \eta_\mathrm{e} \tag{4}$$

Nótese que (3) incluye un signo negativo, a diferencia de (4). Esto refleja que en (3) el calor se extrae del nodo T_i, mientras que en (4) se libera hacia el nodo T_e, de acuerdo con el criterio de signos adoptado. Por otro lado, la potencia eléctrica suministrada a la célula Peltier alojada dentro de la vinoteca se define en (5):

$$P(\mathrm{t}) = s(\mathrm{t}) \cdot v_{\mathrm{Peltier}}(\mathrm{t}) \cdot i_{\mathrm{Peltier}}(\mathrm{t}) \tag{5}$$

donde $s(\mathrm{t}) \in \{0, 1\}$ es el estado de operación de la célula (0: apagada, 1: encendida), $v_{\mathrm{Peltier}}(\mathrm{t})$ es la tensión aplicada a la célula, e $i_{\mathrm{Peltier}}(\mathrm{t})$ es la corriente que circula por la célula. Finalmente, la potencia $P(\mathrm{t})$ se multiplica por los coeficientes de rendimiento térmico η_i y η_e en (3) y (4), los cuales cuantifican la fracción de energía eléctrica convertida en energía térmica en cada nodo.

A partir de las ecuaciones (1)–(5), se obtiene una representación del sistema en espacio de estados lineal y en tiempo discreto, expresada según (6) y (7):

$$\begin{aligned}\boldsymbol{x}(\mathrm{k}+1) &= \begin{bmatrix} -\dfrac{1}{\mathrm{C_i}}\left(\dfrac{1}{\mathrm{R_{i,e}}}+\dfrac{1}{\mathrm{R_{i,a}}}\right) & \dfrac{1}{\mathrm{C_i}\cdot\mathrm{R_{i,e}}} \\ \dfrac{1}{\mathrm{C_e}\cdot\mathrm{R_{i,e}}} & -\dfrac{1}{\mathrm{C_e}}\left(\dfrac{1}{\mathrm{R_{i,e}}}+\dfrac{1}{\mathrm{R_{e,a}}}\right) \end{bmatrix}\boldsymbol{x}(\mathrm{k}) \\ &+ \begin{bmatrix} -\dfrac{\eta_\mathrm{i}}{\mathrm{C_i}} & \dfrac{1}{\mathrm{C_i}\cdot\mathrm{R_{i,a}}} \\ \dfrac{\eta_\mathrm{e}}{\mathrm{C_e}} & \dfrac{1}{\mathrm{C_e}\cdot\mathrm{R_{e,a}}} \end{bmatrix}\boldsymbol{u}(\mathrm{k})\end{aligned} \tag{6}$$

$$\boldsymbol{y}(\mathrm{k}) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}\boldsymbol{x}(\mathrm{k}) \tag{7}$$

donde k representa el índice de muestreo asociado a un intervalo de muestreo $\Delta\mathrm{t}$. La variable de estado $\boldsymbol{x}(\mathrm{k})^\mathrm{T} = [T_\mathrm{i}(\mathrm{k}), T_\mathrm{e}(\mathrm{k})]$ corresponde a las temperaturas en el interior de la vinoteca y en su pared exterior. El vector de entrada $\boldsymbol{u}(\mathrm{k})^\mathrm{T} = [\mathrm{P}(\mathrm{k}), T_\mathrm{a}(\mathrm{k})]$ está compuesto por la potencia eléctrica y la temperatura ambiente. Finalmente, la salida $\boldsymbol{y}(\mathrm{k})$ coincide con la variable de estado $\boldsymbol{x}(\mathrm{k})$, puesto que puede ser medida. El conjunto de parámetros térmicos del modelo —resistencias, capacitancias y eficiencias— es inicialmente desconocido y debe ser identificado. Para ello, se define el vector de parámetros $\boldsymbol{\theta}$ que se muestra en (8):

$$\boldsymbol{\theta}^\mathrm{T} = [\mathrm{C_i}, \mathrm{C_e}, \mathrm{R_{i,e}}, \mathrm{R_{i,a}}, \mathrm{R_{e,a}}, \eta_\mathrm{i}, \eta_\mathrm{e}] \tag{8}$$

La estimación de $\boldsymbol{\theta}$ se plantea como un problema de optimización cuyo objetivo es minimizar el error entre las temperaturas medidas y las simuladas por el modelo en los nodos T_i y T_e. Aunque el modelo en espacio de estados es lineal respecto a las variables de estado, la relación entre los parámetros térmicos y el vector de salida no es lineal, ya que las matrices del sistema dependen racionalmente de dichos parámetros. Por este motivo, el problema de optimización se resolvió mediante un optimizador no lineal con restricciones, basado en el método de punto interior, e implementado en MATLAB®. Una vez finalizada la optimización, el modelo se evaluó utilizando dos criterios: la raíz del error cuadrático medio (*root mean square error*, RMSE), que cuantifica la precisión del modelo en la predicción de datos observados, y la diferencia entre los parámetros estimados $\boldsymbol{\theta}$ y sus valores teóricos iniciales $\boldsymbol{\theta}_0$, utilizada para valorar la interpretabilidad del modelo. Se llevaron a cabo múltiples simulaciones, variando los límites permisibles del espacio de búsqueda $\boldsymbol{\Theta}$, y se analizaron los resultados con el objetivo de seleccionar el modelo que lograra el mejor equilibrio entre precisión e interpretabilidad.

2.2. Descripción del sistema físico a modelar

El sistema objeto de modelado es una vinoteca doméstica con un volumen interno de 24 litros, compuesta por los siguientes elementos: un comportamiento interno (1), donde se almacenan los productos a refrigerar; un aislamiento térmico (2), que mantiene el frío en el interior; un revestimiento externo (3), que protege estructuralmente el equipo; y una puerta (4), que permite el acceso al interior de la vinoteca. La Figura 2 muestra la vinoteca utilizada en este estudio, con sus elementos enumerados según la descripción anterior.

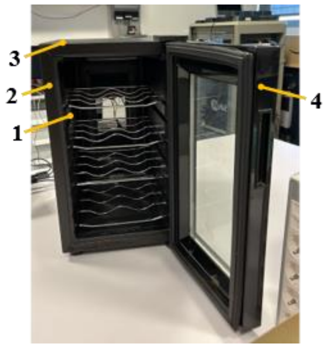

Figura 2: Vinoteca empleada en este trabajo. Los elementos que la componen se muestran enumerados: 1. Compartimento interno, 2. Aislamiento térmico, 3. Revestimiento externo, y 4. Puerta.

Las dimensiones, materiales, y propiedades físicas de cada uno de los elementos de la vinoteca se detallan en la Tabla 1.

Tabla 1: Propiedades físicas de los elementos de la vinoteca. "E" indica el elemento, "D" las dimensiones [mm], "M" el material, k la conductividad térmica [W/m·K], ρ la densidad [kg/m^3] y $\mathrm{c_p}$ el calor específico [J/kg·K]. Las abreviaturas utilizadas para los materiales son: PAI (poliestireno de alto impacto), EPU (espuma de poliuretano) y 304L (acero inoxidable tipo 304L).

E	D	M	k	ρ	$\mathrm{c_p}$
1	205 x 325 x 370	PAI	0.16	1050	1350
2	68 x 122 x 54	EPU	0.0214	34.5	1460
3	273 x 447 x 424	304L	16.2	8000	500
4	273 x 424	Vidrio	0.937	2440	840

A partir de estas propiedades, es posible calcular los valores teóricos iniciales de las resistencias térmicas entre nodos adyacentes ($\mathrm{R_{th}}$) y de las capacitancias térmicas en cada nodo ($\mathrm{C_{th}}$). Dichos valores se obtienen mediante el empleo de las ecuaciones (9) y (10):

$$\mathrm{R_{th}} = \frac{\Delta\mathrm{x}}{\mathrm{k}\cdot\mathrm{A}} \tag{9}$$

$$\mathrm{C_{th}} = \rho\cdot\mathrm{c_p}\cdot\mathrm{V} \tag{10}$$

donde $\Delta\mathrm{x}$ es el espesor promedio de la pared, A es el área superficial de la pared, y V es el volumen de la región considerada. Los valores de k, ρ y $\mathrm{c_p}$ para cada elemento se toman de la Tabla 1. La relación entre los elementos de la vinoteca descritos en la Tabla 1 y las resistencias y capacitancias térmicas definidas en la Sección 2.1, se explica en la Sección 3.

2.3. *Sistema de adquisición de datos y de control*

Las variables T_i, T_e, T_a, s, v_Peltier e i_Peltier deben ser medidas para que el modelo pueda ser identificado. Para ello, se emplearon tres sensores de temperatura digitales (modelo MCP9808) para registrar las temperaturas en los tres nodos térmicos del sistema (T_i, T_e y T_a); un divisor de tensión para medir la tensión aplicada a la célula Peltier (v_Peltier); y un sensor de corriente (modelo ACS712) para medir la corriente que circula por dicha célula (i_Peltier). Además, el estado de operación de la célula Peltier (s) se controló mediante un interruptor programable (modelo SONOFF RFR2), el cual actúa como un relé que permite o interrumpe el paso de corriente desde la fuente de alimentación (modelo EA-3048 B) hacia la célula, en función del estado en que se encuentre. Todos los datos fueron almacenados y monitorizados en un PC con MATLAB®, integrado en la red de área local del laboratorio del grupo de investigación. El intervalo de muestreo Δt se fijó en 10 segundos, valor que se justifica dado que los sistemas térmicos, como el modelado en este trabajo, presentan una dinámica lenta asociada a los procesos de transferencia y almacenamiento de calor. La Figura 3 muestra una vista general de la vinoteca y del sistema de adquisición de datos y de control.

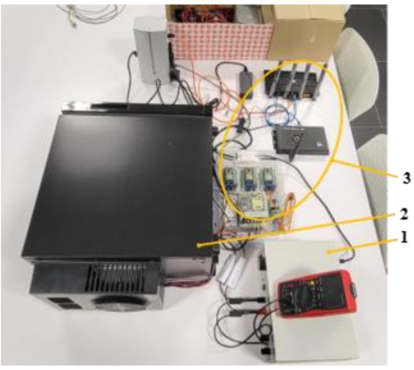

Figura 3: Vista general de la vinoteca y el sistema de adquisición de datos y de control: 1. Fuente de alimentación de CC, 2. Vinoteca, y 3. Sistema de adquisición de datos y de control.

2.4. *Ensayos experimentales*

Se llevó a cabo un experimento que consistió en dos ciclos consecutivos de refrigeración. Cada ciclo incluyó un periodo de encendido del sistema de refrigeración de 4 horas, seguido de un periodo de apagado de 5 horas, resultando un tiempo total de ensayo de 18 horas. Los estados de operación del sistema de refrigeración fueron programados y controlados mediante la plataforma descrita en la Sección 2.3. Durante los periodos de encendido, se aplicó una tensión de 7.8V a la célula Peltier, mientras que en los periodos de apagado dicha tensión fue de 0V.

3. Procedimiento de identificación del modelo

La identificación del modelo termodinámico de la vinoteca, descrito en la Sección 2.1, requiere estimar el vector de parámetros $\boldsymbol{\theta}$. Para ello, se define un vector inicial de parámetros teóricos $\boldsymbol{\theta}_0$ que puede ser calculado (a excepción de η_i y η_e) a partir de las propiedades físicas presentadas en la Tabla 1 y mediante las ecuaciones (9) y (10). Este vector inicial no solo permite reducir el espacio de búsqueda de soluciones, sino que actúa también como una referencia para evaluar la coherencia física del modelo resultante.

3.1. *Relación entre los elementos físicos y los parámetros del modelo*

Los elementos físicos de la vinoteca descritos en la Sección 2.2 se asocian directamente con las resistencias y capacitancias térmicas del modelo RC que se muestra en la Figura 1. En concreto: la resistencia térmica $\mathrm{R_{i,e}}$ representa el aislamiento entre el compartimento interno y el revestimiento externo; la resistencia $\mathrm{R_{i,a}}$, entre el compartimento interno y el ambiente; y la resistencia $\mathrm{R_{e,a}}$, entre el aislamiento y el ambiente. Por otro lado, la capacitancia $\mathrm{C_i}$ se asocia con el compartimento interno, mientras que la capacitancia $\mathrm{C_e}$ se asocia con el revestimiento externo. Los valores iniciales teóricos de estos parámetros fueron: $\mathrm{R_{i,e,0}}$ = 9.3172 K/W, $\mathrm{R_{i,a,0}}$ = 23.6988 K/W, $\mathrm{R_{e,a,0}}$ = 0.1075 K/W, $\mathrm{C_{i,0}}$ = 32.2566 J/K y $\mathrm{C_{e,0}}$ = 428.4 J/K. En cuanto a los coeficientes de eficiencia térmica, se asumieron valores iniciales de $\eta_\mathrm{i,0} = \eta_\mathrm{e,0}$ = 0.5, situados en el centro del intervalo válido (0, 1).

3.2. *Definición del espacio de búsqueda*

Para la búsqueda del mejor balance entre precisión e interpretabilidad, se propuso un enfoque de optimización con límites dinámicos para las resistencias y capacitancias térmicas. El uso de límites fijos demasiado estrechos puede restringir excesivamente el espacio de búsqueda, impidiendo un buen ajuste a los datos experimentales. Por el contrario, márgenes excesivamente amplios permiten modelos más precisos, pero pueden dar lugar a parámetros físicamente inverosímiles. Para abordar esta disyuntiva, se definieron factores de tolerancia multiplicativos, denotados como Φ_R para las resistencias térmicas y Φ_C para las capacitancias térmicas. Estos factores permiten ajustar proporcionalmente los márgenes alrededor de los valores teóricos. Así, los límites del espacio de búsqueda $\boldsymbol{\Theta}$ se definieron según (11):

$$
\begin{aligned}
&\frac{\mathrm{R_{i,e,0}}}{\Phi_\mathrm{R}} < \mathrm{R_{i,e}} < \mathrm{R_{i,e,0}} \cdot \Phi_\mathrm{R},\\
&\frac{\mathrm{R_{i,a,0}}}{\Phi_\mathrm{R}} < \mathrm{R_{i,a}} < \mathrm{R_{i,a,0}} \cdot \Phi_\mathrm{R},\\
&\frac{\mathrm{R_{e,a,0}}}{\Phi_\mathrm{R}} < \mathrm{R_{e,a}} < \mathrm{R_{e,a,0}} \cdot \Phi_\mathrm{R},\\
&\frac{\mathrm{C_{i,0}}}{\Phi_\mathrm{C}} < \mathrm{C_i} < \mathrm{C_{i,0}} \cdot \Phi_\mathrm{C},\\
&\frac{\mathrm{C_{e,0}}}{\Phi_\mathrm{C}} < \mathrm{C_e} < \mathrm{C_{e,0}} \cdot \Phi_\mathrm{C},\\
&0 < \eta_\mathrm{i} < 1, 0 < \eta_\mathrm{e} < 1
\end{aligned}
\tag{11}
$$

3.3. *Estrategia de simulación y evaluación*

Se realizaron 100 simulaciones variando secuencialmente los factores Φ_R y Φ_C en un esquema de bucle anidado: Φ_R, $\Phi_\mathrm{C} \in \{1, 2, \ldots, 10\}$. Este rango se eligió para cubrir un conjunto suficientemente amplio de configuraciones, evitando al mismo tiempo un coste computacional excesivo. Para cada combinación (Φ_R, Φ_C), se resolvió el problema de optimización utilizando el método de punto interior, obteniendo un vector estimado de parámetros $\widehat{\boldsymbol{\theta}}$.

Posteriormente, cada modelo fue evaluado en términos de precisión, calculada como la media del RMSE entre las temperaturas simuladas y medidas en los nodos T_i y T_e, y de interpretabilidad, medida como la desviación media entre los parámetros R y C estimados $(\mathrm{C_i}, \mathrm{C_e}, \mathrm{R_{i,e}}, \mathrm{R_{i,a}}, \mathrm{R_{e,a}})$ y sus valores teóricos iniciales. Ambos criterios fueron normalizados al intervalo [0, 1], generando un conjunto de 100 pares de valores normalizados $(\overline{\mathrm{RMSE}}, \bar{\delta})_{\mathrm{norm}}$, que permitieron analizar el compromiso entre exactitud predictiva y coherencia física del modelo. El Algoritmo 1 presenta el procedimiento descrito anteriormente.

Algoritmo 1: Evaluación de precisión e interpretabilidad del modelo a partir de simulaciones parametrizadas

Entrada: $\boldsymbol{\theta}_0$, $\Phi_\mathrm{R} \in \{1, 2, \dots, 10\}$, $\Phi_\mathrm{C} \in \{1, 2, \dots, 10\}$, $T_\mathrm{i}^{\mathrm{meas}}$, $T_\mathrm{e}^{\mathrm{meas}}$, T_a, s, v_{Peltier}, i_{Peltier}
Salida: $\mathcal{P}_{\mathrm{norm}} = \{(\overline{\mathrm{RMSE}}, \bar{\delta})_{\mathrm{norm}}\}$
Inicializar $\mathcal{P} \leftarrow []$
para $\Phi_\mathrm{R} = 1$ hasta 10 hacer
  para $\Phi_\mathrm{C} = 1$ hasta 10 hacer
    Definir espacio de búsqueda $\boldsymbol{\Theta}$ para $\boldsymbol{\theta}$ según (11)
    $\widehat{\boldsymbol{\theta}} \leftarrow$ Estimación del vector de parámetros
    Simular T_i y T_e usando $\widehat{\boldsymbol{\theta}}$ y el modelo según (6)-(7)
    Calcular $\overline{\mathrm{RMSE}} \leftarrow$ media $(\mathrm{RMSE}_{T_\mathrm{i}}, \mathrm{RMSE}_{T_\mathrm{e}})$
    Calcular $\bar{\delta} \leftarrow \underset{\boldsymbol{\theta}_\mathrm{j} \in \{\mathrm{C_i}, \mathrm{C_e}, \mathrm{R_{i,e}}, \mathrm{R_{i,a}}, \mathrm{R_{e,a}}\}}{\mathrm{media}} \left|\widehat{\boldsymbol{\theta}}_\mathrm{j} - \boldsymbol{\theta}_{\mathrm{j},0}\right|$
    Agregar $\overline{\mathrm{RMSE}}$ y $\bar{\delta}$ a $\mathcal{P}$
$\mathcal{P}_{\mathrm{norm}} \leftarrow$ Normalizar $\mathcal{P}$ al intervalo [0, 1]
retornar $\mathcal{P}_{\mathrm{norm}}$

4. Resultados y discusiones

En esta sección se analizan los resultados obtenidos a partir del proceso de identificación propuesto, con especial énfasis en el compromiso entre la precisión predictiva y la interpretabilidad física de los parámetros. Se presentan y discuten los indicadores cuantitativos empleados para evaluar dicho compromiso, así como los resultados de simulación obtenidos con el modelo asociado al mejor equilibrio entre ambos criterios.

4.1. Evaluación del compromiso entre precisión predictiva e interpretabilidad

La Figura 4 muestra el compromiso entre la raíz del error cuadrático medio, que cuantifica la precisión en la predicción de las temperaturas, y la desviación media de los parámetros R y C estimados respecto a sus valores teóricos. Se observa que la mayoría de los puntos simulados se concentran en una región caracterizada por un RMSE bajo (cercano a 0) y una desviación elevada (cercana a 1). Esta distribución sugiere que, aunque el modelo logra una alta precisión en la predicción de las temperaturas, presenta dificultades para mantener la coherencia física de los parámetros R y C estimados. Este comportamiento refleja el dilema planteado en la Sección 3.2: aumentar la libertad en la estimación de parámetros puede mejorar la precisión del modelo, pero compromete su interpretabilidad física. En este contexto, el uso de factores de tolerancia en el espacio de búsqueda resulta esencial para alcanzar un equilibrio razonable entre ambos criterios.

A partir de los resultados de la Figura 4, se identificó el par de valores que representa el mejor compromiso entre precisión e interpretabilidad, definido como aquel que minimiza la suma entre RMSE y δ. Este par, denominado par de compromiso, presenta los siguientes valores normalizados: RMSE = 0.132 y δ = 0.226.

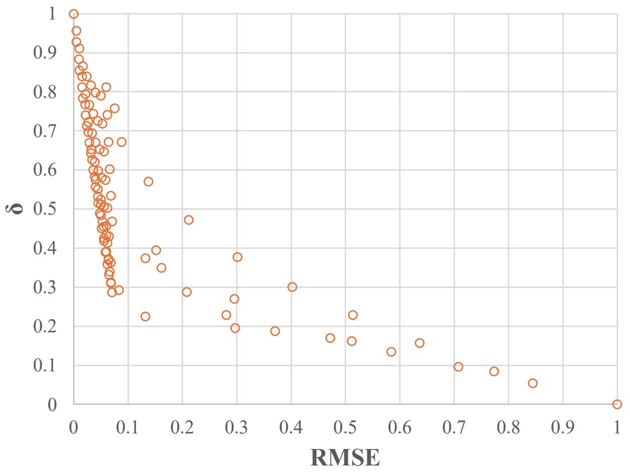

Figura 4: Compromiso entre interpretabilidad (δ) y precisión predictiva (RMSE) en el proceso de identificación de parámetros.

4.2. Análisis del modelo a partir del par de compromiso

El par de compromiso identificado en la Sección 4.1 se asocia con único vector de parámetros estimados. La Tabla 2 presenta una comparación entre los valores teóricos de los parámetros del modelo y aquellos obtenidos a partir de dicho par.

Tabla 2: Comparativa entre los parámetros teóricos y los estimados a partir del par de compromiso.

Parámetro	Valor teórico	Valor estimado
$\mathrm{R_{i,e}}$ [K/W]	9.3172	18.6344
$\mathrm{R_{i,a}}$ [K/W]	23.6988	47.3976
$\mathrm{R_{e,a}}$ [K/W]	0.1075	0.2150
$\mathrm{C_i}$ [J/K]	32.2566	129.0264
$\mathrm{C_e}$ [J/K]	428.4	537.9190
η_i	0.5	0.0686
η_e	0.5	0.7131

Todos los parámetros estimados se mantienen dentro de rangos físicamente plausibles, lo que indica que el modelo ha logrado ajustarse a los datos sin perder coherencia física. La desviación relativa media obtenida en este trabajo —alrededor del 125%— es ligeramente superior a la reportada en estudios previos (Hu et al., 2017), donde los valores típicos oscilan entre el 20% y el 25%. Esta diferencia podría explicarse por el enfoque adoptado en este trabajo, que busca un equilibrio entre precisión e interpretabilidad. Así, es posible que se sacrifique parcialmente la coherencia física de los parámetros en favor de una mayor precisión en la predicción. Por otra parte, esta desviación también podría deberse a la incertidumbre en los valores teóricos empleados como referencia, así como a la sensibilidad del proceso de optimización al punto de partida. No se descarta, además, que el modelo RC adoptado, de segundo orden, represente una estructura más compleja de lo necesario, lo que sugiere que un modelo de primer orden podría ofrecer mejores resultados en futuros trabajos.

Por otra parte, se evaluó la capacidad predictiva del modelo utilizando el vector de parámetros correspondiente al par de compromiso. Las simulaciones de la temperatura en el interior de la vinoteca (T_i) y en la pared exterior (T_e) ofrecieron valores de RMSE de 0.590K y 0.506K, respectivamente. Estos resultados son coherentes con los obtenidos en estudios previos sobre modelado de sistemas térmicos (Hu et al., 2017), donde el RMSE medio se sitúa en torno a los 0.28K. Las Figuras 5 y 6 ilustran la evolución temporal de ambas temperaturas, mostrando una buena concordancia entre los datos medidos (en rojo) y las predicciones del modelo (en negro).

En conjunto, los resultados obtenidos confirman que el modelo térmico propuesto ofrece una precisión aceptable y conserva un nivel razonable de coherencia física.

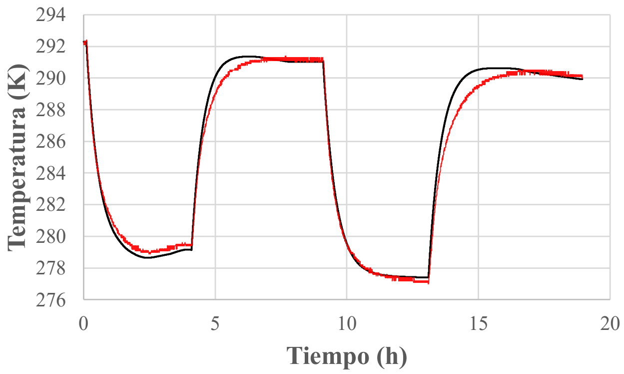

Figura 5: Evolución de la temperatura en el interior de la vinoteca durante el experimento. En rojo, la temperatura medida; en negro, la temperatura simulada.

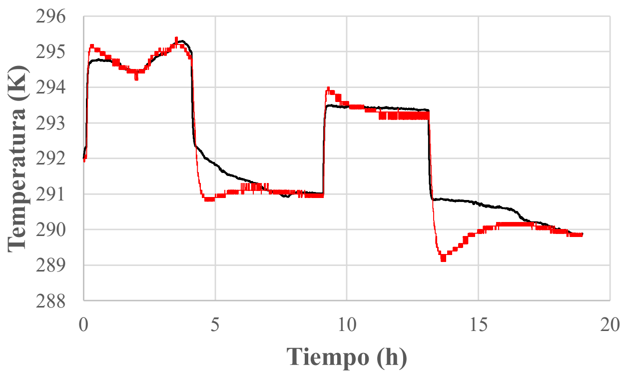

Figura 6: Evolución de la temperatura en la pared exterior de la vinoteca durante el experimento. En rojo, la temperatura medida; en negro, la temperatura simulada.

5. Conclusiones

El uso de cargas controladas termostáticamente como recursos activos en programas de respuesta a la demanda, exige modelos que no solo ofrezcan predicciones precisas, sino que también sean interpretables desde un punto de vista físico. Este equilibrio es esencial para garantizar que el control sobre estas cargas sea robusto y escalable.

Los resultados obtenidos demuestran que es posible alcanzar simultáneamente un buen nivel de precisión e interpretabilidad física en el modelado de una vinoteca, como caso particular. A través del análisis de este caso, se ha puesto de manifiesto la importancia de contar con criterios explícitos que orienten la identificación de modelos en función de ambos atributos.

En este contexto, surge la necesidad de contar con metodologías que reúnan tres características fundamentales: que sean estructuradas, para guiar de forma sistemática la construcción de modelos térmicos que equilibren precisión e interpretabilidad; que sean generales, de modo que puedan aplicarse a una amplia variedad de sistemas térmicos; y que sean integrales, permitiendo su integración en sistemas de control inteligentes que impulsen el avance de las microrredes energéticas actuales.

Agradecimientos

Este artículo es parte del proyecto PID2020-117828RB-I00, que se titula “Sistema de control integral para optimizar la demanda energética de microrredes eléctricas (SOSGED)”, y que ha sido financiado por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades. El autor Gabriel Gómez Ruiz disfruta de una ayuda FPU, número FPU21/00468, financiada por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades.

Referencias

Clavijo-Camacho, J., Gomez-Ruiz, G., Ruiz-Rodriguez, F.J., Sanchez-Herrera, R., 2024. A modular IGBT power stack − based and open hardware framework for small wind turbines assessment. Sustainable Energy Technologies and Assessments 66, 103804. https://doi.org/10.1016/j.seta.2024.103804

Fernández, F.J.V., Segura Manzano, F., Andújar Márquez, J.M., Calderón Godoy, A.J., 2020. Extended Model Predictive Controller to Develop Energy Management Systems in Renewable Source-Based Smart Microgrids with Hydrogen as Backup. Theoretical Foundation and Case Study. Sustainability 12, 8969. https://doi.org/10.3390/su12218969

Gomez-Ruiz, G., Sanchez-Herrera, R., Andujar, J.M., Rubio Sanchez, J.L., 2024. Simulation-Based Education Tool for Understanding Thermostatically Controlled Loads. Sustainability 16, 999. https://doi.org/10.3390/su16030999

Hu, M., Xiao, F., Wang, L., 2017. Investigation of demand response potentials of residential air conditioners in smart grids using grey-box room thermal model. Applied Energy, Transformative Innovations for a Sustainable Future – Part II 207, 324–335. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.05.099

Manfren, M., Gonzalez-Carreon, K.M., James, P.A.B., 2024. Interpretable Data-Driven Methods for Building Energy Modelling—A Review of Critical Connections and Gaps. Energies 17, 881. https://doi.org/10.3390/en17040881

PG&E. (n.d.). *Demand Response Programs.* Retrieved May 28, 2025, from https://www.pge.com/en/save-energy-and-money/energy-saving programs/demand-response-programs.html

Southern California Edison. (n.d.). *Smart Energy Program*. Retrieved May 28, 2025, from https://www.sce.com/residential/demand-response/smart-energy-program

Sun, Y., Zhao, T., Lyu, S., 2024. Model-based investigation on building thermal mass utilization and flexibility enhancement of air conditioning loads. Build. Simul. 17, 1289–1308. https://doi.org/10.1007/s12273-024-1143-4