



Universidad
Zaragoza

Trabajo Fin de Grado

Modelado, análisis y simulación de la dinámica
térmica de una vivienda.

Modeling, analysis and simulation of the thermal
dynamics of a housing unit.

Autora

Patricia Orquín Granada

Director

Édgar Ramírez Laboreo

Grado en Ingeniería Electrónica y Automática

ESCUELA DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA

2023

AGRADECIMIENTOS

Me gustaría expresar mi sincero agradecimiento a todas las personas que de una manera u otra han contribuido en la realización de este Trabajo Fin de Grado.

En especial, quisiera agradecer a mi director *Édgar Ramírez Laboreo*, por depositar su confianza en mí y por estar dispuesto a prestarme su ayuda y conocimiento desde el primer día. Asimismo, me gustaría agradecer a *Javier Sanz* y a *Eloy Serrano* por estar siempre dispuestos a aconsejarme y ayudarme cuando lo he necesitado durante estos meses.

Por otra parte, quisiera mostrar mi agradecimiento al *Instituto de Investigación en Ingeniería de Aragón*, que me ha brindado la oportunidad de disfrutar de una beca de prácticas en el marco de la realización de este Trabajo.

Para finalizar, no me olvido de mi familia y amigos, a los que agradezco su apoyo incondicional. Gracias por estar siempre ahí.

A todos ellos, gracias.

Modelado, análisis y simulación de la dinámica térmica de una vivienda.

RESUMEN

El presente Trabajo de Fin de Grado ha sido desarrollado en el Departamento de Informática e Ingeniería de Sistemas (DIIS) de la Universidad de Zaragoza y el Instituto de Investigación en Ingeniería de Aragón (I3A), y forma parte del proyecto de investigación “Algoritmos adaptativos para gestión eficiente de temperatura en entornos domésticos” (JIUZ-2021-TEC-05). El objetivo principal es construir modelos térmicos dinámicos de bajo orden para predecir los fenómenos de transferencia de calor en edificaciones. Estos modelos son una herramienta útil a la hora de analizar la eficiencia energética y su mejora, además de ser relevantes a la hora de la generación de algoritmos de estimación y control de temperatura.

Para lograr dicho objetivo, se ha planteado un modelo térmico de caja negra de una vivienda. Estos modelos, basados únicamente en relaciones matemáticas existentes entre datos de entrada y salida, que *a priori* no consideran la física del sistema, permiten identificar sistemas que presentan un elevado número de parámetros. Con el objetivo de realizar dicho modelo, se ha llevado a cabo una extensa fase de experimentación en la que se han recogido datos de temperatura, luz solar y potencia calorífica introducida en la vivienda a lo largo de siete días.

Tras construir dicho modelo, se ha realizado un segundo modelo incorporando una serie de restricciones con el fin de dotar de algo más de sentido físico a los resultados obtenidos. Para ello, se ha hecho uso de una optimización del sistema mediante el método de los multiplicadores de Lagrange, que permiten encontrar máximos y mínimos de funciones multivariable sujetas a restricciones. Una vez realizado el segundo modelo, se ha propuesto un último modelo que incorpora más restricciones. Estas se basan en ecuaciones dinámicas obtenidas tras realizar una analogía existente entre los sistemas térmicos y eléctricos.

Para concluir, se ha realizado un proceso de validación con los datos experimentales recogidos en la fase de experimentación, con la intención de comprobar el rendimiento que logra el modelo respecto a la dinámica del sistema real. El rendimiento obtenido en los tres modelos se considera elevado, dado que, considerando todas las estancias y todos los modelos realizados, se obtiene una raíz del error cuadrático medio (RMSE, por sus siglas en inglés) inferior a 1,5 °C, en todos los casos. Finalmente, se han llevado a cabo simulaciones basadas en datos que permiten simular el comportamiento del sistema ante diversos escenarios de condiciones externas variadas.

Índice

Nomenclatura	IX
1. Introducción	1
1.1. Motivación y antecedentes	1
1.2. Objetivos y alcance	3
1.3. Herramientas	4
1.4. Estructura de la memoria	5
2. Experimentación	7
2.1. Descripción de la vivienda	7
2.2. Descripción de los sensores	8
2.3. Diseño de los experimentos	10
2.3.1. Diseño de la toma de datos de temperaturas	10
2.3.2. Diseño de la etapa de entrada de potencia	11
2.4. Procesado de los datos experimentales	13
2.4.1. Interpolación de los datos obtenidos	13
2.4.2. Obtención de los datos de potencia a partir del Datalogger USB	14
2.5. Discusión sobre las mediciones	15
3. Modelado dinámico del sistema	17
3.1. Modelo de caja negra	17
3.1.1. Introducción	17
3.1.2. Representación del modelo	18
3.1.3. Criterio de optimización. Ajuste de predicción	20
3.2. Modelo de caja negra con restricciones de Lagrange	22
3.2.1. Inclusión de restricciones en el modelo	22

3.2.2. Multiplicadores de Lagrange	23
3.3. Modelo de caja gris	24
3.3.1. Inclusión de nuevas restricciones físicas	24
3.3.2. Función de optimización	26
4. Resultados y simulación	29
4.1. Validación de los modelos	29
4.2. Resultados de simulación	31
4.3. Simulaciones sobre distintos escenarios	35
5. Conclusiones y líneas futuras	39
5.1. Conclusiones	39
5.2. Líneas futuras	40
Bibliografía	43
Lista de Figuras	45
Lista de Tablas	49
Anexos	50
A. Dispositivos de medida	53
A.1. Medida de distancia	53
A.1.1. Medidor de distancia láser	53
A.2. Medida de temperatura	54
A.2.1. Sensor de temperatura	54
A.2.2. Termómetro láser	55
A.3. Medida de luz solar	56
A.3.1. Luxómetro	56
A.4. Medida de potencia	57
A.4.1. Contador de energía monofásico	57
A.4.2. Datalogger USB	58
B. Producto de Kronecker	59

C. Datos completos obtenidos en la experimentación	61
D. Código MATLAB para la construcción de los modelos	65
E. Código MATLAB para el procesado de los datos experimentales	71

Nomenclatura

Acrónimos

NRMSE	Raíz del error cuadrático medio normalizado
RMSE	Raíz del error cuadrático medio

Símbolos

λ	Vector que contiene a los multiplicadores de Lagrange, dimensión q
\mathcal{A}	Matriz de selección de restricciones de Lagrange en $\mathbb{R}^{q \times (n^2 + nm)}$
$\mathcal{J}(\theta)$	Función coste para minimizar θ
\mathcal{L}	Función de Lagrange
\mathcal{M}	Matriz discreta de datos de entrada y salida en $\mathbb{R}^{n \times (n^2 + nm)}$
\mathcal{W}	Matriz diagonal definida positiva de ponderación en $\mathbb{R}^{n \times n}$
F	Matriz discreta de estados en $\mathbb{R}^{n \times n}$
G	Matriz discreta de entrada en $\mathbb{R}^{n \times m}$
I_n	Matriz identidad en $\mathbb{R}^{n \times n}$
M1	Modelo 1, modelo de caja negra
M2	Modelo 2, modelo de caja negra con restricciones de Lagrange
M3	Modelo 3, modelo de caja gris
P_B	Potencia entregada a la estancia denominada Baño (W)
P_{CG}	Potencia entregada a la estancia denominada Cuarto Grande (W)
P_{CP}	Potencia entregada a la estancia denominada Cuarto Pequeño (W)
P_C	Potencia entregada a la estancia denominada Cocina (W)
P_G	Potencia entregada a la estancia denominada Galería (W)
P_P	Potencia entregada a la estancia denominada Pasillo (W)

P_S	Potencia entregada a la estancia denominada Salón (W)
T_B	Temperatura de la estancia denominada Baño (°C)
T_{CG}	Temperatura de la estancia denominada Cuarto Grande (°C)
T_{CP}	Temperatura de la estancia denominada Cuarto Pequeño (°C)
T_C	Temperatura de la estancia denominada Cocina (°C)
T_G	Temperatura de la estancia denominada Galería (°C)
T_{PE}	Temperatura del Patio Exterior (°C)
T_{PI}	Temperatura del Patio Interior (°C)
T_P	Temperatura de la estancia denominada Pasillo (°C)
T_S	Temperatura de la estancia denominada Salón (°C)
U_L	Iluminancia solar sobre la fachada de la vivienda (Lux)
Ω	Conjunto de valores posibles de los parámetros en \mathbb{R}^{n_θ}
θ	Vector de parámetros, dimensión n_θ
φ	Vector de datos, dimensión n_θ
b	Vector utilizado para definir las restricciones de Lagrange, dimensión q
f_{ij}	Elemento de la fila k -ésima y columna i -ésima de la matriz F
g_{ij}	Elemento de la fila k -ésima y columna i -ésima de la matriz G
m	Número de entradas
n	Número de variables de estado
$u(k)$	Entrada en el instante k , dimensión m
$x(k)$	Vector de estado en el instante k , dimensión n
$y(k)$	Salida en el instante k , dimensión n (mismo tamaño que el vector de estado).

Operadores

$\arg \min_x f(x)$	Valor de x que minimiza a $f(x)$
$\frac{df(x)}{dx}$	Derivada total de $f(x)$ con respecto a x
$\frac{\partial f(x)}{\partial x}$	Derivada parcial de $f(x)$ con respecto a x
$\hat{\theta}$	Estimación de θ
$\sum_{k=1}^n x_k$	Sumatorio sobre k de 1 hasta n
A^{-1}	Inversa de la matriz A
A^T	Transpuesta de la matriz A

1. Introducción

1.1. Motivación y antecedentes

El presente Trabajo de Fin de Grado ha sido desarrollado en el Departamento de Informática e Ingeniería de Sistemas (DIIS) de la Universidad de Zaragoza y el Instituto de Investigación en Ingeniería de Aragón (I3A), y forma parte del proyecto de investigación “Algoritmos adaptativos para gestión eficiente de temperatura en entornos domésticos” (JIUZ-2021-TEC-05). El departamento cuenta con una amplia trayectoria y gran experiencia en el ámbito de modelado y control de procesos de transferencia de calor. En especial, cabe destacar varios proyectos de investigación, desarrollo e innovación centrados en procesos de diseño y optimización de estrategias de control aplicadas a sistemas térmicos de ámbito doméstico.

Dentro de la mencionada línea de investigación, se han publicado diversos trabajos relativos al modelado y control térmico, tales como [1], donde se discuten aspectos relativos al control de temperatura de las placas de inducción. Igualmente, en el trabajo [2] se profundiza sobre el modelado y control de placas de inducción con zonas de cocinado móviles.

A pesar de estar la literatura citada anteriormente centrada principalmente en electrodomésticos, no hay ninguna duda de que el grupo cuenta con inmensa experiencia en el ámbito del modelado térmico, en el que todavía faltan multitud de campos por investigar. Esta experiencia puede ser utilizada en muchos otros marcos, entre ellos el que engloba este TFG, modelado de la dinámica térmica de edificios.

Este Trabajo surge de la urgente necesidad de optimizar el consumo de la energía, concretamente en el ámbito doméstico. En la actualidad, el ahorro y la eficiencia energética son factores que deben ser considerados por numerosas razones, como se indica en el trabajo [3], donde se explica que el ahorro energético puede contribuir a la resolución de numerosos problemas ambientales, siendo el cambio climático el más significativo.

Las motivaciones expuestas aumentan su relevancia si las incluimos en el contexto

socioeconómico actual, que presenta fuertes retrocesos como resultado de la pandemia, y la guerra en Ucrania, entre otras causas. Un contexto en el que el precio de la electricidad, y de las energías en general, crece a un ritmo desorbitado.

Una parte mayoritaria del consumo energético en el ámbito doméstico está relacionada con procesos térmicos. Según el IDAE [4] (Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía) en torno al 42 % del consumo energético del sector residencial español en los últimos diez años fue destinado a calefacción y aire acondicionado (véase Fig. 1.1), lo que equivale aproximadamente a 68,1 millones de MWh. Este hecho es un gran indicativo de la indudable importancia que este ámbito tiene respecto al consumo energético total de una vivienda en España.

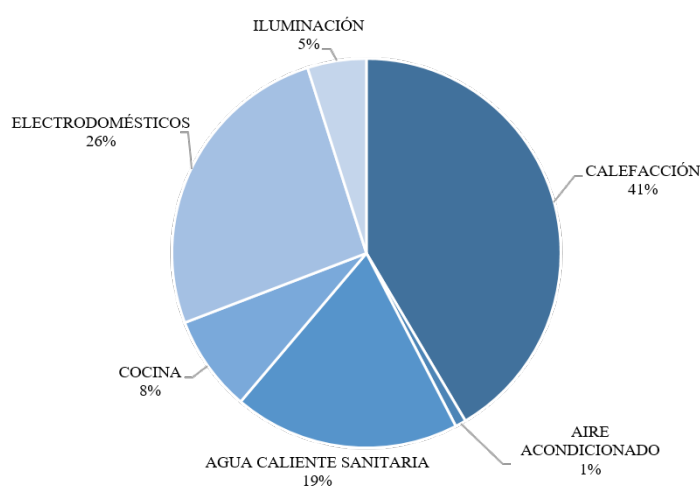


Figura 1.1: Estructura del consumo energético en España en los últimos diez años.

Como se explica en el trabajo [5], el exceso de consumo de energía constituye un serio problema para la sociedad actual. Por ende, la mejora de los sistemas de uso generalizado, especialmente de los ligados a procesos térmicos, es parte de la solución a este problema. La construcción de modelos térmicos dinámicos puede ser una forma de llevar a cabo dicha mejora, permitiendo incrementar la eficiencia energética de estos sistemas. Sin embargo, la construcción de modelos es un proceso crítico que depende de numerosos factores, tales como el nivel de detalle o los datos utilizados en el proceso de construcción. El modelo debe ser detallado a la par que sencillo, para así ser capaz de capturar de forma fiel la dinámica de todas sus variables, permitiendo realizar simulaciones poco costosas computacionalmente, que puedan ser utilizadas en algoritmos de estimación, control u optimización.

Una posibilidad es construir modelos basados únicamente en datos experimentales. Este tipo de modelado se conoce como modelado de caja negra o *black-box*, y busca obtener una relación matemática entre las entradas y salidas del sistema sin tener en cuenta la física del

problema. Sin embargo, este método puede conducir a comportamientos incompatibles con los principios físicos del sistema, y su precisión depende en gran parte de la calidad de los datos de entrada y salida. En [6], por ejemplo, se emplean estructuras de caja negra para modelar la dinámica de la temperatura de edificios a diferentes escalas.

Otro tipo de modelado aplicable a este campo puede ser el denominado caja gris o *grey-box*. En este caso, el modelo se construye a partir de datos experimentales de entrada y salida al sistema, pero es necesario un conocimiento previo de las ecuaciones físicas del sistema. Por tanto, en este tipo de modelado no se obtienen como resultado comportamientos incompatibles físicamente. Sin embargo, cabe destacar que los modelos de caja negra pueden ser ventajosos en el caso de desear aplicarlos a edificios con diferentes características, al ser capaces de adaptarse a sistemas diferentes realizando cambios mínimos en el proceso de modelado.

Uno de los principales motivos que fomentan la elaboración de este Trabajo de Fin de Grado es el estudio del comportamiento y la dinámica térmica de edificios. Disponer de modelos dinámicos puede ser una de las mejores y más eficientes herramientas que pueden existir a la hora de mejorar la eficiencia energética en edificios. Como se explica en [7], gracias a estos modelos es posible diseñar estrategias de control que minimizan el consumo de energía, garantizando el confort de los usuarios. Asimismo, el uso de dichos modelos dinámicos puede permitir realizar un análisis de la dinámica térmica de las diversas estancias de una vivienda, permitiendo realizar estudios energéticos relacionados con los gastos de calefacción o refrigeración.

1.2. Objetivos y alcance

El principal objetivo de este Trabajo Fin de Grado es la obtención de modelos dinámicos térmicos para una vivienda concreta mediante identificación de sistemas. La identificación de sistemas consiste en la creación de modelos matemáticos de sistemas dinámicos a partir de datos experimentales de entrada y salida. Estos modelos, basados únicamente en datos experimentales, son una herramienta muy potente a la hora de la realización de diversos análisis. En base a dichos modelos, es posible diseñar e implementar estrategias de control predictivo de temperatura que permitan automatizar el proceso de calefacción o refrigeración de las viviendas. Cabe destacar que los mencionados controladores pueden permitir la optimización del consumo energético, así como permitir mejorar la eficiencia térmica de dichas estancias.

Otro objetivo destacable de este Trabajo es la realización de simulaciones del comportamiento térmico dinámico de las distintas estancias de la vivienda estudiada,

partiendo de la premisa del supuesto desconocimiento completo de las ecuaciones físicas que modelan el sistema, para posteriormente incorporar restricciones físicas que añadan sentido físico a las simulaciones. Asimismo, se persigue mejorar el entendimiento y la técnica en lo que a modelos térmicos se refiere.

Las tareas a realizar para alcanzar dichos objetivos son las siguientes:

1. Exhaustiva selección de dispositivos adecuados para la experimentación, tales como sensores de temperatura, contadores de energía o medidores de luz solar.
2. Obtención de datos experimentales en una vivienda existente.
3. Procesado de los datos experimentales. Diseño e implementación de algoritmos que procesen los datos provenientes de diversos dispositivos de medida y los adapten a las necesidades del modelo.
4. Diseño y desarrollo de modelos lineales basados en datos experimentales que permitan predecir la dinámica de las principales temperaturas de interés de la vivienda.
5. Caracterización y validación mediante simulación del modelo desarrollado anteriormente. Esta validación del modelo se lleva a cabo mediante el uso del software matemático MATLAB, y además permite realizar simulaciones de diversos escenarios de interés.

1.3. Herramientas

Las herramientas que se han utilizado en el desarrollo de este Trabajo son las siguientes:

1. **MATLAB.** Este software matemático se ha utilizado a lo largo de todo el trabajo, tanto en el diseño de algoritmos de procesamiento de datos, como en la creación de modelos y en sus respectivas validaciones. Además, dentro de MATLAB, se ha utilizado el complemento de optimización (*Optimization Toolbox*), herramienta necesaria en uno de los modelos.
2. **Dispositivos de medida.** Para la toma de datos se ha contado con diversos instrumentos de medida que son explicados de manera extendida en el Anexo A.
3. **Vivienda.** Todos los experimentos se han llevado a cabo en una vivienda existente.
4. **LaTeX.** Esta herramienta se ha utilizado para la elaboración y composición de la memoria.

1.4. Estructura de la memoria

La presente memoria se estructura como se describe a continuación. Tras el primer capítulo introductorio, en el Capítulo 2 se realiza una descripción de la etapa completa de experimentación desarrollada para la realización de este proyecto. En el siguiente capítulo, se describen los modelos dinámicos realizados. Seguidamente se presenta en el Capítulo 4 la validación del sistema en su conjunto mediante simulaciones. Finalmente se presentan las conclusiones del trabajo junto con sus líneas futuras en el Capítulo 5.

2. Experimentación

Este capítulo da comienzo realizando una descripción de la vivienda seleccionada para la construcción del modelo. A continuación, se realiza una breve descripción de los sensores utilizados en la toma de datos del sistema, y posteriormente se comenta el diseño de los experimentos, describiéndose los montajes realizados y las decisiones tomadas respecto a las mediciones.

2.1. Descripción de la vivienda

El sistema físico que se pretende modelar en este TFG es una vivienda cuyo uso principal es residencial. Se localiza en una parcela que incluye varios inmuebles, encontrándose en la cuarta altura del bloque en el que se sitúa. Con fecha de construcción en el año 1966, cuenta con 67 m^2 de superficie. Su distribución (véase Fig. 2.1) está dividida en 7 estancias. Estas zonas térmicas van a ser denominadas a lo largo de este Trabajo como Salón, Cuarto Pequeño, Baño, Galería, Pasillo, Cocina y Cuarto Grande.

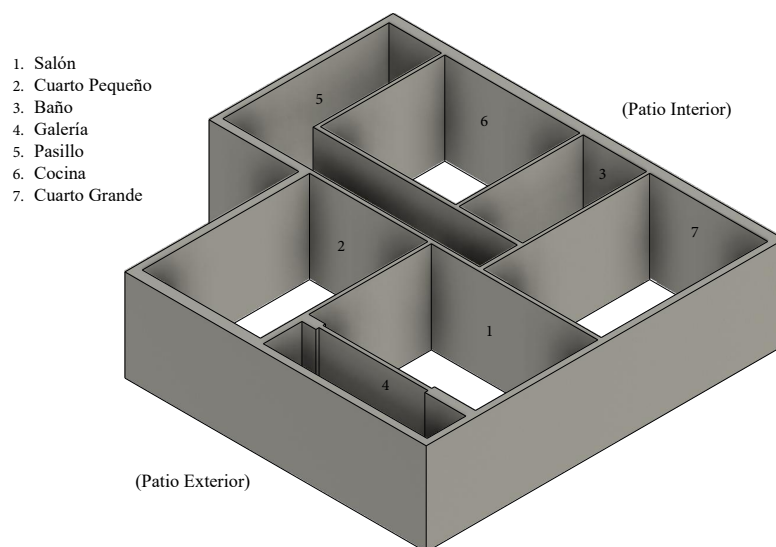


Figura 2.1: Esquema de la vivienda.

La fachada exterior de la vivienda está en contacto con dos ambientes exteriores diferenciados. Por un lado, el Pasillo, la Cocina, el Baño y el Cuarto Grande están en contacto con un patio de luces de tamaño reducido, que a lo largo de este Trabajo va a ser denominado “Patio Interior”. Por el otro lado, tanto la Galería como el Cuarto Pequeño están en contacto con otro patio mucho más amplio y abierto, que a lo largo de este Trabajo va a ser denominado “Patio Exterior”.

2.2. Descripción de los sensores

Para realizar el posterior proceso de estimación de parámetros, es necesario obtener datos experimentales de las temperaturas del sistema frente a entradas de temperatura exterior, luz solar y potencia conocidas.

Cabe destacar que los instrumentos utilizados en la medida de las entradas y salidas del sistema (sensores de temperatura, medidor de luz solar y contadores de energía conectados a un datalogger USB), cuentan con la funcionalidad de registro de datos en tiempo real, todos ellos con un periodo de muestreo configurable. Esto no solo permite recoger y almacenar durante un tiempo prolongado los datos tomados, sino también registrar la fecha y hora a la que fueron capturados, algo crucial para su post-procesado.

Para la obtención de los mencionados datos se han seleccionado los siguientes dispositivos:

1. **Medidor de distancia láser.** Este dispositivo es utilizado para determinar las dimensiones de las distintas estancias de la vivienda, de manera rápida y precisa (véase Fig. 2.2a).
2. **Sensor de temperatura.** La función de este dispositivo es la medición y el registro de temperatura, tanto en el interior como en el exterior de la vivienda (véase Fig. 2.2b).
3. **Termómetro láser.** Este dispositivo es utilizado para inspeccionar las paredes de cada estancia, con el fin de identificar la existencia de focos de calor, como es el caso de tuberías de calefacción o de agua caliente sanitaria (véase Fig. 2.2c).
4. **Luxómetro.** La función de este instrumento es la de medir y registrar la cantidad de luz solar incidente sobre la fachada de la vivienda (véase Fig. 2.2d).
5. **Contador de energía monofásico.** Este dispositivo se encarga de contabilizar la potencia de calentamiento aportada al sistema, la cual es registrada a través de una salida de impulsos (véase Fig. 2.2e).
6. **Datalogger USB.** Este dispositivo, conectado al contador de energía monofásico, es el encargado de registrar la potencia entregada al sistema (véase Fig. 2.2f).

En el Anexo A se encuentra una descripción más extendida de los instrumentos.



(a) Medidor de distancia láser.



(b) Sensor de temperatura.



(c) Termómetro láser.



(d) Luxómetro.



(e) Contador de energía.



(f) Datalogger USB.

Figura 2.2: Dispositivos de medida utilizados en la fase experimental.

2.3. Diseño de los experimentos

Los experimentos realizados han sido diseñados con el fin de obtener y registrar datos de las temperaturas de cada habitación individualmente, la cantidad de luz solar irradiada sobre la fachada de la vivienda y la potencia empleada en los diversos calentamientos al sistema.

Para llevar a cabo una identificación paramétrica de calidad es necesario excitar todos los modos del sistema mediante entradas aleatorias o pseudoaleatorias. Por tanto, la idea general de la fase de experimentación consiste en ir calentando consecutivamente las diversas estancias de la vivienda con la ayuda de uno o varios calentadores industriales. Durante el desarrollo de los experimentos, se han realizado calentamientos aleatorios en cada una de las zonas térmicas de la vivienda. En algunos de los calentamientos, se ha optado por excitar de manera simultánea varias estancias, mientras que en otras ocasiones se han realizado calentamientos individuales. De esta forma, se pretende registrar de qué manera que se van calentando y cómo se distribuye el calor hacia las demás estancias. Todo ello registrando al mismo tiempo las temperaturas exteriores y la luz solar incidente sobre la fachada.

Dada la considerable prolongación en el tiempo de cada uno de los experimentos (recogida de datos durante siete días) resulta de vital importancia el meticuloso diseño de estos, previo a su realización.

De acuerdo a la naturaleza relativamente lenta de la dinámica térmica de edificios, se ha establecido un periodo de muestreo de los sensores de temperatura y del luxómetro de un minuto. Mediante varias pruebas previas a los experimentos, se ha comprobado que periodos de muestreo inferiores al minuto producen un sobre-muestreo, generando un número demasiado elevado de datos, que no suponen una mejora en la calidad de los mismos. Con un periodo de muestreo superior al minuto, se produce el efecto contrario, ya que la dinámica de ciertas variables no queda reflejada de forma suficientemente precisa. Por otra parte, para la salida de impulsos del contador de energía se ha establecido un peso de un impulso por KWh, es decir, la de mayor resolución.

Cabe destacar que los experimentos empleados en la realización de este Trabajo han sido realizados del 3 de Marzo de 2023 al 10 de Marzo del 2023.

2.3.1. Diseño de la toma de datos de temperaturas

Para la realización de los experimentos se ha contado con diez sensores de temperatura. Se ha situado un sensor en el centro de cada una de las siete estancias, salvo en el Pasillo, donde

se han colocado dos sensores (uno cercano a cada uno de sus extremos), para posteriormente realizar la media de ambos y obtener una temperatura común. Por otro lado, los dos sensores restantes se han colocado en el exterior de la vivienda, cada uno de ellos en uno de los patios exteriores. Previamente a la realización de las medidas, se ha comprobado que todos los sensores se encontraban calibrados, con el fin de evitar mediciones erróneas y asegurar que las posibles diferencias entre las temperaturas obtenidas para cada estancia se ajustan lo máximo posible a la realidad. Para realizar dicha comprobación se han dispuesto los sensores en una misma superficie durante varias horas (véase Fig. 2.3) y se ha comprobado que las diferencias entre sus lecturas son en cualquier caso despreciables.



Figura 2.3: Comprobación de la calibración de los sensores de temperatura utilizados en la experimentación.

2.3.2. Diseño de la etapa de entrada de potencia

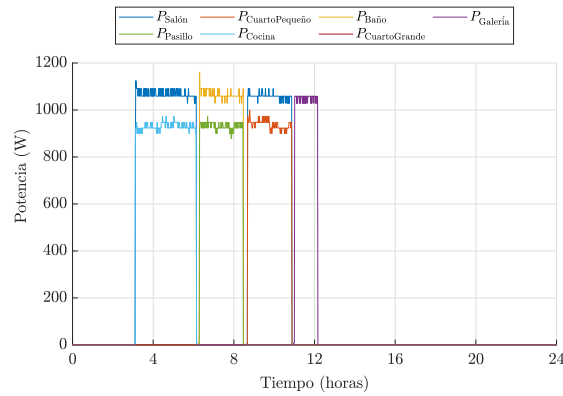
La entrada de potencia al sistema se ha llevado a cabo mediante dos calefactores industriales. Dada la necesidad de registro de datos en tiempo real, se ha optado por el diseño de una etapa (véase Fig. 2.4) capaz de contabilizar y registrar la potencia aportada al sistema gracias a la adición de un contador de energía monofásico y de un Datalogger USB que actúa como registrador de datos.



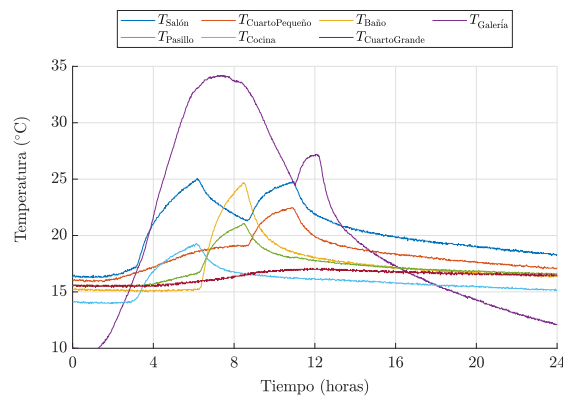
Figura 2.4: Montaje de una de las etapas de entrada de potencia.

En la Fig. 2.5b se puede apreciar el efecto de cada uno de los calentamientos debidos a la potencia entregada a cada estancia (véase Fig. 2.5a) en la temperatura de las diversas

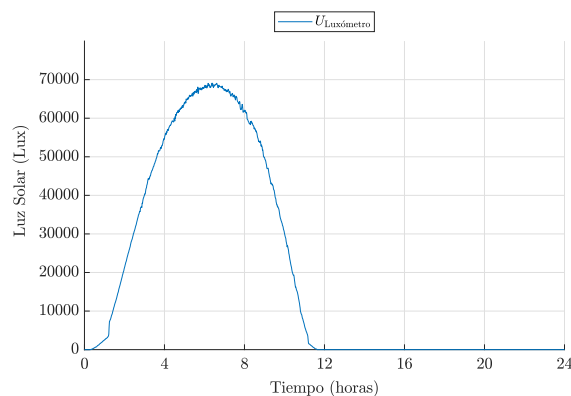
estancias excitadas a lo largo de un día de experimentación. Se muestra además en la Fig. 2.5c la luz solar registrada en ese mismo día, ya que repercute de manera significativa en alguna de las temperaturas. En el Anexo C se encuentra una representación del experimento al completo.



(a) Potencias entregadas a cada estancia a lo largo de 24 horas.



(b) Temperaturas registradas en cada estancia a lo largo de 24 horas.



(c) Iluminación solar registrada en la fachada de la vivienda a lo largo de 24 horas.

Figura 2.5: Muestra de datos experimentales de potencia, temperaturas interiores y luz solar recogidos a lo largo de un día. La escala temporal no corresponde con las horas naturales del día, sino que se toma como referencia, en este caso, las 7 de la mañana del día 2 del experimento.

2.4. Procesado de los datos experimentales

2.4.1. Interpolación de los datos obtenidos

A la hora de utilizar los datos para elaborar del modelo, una vez realizadas todas las mediciones y registros, es de vital importancia que los datos experimentales de todos los dispositivos correspondan a idénticos instantes temporales. Cabe destacar que, a pesar de que los sensores realizan registros en tiempo real con un periodo de muestreo prefijado, no es posible que dichos registros sean realizados de manera síncrona, dado que unos sensores se activan antes que otros. Por tanto, es necesario realizar una interpolación de todas las mediciones, tomando como instante inicial el instante en el que se activó el último de los dispositivos, y como instante final el instante en el que se detuvo el primero de ellos.

Para ello, mediante el software matemático MATLAB, se ha desarrollado un algoritmo que realiza dicha función. En primer lugar se selecciona como vector de tiempo aquel correspondiente al sensor activado en último lugar, y se realiza la interpolación de todos los datos en función de dicho vector de tiempo. En la Fig. 2.6 se muestra un ejemplo de procesamiento de datos mediante dicha función.

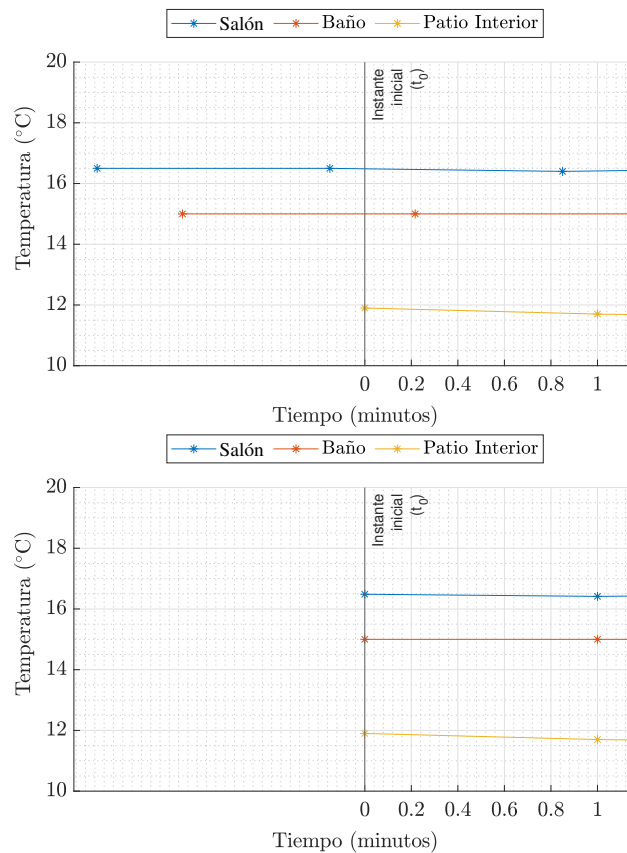
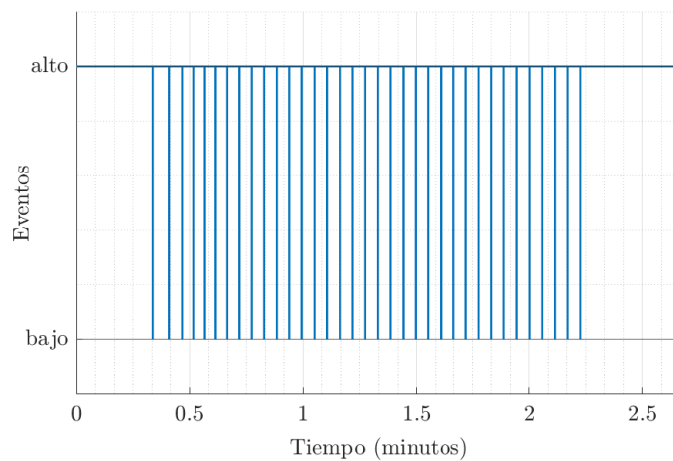


Figura 2.6: Ejemplo de la interpolación de los datos experimentales. Temperaturas antes de realizar la interpolación (arriba) y después de realizar la interpolación (abajo).

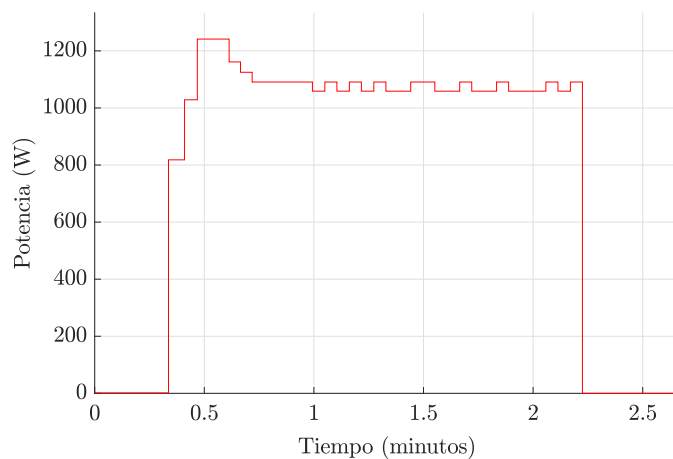
2.4.2. Obtención de los datos de potencia a partir del Datalogger USB

El contador de energía seleccionado para la monitorización de la potencia aportada al sistema cuenta con una salida de impulsos, la cual emite un pulso cada vez que se alcanza una determinada cantidad de energía predeterminada. A menor distancia entre pulsos, mayor es la potencia medida, por lo que ambas variables guardan una relación inversamente proporcional. Dichos pulsos son registrados en tiempo real por el Datalogger USB (véase Fig. 2.7a).

Dado que la entrada necesaria para el modelado del sistema es una entrada en potencia, se ha implementado un algoritmo mediante el software matemático MATLAB que permite procesar los impulsos con el fin de transformarlos en valores de potencia (véase Fig. 2.7b). En el Anexo E se puede encontrar el código de procesado de datos completo.



(a) Impulsos registrados por el Datalogger USB en uno de los calentamientos al sistema.



(b) Potencia reconstruida a partir de los impulsos registrados

Figura 2.7: Reconstrucción de la señal de potencia a partir de los impulsos registrados.

2.5. Discusión sobre las mediciones

El sistema real presenta dos dinámicas muy diferenciadas para las temperaturas exteriores registradas en ambos patios de luces (véase Fig. 2.8). Por este motivo, se ha decidido considerar ambas temperaturas como entradas independientes al sistema.

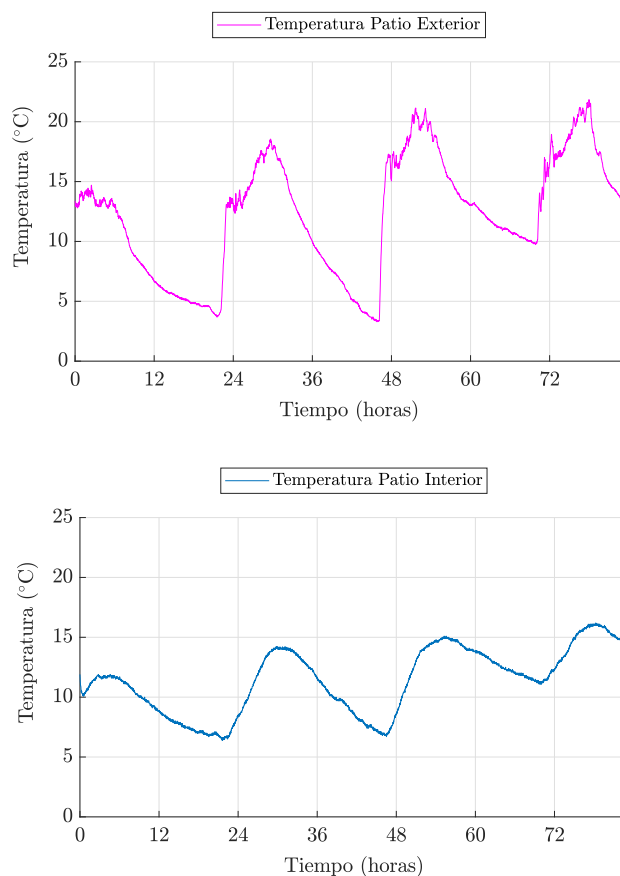
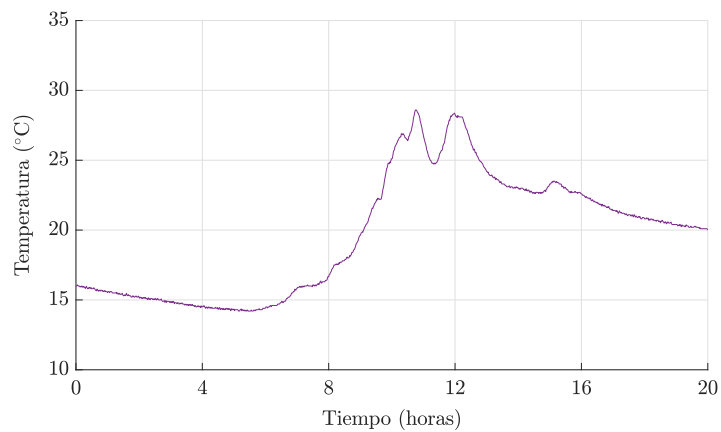
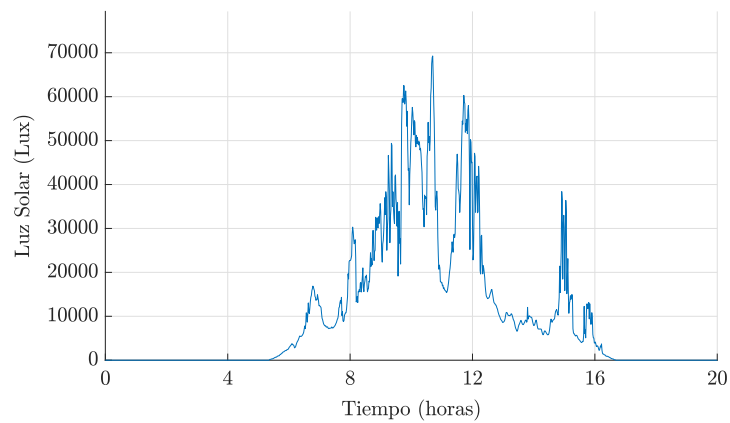


Figura 2.8: Muestra de las temperaturas registradas de los patios Exterior (arriba) e Interior (abajo). La escala temporal no se corresponde con las horas naturales del día, sino que se toma como referencia, en este caso, las 10 de la mañana del día 1 del experimento.

Por otra parte, como se puede observar en el Anexo C, donde se encuentra una representación completa de los datos registrados en la experimentación, es destacable el efecto de la radiación solar en las estancias sobre las que esta incide de forma directa. Especialmente, sobre la Galería, cuya pared exterior es de cristal, lo que incrementa considerablemente el efecto de la radiación en la temperatura. Se ha podido comprobar que las temperaturas registradas en la Galería muestran una enorme dependencia con la radiación solar, observándose cambios pronunciados al aparecer y desaparecer nubes que modifican la radiación. (Véase Fig. 2.9).



(a) *Temperatura registrada en la Galería en un día nublado*



(b) *Iluminación solar sobre la fachada de la vivienda registrada en un día nublado.*

Figura 2.9: Efecto de la iluminación solar sobre la temperatura de la Galería en un día nublado. La escala temporal no corresponde con las horas naturales del día, sino que se toma como referencia, en este caso, las 2 de la mañana del día 5 del experimento.

Por tanto, queda demostrada la influencia de la radiación solar sobre la fachada de la vivienda en las dinámicas térmicas de su interior. Por ese motivo, se reafirma la importancia de la utilización de los datos de iluminación solar en la realización de los modelos térmicos.

3. Modelado dinámico del sistema

En este capítulo se describe el modelado dinámico del sistema estudiado en este proyecto. Para la realización de los modelos, se ha considerado que algunas de las paredes de la vivienda son adiabáticas. En concreto, se desprecia cualquier transferencia de calor que pueda tener lugar hacia viviendas superiores, inferiores o contiguas. Se ha supuesto, por tanto, que la temperatura de cada estancia se ve únicamente condicionada por las estancias de la propia vivienda adyacentes a ella, las temperaturas exteriores y la potencia calorífica introducida.

Se ha optado por representar el sistema en tiempo discreto, dado que la totalidad de los datos se ha obtenido mediante muestreo.

3.1. Modelo de caja negra

3.1.1. Introducción

El primer modelo propuesto en este Trabajo de Fin de Grado es un modelo de caja negra o *black-box*. Como se explica en [1], este tipo de modelado permite describir una relación matemática entre las entradas y salidas del sistema sin considerar el funcionamiento interno del modelo. Se trata por tanto de una estructura paramétrica obtenida a partir del supuesto desconocimiento de las leyes físicas que describen el comportamiento térmico del sistema real, así como de los valores de los parámetros.

Este tipo de modelado se suele basar en regresiones lineales cuyos coeficientes son identificados gracias a procesos de estimación de parámetros en los que se utilizan datos obtenidos de forma experimental.

La utilización de un modelo de caja negra en este TFG tiene como objetivo principal obtener un modelo dinámico de un sistema cuyo comportamiento no es conocido *a priori*, en el que las ecuaciones que tratan de describir dicho comportamiento son demasiado numerosas. A continuación se muestra el proceso de obtención de los parámetros del sistema a partir de los datos experimentales.

3.1.2. Representación del modelo

Para modelar el comportamiento térmico de la vivienda, se plantea una representación en espacio de estados en tiempo discreto del modelo formada por siete variables de estado y diez entradas. Para un instante k determinado,

$$x(k) = F x(k-1) + G u(k-1), \quad (3.1)$$

donde $x \in \mathbb{R}^n$ es el estado, $u \in \mathbb{R}^m$ es la entrada y $F \in \mathbb{R}^{n \times n}$ y $G \in \mathbb{R}^{n \times m}$ son las matrices de transición de estados y de entradas, respectivamente.

$$F = \begin{pmatrix} f_{11} & f_{12} & \cdots & f_{1n} \\ f_{21} & f_{22} & \cdots & f_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{n1} & f_{n2} & \cdots & f_{nn} \end{pmatrix} \quad G = \begin{pmatrix} g_{11} & g_{12} & \cdots & g_{1m} \\ g_{21} & g_{22} & \cdots & g_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{n1} & g_{n2} & \cdots & g_{nm} \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

Se toman como variables de estado las temperaturas de cada una de las siete estancias de la vivienda, de la forma,

$$x = [T_S \quad T_{CP} \quad T_B \quad T_G \quad T_P \quad T_C \quad T_{CG}]^T. \quad (3.3)$$

Es decir, $n = 7$. Las entradas están formadas por $m = 10$ variables: una entrada de potencia por cada una de las siete estancias, la temperatura del Patio Interior, la del Patio Exterior, y la luz solar.

$$u = [P_S \quad P_{CP} \quad P_B \quad P_G \quad P_P \quad P_C \quad P_{CG} \quad T_{PE} \quad T_{PI} \quad U_L]^T \quad (3.4)$$

Cabe destacar que la dependencia de las variables x y u respecto al instante temporal k en (3.3) y en (3.4) se ha obviado para simplificar dichas expresiones.

En este Trabajo se ha podido disponer de una medición completa del vector de estados, por lo tanto, la salida del sistema es

$$y(k) = Cx(k), \quad (3.5)$$

donde C representa la matriz de salidas del sistema, que en este caso, se corresponde con la matriz identidad, $I \in \mathbb{R}^{n \times n}$.

A continuación, se muestra el desarrollo basado en las ideas presentadas en el libro [8]. Las salidas y entradas de un sistema en un instante determinado se denotan generalmente

como $y(k)$ y $u(k)$, respectivamente. Se presenta por tanto la relación entre las entradas y salidas del sistema como una ecuación lineal en diferencias,

$$y(k) + f_1 y(k-1) + \cdots + f_n y(k-n) = g_1 u(k-1) + \cdots + g_m u(k-m). \quad (3.6)$$

A continuación, se despeja la salida del sistema $y(k)$ de (3.6).

$$y(k) = -f_1 y(k-1) - \cdots - f_n y(k-n) + g_1 u(k-1) + \cdots + g_m u(k-m) \quad (3.7)$$

Con el objeto de utilizar una notación más compacta, se utilizan los vectores θ (vector de parámetros) y $\varphi(k)$ (vector de datos).

$$\theta = [f_1 \ \cdots \ f_n \ g_1 \ \cdots \ g_m]^\top \quad (3.8)$$

$$\varphi(k) = [-y(k-1) \ \cdots \ -y(k-n) \ u(k-1) \ \cdots \ u(k-m)]^\top \quad (3.9)$$

Con esto, (3.7) se puede reescribir de la siguiente manera.

$$y(k) = \varphi^\top(k) \theta \quad (3.10)$$

En (3.10), se representa el modelo que suponemos "real", que depende de unos parámetros desconocidos representados por el vector θ . Sin embargo, lo que se pretende en este Trabajo es estimar el modelo, a partir de la estimación de dichos parámetros. Por tanto, se representa la salida como se muestra en (3.11), es decir, esta vez en función de los parámetros estimados. Por ende, la salida pasa a ser

$$\hat{y}(k | \hat{\theta}) = \varphi^\top(k) \hat{\theta}. \quad (3.11)$$

Como se ha explicado anteriormente, para llevar a cabo el modelo de caja negra, conviene que la relación entre las entradas y salidas sea expresada en forma de regresión lineal (véase (3.11)), es decir, como un vector de parámetros que multiplica a un conjunto de datos. Sin embargo, esto presenta algún inconveniente cuando se trata de modelos en espacio de estados, en los que existe más de una variable de estado y por tanto los vectores de parámetros pasan a ser matrices. Por ello, se deben expresar las matrices F y G como un solo vector de parámetros θ , es decir, se deben apilar las columnas de ambas de manera que formen un solo vector columna, de dimensiones $\mathbb{R}^{(n^2+nm)}$. Para conseguir que el resultado de multiplicar ese vector θ por los datos experimentales sea equivalente a la ecuación en espacio de estados (3.1), se debe expresar estos de una determinada manera. Concretamente, mediante una matriz de datos \mathcal{M} formada por $n + m$ bloques, resultado de multiplicar cada uno de los datos en un determinado instante por una matriz identidad de orden n ,

$$\mathcal{M}(k) = [\mathcal{Y}_M(k) \ \mathcal{U}_M(k),] \quad (3.12)$$

siendo \mathcal{Y}_M y \mathcal{U}_M iguales a

$$\mathcal{Y}_M(k) = \begin{pmatrix} y_1(k) & 0 & \cdots & 0 & \cdots & y_n(k) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & y_1(k) & \cdots & 0 & \cdots & 0 & y_n(k) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & y_1(k) & \cdots & 0 & 0 & \cdots & y_n(k) \end{pmatrix},$$

$$\mathcal{U}_M(k) = \begin{pmatrix} u_1(k) & 0 & \cdots & 0 & \cdots & u_m(k) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & u_1(k) & \cdots & 0 & \cdots & 0 & u_m(k) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & u_1(k) & \cdots & 0 & 0 & \cdots & u_m(k) \end{pmatrix}.$$

Estas matrices se pueden representar de forma más compacta, gracias al producto de Kronecker, como

$$\mathcal{Y}_M(k) = y(k)^\top \otimes \mathbf{I}_n, \quad (3.13)$$

$$\mathcal{U}_M(k) = u(k)^\top \otimes \mathbf{I}_n. \quad (3.14)$$

Dicha herramienta matemática se describe en el Anexo B.

Por tanto, para la obtención de la matriz \mathcal{M} , se deben apilar todos los datos tanto de entradas como de salidas del sistema de cada instante en un vector fila, y realizar el producto tensorial entre dicho vector y una matriz identidad de orden n . El resultado de este producto será la matriz de datos deseada, $\mathcal{M}(k) \in \mathbb{R}^{n \times (n^2 + nm)}$.

Es decir, para un instante determinado,

$$\hat{y}(k | \theta) = [y(k-1)^\top \ u(k-1)^\top] \otimes \mathbf{I}_n \theta, \quad (3.15)$$

o, lo que es lo mismo,

$$\hat{y}(k | \theta) = \mathcal{M}(k-1) \theta. \quad (3.16)$$

3.1.3. Criterio de optimización. Ajuste de predicción

Para llevar a cabo el proceso de estimación paramétrica se debe establecer un criterio que indique la precisión del ajuste del modelo obtenido respecto a los datos obtenidos de manera experimental, con el fin de determinar la calidad del modelo estimado. En este Trabajo, el criterio empleado se basa en el error de predicción, definido para un instante como

$$\varepsilon(k | \theta) = y(k) - \hat{y}(k | \theta), \quad (3.17)$$

donde $\hat{y}(k | \theta)$ se corresponde con la salida estimada para el conjunto de parámetros θ en un instante determinado k .

Es decir, el error de predicción es la diferencia entre la medida real y una predicción calculada a partir de los datos medidos en el instante anterior.

El sistema de estudio, al estar compuesto por un conjunto de variables que influyen en él de forma diferente, se denomina sistema multivariable. Por tanto, se propone que el criterio de optimización sea capaz de ponderar la importancia relativa de cada una de las variables. Para ello, se define primero la norma cuadrática de un vector x como

$$\ell(x) = x^\top \mathcal{W} x, \quad (3.18)$$

siendo \mathcal{W} una matriz diagonal y definida positiva que permite otorgar un peso específico a determinadas variables. En este caso, considerando que todas ellas tienen la misma importancia, se considera que \mathcal{W} es la matriz identidad.

El proceso de identificación de parámetros consiste en encontrar aquel único conjunto de parámetros $\theta \in \Omega$ que proporcione un valor mínimo para la función de coste $\mathcal{J}(\theta)$. Esta función de coste se expresa mediante el error de predicción cuadrático medio ponderado. Esto es, encontrar la solución a la siguiente optimización

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \mathcal{J}(\theta), \quad (3.19)$$

$$\mathcal{J}(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \ell(\varepsilon(k | \theta)) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varepsilon(k | \theta)^\top \mathcal{W} \varepsilon(k | \theta). \quad (3.20)$$

Cabe destacar que el error de predicción viene dado por

$$\varepsilon(k | \theta) = y(k) - \mathcal{M}(k-1)\theta, \quad (3.21)$$

tras sustituir (3.16) en (3.17).

Con el fin de encontrar la solución analítica del problema de optimización se deriva el coste \mathcal{J} respecto a θ y se iguala a cero. De esta manera, al ser el coste cuadrático en θ , se logra encontrar el valor de parámetros que minimizan dicho coste.

$$\frac{\partial \mathcal{J}(\theta)}{\partial \theta} = \frac{\partial}{\partial \theta} \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y(k) - \mathcal{M}(k-1)\theta)^\top \mathcal{W} (y(k) - \mathcal{M}(k-1)\theta) \right) \quad (3.22)$$

$$\frac{\partial \mathcal{J}(\theta)}{\partial \theta} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N -2\mathcal{M}^\top(k-1)\mathcal{W}(y(k) - \mathcal{M}(k-1)\theta) = 0 \quad (3.23)$$

Despejando θ de la ecuación 3.23 se obtiene

$$\hat{\theta} = \left[\sum_k \mathcal{M}^\top(k-1) \mathcal{W} \mathcal{M}(k-1) \right]^{-1} \left[\sum_k \mathcal{M}^\top(k-1) \mathcal{W} y(k) \right], \quad (3.24)$$

con $\hat{\theta} \in \mathbb{R}^{(n^2+nm)}$, es decir, el modelo cuenta con un total de 119 parámetros.

La resolución de (3.24) se ha realizado mediante el software matemático MATLAB.

3.2. Modelo de caja negra con restricciones de Lagrange

3.2.1. Inclusión de restricciones en el modelo

Partiendo de la base del modelo de caja negra obtenido, se han añadido una serie de restricciones que tratan de aportar cierto sentido físico al modelo, considerando que ciertas relaciones entre diferentes zonas térmicas de la vivienda no tienen lugar en la realidad, como es el caso de las estancias que no comparten ningún tabique. Las Tablas 3.1 y 3.2 indican las relaciones que han sido consideradas (\checkmark) y las que no (\times). Por ejemplo, el Salón y el Baño no están conectados directamente, sino a través de otra habitación. Por ello, el término que relaciona T_S con T_B debería valer cero, lo que se indica en la Tabla 3.1 con el símbolo \times . Las relaciones entre estancias marcadas con el símbolo \times se consideran como restricciones a la hora de la optimización.

	T_S	T_{CP}	T_B	T_G	T_P	T_C	T_{HG}
T_S	\checkmark	\checkmark	\times	\checkmark	\checkmark	\times	\checkmark
T_{CP}	\checkmark	\checkmark	\times	\checkmark	\checkmark	\times	\times
T_B	\times	\times	\checkmark	\times	\checkmark	\checkmark	\checkmark
T_G	\checkmark	\checkmark	\times	\checkmark	\checkmark	\times	\times
T_P	\checkmark	\checkmark	\checkmark	\checkmark	\checkmark	\checkmark	\checkmark
T_C	\times	\times	\checkmark	\times	\checkmark	\checkmark	\times
T_{HG}	\checkmark	\times	\checkmark	\times	\checkmark	\times	\checkmark

Tabla 3.1: Relaciones físicas reales entre las temperaturas de las diferentes zonas térmicas de la vivienda

	P_S	P_{CP}	P_B	P_G	P_P	P_C	P_{HG}	T_{PE}	T_{PI}	U_L
T_S	✓	×	×	×	×	×	×	✓	×	✓
T_{CP}	×	✓	×	×	×	×	×	✓	×	✓
T_B	×	×	✓	×	×	×	×	×	✓	×
T_G	×	×	×	✓	×	×	×	✓	×	✓
T_P	×	×	×	×	✓	×	×	×	✓	×
T_C	×	×	×	×	×	✓	×	×	✓	×
T_{HG}	×	×	×	×	×	×	✓	×	✓	×

Tabla 3.2: Relaciones físicas reales entre las temperaturas de las diferentes zonas térmicas de la vivienda y las entradas al sistema (potencias aportadas a cada estancia, temperaturas exteriores y luz solar).

3.2.2. Multiplicadores de Lagrange

En este modelo, el problema de optimización se define como,

$$\begin{aligned} \hat{\theta} &= \arg \min_{\theta} \mathcal{J}(\theta), \\ \text{s.a. } \mathcal{A}\theta &= b. \end{aligned} \quad (3.25)$$

La matriz $\mathcal{A} \in \mathbb{R}^{q \times (n^2 + nm)}$ se define de manera que seleccione los elementos de θ que se desean igualar a b , siendo $b \in \mathbb{R}^q$ un vector de ceros, responsable de anular los elementos seleccionados por la matriz \mathcal{A} . Esta selección y anulación de parámetros se lleva a cabo de la forma,

$$\mathcal{A}\theta = b. \quad (3.26)$$

Para la resolución de este problema de optimización se ha hecho uso de los multiplicadores de Lagrange, que permiten transformarlo en un problema de optimización sin restricciones. Es decir, el problema de optimización presentado en (3.25) queda formulado como sigue,

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta, \lambda} \mathcal{L}(\theta, \lambda), \quad (3.27)$$

siendo la función de coste, \mathcal{L} expresada como,

$$\mathcal{L} = \mathcal{J}(\theta) + \lambda^T (\mathcal{A}\theta - b). \quad (3.28)$$

Se define un vector $\lambda \in \mathbb{R}^q$ que contiene a los denominados multiplicadores de Lagrange, uno por cada una de las restricciones establecidas en las Tablas 3.1 y 3.2.

$$\lambda = [\lambda_1 \cdots \lambda_q]^T \quad (3.29)$$

Para resolver el problema de optimización de manera analítica, es necesario derivar la Función de Lagrange (3.28) respecto a θ y respecto a λ . Igualando ambas derivadas a cero, se obtiene un sistema de ecuaciones, cuya solución aporta el nuevo vector de parámetros que minimizan el nuevo coste $\mathcal{L}(\cdot)$.

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta} = \frac{\partial \mathcal{J}(\theta)}{\partial \theta} + (\mathcal{A}^\top \lambda) = 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda} = \mathcal{A}\theta - b = 0 \end{aligned} \right\} \quad (3.30)$$

Sustituyendo en la ecuación anterior la derivada del coste \mathcal{J} respecto a θ obtenida en (3.23), se puede representar el sistema de ecuaciones de la siguiente manera,

$$\begin{pmatrix} \sum_k \mathcal{M}^\top(k-1) \mathcal{W} \mathcal{M}(k-1) & \mathcal{A}^\top \\ \mathcal{A} & \emptyset \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{\theta} \\ \lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_k \mathcal{M}^\top(k-1) \mathcal{W} y(k) \\ b \end{pmatrix}. \quad (3.31)$$

Despejando las incógnitas se obtiene,

$$\begin{pmatrix} \hat{\theta} \\ \lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_k \mathcal{M}^\top(k-1) \mathcal{W} \mathcal{M}(k-1) & \mathcal{A}^\top \\ \mathcal{A} & \emptyset \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_k \mathcal{M}^\top(k-1) \mathcal{W} y(k) \\ b \end{pmatrix}. \quad (3.32)$$

Una vez obtenido (3.32), se resuelve mediante el software matemático MATLAB.

3.3. Modelo de caja gris

3.3.1. Inclusión de nuevas restricciones físicas

Para la realización de este modelo denominado de caja gris o *grey-box*, se ha hecho uso de la analogía térmico-eléctrica detallada en [9]. En términos generales, este tipo de modelado consiste en establecer una analogía entre conceptos eléctricos y térmicos. Los flujos de calor pasan a ser intensidades, las temperaturas se convierten en tensiones, las resistencias térmicas pasan a ser resistencias eléctricas y las capacidades térmicas se convierten en capacidades de condensadores, que reflejan la dinámica de las variables de estado, en este caso de las temperaturas de las distintas estancias.

A pesar de no haber realizado el modelo a partir de estas ecuaciones, se le ha querido dotar de cierto sentido físico basando algunas restricciones físicas en ellas. Por tanto, esta analogía permite deducir analíticamente nuevas restricciones físicas con el fin de obtener un modelo coherente con la física del sistema. En la Fig. 3.1 se muestra el esquema general de un nodo del sistema.

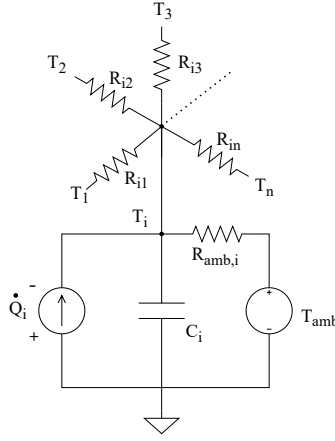


Figura 3.1: Esquema de un nodo genérico i del modelo térmico basado en la analogía térmico-eléctrica.

La dinámica de un nodo del sistema basándose en la analogía térmico-eléctrica se representa como

$$C_i \frac{dT_i}{dt} = \sum_{j=1}^n \frac{T_j - T_i}{R_{ij}} + \frac{T_{amb} - T_i}{R_{amb,i}} + \dot{Q}_i, \quad (3.33)$$

donde C_i y T_i son, respectivamente, la capacidad térmica y la temperatura del nodo i -ésimo, R_{ij} es la resistencia térmica que une el nodo j -ésimo con el i -ésimo, T_{amb} es la temperatura ambiente, $R_{amb,i}$ es la resistencia térmica que une la temperatura ambiente con la del nodo i -ésimo y \dot{Q}_i es la entrada externa de flujo de calor directamente en el nodo i -ésimo

Para la obtención del valor de la derivada de la temperatura $\frac{dT_i}{dt}$, se realiza una aproximación por diferencias finitas hacia adelante.

$$\frac{dT_i(k)}{dt} = \frac{T_i(k+1) - T_i(k)}{h} \quad (3.34)$$

De esta manera, se obtiene al mismo tiempo una discretización de la ecuación, con paso de cálculo h .

$$C_i \left(\frac{T_i(k+1) - T_i(k)}{h} \right) = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \frac{T_j(k) - T_i(k)}{R_{ij}} + \frac{T_{amb}(k) - T_i(k)}{R_{amb,i}} + \dot{Q}_i(k). \quad (3.35)$$

Despejando $T_i(k+1)$ se obtiene,

$$T_i(k+1) = T_i(k) + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \frac{h}{C_i R_{ij}} (T_j(k) - T_i(k)) + \frac{h}{C_i R_{amb,i}} (T_{amb}(k) - T_i(k)) + \frac{h}{C_i} \dot{Q}_i(k). \quad (3.36)$$

A partir de (3.36) se pueden estudiar por separado las restricciones relativas a los elementos de la diagonal principal de la matriz F y el resto de elementos.

Los elementos de la diagonal (f_{ii}) corresponden a $i = j$. Considerando únicamente estos elementos en la ecuación 3.35 se obtiene que para cada elemento de la diagonal ha de cumplirse que,

$$f_{ii} = 1 - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \frac{h}{C_i R_{ij}} < 1. \quad (3.37)$$

Esta restricción se debe a que, tanto las resistencias como los condensadores han de ser positivos por su propia naturaleza física. Por tanto se obtiene que los elementos de la diagonal principal de \mathcal{F} deberán ser menores a la unidad.

Por ende, siguiendo el mismo razonamiento, los elementos fuera de la diagonal de la matriz \mathcal{F} ($i \neq j$) deberán ser siempre positivos dado que,

$$f_{ij}(i \neq j) = \frac{h}{C_i R_{ij}} > 0. \quad (3.38)$$

Por otra parte, se debe considerar que el balance de flujos de calor en un nodo es cero. Por tanto, el valor de un elemento de la diagonal de la matriz F deberá ser igual a la suma de los valores del resto de elementos de la propia fila, esto es, en discreto,

$$\sum_{j=1}^n f_{ij} \leq 1. \quad (3.39)$$

Finalmente, si al razonamiento anterior añadimos las temperaturas ambientes, se destaca que el balance deberá ser estrictamente igual a cero, o lo que es lo mismo, igual a la unidad si hablamos en discreto, véase (3.40).

$$\sum_{j=1}^n f_{ij} + \sum_{j=1}^n g_{ij} = 1. \quad (3.40)$$

3.3.2. Función de optimización

Para la optimización de este modelo se ha utilizado el software matemático MATLAB, concretamente el complemento de optimización *Optimization Toolbox*. Se ha optimizado mediante la implementación de la función *Quadprog*, destinada a funciones cuadráticas con restricciones lineales.

A modo de resumen, se recogen en la Tabla 3.3 los modelos desarrollados anteriormente y la nomenclatura, empleada para referir cada uno de ellos, que se va a emplear a lo largo de todo este Trabajo.

Modelo	Descripción del modelo	Abreviatura
Modelo 1	Modelo de caja negra	M1
Modelo 2	Modelo de caja negra con restricciones de Lagrange	M2
Modelo 3	Modelo de caja gris	M3

Tabla 3.3: Resumen de los modelos realizados.

4. Resultados y simulación

Tras el modelado del sistema, en este capítulo se muestran los resultados obtenidos para los diversos métodos de modelado, junto con diversas simulaciones de la dinámica térmica.

4.1. Validación de los modelos

Tras haber obtenido diversos conjuntos de parámetros en los tres modelos realizados, se ha procedido a realizar una etapa de validación de dichos modelos. Dicha validación se ha realizado con la muestra de datos completa utilizada en el ajuste de los modelos. Mediante la etapa de validación, se pretende comprobar la precisión de los modelos identificados con respecto a los datos experimentales. Para ello, se definen dos tasas de ajuste:

- Raíz del error cuadrático medio (RMSE). Véase (4.1).
- Raíz del error cuadrático medio normalizado respecto a su rango, expresado en tanto por ciento (NRMSE). Véase (4.2).

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\hat{y}(k | \theta) - y(k))^2} \quad (4.1)$$

$$\text{NRMSE}(\%) = \frac{\text{RMSE}}{y_{\max.} - y_{\min.}} 100 \quad (4.2)$$

En las Tablas 4.1, 4.2 y 4.3 se muestran los principales resultados obtenidos tanto en errores de predicción (Pred.) como de simulación (Sim.), para cada una de las zonas térmicas de la vivienda. El error de predicción se describe en el Capítulo 3. Por otra parte, el error de simulación consiste en hallar la diferencia entre la medida real y la calculada a partir de las salidas simuladas en el instante anterior. En este caso, no se consideran los datos medidos en instantes anteriores, sino que se parte de unos datos iniciales y se van construyendo predicciones sucesivas a partir de ellos de forma iterativa.

Modelo de caja negra				
	RMSE Pred.(°C)	NRMSE Pred. (%)	RMSE Sim.(°C)	NRMSE Sim. (%)
Salón	0,059	0,673	0,737	8,346
Cuarto Pequeño	0,042	0,614	0,727	10,529
Baño	0,054	0,449	0,623	5,222
Galería	0,059	0,220	0,988	3,693
Pasillo	0,039	0,604	0,656	10,245
Cocina	0,039	0,646	0,571	9,486
Cuarto Grande	0,076	1,043	0,715	9,792
PROMEDIO	0,051	0,557	0,707	7,705

Tabla 4.1: Resultados de la estimación paramétrica con el modelo de caja negra.

Modelo de caja negra con restricciones de Lagrange				
	RMSE Pred.(°C)	NRMSE Pred. (%)	RMSE Sim.(°C)	NRMSE Sim. (%)
Salón	0,060	0,676	1,853	21,000
Cuarto Pequeño	0,043	0,616	1,645	23,834
Baño	0,054	0,450	1,286	10,774
Galería	0,061	0,228	1,505	5,627
Pasillo	0,039	0,6105	1,354	21,154
Cocina	0,039	0,650	1,117	18,561
Cuarto Grande	0,077	1,049	1,500	20,551
PROMEDIO	0,051	0,562	1,449	15,791

Tabla 4.2: Resultados de la estimación paramétrica con el modelo de caja negra con restricciones de Lagrange.

Modelo de caja gris				
	RMSE Pred.(°C)	NRMSE Pred. (%)	RMSE Sim.(°C)	NRMSE Sim. (%)
Salón	0,060	0,677	1,647	18,660
Cuarto Pequeño	0,043	0,617	1,626	23,563
Baño	0,054	0,450	1,285	10,770
Galería	0,061	0,228	1,335	4,989
Pasillo	0,039	0,606	1,358	21,222
Cocina	0,039	0,651	1,170	19,451
Cuarto Grande	0,077	1,049	1,483	20,310
PROMEDIO	0,052	0,562	1,405	18,470

Tabla 4.3: Resultados de la estimación paramétrica con el modelo de caja gris.

La tabla 4.1 muestra los resultados obtenidos con el modelo de caja negra. Como se puede observar, cada temperatura estimada se ajusta de forma precisa a los datos experimentales, siendo el promedio de los errores cuadráticos medios de predicción $0,051\text{ }^{\circ}\text{C}$. Los errores cuadráticos medios de simulación, aun siendo algo más elevados, presentan un promedio de $0,707\text{ }^{\circ}\text{C}$.

Las tablas 4.2 y 4.3 muestran los resultados obtenidos al incorporar restricciones físicas. Cabe esperar que las variables estimadas en estos modelos se ajusten un tanto peor, ya que al introducir restricciones a los modelos, se eliminan grados de libertad, por lo que el modelo se encuentra más limitado. A pesar de esto, en el caso del modelo de caja negra con restricciones de Lagrange, el valor del error promedio de predicción es de $0,052\text{ }^{\circ}\text{C}$ en el mayor de los casos, y el de simulación $1,449\text{ }^{\circ}\text{C}$. En el caso del modelo de caja gris, al incorporar restricciones físicas relacionadas con las ecuaciones que modelan la dinámica del sistema, los resultados mejoran con respecto a los del modelo con restricciones anterior, siendo el error promedio de predicción $0,052\text{ }^{\circ}\text{C}$, y el error promedio de simulación $1,405\text{ }^{\circ}\text{C}$.

Cabe destacar que en el modelo de caja gris, las estancias que presentan mayores RMSE de simulación son el Cuarto Grande, el Salón y el Cuarto Pequeño, habitaciones que resultan ser las que mayor superficie de tabique comparten con los pisos contiguos, hecho que puede provocar esos pequeños incrementos de los errores. Es importante recordar que, como se explica en el Capítulo 3, al desarrollar los modelos se ha supuesto que no se producen flujos de calor con las viviendas adyacentes.

4.2. Resultados de simulación

A continuación se muestran los resultados de simulación con cada modelo para cada estancia de la vivienda, junto con una representación del error absoluto.

Como se observa en las simulaciones, los modelos son capaces de adaptarse con precisión a la dinámica real de cada estancia durante largos periodos de simulación, siendo la raíz del error cuadrático medio de simulación inferior a $1,853\text{ }^{\circ}\text{C}$, en cualquier caso, y la del error cuadrático medio de predicción inferior a $0,077\text{ }^{\circ}\text{C}$. Por ende, el ajuste de parámetros en los tres modelos realizados puede considerarse adecuado.

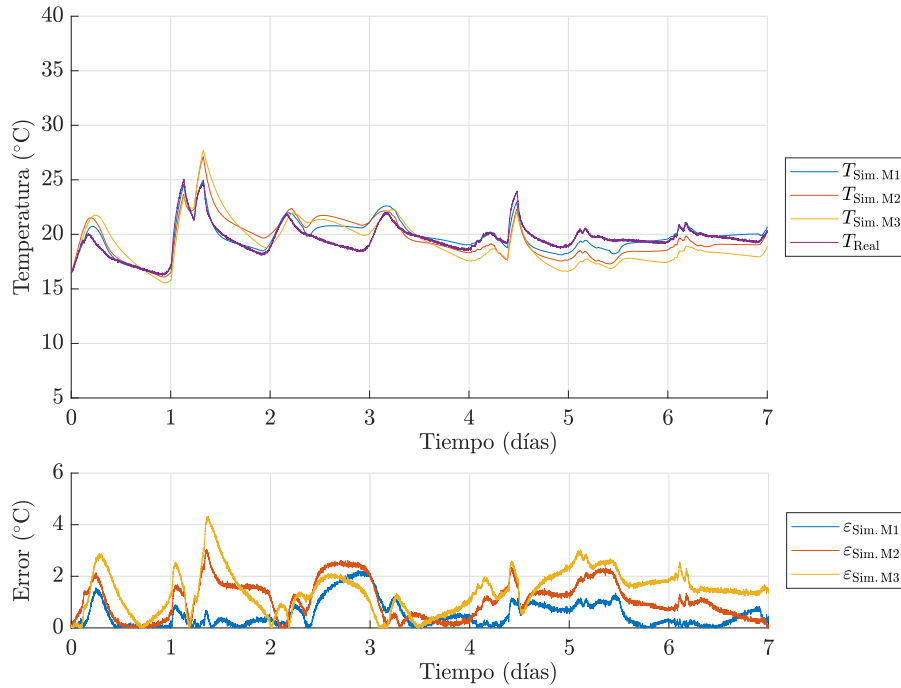


Figura 4.1: Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura del Salón. Evolución temporal de las temperaturas simuladas para cada modelo, junto con la temperatura real medida (arriba) y representación de los errores absolutos de simulación para cada modelo (abajo).

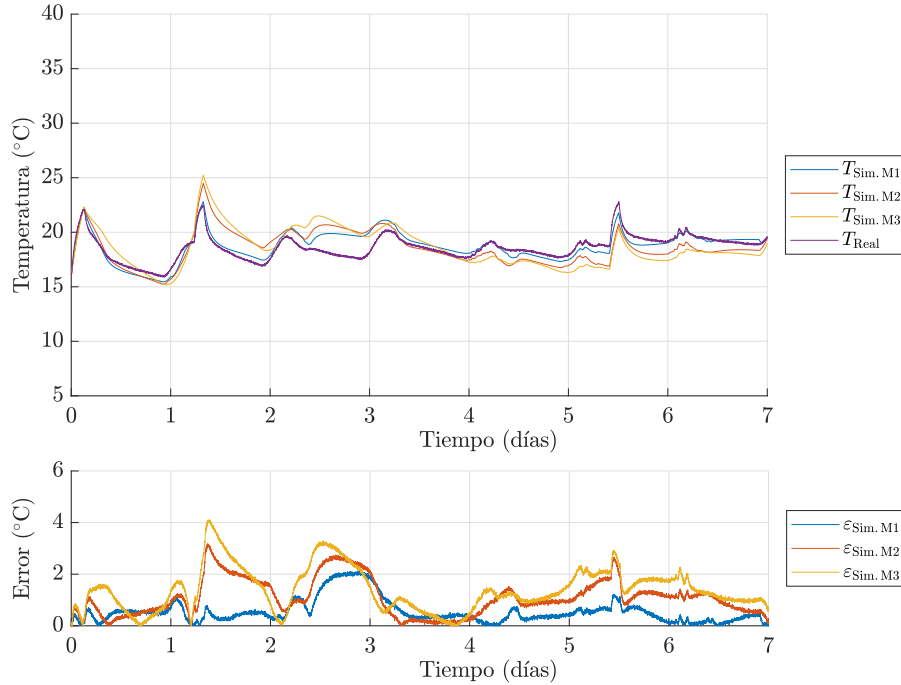


Figura 4.2: Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura del Cuarto Pequeño. Evolución temporal de las temperaturas simuladas para cada modelo, junto con la temperatura real medida (arriba) y representación de los errores absolutos de simulación para cada modelo (abajo).

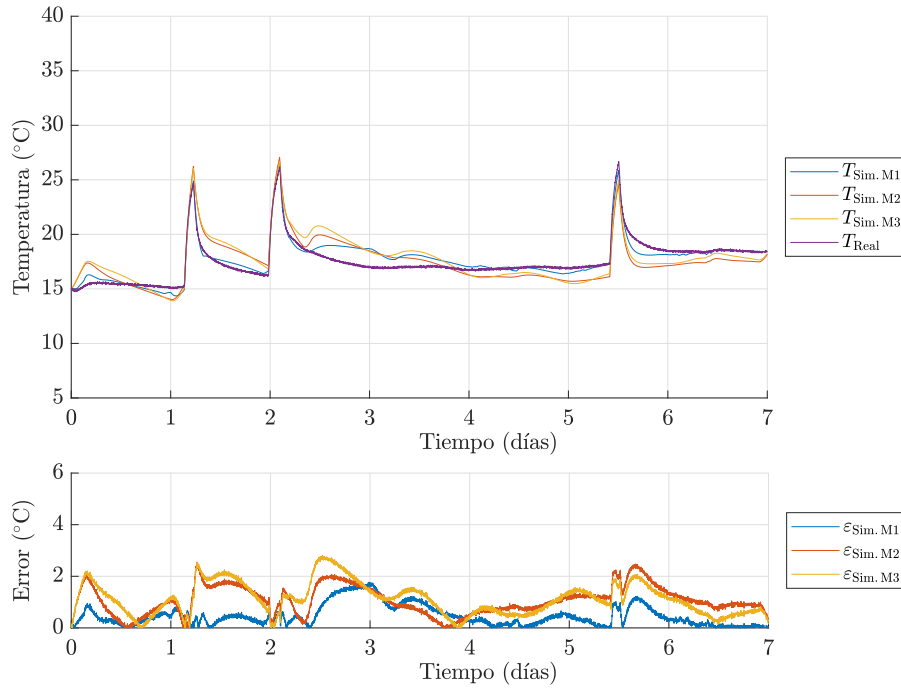


Figura 4.3: Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura del Baño. Evolución temporal de las temperaturas simuladas para cada modelo, junto con la temperatura real medida (arriba) y representación de los errores absolutos de simulación para cada modelo (abajo).

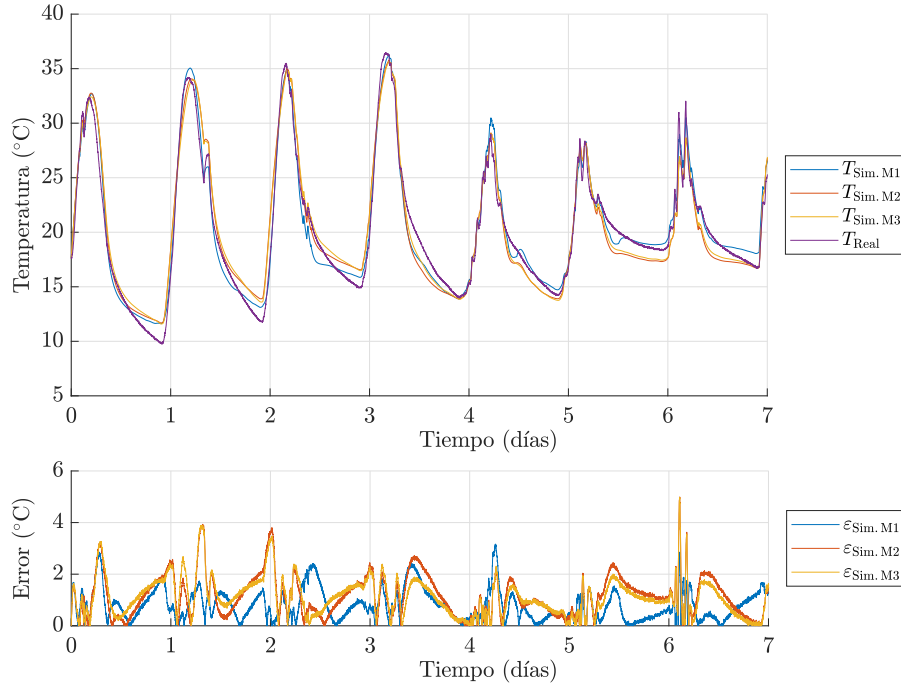


Figura 4.4: Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura de la Galería. Evolución temporal de las temperaturas simuladas para cada modelo, junto con la temperatura real medida (arriba) y representación de los errores absolutos de simulación para cada modelo (abajo).

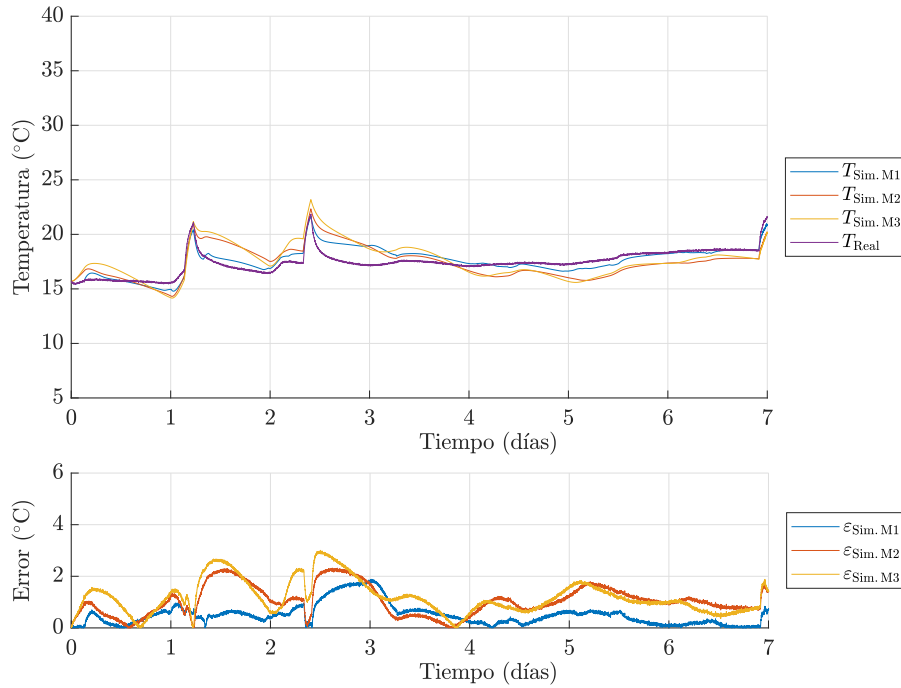


Figura 4.5: Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura del Pasillo. Evolución temporal de las temperaturas simuladas para cada modelo, junto con la temperatura real medida (arriba) y representación de los errores absolutos de simulación para cada modelo (abajo).

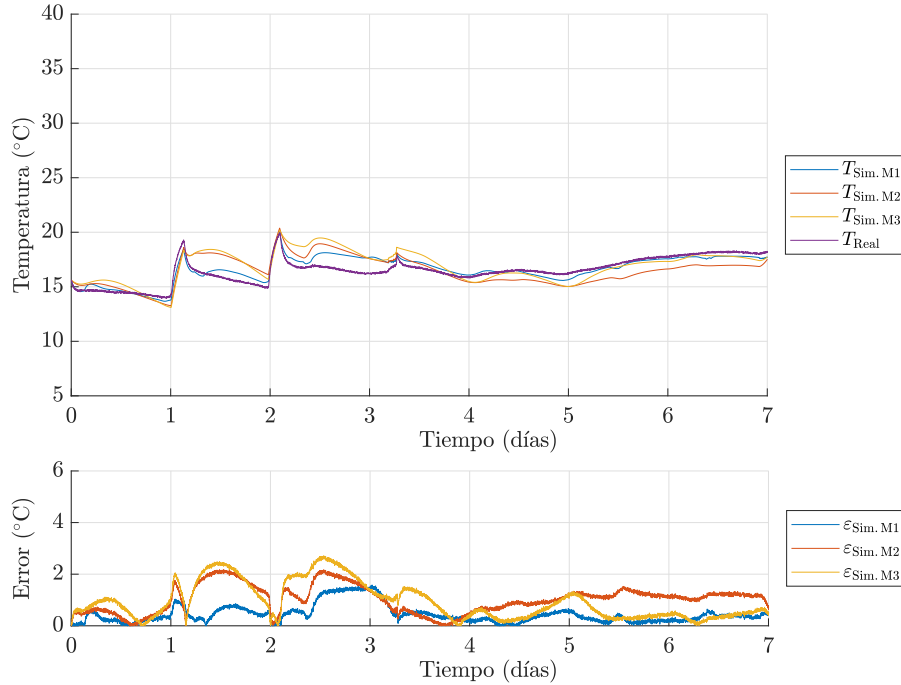


Figura 4.6: Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura de la Cocina. Evolución temporal de las temperaturas simuladas para cada modelo, junto con la temperatura real medida (arriba) y representación de los errores absolutos de simulación para cada modelo (abajo).

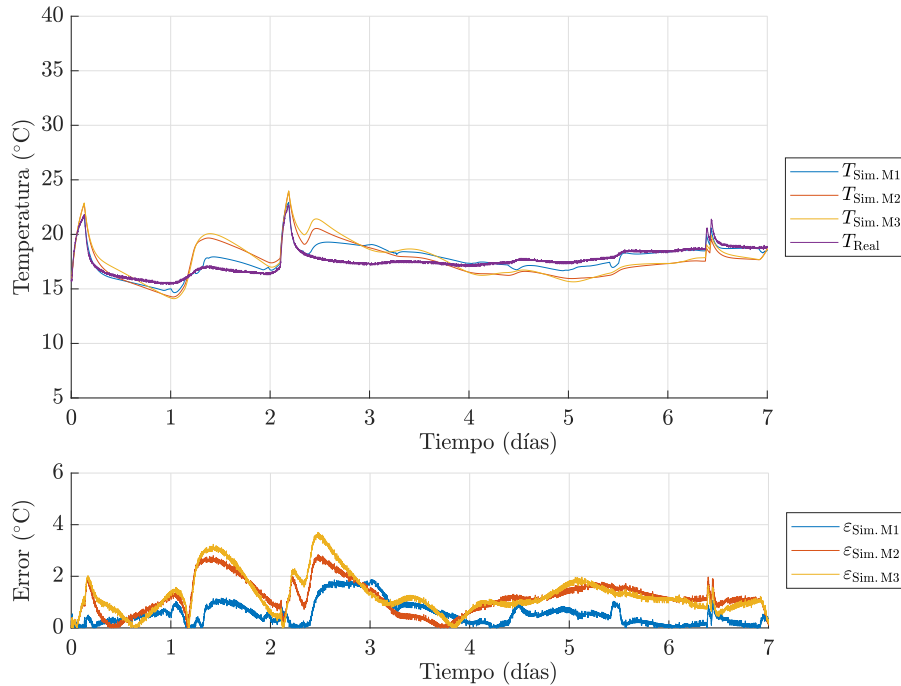


Figura 4.7: Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura del Cuarto Grande. Evolución temporal de las temperaturas simuladas para cada modelo, junto con la temperatura real medida (arriba) y representación de los errores absolutos de simulación para cada modelo (abajo).

4.3. Simulaciones sobre distintos escenarios

Con el objetivo de observar el comportamiento de los modelos ante entradas diferentes a las que se han utilizado para su construcción, se han llevado a cabo una serie de simulaciones adicionales. Estas simulaciones plantean escenarios en los que las condiciones externas son diferentes entre sí. Las condiciones externas, es decir, las entradas al sistema, han sido generadas a partir de datos obtenidos en diferentes experimentos, que han sido combinados para formar nuevos conjuntos de datos. En este caso, se ha optado por simular la dinámica de la estancia Salón durante tres días.

En primer lugar, se plantea un escenario de un día cálido y soleado, en el que las temperaturas exteriores oscilan entre los 17 y los 34 °C, y la luminosidad solar es elevada. Se muestran los resultados de simulación para el Salón (véase Fig. 4.8).

A continuación, se muestran los resultados de simulación para unas condiciones externas en las que las temperaturas exteriores son algo menores, oscilando entre los 15 y los 30 °C, dado que se trata de un día extremadamente nublado (véase Fig. 4.9).

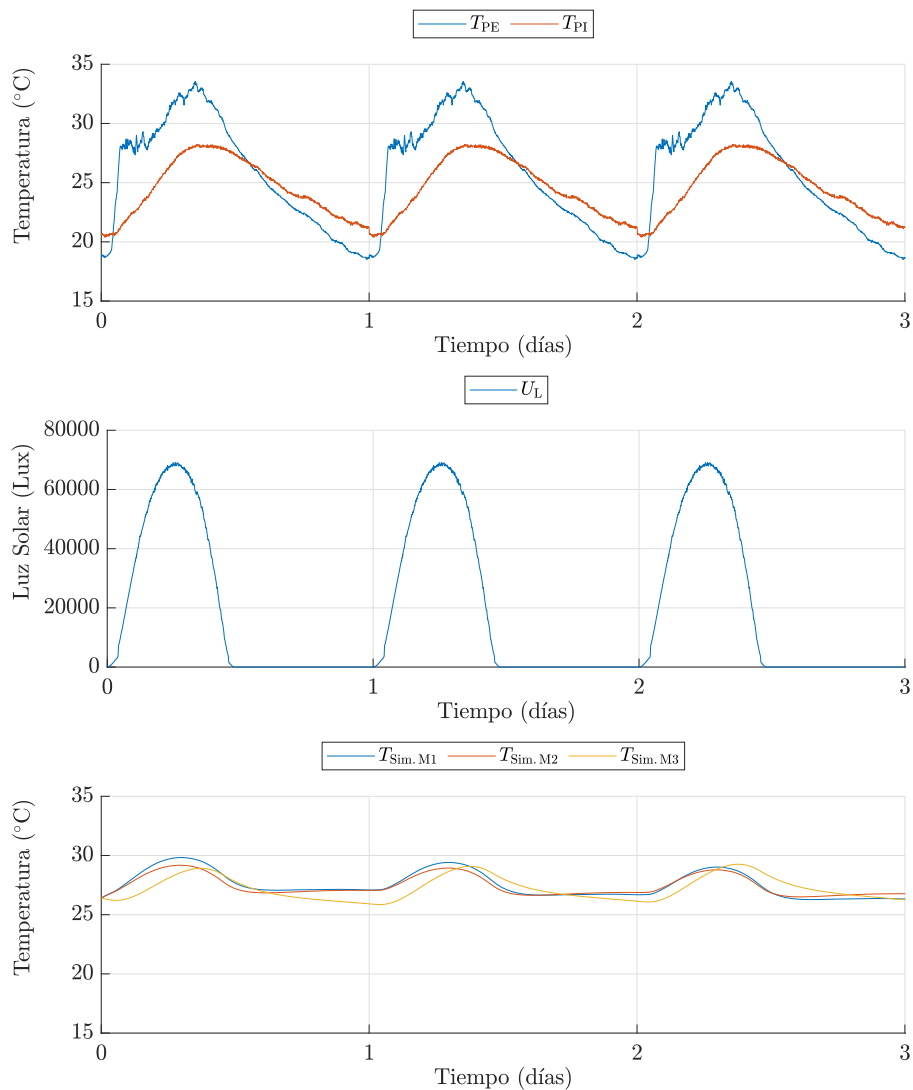


Figura 4.8: Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura del Salón (abajo) ante un nuevo escenario de condiciones externas de temperaturas exteriores (arriba) y luz solar (centro).

Como se puede observar, las condiciones de temperatura exterior no son del todo iguales, puesto que para un correcto funcionamiento de los modelos, se deben simular condiciones externas coherentes con la realidad. Por ejemplo, en días donde la radiación solar es menor, la temperatura ambiente registrada en el exterior de la vivienda también lo es. Por ello, en la simulación de días nublados, las temperaturas exteriores presentan un calentamiento menor que en la simulación de días soleados.

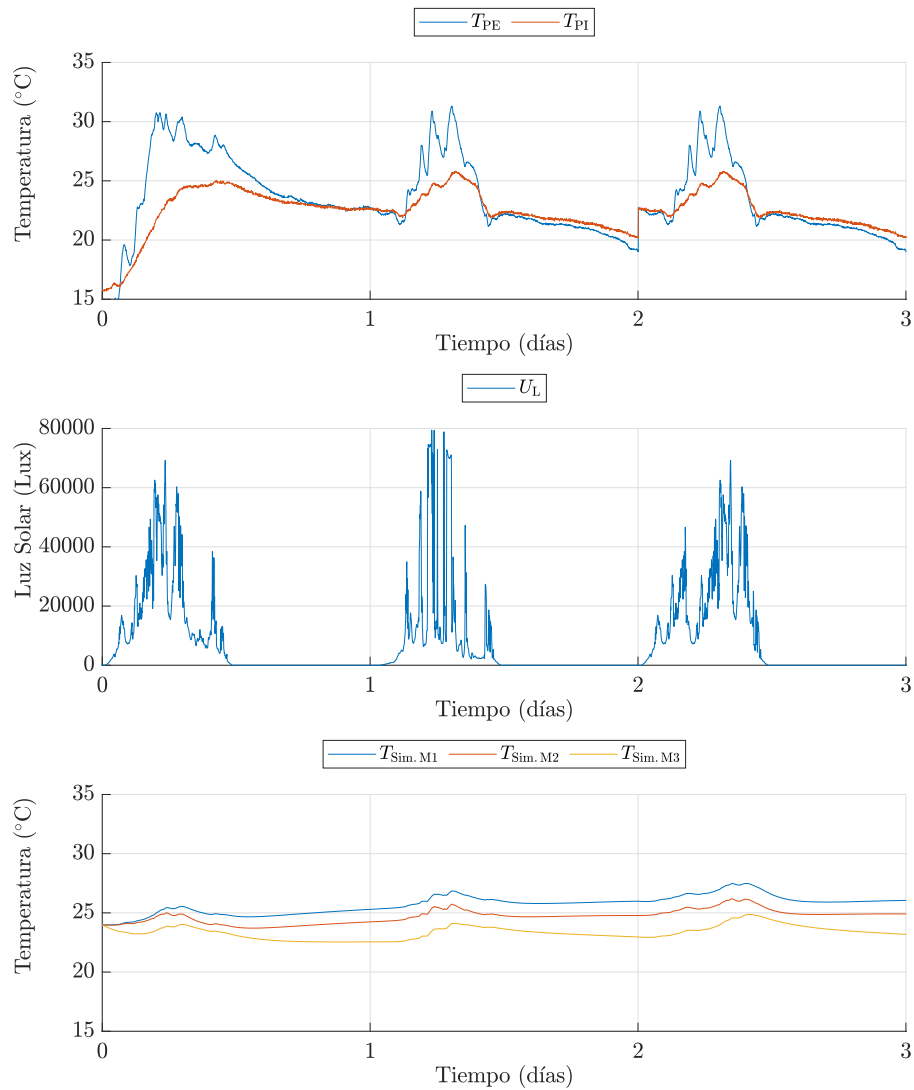


Figura 4.9: Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura del Salón (abajo) ante un nuevo escenario de condiciones externas de temperaturas exteriores (arriba) y luz solar (centro).

En ambas simulaciones, se observan diferencias en la dinámica de la temperatura para la estancia Salón. En el primer caso, se observan calentamientos durante las horas de sol, en las que la temperatura exterior también aumenta. Las temperaturas obtenidas en el Salón alcanzan los 30 $^{\circ}\text{C}$ en los momentos de máxima iluminación solar y máxima temperatura exterior, y durante el resto del día, se observan temperaturas de unos 25 $^{\circ}\text{C}$. Sin embargo, en el día nublado, las temperaturas máximas rondan los 25 $^{\circ}\text{C}$, observándose calentamientos mucho menores que en el primer caso.

Tras las diferentes simulaciones llevadas a cabo, se concluye que los modelos son capaces de mostrar la dinámica térmica de las estancias para diferentes tipos de entrada, independientemente de si dicha entrada ha sido empleada en el proceso de estimación de

parámetros. Los modelos son capaces de adaptarse adecuadamente a cambios tanto en la temperatura exterior como en la luz solar.

Como conclusión, esta última característica, permite que sea posible realizar diversos análisis sobre el modelo íntegramente por simulación. Estos análisis pueden ser tanto de temperatura, como de flujos de calor y eficiencia. Asimismo, se puede analizar el comportamiento térmico de la vivienda ante diferentes condiciones externas o diferentes escenarios.

5. Conclusiones y líneas futuras

En este capítulo se presentan tanto las principales conclusiones que se han extraído de este Trabajo de Fin de Grado como las posibles líneas futuras de investigación.

5.1. Conclusiones

El principal propósito de este Trabajo ha sido desarrollar modelos dinámicos de bajo orden basados en datos experimentales que permitan predecir los fenómenos de transferencia de calor que se producen en edificaciones. Este objetivo, como se ha visto en el capítulo 4, se ha logrado cumplir con éxito.

En primer lugar, se ha llevado a cabo una exhaustiva fase de experimentación, dada la importancia que presentan los datos experimentales para la correcta realización de los modelos. Los experimentos realizados, con una duración de siete días cada uno, han permitido que los modelos sean capaces de reproducir fielmente la dinámica del sistema térmico objeto de estudio de este Trabajo. Esta fase de experimentación ha supuesto una parte considerable de los esfuerzos empleados en la realización de este Trabajo. Además, ha supuesto un gran aprendizaje personal dado que permite adentrarse de manera práctica en la ingeniería. Esta etapa ha consistido en la configuración de todos los dispositivos de medida, así como del ordenador, utilizando para cada uno de ellos el software correspondiente. Además, se ha llevado a cabo la colocación de todos los dispositivos de medida en los lugares apropiados, así como la construcción de montajes capaces de combinar varios dispositivos para realizar lecturas y registros de datos. A todo ello, se suma la tarea del post-procesado de los datos experimentales, crucial para la construcción de los modelos. Todo el procesado de datos se ha llevado a cabo gracias al diseño de algoritmos específicos para poder ser reutilizados en el caso de la realización de nuevos experimentos en otras viviendas o edificios.

Por otra parte, ha sido necesario un extenso desarrollo matemático para poder llevar a cabo el proceso de identificación paramétrica del sistema, debido a que de los tres modelos realizados, dos de ellos han sido resueltos analíticamente sin necesidad de algoritmos

de optimización por computador. Gracias a dichos desarrollos se han podido obtener los parámetros del sistema, utilizando métodos matemáticos de optimización.

Tal y como se observa en los resultados de simulación presentados en este Trabajo, se concluye que todos los modelos propuestos alcanzan un alto rendimiento. Este hecho se refleja en que, considerando todos los errores promedios de cada modelo, el RMSE de predicción máximo es de 0,052 °C, y el RMSE de simulación máximo es de 1,45 °C

Por otra parte, se ha detectado que el modelo de caja negra presenta en algunos instantes dinámicas incoherentes con los procesos físicos que gobiernan la dinámica del sistema. Esto se debe a que esta forma de modelado se basa puramente en datos experimentales sin considerar dichos procesos físicos. Sin embargo, estas dinámicas inesperadas han sido reducidas gracias a la inclusión de restricciones físicas como las propuestas en el modelo con restricciones de Lagrange, y finalmente han sido eliminadas con las restricciones impuestas en el modelo de caja gris.

Como etapa final, se han llevado a cabo diversas simulaciones del sistema por medio de los modelos construidos. Estas simulaciones constituyen una herramienta útil para la realización de diversos análisis del comportamiento térmico del sistema.

Una de las mayores ventajas que aportan los modelos realizados en este Trabajo es su posible aplicación a infinidad de sistemas reales sin necesidad de realizar grandes modificaciones en los modelos. Además, estos modelos pueden ser utilizados en el campo de la investigación, ya que permiten simular el comportamiento térmico de la vivienda ante diferentes entradas, o lo que es lo mismo, diferentes condiciones externas. Esto puede permitir la realización de numerosos análisis, especialmente análisis de la eficiencia térmica o eficiencia energética de edificios.

Por tanto, de forma general se puede concluir que la realización de modelos dinámicos de estancias en edificios exclusivamente basados en datos permite realizar correctamente una identificación de la vivienda, permitiendo simular y analizar su comportamiento térmico.

5.2. Líneas futuras

Tras la realización de este Trabajo de Fin de Grado todos los objetivos planteados han sido alcanzados con éxito. No obstante, debido a las limitaciones de extensión de este Trabajo, no se ha podido estudiar exhaustivamente ciertos detalles. Además, durante el desarrollo del mismo han surgido varias ideas que podrían dar pie a trabajos futuros. Entre ellas se destacan las siguientes:

- La identificación del sistema se ha planteado desde el punto de vista de la minimización del error de predicción. Por ello, los resultados obtenidos en la predicción son extremadamente buenos, ya que los errores de predicción obtenidos son inferiores a 0,57%. Esto presenta indudables ventajas a la hora de la posterior realización de un control predictivo del sistema. Sin embargo, los errores de simulación son, en comparación, un tanto mayores. Ante este hecho, se plantea como posible trabajo futuro la optimización orientada a minimizar el error de simulación, lo cual puede resultar útil si se desea crear modelos con el mero fin de realizar simulaciones.
- Los modelos térmicos de edificios pueden ser una gran y novedosa herramienta en el ámbito de la construcción, especialmente orientada a la mejora de la eficiencia energética. Se plantea por tanto como otra posible línea futura el análisis de la reusabilidad de los modelos, con el objetivo de poder aplicarlos a otros muchos edificios de diversa índole.
- Tras observar la dinámica de los modelos presentados en este Trabajo, se plantea una posible mejora en ellos al ampliar la disponibilidad del número de ensayos. Realizando experimentos de duración mucho más prolongada se podría obtener un mayor rendimiento de los modelos. Por tanto, otro de los posibles trabajos futuros planteados es el entrenamiento de los modelos con datos experimentales registrados durante un periodo de tiempo mucho mayor. De esta forma se pretende mejorar la respuesta de estos en simulaciones de varios días.

Bibliografía

- [1] F. J. S. Bermejo, “Modelado, identificación y control aplicado al sistema térmico cocina-recipiente,” Master’s thesis, Universidad de Zaragoza, 2021.
- [2] C. Franco Gutiérrez, *Modeling, sensing and control of mobile cooking zones in induction cooktops*. PhD thesis, Universidad de Zaragoza, 2015.
- [3] P. Linares Llamas, “Eficiencia energética y medio ambiente,” *ICE, Revista De Economía*, vol. 847, 2009.
- [4] IDAE, “Consumo por usos del sector residencial,” 2022. Consultado 11 Mayo 2023.
- [5] J. Sanz-Bermejo, E. Ramirez-Laboreo, and C. Sagüés, “Análisis de identificabilidad aplicado a un sistema de transferencia de calor,” in *XLIII Jornadas de Automática*, pp. 607–614, Universidade da Coruña. Servizo de Publicacións, 2022.
- [6] S. Royer, S. Thil, T. Talbert, and M. Polit, “A procedure for modeling buildings and their thermal zones using co-simulation and system identification,” *Energy and Buildings*, vol. 78, pp. 231–237, 2014.
- [7] J. Široký, F. Oldewurtel, J. Cigler, and S. Prívará, “Experimental analysis of model predictive control for an energy efficient building heating system,” *Applied energy*, vol. 88, no. 9, pp. 3079–3087, 2011.
- [8] L. Ljung, *System Identification - Theory for the user / Lennart Ljung*. Prentice-Hall, 2 ed., 2008.
- [9] E. Ramírez-Laboreo, C. Sagüés, and S. Llorente, “Thermal modeling, analysis and control using an electrical analogy,” in *22nd Mediterranean Conference on Control and Automation*, pp. 505–510, IEEE, 2014.
- [10] M. G. Eberle, *Producto de Kronecker y sus aplicaciones*. PhD thesis, Universidad Nacional del Sur, 2021.

Lista de Figuras

1.1. Estructura del consumo energético en España en los últimos diez años.	2
2.1. Esquema de la vivienda.	7
2.2. Dispositivos de medida utilizados en la fase experimental.	9
2.3. Comprobación de la calibración de los sensores de temperatura utilizados en la experimentación.	11
2.4. Montaje de una de las etapas de entrada de potencia.	11
2.5. Muestra de datos experimentales de potencia, temperaturas interiores y luz solar recogidos a lo largo de un día. La escala temporal no corresponde con las horas naturales del día, sino que se toma como referencia, en este caso, las 7 de la mañana del día 2 del experimento.	12
2.6. Ejemplo de la interpolación de los datos experimentales. Temperaturas antes de realizar la interpolación (arriba) y después de realizar la interpolación (abajo). 13	
2.7. Reconstrucción de la señal de potencia a partir de los impulsos registrados. .	14
2.8. Muestra de las temperaturas registradas de los patios Exterior (arriba) e Interior (abajo). La escala temporal no se corresponde con las horas naturales del día, sino que se toma como referencia, en este caso, las 10 de la mañana del día 1 del experimento.	15
2.9. Efecto de la iluminación solar sobre la temperatura de la Galería en un día nublado. La escala temporal no corresponde con las horas naturales del día, sino que se toma como referencia, en este caso, las 2 de la mañana del día 5 del experimento.	16
3.1. Esquema de un nodo genérico i del modelo térmico basado en la analogía térmico-eléctrica.	25

4.1. Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura del Salón. Evolución temporal de las temperaturas simuladas para cada modelo, junto con la temperatura real medida (arriba) y representación de los errores absolutos de simulación para cada modelo (abajo).	32
4.2. Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura del Cuarto Pequeño. Evolución temporal de las temperaturas simuladas para cada modelo, junto con la temperatura real medida (arriba) y representación de los errores absolutos de simulación para cada modelo (abajo).	32
4.3. Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura del Baño. Evolución temporal de las temperaturas simuladas para cada modelo, junto con la temperatura real medida (arriba) y representación de los errores absolutos de simulación para cada modelo (abajo).	33
4.4. Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura de la Galería. Evolución temporal de las temperaturas simuladas para cada modelo, junto con la temperatura real medida (arriba) y representación de los errores absolutos de simulación para cada modelo (abajo).	33
4.5. Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura del Pasillo. Evolución temporal de las temperaturas simuladas para cada modelo, junto con la temperatura real medida (arriba) y representación de los errores absolutos de simulación para cada modelo (abajo).	34
4.6. Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura de la Cocina. Evolución temporal de las temperaturas simuladas para cada modelo, junto con la temperatura real medida (arriba) y representación de los errores absolutos de simulación para cada modelo (abajo).	34
4.7. Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura del Cuarto Grande. Evolución temporal de las temperaturas simuladas para cada modelo, junto con la temperatura real medida (arriba) y representación de los errores absolutos de simulación para cada modelo (abajo).	35
4.8. Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura del Salón (abajo) ante un nuevo escenario de condiciones externas de temperaturas exteriores (arriba) y luz solar (centro).	36
4.9. Resultados de simulación de la dinámica de la temperatura del Salón (abajo) ante un nuevo escenario de condiciones externas de temperaturas exteriores (arriba) y luz solar (centro).	37
A.1. Medidor de distancia láser	54

A.2. Sensor de temperatura	54
A.3. Termómetro láser	55
A.4. Luxómetro	56
A.5. Contador de energía	57
A.6. Datalogger USB	58
C.1. Evolución temporal completa de los datos de potencia entregada al sistema registrados durante la experimentación, para cada una de las estancias de la vivienda.	61
C.2. Evolución temporal completa de los datos de temperatura de los patios Exterior e Interior registrados durante la experimentación.	62
C.3. Evolución temporal completa de los datos de iluminación solar registrados sobre la fachada de la vivienda durante la experimentación.	62
C.4. Evolución temporal completa de los datos de temperatura de cada una de las estancias de la vivienda registrados durante la experimentación.	63

Lista de Tablas

3.1. Relaciones físicas reales entre las temperaturas de las diferentes zonas térmicas de la vivienda	22
3.2. Relaciones físicas reales entre las temperaturas de las diferentes zonas térmicas de la vivienda y las entradas al sistema (potencias aportadas a cada estancia, temperaturas exteriores y luz solar).	23
3.3. Resumen de los modelos realizados.	27
4.1. Resultados de la estimación paramétrica con el modelo de caja negra.	30
4.2. Resultados de la estimación paramétrica con el modelo de caja negra con restricciones de Lagrange.	30
4.3. Resultados de la estimación paramétrica con el modelo de caja gris.	30

Anexos

A. Dispositivos de medida

En este anexo se realiza una descripción extendida de los dispositivos de medida utilizados en los experimentos realizados, así como las decisiones tomadas respecto a ellos y el motivo de su elección.

A.1. Medida de distancia

A.1.1. Medidor de distancia láser

Se trata de un sensor óptico sin contacto, que permite medir distancias de manera rápida y precisa entre el punto en el que se apoya y el punto al que señala el haz de luz láser que emite. Debido a la velocidad constante del rayo láser, este dispositivo electrónico permite realizar mediciones altamente precisas.

Su funcionamiento consiste en, tras encontrarse apoyado sobre una superficie, emitir un haz de luz láser. Este rebota en el primer obstáculo que encuentra y, a continuación, vuelve a ser recibido por el propio dispositivo. La electrónica interna calcula el tiempo que tarda en regresar al dispositivo dicho haz de luz, y en base a ese dato, proporciona una medida de la distancia.

En concreto, el medidor láser seleccionado cuenta con una precisión de $\pm 1,5$ milímetros. Su sensibilidad es de centésimas de metro y su rango de medición va desde 5 centímetros a 50 metros. Este dispositivo no solo permite medir distancias, sino también almacenar las medidas para calcular áreas o volúmenes de habitaciones.



Figura A.1: Medidor de distancia láser

A.2. Medida de temperatura

A.2.1. Sensor de temperatura

Se trata de un dispositivo que proporciona la medida de la temperatura a la que se encuentra un determinado espacio. La elección de este sensor está justificada frente a otros similares dado que incorpora la función de registro de datos, la cual es configurable según sean las necesidades del usuario. El dispositivo permite configurar el periodo de muestreo, que puede variar desde 1 segundo hasta 24 horas. Su memoria es de 32.700 valores. Cuenta con una sensibilidad de décimas de grado y una precisión de $\pm 2^{\circ}\text{C}$.



Figura A.2: Sensor de temperatura

Una vez realizadas las mediciones, se accede a los datos conectando el dispositivo al puerto USB del ordenador. Utilizando el software facilitado por el fabricante, se puede obtener una

visualización gráfica de los datos registrados, así como exportarlos a formato excel para poder acceder a ellos de nuevo en cualquier momento.

A.2.2. Termómetro láser

Este dispositivo es capaz de determinar la temperatura de una superficie midiendo la cantidad de energía infrarroja que irradia. Estos instrumentos cuentan con una lente que enfoca la radiación infrarroja hacia un sensor térmico, el cual transforma la energía recibida en energía eléctrica. Esta energía es procesada internamente para ser mostrada al usuario en forma de lectura de temperatura.

El medidor de temperatura seleccionado, cuenta con dos punteros láser que se cruzan a una determinada distancia, indicando así al usuario la distancia de máxima precisión de medida del dispositivo.



Figura A.3: Termómetro láser

Al igual que otros dispositivos de medición de temperatura, su precisión varía en función del rango de temperatura en el que esté midiendo. En concreto, para un rango de -50 a 20°C , su precisión es de $\pm 3,5^{\circ}\text{C}$; en un rango de 20 a 300°C su precisión es de $\pm 1\%$ y para un rango de 300 a 650°C su precisión es de $\pm 1,5\%$.

Cuenta a su vez con dos valores de repetibilidad diferentes, de -50 a 20°C la repetibilidad es de $\pm 1,8^{\circ}\text{C}$, mientras que de 20 a 650°C la repetibilidad es de $\pm 0,5^{\circ}\text{C}$. Su resolución es de décimas de grado.

A.3. Medida de luz solar

A.3.1. Luxómetro

Se trata de un dispositivo electrónico que proporciona la medida de la iluminancia o intensidad luminosa, es decir, la cantidad de luz que incide sobre una superficie determinada. La unidad de medida de intensidad luminosa en el SI es el lux, que equivale a un lúmen por metro cuadrado.

Su funcionamiento se basa en la detección de la luz solar mediante un fotorreceptor (concretamente un fotodiodo en el caso del dispositivo seleccionado), que debe ser colocado en la superficie en la que se desean realizar las mediciones y sobre el que deberá incidir la luz. Es importante seleccionar la escala de medición correcta, ya que el dispositivo permite realizar mediciones en distintos rangos. Para el caso de la luz solar, la escala seleccionada deberá ser la máxima, ya que los máximos valores que pueden ser obtenidos son del orden de decenas de miles de luxes.

En concreto, el dispositivo seleccionado cuenta con una resolución de décimas de lux y una precisión máxima del 4%. Además, cuenta con la función de registro de datos, con un periodo de muestreo configurable según las necesidades del usuario.



Figura A.4: Luxómetro

A.4. Medida de potencia

A.4.1. Contador de energía monofásico

Un contador de energía monofásico es un dispositivo capaz de medir la cantidad de energía eléctrica que está siendo utilizada por un aparato o una instalación. Estos dispositivos son capaces de proporcionar una medida instantánea de la frecuencia de red, tensión, corriente, factor de potencia, potencia activa, potencia reactiva y potencia aparente por fase, además de la energía acumulada.

Para la realización de estos experimentos se ha seleccionado el CEM C10 212 de Circutor. La elección de este dispositivo está justificada debido a que, al margen de las funcionalidades habituales proporcionadas por los contadores de energía, incorpora una salida de impulsos, proporcionales a la energía medida (a mayor energía mayor frecuencia de los impulsos). Esta salida de impulsos, permite registrar los datos de potencia medidos en cada instante mediante su conexión a un dispositivo externo registrador de datos.



Figura A.5: Contador de energía

La salida de impulsos del contador monofásico es de tipo opto-acoplador. El tiempo de ON del impulso es de 200 ms, y el número máximo de impulsos por segundo es 12. La corriente y tensión máximas de la salida digital son respectivamente 50 mA y 24 V. La salida de impulsos es configurable, lo cual quiere decir que el peso de esta puede ser elegido en un rango de 0 a 99999 imp/KWh. Para la realización de los experimentos se ha decidido emplear la máxima resolución, es decir, que el peso de la salida de impulsos sea de 1 imp/KWh.

A.4.2. Datalogger USB

Este dispositivo ha sido seleccionado para el registro de potencia entregada al sistema, al incorporarlo al montaje del contador de energía, conectándolo en bornes de la salida de impulsos mencionada anteriormente. El datalogger USB es capaz de registrar en tiempo real los pulsos emitidos por dicha salida digital, que son proporcionales a la potencia medida en cada instante.

Su funcionamiento consiste en el registro de cambios de eventos a través de los terminales positivo y negativo, que deben ser cableados o conectados a la salida de impulsos. El dispositivo es capaz de detectar tanto flancos de subida como de bajada, así como la duración de los pulsos. Todo ello es configurable en función de las necesidades del usuario. Para la realización de los experimentos, solo es necesario conocer el instante en el que se produce cada pulso, es decir, el flanco de subida o bajada, y así poder calcular la distancia temporal entre impulsos, siendo no relevante la permanencia de estos en estado alto o bajo. El dispositivo seleccionado puede registrar cambios de estado a velocidades de hasta cuatro veces por segundo.

Los datos registrados son almacenados en una memoria interna propia del datalogger. Al finalizar el registro, los datos pueden ser descargados fácilmente al computador gracias al software del dispositivo, a través del puerto USB. El software mencionado incorpora a su vez una interfaz que permite visualizar los impulsos registrados en tiempo real, así como exportar los datos a un fichero de texto para su posterior procesado.



Figura A.6: Datalogger USB

B. Producto de Kronecker

En este Anexo se realiza una descripción del producto de Kronecker.

Como se explica en el trabajo [10], este producto se define para cualquier par de matrices y representa el producto tensorial de las transformaciones lineales asociadas a cada una de ellas. Al contrario que el producto usual de matrices, en el que las matrices deben respetar la propiedad de que el número de columnas de la primera sea igual al número de filas de la segunda, en el producto de Kronecker no es necesario que las matrices guarden relación alguna.

Es decir, dadas las matrices $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times m}$ y $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{p \times q}$, se denota a $\mathbf{A} \otimes \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{np \times mq}$ como,

$$\mathbf{A} \otimes \mathbf{B} = \begin{bmatrix} A_{00}B & A_{01}B & \cdots & A_{0(m-1)}B \\ A_{10}B & A_{11}B & \cdots & A_{1(m-1)}B \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{(n-1)0}B & A_{(n-1)1}B & \cdots & A_{(n-1)(m-1)}B \end{bmatrix}. \quad (\text{B.1})$$

Este producto, por tanto, es la herramienta necesaria para expresar los datos experimentales tal y como se explica en el Capítulo 3.

C. Datos completos obtenidos en la experimentación

En este Anexo se muestra el total de los datos obtenidos a lo largo de la experimentación.

En primer lugar, se muestran los datos que han sido considerados como entradas al sistema, es decir, la potencia entregada (véase Fig. C.1), las temperaturas exteriores (véase Fig. C.2) y la luz solar incidente sobre la fachada de la vivienda (véase Fig. C.3).

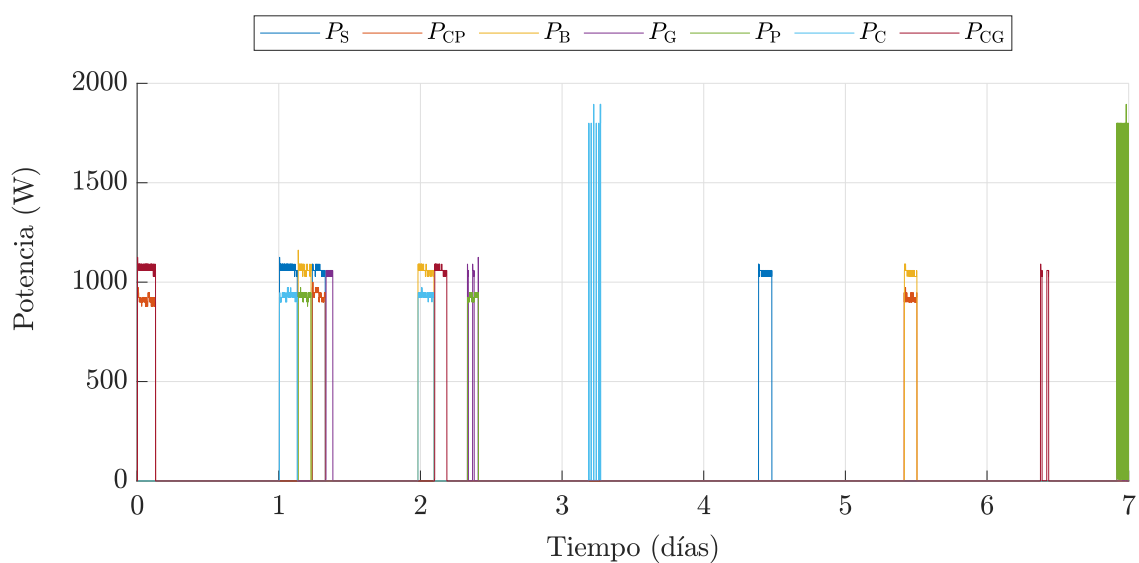


Figura C.1: Evolución temporal completa de los datos de potencia entregada al sistema registrados durante la experimentación, para cada una de las estancias de la vivienda.

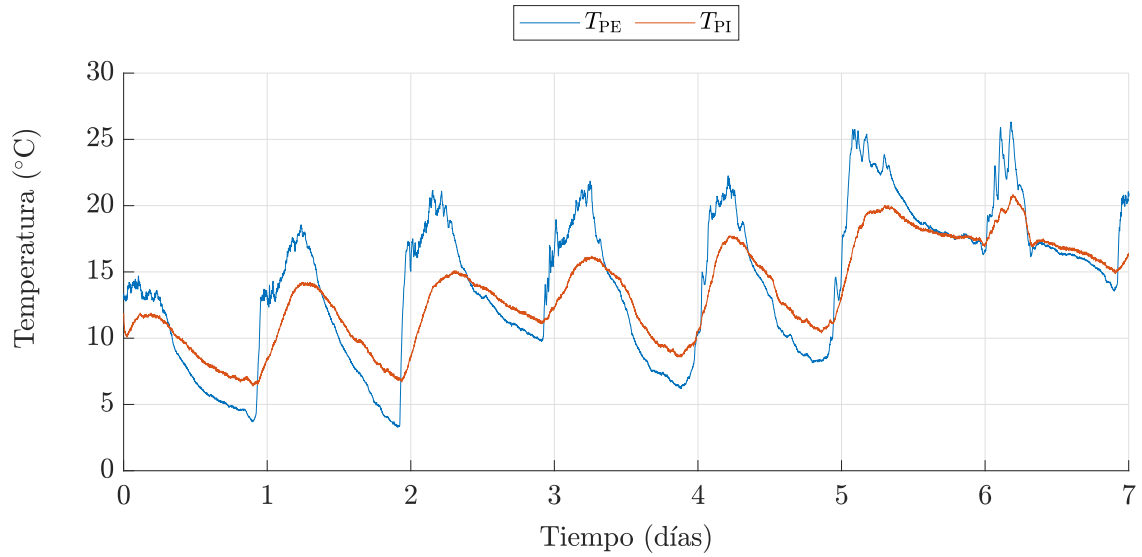


Figura C.2: Evolución temporal completa de los datos de temperatura de los patios Exterior e Interior registrados durante la experimentación.

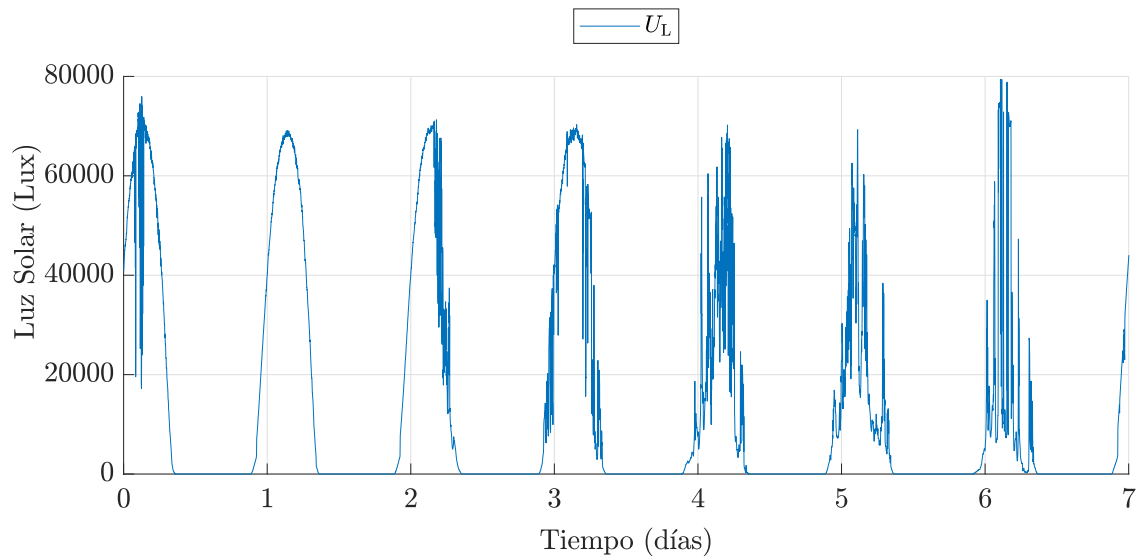


Figura C.3: Evolución temporal completa de los datos de iluminación solar registrados sobre la fachada de la vivienda durante la experimentación.

A continuación, se muestran los datos que han sido considerados como salidas del sistema, es decir, las temperaturas registradas en cada estancia de la vivienda (véase Fig. C.4).

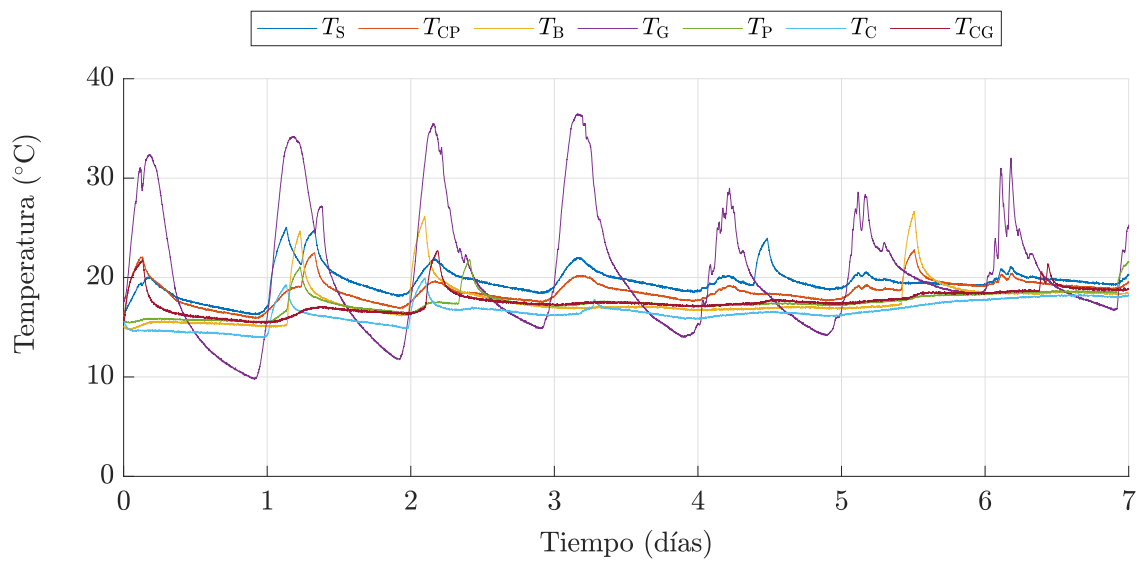


Figura C.4: Evolución temporal completa de los datos de temperatura de cada una de las estancias de la vivienda registrados durante la experimentación.

D. Código MATLAB para la construcción de los modelos

```
1
2 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
3 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
4 % Trabajo de Fin de Grado - Modelado, analisis y simulacion de la
5 % dinamica termica de una vivienda.
6 % Patricia Orquin Granada - Junio de 2023
7 %
8 % Codigo que genera los tres modelos: caja negra, caja negra con
9 % restricciones de Lagrange y caja gris.
10 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
11 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
12
13 load("T_matriz.mat"); % Matriz de temperaturas
14 load("U_matriz.mat"); % Matriz de datos
15 load("t_bueno.mat"); % Vector de tiempos
16
17 %%
18 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
19 % CONSTRUCCION DEL MODELO 1 (CAJA NEGRA)
20 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
21
22 N = size(T_matriz,2); % Numero de instantes k del experimento
23 n = size(T_matriz,1); % Numero de variables de estado
24 m = size(U_matriz,1); % Numero de variables de entrada
25
26 M = zeros(n, (n+m)*n); % Inicializo matriz de datos M
27 P = eye(n); % Matriz de ponderacion
28
29 for k=1:N % Construyo matriz M usando el producto de kronecker.
30     M(:, :, k) = kron([T_matriz(:,k)'] U_matriz(:,k)'], eye(n));
31 end
32
33 % Calculo de los sumatorios para resolver el sistema despejando tita_est
34
35 aux_1 = zeros((n+m)*n, (n+m)*n);
36 aux_2 = zeros((n+m)*n, (n+m)*n);
37
38 aux_3 = zeros((n+m)*n, 1);
39 aux_4 = zeros((n+m)*n, 1);
40
41 for k=2:N
42     aux_1 = (M(:, :, k-1) .' * P * M(:, :, k-1)); % Primer termino
43     aux_2 = aux_2 + aux_1 ; % sumatorio 1
44
```

```

45     aux_3 = (M(:,:,k-1).' * P * T_matriz(:,k)); % Segundo termino
46     aux_4 = aux_4 + aux_3 ; % sumatorio 2
47 end
48
49 tita_est = aux_2\aux_4; % Resuelvo el sistema
50
51 F = reshape(tita_est(1:n^2),n,n); % Matriz F
52 G = reshape(tita_est(n^2+1:end),n,m); % Matriz G
53
54 %% Simulacion con el modelo obtenido
55
56 T_matriz_sim = zeros(size(T_matriz)); % Inicializo matriz de simulacion
57 T_matriz_sim(:,1) = T_matriz(:,1); % Fuerzo primer elemento
58
59 for k=1:N-1
60     T_matriz_sim(:,k+1) = F*T_matriz_sim(:,k) + G*U_matriz(:,k);
61 end
62
63 %% Prediccion con el modelo obtenido
64
65 T_matriz_pred = zeros(size(T_matriz)); % Inicializo matriz de prediccion
66 T_matriz_pred(:,1) = T_matriz(:,1); % Fuerzo primer elemento
67
68 for k=1:N-1
69     T_matriz_pred(:,k+1) = F*T_matriz(:,k) + G*U_matriz(:,k);
70 end
71
72
73 %%
74 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
75 % CONSTRUCCION DEL MODELO 2 (CAJA NEGRA CON RESTR. LAGRANGE)
76 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
77
78 % Construccion de la matriz de restricciones A
79 A = zeros(71, (n+m)*n);
80
81 A(1,3) = 1;
82 A(2,6) = 1;
83 A(3,10) = 1;
84 A(4:7,13:16) = eye(4);
85 A(8,18) = 1;
86 A(9,24) = 1;
87 A(10,27) = 1;
88 A(11,28) = 1;
89 A(12,36) = 1;
90 A(13,37) = 1;
91 A(14,39) = 1;
92 A(15,42) = 1;
93 A(16,44) = 1;
94 A(17,46) = 1;
95 A(18,48) = 1;
96 A(19:25,51:57) = eye(7);
97 A(26:32,59:65) = eye(7);
98 A(33:39,67:73) = eye(7);
99 A(40:46,75:81) = eye(7);
100 A(47:53,83:89) = eye(7);
101 A(54:60, 91:97) = eye(7);
102 A(61,101) = 1;
103 A(62:66,103:107) = eye(5);
104 A(67,109) = 1;
105 A(68, 115) = 1;

```

```

106 A(69:71, 117:119) = eye(3);
107
108
109 % Construccion de la matriz b
110
111 b = zeros(71, 1); % Elementos cero para que los parametros seleccionados
112 % se anulen.
113
114
115 q = size(A,1); % Numero de restricciones
116
117 % Resolucion del sistema de ecuaciones
118 sist = [(2/N).*aux_2 A. '; A zeros(q)]\[(2/N).*aux_4 ; b];
119
120 tita_est_2 = sist(1:((n+m)*n),:); % Parametros estimados
121 lambda_1 = sist(((n+m)*n)+1:end,:); % Multiplicadores de Lagrange
122
123 % Construimos matrices F y G a partir del vector de parametros tita
124 % estimados
125 F_2 = reshape(tita_est_2(1:n^2),n,n);
126 G_2 = reshape(tita_est_2(n^2+1:end),n,m);
127
128 %% Simulacion con el modelo 2 obtenido
129
130 T_matriz_sim_2 = zeros(size(T_matriz));
131 T_matriz_sim_2(:,1) = T_matriz(:,1);
132
133 for k=1:N-1
134     T_matriz_sim_2(:,k+1) = F_2*T_matriz_sim_2(:,k) + G_2*U_matriz(:,k);
135 end
136
137 %% Prediccion con el modelo 2 obtenido
138
139 T_matriz_pred_2 = zeros(size(T_matriz));
140 T_matriz_pred_2(:,1) = T_matriz(:,1);
141
142 for k=1:N-1
143     T_matriz_pred_2(:,k+1) = F_2*T_matriz(:,k) + G_2*U_matriz(:,k);
144 end
145
146
147 %%
148 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
149 % CONSTRUCCION DEL MODELO 3 (CAJA GRIS)
150 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
151
152 % Construccion de la matriz de restricciones A para el modelo con
153 % inecuaciones
154 A_1 = zeros(78, (n+m)*n);
155
156 A_1(1,3) = 1;
157 A_1(2,6) = 1;
158 A_1(3,10) = 1;
159 A_1(4:7,13:16) = eye(4);
160 A_1(8,18) = 1;
161 A_1(9,24) = 1;
162 A_1(10,27) = 1;
163 A_1(11,28) = 1;
164 A_1(12,36) = 1;
165 A_1(13,37) = 1;
166 A_1(14,39) = 1;

```

```
167 A_1(15,42) = 1;
168 A_1(16,44) = 1;
169 A_1(17,46) = 1;
170 A_1(18,48) = 1;
171 A_1(19:25,51:57) = eye(7);
172 A_1(26:32,59:65) = eye(7);
173 A_1(33:39,67:73) = eye(7);
174 A_1(40:46,75:81) = eye(7);
175 A_1(47:53,83:89) = eye(7);
176 A_1(54:60, 91:97) = eye(7);
177 A_1(61,101) = 1;
178 A_1(62:66,103:107) = eye(5);
179 A_1(67,109) = 1;
180 A_1(68, 115) = 1;
181 A_1(69:71, 117:119) = eye(3);
182
183 % todos los elts de una fila de F mas las dos Tamb de G deben sumar 1
184 A_1(72,[1:7:6*7+1, 99, 106]) = 1;
185 A_1(73,[2:7:6*7+2, 100, 107]) = 1;
186 A_1(74,[3:7:6*7+3, 101, 108]) = 1;
187 A_1(75,[4:7:6*7+4, 102, 109]) = 1;
188 A_1(76,[5:7:6*7+5, 103, 110]) = 1;
189 A_1(77,[6:7:6*7+6, 104, 111]) = 1;
190 A_1(78,[7:7:6*7+7, 105, 112]) = 1;
191
192 % Construccion de la matriz b
193
194 b_1 = zeros(78, 1); % Elementos cero para que los parametros seleccionados
195 % se anulen.
196
197 b_1(72:78) = 1; % Condicion para que los elementos de cada fila de f mas
198 % los de g correspondientes a las temperaturas ambientes
199 % sumen 1
200
201 % Renombramos las matrices A y b ya obtenidas en el modelo 2 para las
202 % restricciones con igualdades (Aeq*x=beq)
203 Aeq = A_1;
204 beq = b_1;
205
206 % Calculo de f para expresar la funcion cuadratica en la forma adecuada
207 aux_3_1 = zeros(1,n^2+n*m);
208 aux_3_2 = zeros(1,n^2+n*m);
209
210 for k=1:N-1
211     aux_3_1 = T_matriz(:,k+1)'*M(:, :, k);
212     aux_3_2 = aux_3_1 + aux_3_2 ; %sumatorio
213 end
214
215 f = (-2.*aux_3_2)';
216
217 % Calculo de H
218 aux_3_3 = zeros(n^2+m*n);
219 aux_3_4 = zeros(n^2+m*n);
220
221 for k=1:N-1
222     aux_3_3 = M(:, :, k)'*M(:, :, k);
223     aux_3_4 = aux_3_3 + aux_3_4 ; %sumatorio
224 end
225
226 H = 2.*aux_3_4;
227
```

```
228 % Matriz A para restricciones con inequaciones  $A*x \leq b$ 
229 A_2 = zeros(41, n^2+n*m);
230
231 % Algunos elementos se definen negativos para invertir el signo de la
232 % inequacion y que sean mayor o igual a cero (positivos)
233
234 A_2(1,1) = 1; %Primer elemento de la diagonal
235
236 A_2(2,2) = -1;
237 A_2(3,4) = -1;
238 A_2(4,5) = -1;
239
240 A_2(5,7) = -1;
241 A_2(6,8) = -1;
242
243 A_2(7,9) = 1; %Segundo elemento de la diagonal
244
245 A_2(8,11) = -1;
246 A_2(9,12) = -1;
247
248 A_2(10,17) = 1; % Tercer elemento de la diagonal
249
250 A_2(11,19) = -1;
251 A_2(12,20) = -1;
252 A_2(13,21) = -1;
253
254 A_2(14,22) = -1;
255 A_2(15,23) = -1;
256
257 A_2(16,25) = 1; % Cuarto elemento de la diagonal
258
259 A_2(17,26) = -1;
260
261 A_2(18,29) = -1;
262 A_2(19,30) = -1;
263 A_2(20,31) = -1;
264 A_2(21,32) = -1;
265
266 A_2(22,33) = 1; % Quinto elemento de la diagonal
267
268 A_2(23,34) = -1;
269 A_2(24,35) = -1;
270 A_2(25,38) = -1;
271 A_2(26,40) = -1;
272
273 A_2(27,41) = 1; % Sexto elemento de la diagonal
274
275 A_2(28,43) = -1;
276
277 A_2(29,45) = -1;
278 A_2(30,47) = -1;
279
280 A_2(31,49) = 1; % Septimo elemento de la diagonal
281
282 % Elementos correspondientes a matriz G deben ser todos positivos
283 A_2(32,99) = -1;
284 A_2(33,100) = -1;
285 A_2(34,102) = -1;
286 A_2(35,108) = -1;
287 A_2(36,110) = -1;
288 A_2(37,111) = -1;
```

```
289 A_2(38,112) = -1;
290 A_2(39,113) = -1;
291 A_2(40,114) = -1;
292 A_2(41,116) = -1;
293
294 % Restriccion de que la suma de todos los elementos de cada fila de
295 % la matriz F debe ser menor de uno
296 A_2(42,1:7:6*7+1) = 1;
297 A_2(43,2:7:6*7+2) = 1;
298 A_2(44,3:7:6*7+3) = 1;
299 A_2(45,4:7:6*7+4) = 1;
300 A_2(46,5:7:6*7+5) = 1;
301 A_2(47,6:7:6*7+6) = 1;
302 A_2(48,7:7:6*7+7) = 1;
303
304 % Construccion matriz b
305 b_2 = zeros(48,1);
306 b_2(1,1) = 1;
307 b_2(7,1) = 1;
308 b_2(10,1) = 1;
309 b_2(16,1) = 1;
310 b_2(22,1) = 1;
311 b_2(27,1) = 1;
312 b_2(31,1) = 1;
313 b_2(42:48) = 1;
314
315 b_2 = b_2 * 0.999999999; % Para evitar que los elementos
316 % sean igual a 1 (siempre menor)
317
318 % Funcion de optimizacion
319 tita_est_3 = quadprog(H,f,A_2,b_2,Aeq,beq);
320
321 F_3 = reshape(tita_est_3(1:n^2),n,n);
322 G_3 = reshape(tita_est_3(n^2+1:end),n,m);
323
324 %% Simulacion con el modelo 3 obtenido
325
326 T_matriz_sim_3 = zeros(size(T_matriz));
327 T_matriz_sim_3(:,1) = T_matriz(:,1);
328
329 for k=1:N-1
330     T_matriz_sim_3(:,k+1) = F_3*T_matriz_sim_3(:,k) + G_3*U_matriz(:,k);
331 end
332
333 %% Prediccion con el modelo 3 obtenido con restricciones
334
335 T_matriz_pred_3 = zeros(size(T_matriz));
336 T_matriz_pred_3(:,1) = T_matriz(:,1);
337
338 for k=1:N-1
339     T_matriz_pred_3(:,k+1) = F_3*T_matriz(:,k) + G_3*U_matriz(:,k);
340 end
```

E. Código MATLAB para el procesamiento de los datos experimentales

```
1
2 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
3 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
4 % Trabajo de Fin de Grado - Modelado, analisis y simulacion de la
5 % dinamica termica de una vivienda.
6 % Patricia Orquin Granada - Junio de 2023
7 %
8 % Codigo de procesamiento de los datos experimentales.
9 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
10 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
11
12 %% PROCESADO DE LA TEMPERATURA
13
14 % Extrae datos de temperatura, humedad y tiempo como string
15
16 datos_termometro_1;
17 datos_termometro_2;
18 datos_termometro_3;
19 datos_termometro_4;
20 datos_termometro_5;
21 datos_termometro_6;
22 datos_termometro_7;
23 datos_termometro_8;
24 datos_termometro_9;
25 datos_termometro_10;
26
27 %Pasamos los datos de temperatura de string a double
28
29 Temp_1 = str2double(TempC_1);
30 Temp_2 = str2double(TempC_2);
31 Temp_3 = str2double(TempC_3);
32 Temp_4 = str2double(TempC_4);
33 Temp_5 = str2double(TempC_5);
34 Temp_6 = str2double(TempC_6);
35 Temp_7 = str2double(TempC_7);
36 Temp_8 = str2double(TempC_8);
37 Temp_9 = str2double(TempC_9);
38 Temp_10 = str2double(TempC_10);
39
40 % Pasamos el tiempo de string a datetime
41
```

```
42 datetime_term_1 = datetime(TIME_1, 'InputFormat', 'dd-MM-yy/HH:mm:ss');
43 datetime_term_2 = datetime(TIME_2, 'InputFormat', 'dd-MM-yy/HH:mm:ss');
44 datetime_term_3 = datetime(TIME_3, 'InputFormat', 'dd-MM-yy/HH:mm:ss');
45 datetime_term_4 = datetime(TIME_4, 'InputFormat', 'dd-MM-yy/HH:mm:ss');
46 datetime_term_5 = datetime(TIME_5, 'InputFormat', 'dd-MM-yy/HH:mm:ss');
47 datetime_term_6 = datetime(TIME_6, 'InputFormat', 'dd-MM-yy/HH:mm:ss');
48 datetime_term_7 = datetime(TIME_7, 'InputFormat', 'dd-MM-yy/HH:mm:ss');
49 datetime_term_8 = datetime(TIME_8, 'InputFormat', 'dd-MM-yy/HH:mm:ss');
50 datetime_term_9 = datetime(TIME_9, 'InputFormat', 'dd-MM-yy/HH:mm:ss');
51 datetime_term_10 = datetime(TIME_10, 'InputFormat', 'dd-MM-yy/HH:mm:ss');
52
53 % Sacamos el instante inicial t_0 del experimento (el mayor de los
54 % instantes iniciales de cada sensor), y el indice i_t_0 para
55 % identificar cual de los termómetros es el que se elige como vector
56 % de tiempo del experimento.
57
58 [t_0,i_t_0] = max([datetime_term_1(1)
59                 datetime_term_2(1)
60                 datetime_term_3(1)
61                 datetime_term_4(1)
62                 datetime_term_5(1)
63                 datetime_term_6(1)
64                 datetime_term_7(1)
65                 datetime_term_8(1)
66                 datetime_term_9(1)
67                 datetime_term_10(1)]);
68
69
70 % establecemos como FIN DEL EXPERIMENTO a las 10:20 del 10 de Marzo
71 % del 2023 (antes de detener ningun sensor)
72
73 t_fin_experimento = datetime('2023-03-10 10:20');
74
75 N = round(minutes(t_fin_experimento-t_0)); % Instantes (minutos) totales
76                                         % del experimento desde t_0
77
78 % Transformamos los tiempos a vectores de tipo double medidos desde t_0
79
80 t_1 = seconds(datetime_term_1-t_0);
81 t_2 = seconds(datetime_term_2-t_0);
82 t_3 = seconds(datetime_term_3-t_0);
83 t_4 = seconds(datetime_term_4-t_0);
84 t_5 = seconds(datetime_term_5-t_0);
85 t_6 = seconds(datetime_term_6-t_0);
86 t_7 = seconds(datetime_term_7-t_0);
87 t_8 = seconds(datetime_term_8-t_0);
88 t_9 = seconds(datetime_term_9-t_0);
89 t_10 = seconds(datetime_term_10-t_0);
90
91 t_todos = {t_1
92           t_2
93           t_3
94           t_4
95           t_5
96           t_6
97           t_7
98           t_8
99           t_9
100          t_10};
101
102 t_bueno = t_todos{i_t_0}; %Vector de tiempos de referencia
```

```
103
104 %Recortamos el vector de tiempos para que llegue solo hasta el final del
105 %experimento
106
107 t_bueno = t_bueno(1:N);
108
109 % Interpolamos todas las temperaturas, respecto al vector de tiempo
110 % t_bueno, ahora todas estaran sincronizadas y seran del mismo
111 % tamaño
112
113 temp_1_final = interp1(t_1, Temp_1, t_bueno);
114 temp_2_final = interp1(t_2, Temp_2, t_bueno);
115 temp_3_final = interp1(t_3, Temp_3, t_bueno);
116 temp_4_final = interp1(t_4, Temp_4, t_bueno);
117 temp_5_final = interp1(t_5, Temp_5, t_bueno);
118 temp_6_final = interp1(t_6, Temp_6, t_bueno);
119 temp_7_final = interp1(t_7, Temp_7, t_bueno);
120 temp_8_final = interp1(t_8, Temp_8, t_bueno);
121 temp_9_final = interp1(t_9, Temp_9, t_bueno);
122 temp_10_final = interp1(t_10, Temp_10, t_bueno);
123
124 % La temperatura del pasillo es la media de los dos termómetros 5 y 10
125 temp_5_final_media = (temp_5_final+temp_10_final)/2;
126
127 %Construimos vectores de temperatura para cada instante
128 T_matriz = [temp_1_final';      % SALON
129             temp_2_final';      % CUARTO PEQUENO
130             temp_3_final';      % BANO
131             temp_4_final';      % GALERIA
132             temp_5_final_media'; % PASILLO
133             temp_9_final';      % COCINA
134             temp_7_final'];      % CUARTO GRANDE
135
136
137 %% PROCESADO DE LA POTENCIA
138
139 datos_potencia_datalogger_rojo; % Obtiene vector datetime de los instantes
140                                 % de cada impulso
141
142 datos_potencia_datalogger_blanco; % Obtiene vector datetime de los
143                                 % instantes de cada impulso
144
145 % Transformamos los tiempos a vectores de tipo double medidos desde t_0
146
147 t_power_rojo = seconds(datetime_power_rojo'-t_0);
148 t_power_blanco = seconds(datetime_power_blanco'-t_0);
149
150
151 % Inicializamos los vectores de incremento de t
152
153 deltat_seconds_rojo = zeros(1,numel(t_power_rojo)); % en segundos
154 deltat_hours_rojo = zeros(1,numel(t_power_rojo)); % en horas
155
156 deltat_seconds_blanco = zeros(1,numel(t_power_blanco));
157 deltat_hours_blanco = zeros(1,numel(t_power_blanco));
158
159 % Calcula los incrementos de tiempo entre cada instante, los cuales son
160 % inversamente proporcionales a la potencia.
161
162 for i=1:(numel(t_power_rojo))-1
163     deltat_hours_rojo(i) = (datenum(t_power_rojo(i+1))- ...
```

```
164     datenum(t_power_rojo(i))/3600; % Intervalo en horas
165     deltat_seconds_rojo(i) = (datenum(t_power_rojo(i+1))- ...
166     datenum(t_power_rojo(i))); % Intervalo en segundos
167 end
168
169 for k=1:(numel(t_power_blanco))-1
170     deltat_hours_blanco(k) = (datenum(t_power_blanco(k+1))- ...
171     datenum(t_power_blanco(k)))/3600; % Intervalo en horas
172     deltat_seconds_blanco(k) = (datenum(t_power_blanco(k+1))- ...
173     datenum(t_power_blanco(k))); % Intervalo en segundos
174 end
175
176 power_rojo = 1./deltat_hours_rojo; % Potencia en Watt
177                                     % (1 Wh/Intervalo en horas)
178 power_rojo(end) = 0; % El vector p contenia un 0 en el ultimo elemento
179
180 power_blanco = 1./deltat_hours_blanco; % Potencia en Watt
181                                     % (1 Wh/Intervalo en horas)
182 power_blanco(end) = 0; % El vector p contenia un 0 en el ultimo elemento
183
184 % Se amplian los vectores de potencia con un intervalo de
185 % potencia al final = 0
186
187 t_power_rojo(end+1) = t_bueno(end);
188 power_rojo(end+1) = 0;
189
190 t_power_blanco(end+1) = t_bueno(end);
191 power_blanco(end+1) = 0;
192
193 % Incluimos el instante t_0 con un valor de potencia = 0 para poder
194 % interpolar
195
196 t_power_rojo = [0 t_power_rojo];
197 power_rojo = [0 power_rojo];
198
199 t_power_blanco = [0 t_power_blanco];
200 power_blanco = [0 power_blanco];
201
202 % Interpolacion en t_bueno
203
204 power_rojo_final=interp1(t_power_rojo ,power_rojo ,t_bueno ,"previous");
205
206 power_blanco_final=interp1(t_power_blanco ,power_blanco ,t_bueno ,"previous");
207
208 %% Habitacion 1: SALON
209
210 inicio_salon_1 = datetime('2023-03-04 10:23');
211 fin_salon_1 = datetime('2023-03-04 13:26');
212
213 % Minuto en el que se enciende la habitacion 1
214 k_1 = round(minutes(inicio_salon_1 - t_0));
215
216 % Minutos que permanece encendida la habitacion 1
217 m_1 = minutes(fin_salon_1 - inicio_salon_1);
218
219 inicio_salon_2 = datetime('2023-03-04 15:57');
220 fin_salon_2 = datetime('2023-03-04 18:10');
221
222 % Minuto en el que se vuelve a encender la habitacion 1
223 k_2 = round(minutes(inicio_salon_2 - t_0));
224 m_2 = minutes(fin_salon_2 - inicio_salon_2);
```

```
225
226 inicio_salon_3 = datetime('2023-03-07 19:33');
227 fin_salon_3 = datetime('2023-03-07 21:50');
228
229 % Minuto en el que se vuelve a encender la habitacion 1
230 k_3 = round(minutes(inicio_salon_3 - t_0));
231 m_3 = minutes(fin_salon_3 - inicio_salon_3);
232
233 % Se crea el vector de potencias en la habitacion 1
234
235 p1= zeros(1,N);
236 p1(1,k_1:k_1+m_1) = power_rojo_final(k_1:k_1+m_1);
237 p1(1,k_2:k_2+m_2) = power_rojo_final(k_2:k_2+m_2);
238 p1(1,k_3:k_3+m_3) = power_rojo_final(k_3:k_3+m_3);
239
240
241 %% eliminamos variables
242
243 clearvars k_1 m_1 k_2 m_2 k_3 m_3;
244 clearvars inicio_salon_1 fin_salon_1 inicio_salon_2 fin_salon_2
245 clearvars inicio_salon_3 fin_salon_3
246
247 %% Habitacion 2: CUARTO PEQUENO
248
249 inicio_cuartopeq_1 = datetime('2023-03-03 10:20');
250 fin_cuartopeq_1 = datetime('2023-03-03 13:26');
251
252 % Minuto en el que se enciende la habitacion 2
253 k_1 = round(minutes(inicio_cuartopeq_1 - t_0));
254 % Minutos que permanece encendida la habitacion 2
255 m_1 = minutes(fin_cuartopeq_1 - inicio_cuartopeq_1);
256
257 inicio_cuartopeq_2 = datetime('2023-03-04 15:57');
258 fin_cuartopeq_2 = datetime('2023-03-04 18:10');
259
260 % Minuto en el que se vuelve a encender la habitacion 2
261 k_2 = round(minutes(inicio_cuartopeq_2 - t_0));
262 m_2 = minutes(fin_cuartopeq_2 - inicio_cuartopeq_2);
263
264 inicio_cuartopeq_3 = datetime('2023-03-08 20:13');
265 fin_cuartopeq_3 = datetime('2023-03-08 22:25');
266
267 % Minuto en el que se vuelve a encender la habitacion 2
268 k_3 = round(minutes(inicio_cuartopeq_3 - t_0));
269 m_3 = minutes(fin_cuartopeq_3 - inicio_cuartopeq_3);
270
271 p2 = zeros(1,N);
272 p2(1,k_1:k_1+m_1) = power_blanco_final(k_1:k_1+m_1);
273 p2(1,k_2:k_2+m_2) = power_blanco_final(k_2:k_2+m_2);
274 p2(1,k_3:k_3+m_3) = power_blanco_final(k_3:k_3+m_3);
275
276
277
278 %% eliminamos variables
279
280 clearvars k_1 m_1 k_2 m_2 k_3 m_3;
281 clearvars inicio_cuartopeq_1 fin_cuartopeq_1 inicio_cuartopeq_2
282 clearvars fin_cuartopeq_2 inicio_cuartopeq_3 fin_cuartopeq_3
283
284 %% Habitacion 3: BANO
285
```

```
286 inicio_bano_1 = datetime('2023-03-04 13:33');
287 fin_bano_1 = datetime('2023-03-04 15:46');
288
289 % Minuto en el que se enciende la habitacion 3
290 k_1 = round(minutes(inicio_bano_1 - t_0));
291 % Minutos que permanece encendida la habitacion 3
292 m_1 = minutes(fin_bano_1 - inicio_bano_1);
293
294 inicio_bano_2 = datetime('2023-03-05 09:51');
295 fin_bano_2 = datetime('2023-03-05 12:35');
296
297 % Minuto en el que se vuelve a encender la habitacion 3
298 k_2 = round(minutes(inicio_bano_2 - t_0));
299 m_2 = minutes(fin_bano_2 - inicio_bano_2);
300
301 inicio_bano_3 = datetime('2023-03-08 20:13');
302 fin_bano_3 = datetime('2023-03-08 22:25');
303
304 % Minuto en el que se vuelve a encender la habitacion 3
305 k_3 = round(minutes(inicio_bano_3 - t_0));
306 m_3 = minutes(fin_bano_3 - inicio_bano_3);
307
308 p3 = zeros(1,N);
309 p3(1,k_1:k_1+m_1) = power_rojo_final(k_1:k_1+m_1);
310 p3(1,k_2:k_2+m_2) = power_rojo_final(k_2:k_2+m_2);
311 p3(1,k_3:k_3+m_3) = power_rojo_final(k_3:k_3+m_3);
312
313
314
315 %% eliminamos variables
316
317 clearvars k_1 m_1 k_2 m_2 k_3 m_3;
318 clearvars inicio_bano_1 fin_bano_1 inicio_bano_2
319 clearvars fin_bano_2 inicio_bano_3 fin_bano_3
320
321 %% Habitacion 4: GALERIA
322
323 inicio_galeria_1 = datetime('2023-03-04 18:16');
324 fin_galeria_1 = datetime('2023-03-04 19:27');
325
326 % Minuto en el que se enciende la habitacion 4
327 k_1 = round(minutes(inicio_galeria_1 - t_0));
328 % Minutos que permanece encendida la habitacion 4
329 m_1 = minutes(fin_galeria_1 - inicio_galeria_1);
330
331 inicio_galeria_2 = datetime('2023-03-05 18:13');
332 fin_galeria_2 = datetime('2023-03-05 20:07');
333
334 % Minuto en el que se vuelve a encender la habitacion 4
335 k_2 = round(minutes(inicio_galeria_2 - t_0));
336 m_2 = minutes(fin_galeria_2 - inicio_galeria_2);
337
338 inicio_galeria_3 = datetime('2023-03-10 08:16');
339 fin_galeria_3 = datetime('2023-03-10 10:15');
340
341 % Minuto en el que se vuelve a encender la habitacion 4
342 k_3 = round(minutes(inicio_galeria_3 - t_0));
343 m_3 = minutes(fin_galeria_3 - inicio_galeria_3);
344
345 p4 = zeros(1,N);
346 p4(1,k_1:k_1+m_1) = power_rojo_final(k_1:k_1+m_1);
```

```
347 p4(1,k_2:k_2+m_2) = power_rojo_final(k_2:k_2+m_2);
348 p4(1,k_3:k_3+m_3) = power_rojo_final(k_3:k_3+m_3);
349
350
351
352 %% eliminamos variables
353
354 clearvars k_1 m_1 k_2 m_2 k_3 m_3;
355 clearvars inicio_galeria_1 fin_galeria_1 inicio_galeria_2
356 clearvars fin_galeria_2 inicio_galeria_3 fin_galeria_3
357
358 %% Habitacion 5: PASILLO
359
360 inicio_pasillo_1 = datetime('2023-03-04 13:33');
361 fin_pasillo_1 = datetime('2023-03-04 15:45');
362
363 % Minuto en el que se enciende la habitacion 5
364 k_1 = round(minutes(inicio_pasillo_1 - t_0));
365 % Minutos que permanece encendida la habitacion 5
366 m_1 = minutes(fin_pasillo_1 - inicio_pasillo_1);
367
368 inicio_pasillo_2 = datetime('2023-03-05 18:13');
369 fin_pasillo_2 = datetime('2023-03-05 20:07');
370
371 % Minuto en el que se vuelve a encender la habitacion 5
372 k_2 = round(minutes(inicio_pasillo_2 - t_0));
373 m_2 = minutes(fin_pasillo_2 - inicio_pasillo_2);
374
375 inicio_pasillo_3 = datetime('2023-03-10 08:16');
376 fin_pasillo_3 = datetime('2023-03-10 10:16');
377
378 % Minuto en el que se vuelve a encender la habitacion 5
379 k_3 = round(minutes(inicio_pasillo_3 - t_0));
380 m_3 = minutes(fin_pasillo_3 - inicio_pasillo_3);
381
382 p5 = zeros(1,N);
383 p5(1,k_1:k_1+m_1) = power_blanco_final(k_1:k_1+m_1);
384 p5(1,k_2:k_2+m_2) = power_blanco_final(k_2:k_2+m_2);
385 p5(1,k_3:k_3+m_3) = power_blanco_final(k_3:k_3+m_3);
386
387
388
389
390 %% eliminamos variables
391
392 clearvars k_1 m_1 k_2 m_2 k_3 m_3;
393 clearvars inicio_pasillo_1 fin_pasillo_1 inicio_pasillo_2
394 clearvars fin_pasillo_2 inicio_pasillo_3 fin_pasillo_3
395
396 %% Habitacion 6: COCINA
397
398 inicio_cocina_1 = datetime('2023-03-04 10:23');
399 fin_cocina_1 = datetime('2023-03-04 13:26');
400
401 % Minuto en el que se enciende la habitacion 6
402 k_1 = round(minutes(inicio_cocina_1 - t_0));
403 % Minutos que permanece encendida la habitacion 6
404 m_1 = minutes(fin_cocina_1 - inicio_cocina_1);
405
406 inicio_cocina_2 = datetime('2023-03-05 09:51');
407 fin_cocina_2 = datetime('2023-03-05 12:35');
```

```
408
409 % Minuto en el que se vuelve a encender la habitacion 6
410 k_2 = round(minutes(inicio_cocina_2 - t_0));
411 m_2 = minutes(fin_cocina_2 - inicio_cocina_2);
412
413 inicio_cocina_3 = datetime('2023-03-06 14:47');
414 fin_cocina_3 = datetime('2023-03-06 16:50');
415
416 % Minuto en el que se vuelve a encender la habitacion 6
417 k_3 = round(minutes(inicio_cocina_3 - t_0));
418 m_3 = minutes(fin_cocina_3 - inicio_cocina_3);
419
420 p6 = zeros(1,N);
421 p6(1,k_1:k_1+m_1) = power_blanco_final(k_1:k_1+m_1);
422 p6(1,k_2:k_2+m_2) = power_blanco_final(k_2:k_2+m_2);
423 p6(1,k_3:k_3+m_3) = power_blanco_final(k_3:k_3+m_3);
424
425
426 %% eliminamos variables
427
428 clearvars k_1 m_1 k_2 m_2 k_3 m_3;
429 clearvars inicio_cocina_1 fin_cocina_1 inicio_cocina_2
430 clearvars fin_cocina_2 inicio_cocina_3 fin_cocina_3
431
432 %% Habitacion 7: CUARTO GRANDE
433
434 %Estufa roja en cuarto grande desde las 10:20 hasta las 13:26 del 3-3-23
435 inicio_cuartogra_1 = datetime('2023-03-03 10:20');
436 fin_cuartogra_1 = datetime('2023-03-03 13:26');
437
438 % Minuto en el que se enciende la habitacion 7
439 k_1 = round(minutes(inicio_cuartogra_1 - t_0));
440 % Minutos que permanece encendida la habitacion 7
441 m_1 = minutes(fin_cuartogra_1 - inicio_cuartogra_1);
442
443 inicio_cuartogra_2 = datetime('2023-03-05 12:42');
444 fin_cuartogra_2 = datetime('2023-03-05 14:46');
445
446 % Minuto en el que se vuelve a encender la habitacion 7
447 k_2 = round(minutes(inicio_cuartogra_2 - t_0));
448 m_2 = minutes(fin_cuartogra_2 - inicio_cuartogra_2);
449
450 inicio_cuartogra_3 = datetime('2023-03-09 19:19');
451 fin_cuartogra_3 = datetime('2023-03-09 21:15');
452
453 % Minuto en el que se vuelve a encender la habitacion 7
454 k_3 = round(minutes(inicio_cuartogra_3 - t_0));
455 m_3 = minutes(fin_cuartogra_3 - inicio_cuartogra_3);
456
457 % Creamos vectores para la representacion grafica de la potencia
458 p7 = zeros(1,N);
459 p7(1,k_1:k_1+m_1) = power_rojo_final(k_1:k_1+m_1);
460 p7(1,k_2:k_2+m_2) = power_rojo_final(k_2:k_2+m_2);
461 p7(1,k_3:k_3+m_3) = power_rojo_final(k_3:k_3+m_3);
462
463
464
465 %% eliminamos variables
466
467 clearvars k_1 m_1 k_2 m_2 k_3 m_3;
468 clearvars inicio_cuartogra_1 fin_cuartogra_1 inicio_cuartogra_2
```

```
469 clearvars fin_cuartogra_2 inicio_cuartogra_3 fin_cuartogra_3
470
471
472 %% PROCESADO DEL LUXOMETRO
473
474 datos_luxometro; % Obtiene tabla con los datos extraidos del luxometro
475
476 % Construimos array de strings con los datos en LUX
477 datos_lux = table2array(datos_fichero_luxometro(:,2));
478 % Construimos array de strings con los tiempos de cada dato
479 time_luxometro = table2array(datos_fichero_luxometro(:,4));
480
481 datos_lux_2 = "" ;
482 datos_lux_3 = "" ;
483
484 % Rastreamos datos de lux y los que esten expresados como XX.XX los
485 % convertimos en datos expresados de forma normal
486 for i=1:length(datos_lux)
487     if contains(datos_lux(i),'K')
488         datos_lux_2(i) = replace(datos_lux(i),'.','');
489         datos_lux_3(i) = replace(datos_lux_2(i),'K','0');
490     elseif not(contains(datos_lux(i),'K'))
491         datos_lux_3(i) = datos_lux(i);
492     end
493 end
494
495 datos_lux_4 = datos_lux_3';
496 datos_lux_procesados = str2double(datos_lux_4);
497
498 % Vector de tiempos desde t0
499 datetime_lux = datetime(time_luxometro,'InputFormat','MM-dd-yy/HH:mm:ss');
500 t_lux = seconds(datetime_lux-t_0);
501
502 datos_lux_final = interp1(t_lux, datos_lux_procesados, t_bueno);
503
504
505 %% CONSTRUIMOS MATRIZ DE ACCION
506
507 U_matriz = [p1; % SALON
508             p2; % CUARTO PEQUENO
509             p3; % BANO
510             p4; % GALERIA
511             p5; % PASILLO
512             p6; % COCINA
513             p7; % CUARTO GRANDE
514             temp_8_final'; % CALLE
515             temp_6_final'; % PATIO INTERIOR
516             datos_lux_final']; % LUX
```

